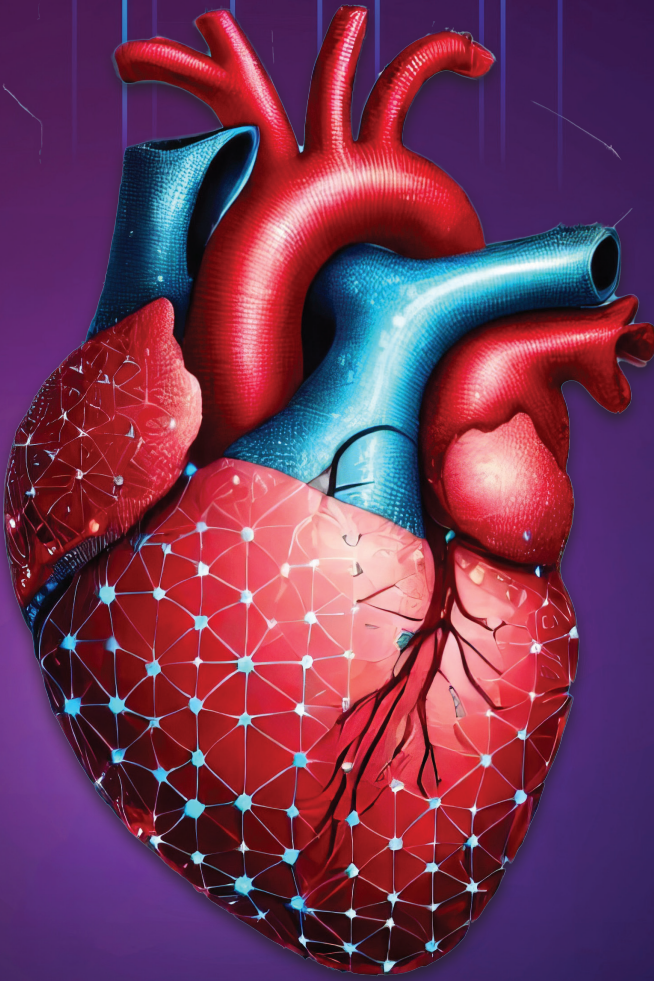
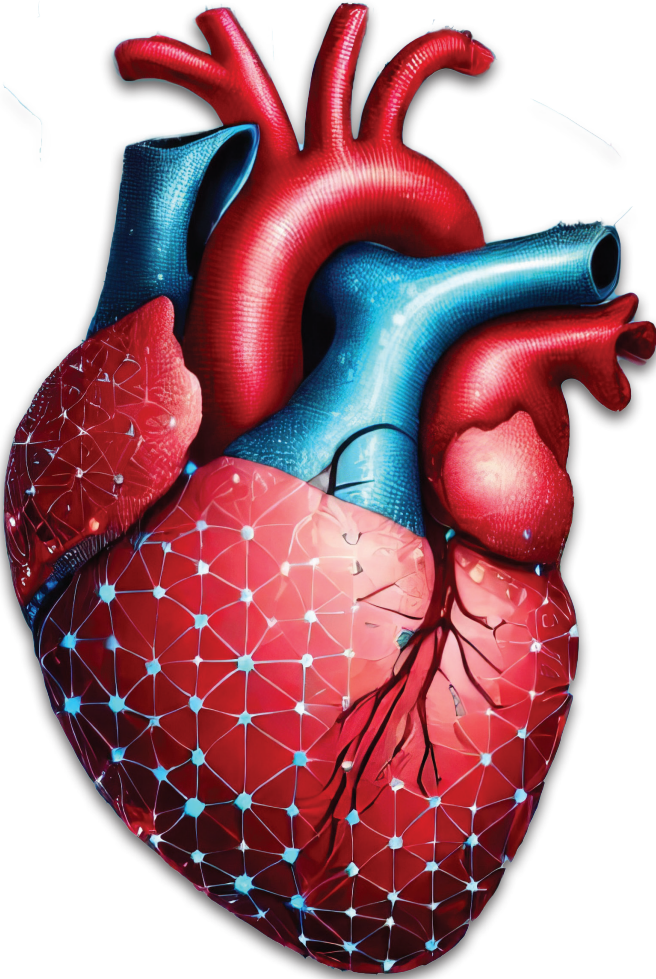


KARDİYOYOVASKÜLER HASTALIKLARDA YAPAY ZEKA



EDİTÖRLER:
TARIK KIVRAK
ERTUĞRUL OKUYAN
MUZAFFER M. DEĞERTEKİN

KARDİYOYOVASKÜLER HASTALIKLARDA YAPAY ZEKA



EDİTÖRLER:
TARIK KIVRAK
ERTUĞRUL OKUYAN
MUZAFFER M. DEĞERTEKİN

KARDİOVASKÜLER HASTALIKLARDA YAPAY ZEKA

Editörler: Tarık Kıvrak, Ertuğrul Okuyan, Muzaffer M. Değertekin

Copyright © Türk Kardiyoloji Derneği

Basım Yılı 2024

Tüm hakları saklıdır. Bu kitabın hiçbir bölümü editöründen yazılı izin alınmaksızın çoğaltılamaz, elektronik ortamda saklanamaz, elektronik ve fotografik olarak kopyalanamaz ve herhangi bir şekilde yayınlanamaz.



İletişim: Nish İstanbul, A Blok, Kat: 8, No: 47-48,
Çobançeşme, Sanayi Caddesi 11,
Yenibosna, Bahçelievler 34196 İstanbul, Türkiye
Tel: +90 212 221 17 30 - 221 17 38
Faks: +90 212 221 17 54
e-posta: tkd@tkd.org.tr
Web: tkd.org.tr



Bu kitabın yayına hazır hale getirilmesi ve baskısı KARE YAYINCILIK tarafından gerçekleştirilmiştir.

İletişim: Göztepe Mah., Fahrettin Kerim Gökay Cad.,
No: 200/A, D: 2, Çemenzar - Kadıköy, İstanbul, Türkiye
Tel: +90 216 550 61 11
Faks: +90 216 550 61 12
e-posta: kare@karepb.com
Web: www.karepb.com

Konsept Yayın: Ali Cangül
Kapak Tasarımı: Ali Cangül
Yayın Koordinatörü: Zeynep Sena Pekşen

ÖNSÖZ

Kardiyovasküler Hastalıklarda Yapay Zeka isimli bu kitabı sizlerle buluşturmanın mutluluğunu yaşıyoruz. Günümüzde tıp alanında yaşanan hızlı dijital dönüşümün en önemli bileşenlerinden biri olan yapay zeka, kardiyovasküler hastalıkların tanı ve tedavisinde devrim yaratacak yenilikler sunmaktadır. Bu kitap, bu devrimin getirdiği yenilikleri, yapay zekanın kardiyoloji alanında sağladığı avantajları ve karşılaşılan zorlukları derinlemesine ele almaktadır.

Kardiyovasküler hastalıklar, dünya genelinde en sık görülen ölüm nedenlerinden biri olarak her geçen yıl daha da önem kazanmaktadır. Bu hastalıkların erken teşhisi ve tedavi süreçlerinde yapay zekanın sağladığı olanaklar, hem hasta sağlığı hem de sağlık sistemi üzerindeki yükü azaltmak açısından büyük bir fırsat sunmaktadır. Kitabımızda kardiyovasküler hastalıklarla ilgili çeşitli yapay zeka uygulamaları; veri analizinden görüntü işlemeye, hastalık riski tahmininden kişiselleştirilmiş tedaviye kadar geniş bir yelpazede örneklerle desteklenerek sunulmaktadır.

Bu kitabın sağlık profesyonelleri, araştırmacılar ve yapay zeka teknolojilerine ilgi duyan herkes için değerli bir kaynak olmasını umuyoruz. Yapay zekanın kardiyolojiye entegre edilmesiyle sağlanan bu yeni bakış açısının, hastaların yaşam kalitesini artırmaya ve tıp dünyasında yeni ufuklar açmaya katkıda bulunacağına inanıyoruz. Kitabın bu alanda çalışmalara ilham kaynağı olmasını dileyerek keyifli ve faydalı okumalar diliyoruz. Kitabı, 2024 yılında kaybettiğim kıymetli eşim Burcu Aytan Kıvrak'a atfediyorum.

Doç. Dr. Tarık Kıvrak

İÇİNDEKİLER

Yapay Zekaya Giriş	1
Tuğçe Keleş, İlnur Serçek, Prof. Dr. Şengül Doğan, Doç. Dr. Türker Tuncer	
Aritmi Tanı ve Tedavisinde Yapay Zeka	11
Dr. Evrim Şimşek, Dr. Hakan Gökalp Uzun	
Koroner Arter Hastalığı ve Yapay Zeka	19
Doç. Dr. Asım Enhoş, Dr. Sezgin Uzunođlan	
Kalp Yetersizliđi ve Yapay Zeka.....	25
Doç. Dr. Begüm Yetiş Sayın	
Kalp Kapak Hastalıklarının Tanı ve Tedavisinde Yapay Zeka.....	33
Dr. Selim Süleyman Sert, Doç. Dr. Mevlüt Serdar Kuyumcu	
Pulmoner Vasküler Hastalıklar ve Konjenital Kalp Hastalıklarında Yapay Zeka Kullanımı	39
Dr. Erkan Çeçen, Dr. Cansu Ebrn	
Kardiyak Nadir ve Genetik Hastalık Tanı ve Tedavisinde Yapay Zeka.....	53
Dr. Reha Türk, Dr. Murat Kerkütlüođlu	
Kardiyoloji Alanında Dijital Sađlık, Uzaktan Hasta Takip Sistemleri ve Yapay Zeka Uygulamaları	61
Dr. Hidayet Ozan Arabacı, Dr. Ufuk İyigün	
Asistan Eđitiminde Yapay Zeka.....	75
Dr. Mehmet Ali Gelen, Dr. Gökhan Demirci, Dr. Özkan Bekler	
Kardiyak Görüntülemede Yapay Zeka	83
Dr. Muhammed Esad Çekin	
Elektrokardiyografi Deđerlendirilmesinde Yapay Zeka.....	93
Doç. Dr. Serdar Bozyel, Doç. Dr. Faysal Şaylık	

Yapay Zekaya Giriş

Tuğçe Keleş, İlnur Serçek, Prof. Dr. Şengül Doğan, Doç. Dr. Türker Tuncer

Adli Bilişim Mühendisliği Bölümü, Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Elazığ, Türkiye

Yapay Zekaya Giriş

İnsanoğlu var olduğu günden beri tüm işlerini kendi emekleriyle gerçekleştirmeye çalışmıştır. Sanayi devriminden bu yana yaşanan gelişmelerle yoğun insan gücünün yerini insanların yaptığı makineler almış ve teknolojinin gelişmesiyle birlikte yeni arayış yolları ortaya çıkmıştır.¹ İnsanoğlunun merak duygusu ile birlikte görevleri otomatikleştirerek insan hatasını en aza indirmek, süreçleri hızlandırmak gibi talepleri doğrultusunda insan zekasını makinelere uyarlamaya çalışmışlardır ve bu da yapay zekanın temelini oluşturmaktadır.² Yapay zeka, zeki makineler yapma mühendisliği olarak adlandırılabilir, temel olarak insan beyninin aşamalarını, zihinsel hesaplamaların analizini içeren bir bilim dalıdır.³ 1950'li yıllardan bu yana süregelen yapay zeka çalışmaları, teorik ve uygulamalı açıdan önemli başarılar elde etmiştir.⁴

Günümüzde yapay zeka birçok farklı alanda kullanılmaktadır. Eğitim alanında soru sorma ve yanıtlama, akıllı öğretim sistemlerinde kullanılırken, hukuk alanında davaların araştırılmasına yardımcı olmaktadır.⁵ Çeşitli uygulamalar için chatbotlar kullanılır ve insanlara ana dillerinde iletişim kurmasına imkan tanıyarak teknolojiye aşina olmayan kullanıcılara yardımcı olmaktadır.⁶ Google, Apple, Amazon, Microsoft gibi şirketler sanal asistanlar geliştirerek kullanıcıya çeşitli görevleri gerçekleştirmeye olanak sunmaktadır.⁷ E-ticaret sitelerinde müşterilerin ilgi alanları takip edilerek yeni pazar yöntemleri geliştirilmektedir.⁸ Bunun yanı sıra sağlık alanında da geniş bir şekilde kullanılmaktadır. Yapay zekanın doktorların ve diğer sağlık çalışanlarının görevlerini doğrudan değiştirmeyeceği kabul edilmekte olup bununla birlikte teşhisten tedaviye kadar olan sürecin insan çalışmalarını kolaylaştırıp iyileşmesine katkıda bulunacağı düşünülmektedir.⁹ Bu alanda yapay zeka idari işler, hasta iletişimi, görüntü analizi, hasta izleme gibi özel alanlarda sağlık çalışanlarına destek sağlamaktadır. Sağlık alanında yapay zeka uygulamaları kullanılarak sanal hemşire uygulaması geliştirilmiştir. Bu sistemler, hemşirelerin gerçekleştirmesi gereken görevleri üstlenirken doktorların bulunmadığı durumlarda danışmanlık hizmeti sunarak yardımcı olabilmektedir.¹⁰ Bu sistemler semptomlara dayalı olarak tedavi süreci için tıbbi tavsiyeler verirken acil durumlarda doktora danışılması gerektiğini belirtmektedir. Bu sürecin doğru ve güvenilir bir şekilde ilerlemesi için tüm verilerin doğru ve güvenilir olması gerekmektedir.¹¹

Yapay zekanın kardiyoloji alanındaki etkisi, bu tıpta devrim niteliğinde yenilikler getirerek klinik uygulamaları kökten değiştirmektedir.¹² Yapay zeka, kardiyovasküler hastalıkların tahmini, koroner arter hastalığının invaziv olmayan teşhisi, kötü huylu aritmilerin tespiti ve kalp yetmezliği hastalarının tanı ve tedavisinde önemli roller üstlenmektedir.¹³ Yapay zekanın en büyük avantajı, büyük veri setlerini analiz ederek daha hızlı, doğru ve kişiselleştirilmiş teşhis ve tedavi stratejileri geliştirebilmesidir.¹⁴ Özellikle ekokardiyografi ve elektrofizyolojide yapay zeka algoritmaları, karmaşık verileri işleyerek klinisyenlere daha isabetli kararlar verme imkanı sunmaktadır. Bu da klinik karar destek sistemlerine entegre edildiğinde, klinisyenlerin tedavi süreçlerini optimize etmelerine ve hasta bakımını iyileştirmelerine yardımcı olmaktadır.¹⁵

Giyilebilir cihazlar ve IoT teknolojileri ile entegre edilen yapay zeka, sürekli veri akışını mümkün kılarak hastalık yönetimini daha proaktif hale getirmektedir. Bu teknolojilerin, bireylerin sağlık durumlarını gerçek zamanlı olarak izleyebilmesi ve gerekli müdahalelerin zamanında yapılabilmesi gibi büyük avantajları vardır. Ancak yapay zekanın kardiyolojideki kullanımında etik ve veri gizliliği gibi önemli zorluklar da bulunmaktadır. Yapay zekanın verdiği kararların şeffaflığı, verilerin güvenilirliği ve bu süreçlerin etik açıdan değerlendirilmesi, çözülmesi gereken önemli meselelerdir. Bu nedenle, yapay zekanın tıbbi uygulamalarda güvenli ve etik bir şekilde kullanılabilmesi için düzenleyici çerçevelerin oluşturulması hayati önem taşımaktadır.¹⁶

Gelecekte, yapay zekanın kardiyolojideki rolünün daha da artması beklenmektedir. Bireyselleştirilmiş tıp (precision medicine) ve IoT (Nesnelerin İnterneti) gibi teknolojilerin yapay zeka ile entegrasyonu, kardiyolojik araştırmaların ve uygulamaların ilerlemesini hızlandıracak, aynı zamanda bu alanda yenilikleri teşvik edecektir.¹⁴ Bu süreçlerin başarılı bir şekilde yürütülmesi, yapay zekanın getirdiği yeniliklerin dikkatli bir şekilde yönetilmesine ve etik standartlara uygun bir şekilde uygulanmasına bağlıdır. Yapay zekanın kardiyolojideki gelişimi, sadece hastalıkların teşhisi ve tedavisinde değil, aynı zamanda sağlık hizmetlerinin genel kalitesini artırmada da kritik bir rol oynayacaktır. Ancak bu teknolojilerin güvenli ve etkili bir şekilde uygulanabilmesi için disiplinler arası iş birliği ve kapsamlı düzenlemeler gerekmektedir.¹⁶

Literatürde İncelenen Bazı Çalışmalar

Baygın ve ark.¹⁷ yaptıkları çalışmada elektrokardiyografi (EKG) sinyallerini kullanarak kaygı bozukluğu durumunu tespit etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada 5'i kadın, 14'ü erkek olmak üzere 19 katılımcıdan kaygı oluşturabilecek videoları izlerken toplanan EKG sinyallerini içeren bir veri seti kullanılmıştır. Özellik çıkarma aşamasında kendi kendini organize eden dinamik örüntü tabanlı bir özellik çıkarma işlevi olan olasılıksal ikili örüntü önermişlerdir. Önerilen model %98,5'in üzerinde doğruluk elde etmiştir.

Taşçı ve ark.¹⁸ yaptıkları çalışmada EKG sinyallerinden bipolar, depresyon ve şizofreniyi sınıflandırmayı amaçlamışlardır. Çalışmada kullanılmak üzere 62 bipolar, 17 depresyon ve 119 şizofreni olmak üzere 198 katılımcıdan 3.570 EKG vuruşu içeren yeni bir veri seti toplamışlardır. Özellik çıkarma aşamasında MDWT ve üçlü desenler, özellik seçme aşamasında ki-kare yöntemi, sınıflandırma aşamasında yapay sinir ağları ve 10 katlı çapraz doğrulama ve en iyi sonuçları elde etmek için IMV kullanılmıştır. Önerilen bu model %96,25 doğruluk oranına ulaşmıştır.

Barua ve ark.¹⁹ yaptıkları çalışmada uyku sırasında kaydedilen tek kanallı EKG sinyallerini kullanarak uyku bozukluklarıyla ilişkili bir ağrı sendromu olan fibromiyaljiyi tespit etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada 16 fibromiyalji hastası ve 16 kontrol grubundan elde edilen 139 tek kanallı EKG verileri analiz edilmiştir. Özellik çıkarma aşamasında yerel ikili desen benzeri 3LBP işlevi, özellik seçme aşamasında komşu bileşen analizi ve ki-kare fonksiyonları kullanılmıştır. K en yakın komşu sınıflandırıcısına ile %93,87 ve destek vektör sınıflandırıcısına ile %92,02 doğruluk oranı elde etmişlerdir.

Barua ve ark.²⁰ yaptıkları çalışmada EKG sinyallerini kullanarak miyokart enfarktüsünü tespit etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada bir sağlıklı ve 10 miyokart enfarktüsü sınıfına ait 12 derivasyonlu EKG'leri içeren halka açık bir veri seti kullanılmışlardır. Tek boyutlu geliştirilmiş simetrik ikili desen (1D-ISBP) ve 20 yaygın istatistiksel moment kullanılarak özellik çıkarımı kullanılmış, yüksek ve düşük seviyelerde özellik çıkarımına olanak tanıyan çok seviyeli dengesiz havuzlama ağaç dönüşümü (MUPTT) ile birleştirilmiştir. Yinelemeli komşuluk bileşen analizi kullanılarak en iyi özellikler seçilmiştir. Seçilen özellikler, 10 kat çapraz doğrulama ile sonuçlar elde etmek için tek boyutlu en yakın komşu (1NN) kullanılarak sınıflandırılmıştır. Önerilen model %99,94 doğruluk oranına ulaşmıştır.

Subaşı ve ark.²¹ yaptıkları çalışmada EKG sinyallerini yüksek doğruluk oranlarıyla sınıflandırmak için kule grafiği dönüşümü adı verilen yeni bir dönüşüm önermişlerdir. Özellik çıkarma için yeni sinyaller üretmek üzere minimum, maksimum ve ortalama havuzlama yöntemlerini bir arada kullanan bir kule grafiği kullanır. Anlamlı özellikler çıkarmak için yeni bir tek boyutlu 16'lık desen sunmuşlardır. En iyi özellikleri seçmek için yinelemeli bir ReliefF ve Komşuluk bileşen analizi

zi tabanlı özellik seçimi kullanmışlardır. Seçilen özellikler ile yapay sinir ağında %95,70 ve derin sinir ağında %97,10 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir.

Tuncer ve ark.²² yeni bir EKG sinyal tanıma yöntemi önermişlerdir. Çalışmanın amacı St. Petersburg veri seti ve MIT-BIH veri setinden 17 sınıf kullanarak yüksek doğruluk oranı elde etmektir. Çalışmada sinyal ayrıştırma için ayırık birleşik ağ ağacı (DW-CMT) ve özellik çıkarma adımı için üçlü satranç deseni (TCP) kullanılmıştır. Özellik seçme aşamasında komşuluk bileşen analizi kullanılan çalışmada K-NN ile MIT-BIH veri setinde %96,60 doğruluk oranı ve SVM ile St. Petersburg veri setinde %97,80 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Baygın ve ark.²³ yaptıkları çalışmada EKG sinyallerini kullanarak aritmi tespitini amaçlamışlardır. Modelde 10.646 katılımcıdan elde edilen 10 saniye uzunluğundaki 12 kanallı EKG sinyallerinden oluşan büyük bir veri seti kullanılmıştır. Özellik çıkarma aşamasında homeomorfik indirgenemez ağaç (HIT) grafik deseni, özellik seçme aşamasında ki-kare yöntemi ve sınıflandırma aşamasında destek vektör makinesi kullanılmıştır. 7 sınıflı olgu 1 için %92,95 ve 4 sınıflı olgu 2 için %97,18 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Tuncer ve ark.²⁴ yaptıkları çalışmada EKG sinyallerinden aritmi tespitini amaçlamışlardır. Çalışmada özellik çıkarma aşamasında bir boyutlu 16'lık yerel desen (1D-HLP) tekniğiyle birleştirilmiş ayırık dalgacık dönüşümü (DWT) kullanılmıştır. Özellik seçme aşamasında komşuluk bileşen analizi kullanılarak 1NN sınıflandırıcısına tabi tutulmuştur. On yedi sınıfın bulunduğu MIT-BIH veri setinde %95 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, yapay zekanın bir alt dalıdır ve bilgisayarların öğrenerek ve verilerden desenler tanıyarak performanslarını iyileştirerek, bilgisayarların verilerden öğrenmesini sağlamaktadır.²⁵ Makine öğrenmesi modelleri, modelin öğrenmesi ve tahmin yapması için büyük miktarda veri ile beslenmektedir.²⁶ Farklı türlerdeki problemler için farklı algoritmalar kullanılmaktadır. Örneğin, sürekli değerleri tahmin etmek için regresyon algoritmaları kullanılırken sınıflara ayırma işlemleri için sınıflandırma algoritmaları kullanılır.²⁷ Makine öğrenmesi dört kategoriye ayrılır.

- 1) Denetimli Öğrenme: Model, giriş ve çıkış verileriyle beslenerek veriler arasındaki ilişkiyi öğrenmektedir.
- 2) Denetimsiz Öğrenme: Model, sadece giriş verileriyle beslenmektedir ve bu verilerdeki desenleri ve örüntüyü keşfetmektedir.²⁸
- 3) Yarı Denetimli Öğrenme: Model, az miktarda etiketli veriyi büyük miktarda etiketsiz veri ile birleştirir. İlk olarak etiketli verilerden örüntüler öğrenmeye çalışmaktadır ve ardından tahminlerini geliştirmek için etiketsiz verilerden yararlanarak performansı artırmaktadır.²⁹

Tablo 1. Derin öğrenmenin kullanım alanları

Görüntü işleme	Yüz tanıma, sürücüsüz araçlar, tıbbi görüntüleme
Doğal dil işleme	Çeviri, metin analizi
Ses ve konuşma tanıma	Konuşma tanıma, sesli çeviri
Oyun, eğlence	Oyun geliştirme, içerik oluşturma
Finans ve iş	Dolandırıcılık tespiti, pazar analizi
Endüstri ve üretim	Kalite kontrol, öngörücü bakım

4) Pekiştirmeli Öğrenme: Modelde bir ajan, bir çevre ile etkiye girmektir ve ödül-ceza sistemiyle karar vermeyi öğrenmektedir.²⁹

Makine öğrenmesi verilere dayalı karar verme süreçleri ile görüntü ve ses tanıma, doğal dil işleme, finans, sağlık gibi uygulama alanlarında yenilikçi çözümler sunmaktadır.²⁹

Özellik Çıkarma: Özellik çıkarma, büyük ve kompleks veri setlerinden en anlamlı ve faydalı bilgilerin elde edilmesi sürecidir. Bu adımda boyut düşürülerek daha zengin bilgi elde edilmektedir. Ham veriler analiz edilebilir hale getirilerek sınıflandırma süreci daha verimli hale getirilmektedir.³⁰

Başlıca Bileşen Analizi (PCA): Görüntü işleme, yüz tanıma, veri görselleştirme gibi alanlarda kullanılmaktadır. Veri setindeki değişkenlikleri azaltmakta, veriyi daha düşük boyutlu hale getirmektedir. Bu adımda bilgi kaybı en aza indirilmektedir ve hesaplama maliyeti azaltılmaktadır.³¹

Gizli anlamsal indeksleme (LSI): Belge kümeleme, metin sınıflandırma alanlarında kullanılmaktadır. Özellikle metin madenciliği alanında kullanılan bir tekniktir. Belge-terim matrisinin boyutunu düşürmektedir.³²

Özellik Seçme: En önemli ve en anlamlı özellikleri belirlemek için kullanılan yöntemdir. Her türlü makine öğrenmesi ve veri madenciliği uygulamalarında kullanılabilir. Modelin karmaşıklığını azaltmaktadır ve hızını artırmaktadır.³³

Sınıflandırma: Bir nesne veya veriyi önceden tanımlanan kategorilere ayırma işlemine sınıflandırma denir. Etiketli eğitim verileri kullanarak model oluşturulmaktadır ve bu model yeni gelen verileri doğru kategorilere ayırmaktadır.³⁴

Derin Öğrenme

Derin öğrenme, çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak verilerden anlamlı özellikler çıkaran, karmaşık ilişkileri modelleyen bir makine öğrenmesi yöntemidir. Görüntü işleme, doğal dil işleme, ses tanıma gibi alanlarda özellikle büyük veri setleri ve yüksek hesaplama gücü gerektiren problemlerde kullanılmaktadır.³⁵ 1940'lı yıllarda yapay sinir ağı modelleri ile başlamış ancak 1980'li yıllarda geri yayılım algoritması ile ilerleme kaydetmiştir.³⁶ Hesaplama gücü ve veri setlerinin kısıtlı olması gibi nedenlerden dolayı sınırlı bir kullanım alanına sahiptir. 2000'li yıllardan itibaren veri setlerinin artması,

grafik işleme birimlerinin gelişmesiyle birlikte yeniden popülerlik kazanmıştır.³⁷ 2012 yılında Alexnet'in Imagenet'teki başarısı ile geniş bir alanda kabul görmüştür.³⁷ Derin öğrenmenin bazı kullanım alanları Tablo 1'de sunulmuştur.³⁸

CNN:39

Konvolüsyonel sinir ağları, görüntü işlemede kullanılan yapay sinir ağı türüdür. Görüntülerin özelliklerini otomatik olarak öğrenmekte ve tanımlamaktadır.

CNN Yapısı ve Bileşenleri

Konvolüsyonel Katman: Bu katman, giriş görüntüsünden özellikleri çıkarmak için filtreler (çekirdekler) kullanılmaktadır. Filtreler, görüntü üzerindeki küçük piksellerin çevresel özelliklerini tanımlayarak, kenarlar, köşeler gibi düşük seviyeli özellikleri çıkarmaktadır. Bu özellikler, ağı daha derin katmanlarında daha karmaşık özelliklere dönüştürülmektedir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Konvolüsyonel katmandan gelen veriyi doğrusal olmayan bir forma dönüştüren fonksiyondur. En yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonları ReLU (Rectified Linear Unit) ve türevleridir. Bu fonksiyonlar, modelin öğrenme kapasitesini artırarak daha karmaşık desenleri öğrenmesini sağlamaktadır.

Havuzlama Katmanı: Bu katman, konvolüsyonel katmanlar tarafından çıkarılan özellik haritalarını daha küçük bir boyuta indirmektedir. Havuzlama, genellikle maksimum havuzlama veya ortalama havuzlama olarak gerçekleştirilir ve ağı hesaplama maliyetini düşürürken, konumlama konusunda esneklik sağlamaktadır.

Tam Bağlantılı Katman: Bu katman, daha önceki katmanlarda çıkarılan özellikleri bir araya getirmektedir ve sınıflandırma işlemini gerçekleştirmektedir. Tam bağlantılı katmanlar, nöronlar arasındaki tüm bağlantıların tam olduğu bir sinir ağı katmanı türüdür ve genellikle ağı son aşamalarında bulunmaktadır.

Çıkış Katmanı: CNN'nin son katmanıdır ve genellikle bir sınıflandırıcı işlevi görmektedir. Bu katman, bir softmax fonksiyonu gibi bir aktivasyon fonksiyonu kullanarak, modelin çıktısını normalize eder ve sınıf etiketleriyle sonuç vermektedir.

AlexNet:37

AlexNet 2012 yılında Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever ve Geoffrey Hinton tarafından geliştirilmiştir. Model, 2012 yılında gerçekleştirilen ImageNet yarışmasında birinci olarak derin öğrenme alanında dönüm noktası olmuştur.

AlexNet mimarisinde giriş katmanı 224x224x3 boyutunda RGB görüntüleri almaktadır. Beş kez evrişim katmanı uygulandıktan sonra maksimum havuzlama işlemi gerçekleştirir. Son olarak üç adet tam bağlantılı katman ve 1000 sınıfa ayrılmış softmax katmanından oluşmaktadır.

Avantajlar:

- AlexNet, Dropout kullanarak aşırı öğrenmeyi azaltmaktadır.

- Derin mimarisi ile büyük veri setleri üzerinde yüksek performans sağlamaktadır.

AlexNet derin öğrenme alanında bir dönüm noktası olarak sonraki modellerin gelişimine öncülük etmiştir.

MobileNet:40

Mobil cihazların günlük yaşamdaki kullanımının artmasıyla birlikte yüksek performanslı uygulamalara olan talep de artmaya başlamıştır. Mobil cihazların sahip olduğu gücün sınırlı olması da büyük veri setleri üzerinde eğitimler gerçekleştirerek büyük hesaplama kaynaklarına ihtiyaç duyan derin öğrenme modelleri için yenilik ihtiyacı ortaya çıkarmıştır. MobileNet mobil uygulamalar için hafif sinir ağı modelleri geliştirmeyi amaçlamaktadır. Hesaplama maliyeti ve model boyutunu azaltmak için de derinlik ayrılabilir evrişimler kullanmaktadır.

İlk katman evrişim katmanıdır. Batch normalizasyon ve ReLu adımlarından sonra ortalama havuzlama katmanına sahip olan MobileNet 28 katmandan oluşmaktadır.

Avantajlar:

- Derinlik ayrılabilir evrişimler sayesinde model boyutunu azaltmaktadır.
- Genişlik ve çözünürlük çarpanları ile uygulama ihtiyaçlarına yönelik olarak optimizasyon imkanı sağlamaktadır.
- Yüksek performanslı uygulamalarda ideal bir modeldir.

Dezavantajlar:

- Modelin küçülmesine bağlı olarak doğrulukta da düşüşler gerçekleşebilir ve yeterli veri bulunmadığı durumda performansı düşebilmektedir.

ResNet:41

Derin sinir ağlarının eğitilmesindeki zorluklar ve bozulum problemleri yeni yollar arama ihtiyacı ortaya çıkarmıştır. Geleneksel derin ağlarda katman sayısının artmasına bağlı olarak eğitim hatası ve doğrulama hatası problemi meydana gelmiştir. Eğitim sürecinde kaybolan gradyanlar da performans düşmesine yol açmıştır. Bu sorun neticesinde ağların daha derin hale getirilmesi sınırlı hale gelmiştir. ResNet bu problemlere çözüm sunmayı amaçlayan bir derin ağ modelidir. Katmanlar arasına residual connections adı verilen artık bağlantılar ekler ve ağı daha derin katmanlara sahip olmasını ve eğitimde daha iyi performans göstermesini sağlamaktadır. Bu sayede ağ derin hale geldikçe eğitim hatası artmaz ve doğruluk oranı düşmez.

ResNet mimarisi ResNet-50, ResNet-101 ve ResNet-152 olmak üzere sırasıyla 50, 101 ve 152 katmana sahiptir, temel yapıtaşları artık bloklardır. Her blok, giriş ve çıkış arasında shortcut connections adı verilen doğrudan bağlantı içermektedir ve genel olarak iki veya üç katmanlıdır. Bu bağlantılar ağ derinleştikçe sinyallerin kaybolmadan iletimini sağlamaktadır.

Avantajlar:

- Ağı derinliğinin artmasıyla birlikte performans artışı sağlar. Örneğin, 152 katmanlı ResNet diğer ağlardan daha yüksek doğruluk oranına erişebilmektedir.

- Artık bağlantılar sayesinde ağ daha derin hale gelir ve eğitim hatası artmaz.
- Dar boğaz blokları ile derin ağlar daha verimli yapılandırılabilir ve hesaplama maliyeti düşmektedir.

Dezavantajları:

- Çok derin ResNet modellerinde uzun eğitim süreleri ve büyük hesaplama kaynakları gerekmektedir.
- Küçük veri setlerinde kötü performans sergilenebilir.
- Daha derin ağların yapısı eğitimi karmaşık hale getirebilir.

ConvNext:42,43

ConvNext, bir konvolüsyonel sinir ağı modelidir ve görüntü sınıflandırma, nesne tespiti gibi alanlarda yüksek performans gösteren bir modeldir. 2020'li yıllarda görsel transformerların popüler hale gelmesi ve ConvNet'lerin yerini alması üzerine geliştirildi. Amaç, basitlik ve verimliliklerini koruyarak transformerlarla rekabet edebilecek bir çözüm üretmektir.

ConvNext mimarisi çok aşamalı bir yapı kullanır. Gizli boyutu giriş boyutunun dört katı olan ters çevrilmiş darboğaz içerir. RELU yerine GELU aktivasyon fonksiyonu kullanır. Normalizasyon katmanları daha azdır ve batch normalizasyon yerine layer normalizasyon kullanır.

Avantajlar:

- Transformerlar ile doğruluk oranları açısından rekabet eder.
- Bellek tüketimi daha azdır.
- Daha az karmaşıktır, uygulama ve bakım açısından avantaj sağlar.
- T, S, B, L, XL olmak üzere farklı boyutlardaki modelleri ile ölçeklenebilirlik sağlar.

Dezavantajları:

- Çok yüksek çözünürlüklü girdiler ile çalışırken performansı düşebilir.
- Büyük veri setleri ile çalışma yüksek hesaplama kaynaklarına yol açabilir.

ConvNext V2:44

Convnext V2, geleneksel ConvNet mimarilerinin ve modern transformatörlerin avantajlarını birleştirmeyi amaçlayarak görüntü tanımada daha iyi performans elde etmeyi hedeflemektedir. ConvNet'lerin modernize edilme gerekliliği, kendi kendine denetimli öğrenme tekniklerinin uygulanması gerekliliği, daha büyük ve karmaşık veri kümelerinde daha yüksek verim elde etme gibi istekler doğrultusunda ConvNext V2 mimarisine ihtiyaç duyulmuştur. ConvNext V2, temel olarak ConvNet yapısına dayanır ve bazı iyileştirmeler ve yeni katmanlar içerir.

- ✓ Tamamen Konvolüsyonel Maskeli Otomatik Kodlayıcı (FCMAE): Maskeli görüntü modellemesi için uyarlanmıştır.
- ✓ Global Tepki Normalizasyonu Katmanı: Özellik çöküşünü önler.

- ✓ Seyrek Konvolüsyonlar: Ön eğitim esnasında maskeli girişleri işler.

Avantajları:

- ImageNet, COCO nesne tespiti gibi alanlarda yüksek performans göstermektedir.
- Kendi kendine denetimli öğrenme tekniği sayesinde daha iyi özellik öğrenebilir.
- GRN katmanı sayesinde özellik çöküşü önlenmektedir.
- Farklı model boyutları ile geniş bir kullanım alanına uyumludur.

Dezavantajları:

Karmaşık hale getirilen mimari ve ön eğitim süreçleri uygulamada zorluklar yaratabilir.

En iyi performansa ulaşmak için ince ayar gerekebilir.

Büyük ölçekli modeller yüksek hesaplama gücü ve kaynak gerektirebilir.

Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN) Nedir?

Tekrarlayan sinir ağları ardışık veri ve zaman serileri gibi bilgileri işleyen ve modelleyen yapay sinir ağı çeşididir. RNN'ler önceki adımlardan gelen bilgileri hatırlaması ve mevcut hesaplamalara geçmişteki bilgileri de eklemesi yönüyle geleneksel sinir ağlarından ayrılır. Beslemeli sinir ağlarında yalnızca mevcut girdi işlenirken RNN'ler önceki adımlardaki veriyi de işleme alır. Bu sayede dil modellemesinde metin verilerini analiz edebilir ve yeni metinler üretebilir, konuşma tanımada sesli komutları ve konuşmayı metne dönüştürebilir, görüntülerdeki nesnelere açıklayabilir ve zaman serisi tahmin etme gibi görevlerde etkili hale gelmektedir.^{45,46}

Avantajları:

- Geçmiş bilgileri hesaba katarak doğru tahminler yapabilir.
- Dile modelleme, konuşma tanıma, zaman serisi tahmini gibi alanlarda etkilidir.

Dezavantajları:

- Uzun dizilerde öğrenme zorluğu yaşayabilir, gradyanların küçük olması durumunda kaybolma, büyük olması durumunda patlama sorunları yaşanabilmektedir.
- Uzun dizileri işlemek yüksek hesaplama gücü gerektirir.

Uzun Kısa Süreli Bellek Birimleri (LSTM'ler)

RNN'lerin en önemli sorunlarından biri çoğu sinir ağında olduğu gibi kaybolan ve patlayan gradyanlardır. Çok uzun dizilerde matris çarpımında küçük değerler olduğu zaman gradyan azalarak sonunda kaybolur. Uzun kısa süreli bellek birimleri, kaybolan gradyan sorununu ele almak amacıyla tasarlanmıştır. LSTM'ler, RNN'lerin 1.000'in üzerinde zaman adımı boyunca öğrenmelerine izin vermektedir. Bunu yapabilmek için ise geleneksel sinir ağı akışı dışında hücre durumu (cell state) ve kapı mekanizmaları (gate mechanisms) olarak adlandırılan birimlerde bilgi depolayıp aktarabilirler.⁴⁷

GRU (Gated Recurrent Unit)

GRU'lar LSTM birimlerine benzer şekilde tasarlanmış tekrarlayan sinir ağı birimidir. RNN'lerde bulunan kaybolan gradyan problemini çözmek ve uzun vadeli bağımlılıkları öğrenme kapasitesini artırmayı hedeflemektedir. LSTM'lere kıyasla daha basit bir yapıya sahip olup hesaplama gücü daha azdır.⁴⁸

Avantajları:

- LSTM'ye kıyasla daha az kapı içerir ve daha basit bir yapıya sahiptir, bu da hesaplama maliyetinin daha az olmasına neden olur.

- Daha az parametre içerir ve daha hızlı çalışır.

- Kaybolan gradyan sorununu çözer.

Dezavantajları:

- Daha az parametre içermesi nedeniyle bazı görevlerde sınırlı olabilir.

- Bazı karmaşık durumlarda LSTM'ler daha yüksek performans gösterebilir.

Transformer

Transformerlar doğal dil işleme alanında yüksek performans elde etmek ve paralelleştirme özelliğini geliştirmek amacıyla tasarlanmıştır. Geleneksel LSTM ve RNN modelleri uzun dizilerle çalışırken yüksek verim gösteremeyebilir ve ardışık işlemler yaparken sınırlamaları bulunmaktadır. Transformerlar bu gibi sorunları çözmeyi ve ölçeklenebilir teknikler sunmayı hedeflemektedir.

Transformer modelinde tekrarlayan ağ birimi bulunmamaktadır, tamamen dikkat mekanizmasını kullanarak encoder-decoder mimarisi temeline dayanan paralelleştirme sağlayan bir modeldir.⁴⁹

Encoder: Kodlayıcı kısımdır, her biri kendi içinde self attention ve feed forward neural network katmanlarından oluşan kodlayıcılardan oluşur.

Decoder: Kod çözücü kısımdır, kod çözücülerde aynı iki ana alt katman arasında encoder-decoder attention alt katmanını içerir.

Multi-head Attention: Bu modelde kullanılan dikkat katmanları performansı artırma amacıyla multi-headed attention (çok başlı dikkat) kullanır. Bu yöntem sayesinde farklı bölümler paralel olarak işlenir.

Skip Connections ve Katman Normalizasyonu: Encoder ve decoderin her alt katmanında kullanılır.

Lineer ve Softmax Katmanları: Decoderdan elde edilen çıktıyı kelimeye dönüştürmek amacıyla lineer ve softmax katmanını kullanılır.

Avantajları:

- Dil modellemesi ve çeviri gibi modellerde bulunan en önemli avantajlardan biri olarak her kelimenin diğer kelimelerle olan bağlantısını dikkate alarak anlam ilişkisi kurabilir.

- Sıralı olmayan şekilde işlem yapabilir, paralelleştirme sayesinde eğitim süreleri hız kazanır.
- Büyük veri setleri ve modellerle çalışmak için uygundur. Dezavantajları:
- Self-attention mekanizması büyük modellerde ve büyük veri setlerinde yüksek hesaplama maliyeti gerektirebilir.
- Büyük ve karmaşık modeller büyük veri setleri ile çalışır, küçük veri setleri overfittinge (aşırı öğrenme) neden olabilir.
- Modellerin büyük ve karmaşık yapıda olması fazla bellek ve hesaplama kaynağı gerektirmektedir.

Büyük Dil Modelleri

Büyük dil modelleri, çeşitli metin verileri üzerinde eğitilen parametre sayısı yüksek olan (genellikle 1 milyardan fazla parametreye sahip modellerdir ve ChatGPT4 şu anda yaklaşık 1,7 trilyon öğrenilebilir parametreye sahip bir geniş modeldir) yapay zeka modelleridir. Bu modeller, doğal dil işleme alanında insan benzeri dil anlama ve üretmeyi amaçlamaktadır. Büyük dil modelleri milyarlarca parametre içerir, örneğin GPT-3 175 milyar parametreye sahiptir.⁵⁰ Büyük dil modelleri metin anlama, metin üretimi, çeviri, özetleme, soru yanıtlama gibi geniş bir alanda doğal dil işleme görevlerini yerine getirebilir. Bu modeller, dilin anlamını, dil bilgisi kurallarını, bağlamsal ipuçlarını ve daha fazlasını öğrenebilir. Metin çevirileri, otomatik yanıt sistemleri, içerik üretimi, kod üretimi gibi alanlarda kullanılabilir.⁵¹ Ancak bu modellerin eğitimi ve çalıştırılması alanları yüksek hesaplama gücü ve enerji istediğinden maliyet açısından problemlidir, insan seviyesinde anlama kapasitesine sahip olmadığından bazen anlamsız ve mantıksız bilgiler üretebilir. Büyük dil işleme alanında geliştirilen bazı modeller aşağıda verilmiştir:

CHATGPT

OpenAI tarafından geliştirilen ChatGPT, doğal bir dil işleme modelidir. GPT ailesine ait olup dil tabanlı görevleri yerine getirebilmeyi amaçlayan yapay zeka sistemidir. Metin üretme, soru cevaplama, özetleme gibi işlevleri yüksek doğrulukla yapabilir.⁵²

Transformer mimarisine bağlı olan ChatGPT, büyük miktarda metin verisi üzerinden eğitim alarak dilin yapısını ve anlamını öğrenir. Doğal dil işleme görevlerinde önemli bir yere sahip olan transformerlar dikkat mekanizmalarını kullanır ve uzun vadeli bağımlılıkları modelleyebilir. Büyük veri setlerinde daha verimli olması ve paralel işlemeye olanak sağlaması açısından RNN'lere göre daha verimli performans göstermektedir. Ön eğitim ve ince ayar olmak üzere iki aşamada eğitim gerçekleştirir.⁵³

- ✓ Ön eğitim aşaması: Dil yapısı, kelime frekansları dil bilgisi kuralları gibi dile ait genel özellikleri öğrenir. Her kelimedenden sonra gelecek olan kelimeyi tahmin etmeye çalışarak önemli ölçüde dil bilgisi kazanır ve elde edilen bilgiyi depolar.

- ✓ İnce ayar: Ön eğitim sürecinden sonra belirli görevler üzerinde yapılan ince ayar ise modelin verilen işleve uyum sağlamak amacıyla yeniden eğitilmesidir, etiketli veriler kullanılarak daha özel bilgiler öğrenilir ve bu sayede belirli sorulara doğru yanıtlar vermesini sağlar.⁵³⁻⁵⁵

Bir transformer modeli olarak tasarlanan ChatGPT 12 katmana sahiptir ve bu katmanlar sayesinde karmaşık dil yapıları öğrenilerek anlamlı metinler üretilebilir. Sahip olduğu self attention mekanizması ile metindeki her bir kelimenin diğer kelimelerle olan ilişkisini tespit etmede kullanılır. Bu sayede anlam çıkarma daha başarılı bir hale gelir. Maskelenmiş dil modellemesi özelliği sayesinde cümledeki eksik kelimeleri tahmin ederek daha iyi anlamasını sağlar, dropout ve L2 düzenlemesi teknikleri sayesinde ise aşırı öğrenmeyi engeller. Kırk bin birleşim içeren byte pair encoding sözlüğü ile dil gömmeleri oluşturur. Kullandığı dil gömmeleri ile kelimeleri sayısal vektörlere dönüştürür, bu da kelimeler arasındaki ilişkileri öğrenmesi için gereklidir. Modelde aktivasyon fonksiyonu olarak GELU kullanılır. Büyük miktarda metin üzerinde eğitilen model büyük bir veri setinden öğrenmesini ve dil yeteneklerini geliştirmesini sağlar.⁵⁶

ChatGPT kullanım alanları:⁵⁷

- Metin yazımı, yaratıcı yazım, blog, makale, hikaye anlatımı gibi alanlarda yaygın bir şekilde kullanılır.
- Şirketlerde kullanılan ChatGPT tabanlı chatbotlar sayesinde müşterilere öneriler sunabilir veya problemlerini çözmeye yardımcı olabilir.
- Öğrencilere eğitim materyalleri oluşturmada ve derslerle ilgili konularda yardımcı olur.
- Uzun metinleri özetleme ve çeviri gibi işlemlerde araştırmacılara yardımcı olur.

Avantajları:

- İnsan dilini anlamada ve üretmede başarılıdır ve insanların etkileşim kurmasına olanak tanır.
- Birçok farklı uygulamaya uyarlanabilir şekilde çeşitli görevleri gerçekleştirebilir.
- Eğitilen veri sayısı arttıkça ve ince ayar yapıldıkça performans artabilir.

Sınırlamaları:

- Eğitim verilerinin yetersiz veya eksik olması durumunda yanlış bilgiler verebilir.
- Kötü amaçlı kullanıldığında etik açısından problem oluşturabilir.

Zero-shot Learning: Sıfırdan öğrenme yeteneği ChatGPT'nin güçlü özelliklerinden biri olarak görülmektedir. Bu sayede model, daha önce görmediği soru karşısında eğitim almasa dahi görevi başarıyla gerçekleştirebilir. Bu da geniş bir yelpazede problem çözümü sağlar.⁵⁸

One-shot Learning: Bir modelin bir veya çok az örnekle yeni bir görevi öğrenebilme yeteneğidir. Geleneksel model-

lerde yüksek performans elde edebilmek için büyük miktarda etiketli veri ile eğitilmesi gerekirken one-shot learning bu zorunluluğu ortadan kaldırır ve tek bir örnekle başarılı bir performans elde eder.⁵⁹

CLAUDE

Büyük dil modelleri kategorisinde yer alan bir yapay zeka modeli olan Claude, Anthropic tarafından geliştirilmiştir. Büyük veri kümeleri üzerinde eğitilmiş olup doğal dil işlemede karmaşık görevleri yerine getirebilecek kapasitededir. Tasarımında Claude'u diğer modellerden ayıran üç ana ilke ön planda tutulmuştur:⁶⁰

- i. Güvenlik: Kullanıcılarla etkileşim sağlarken zararlı içerik üretmesini önler ve yanlış bilgi yayılmasını engeller.
- ii. Etik: Modelin çıktılarının etik açısından uyumluluğunu kontrol eder.
- iii. Kullanıcı kontrolü: Farklı kullanıcı ihtiyaçları için kişiselleştirilmiş bir yapıya sahip olmasını sağlar.

Transformer mimarisine dayalı olan Claude self-attention mekanizması sayesinde cümleler arasındaki uzun vadeli bağımlılıkları anlar ve işler. Ön eğitim sürecinde dilin anlamını ve yapısını öğrenerek belirli görevler ve etik açısından uygun olması için ince ayar sürecinden geçer. Bu da güvenilir olmasını ve yüksek performansla sahip olmasını sağlar. Yüz bin tokena kadar olan metinleri girişe alabilir, bu sayede uzun ve karmaşık belgeleri analiz edebilir. Güvenlik ve etiğe odaklanan bir kontrol mekanizmasına sahiptir ve ürettiği çıktılar sürekli değerlendirilerek modelin güvenliğinin artırılması hedeflenir. Güvenlik ve etiğe odaklanması ile diğer dil modellerinden ayrılan Claude kullanıcıların model üzerinde kişiselleştirme imkanına olanak tanır. Sunduğu yenilikçi özelliklerle yapay zeka uygulamaları arasında ideal bir seçim haline gelmiştir.⁶⁰

GEMINI

Google tarafından geliştirilen Gemini, yeni bir multimodal model ailesidir. Bu model ailesi ses, video, görüntü alanlarında yüksek performans sergileyen modellerden oluşmaktadır. Gemini Ultra, Pro ve Nano olmak üzere üç farklı boyuta sahiptir. Ultra model, karmaşık akıl yürütme yapabilirken nano modeli, cihaz üzerinde kullanıma uygundur. Bu sayede karmaşık durumlardan cihaz üzerinde belleğin kısıtlı olduğu durumlara kadar geniş bir kullanım aralığı sunar. Geliştirilme amacı görüntü, ses, video, metin alanlarında yüksek performans sağlamak olan Gemini, karmaşık problemleri çözme alanında umut vadetmektedir. Diğer modellerden farklı olarak multimodaliteyi destekler ve güçlü bir şekilde işleyebilir. Metin ve görüntü çıktıları üretebilir. Gemini modelleri transformer kod çözücülere dayalı inşa edilmiştir ve dikkat mekanizmalarını kullanır. Model performansı ise eğitim veri setine bağlı olarak sonuçları etkileyebilir.⁶¹

LLAMA

Meta AI tarafından geliştirilen ve parametre sayısı 7 milyar ile 405 milyar arasında değişen LLaMA dil modeli, kamuya açık veri setleri ile eğitilmiştir ve kamuya açık veri setleri

sayesinde ileri teknoloji performans elde edebileceğini göstermektedir. Transformer mimarisini temel alan bu model, dikkat mekanizmalarını kullanarak uzun bağımlılıkları modellemede etkilidir. Normleştirme için RMSNorm fonksiyonunu ve aktivasyon fonksiyonu olarak SwiGLU kullanır. Büyük dil modelleri arasında yüksek performans göstermekte ve GPT-3 modeline 10 kat oranla daha küçük olup daha üstün performans göstermektedir. Diğer dil modelleri büyük veri setleri ve yüksek parametreler kullanırken, LLaMA daha küçük modellerin daha fazla veri ile eğitilerek benzer performansla ulaşabilmeyi hedeflemektedir. Bununla birlikte kullanılan veri setlerinin sadece kamuya açık veri setleri olması bazı durumlarda daha büyük veri setleriyle eğitilen modeller kadar başarılı olamayabileceği anlamına gelmektedir.⁶²

Yapay Zeka Geliştirme Araçları ve Ortamları

Jupyter Notebook

Python tabanlı veri analizi ve model geliştirme için yaygın bir araçtır. Jupyter Notebook, yapay zeka geliştirme süreçlerinde önemli bir rol oynar. Python tabanlı bu araç, veri analizi, model eğitimi ve görselleştirme için interaktif bir ortam sunmaktadır. Bilim insanları ve mühendisler, adım adım kod yazarak ve sonuçları anında gözlemleyerek yapay zeka modellerini geliştirebilirler. Açık kaynaklı ve geniş bir topluluk desteği olan Jupyter, yapay zeka araştırmalarında yaygın olarak tercih edilmektedir.⁶³

PyCharm

Yapay zeka geliştirme süreçlerinde güçlü bir IDE (Integrated Development Environment) olarak önemli bir yer tutmaktadır. Özellikle Python diliyle yapay zeka ve makine öğrenimi projeleri geliştirenler için optimize edilmiştir. PyCharm, kod tamamlama, hata ayıklama, entegrasyon testleri ve versiyon kontrolü gibi gelişmiş özellikler sunmaktadır. TensorFlow, PyTorch gibi popüler yapay zeka kütüphaneleriyle uyumlu olması, geliştiricilerin yapay zeka modellerini verimli bir şekilde geliştirmesine ve yönetmesine olanak tanımaktadır.⁶⁴

Google Colab

Google Colab, yapay zeka geliştirme süreçlerinde kritik bir rol oynayan bulut tabanlı bir platformdur. Jupyter Notebook'un özelliklerini Google'ın sağladığı bulut altyapısıyla birleştirmekte ve bu sayede GPU ve TPU gibi güçlü donanım kaynaklarına ücretsiz erişim sağlamaktadır. Bu, özellikle büyük veri setleri ve karmaşık yapay zeka modelleriyle çalışırken önemli bir avantaj sunmaktadır. Ayrıca, projelerin bulut üzerinde paylaşılmasını ve iş birliği yapılmasını kolaylaştırır, bu da ekipler için verimli bir geliştirme ortamı sağlamaktadır.⁶⁵

Spyder

Spyder, özellikle veri bilimi ve yapay zeka geliştirme süreçlerinde tercih edilen bir Python IDE'sidir. Akademik araş-

tirmalar ve mühendislik uygulamaları için tasarlanmış olan Spyder, bilimsel hesaplamalar için güçlü bir araç seti sunmaktadır. Veri analizi, görselleştirme ve model geliştirme süreçlerini entegre bir ortamda yapmaya olanak tanımaktadır. NumPy, SciPy, Matplotlib, TensorFlow ve PyTorch gibi yapay zeka kütüphaneleriyle uyumlu çalışarak, geliştiricilerin ve araştırmacıların yapay zeka projelerini daha verimli bir şekilde yönetmelerine yardımcı olmaktadır.⁶⁶

TensorFlow Playground

TensorFlow Playground, yapay zeka ve makine öğrenimi kavramlarını görsel ve interaktif bir şekilde öğrenmek için tasarlanmış web tabanlı bir araçtır. Bu platform, kullanıcıların temel yapay zeka modelleriyle deneyler yapmasına, sinir ağlarının nasıl çalıştığını anlamasına ve farklı parametrelerin sonuçları nasıl etkilediğini görmesine olanak tanımaktadır. Eğitim amaçlı ideal olan TensorFlow Playground, özellikle yeni başlayanlar için karmaşık makine öğrenimi algoritmalarını anlamalarını kolaylaştırmaktadır.⁶⁷

Anaconda

Anaconda, yapay zeka geliştirme süreçlerinde kullanılan bir platformdur. Python ve R için paket yönetimi ve sanal ortam desteği sunarak, veri bilimi ve yapay zeka projelerinde kullanılan kütüphaneleri ve araçları kolayca yönetmeyi sağlamaktadır. Anaconda, TensorFlow, PyTorch, scikit-learn gibi popüler yapay zeka kütüphanelerinin kurulumu ve entegrasyonunu basitleştirmektedir. Ayrıca, Jupyter Notebook gibi araçlarla uyumlu çalışarak, veri analizi, model eğitimi ve görselleştirme süreçlerini entegre bir şekilde yönetmeye olanak tanımaktadır.⁶⁸

Kaggle Kernels

Kaggle Kernels, yapay zeka ve veri bilimi projeleri için bulut tabanlı bir geliştirme ortamıdır. Kaggle platformunda, kullanıcıların veri setleri üzerinde çalışmasını, modellerini geliştirmesini ve bu modelleri paylaşmasını sağlamaktadır. Kaggle Kernels, GPU desteğiyle büyük veri setleri ve karmaşık modeller üzerinde çalışmayı kolaylaştırmaktadır ve aynı zamanda projelerin bulut üzerinde paylaşılmasına ve iş birliği yapılmasına imkan tanımaktadır. Bu özellikler, Kaggle'ı veri bilimi ve yapay zeka yarışmalarında popüler bir platform haline getirmiştir.⁶⁹

MATLAB

Yapay zeka ve makine öğrenimi projelerinde güçlü bir araç olarak kullanılmaktadır. Özellikle mühendislik ve bilimsel araştırmalarda tercih edilen MATLAB, sinyal işleme, görüntü işleme ve sistem modelleme gibi alanlarda güçlü algoritmalar ve araçlar sunmaktadır. MATLAB, yapay zeka modellerini geliştirmek, eğitmek ve simüle etmek için geniş bir kütüphane sağlamaktadır. Ayrıca, MATLAB'ın Simulink gibi araçları, karmaşık sistemlerin görsel olarak modellenmesini ve simülasyonunu mümkün kılmaktadır, bu da YZ projelerinin geliştirilmesinde kolaylıklar sağlamaktadır.⁷⁰

Sonuç

Yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojileri, kardiyoloji alanında önemli gelişmelere katkıda bulunmaktadır. Yapay zeka özellikle kardiyovasküler hastalıkların erken teşhisinde ve tedavi stratejilerinin kişiselleştirilmesinde rol oynamaktadır. Kalp hastalıkları, dünya genelinde yaygın ölüm nedenlerinden biridir ve erken teşhis, tedavi sürecinin başarısını etkileyen bir faktördür.

Yapay zeka algoritmaları, elektrokardiyografi, ekokardiyografi ve kardiyak manyetik rezonans gibi kardiyolojik görüntüleme ve sinyal verilerini analiz ederek kalp hastalıklarının tanısında yüksek doğruluk oranları sunmaktadır. Bu teknolojiler, geleneksel yöntemlere kıyasla daha hızlı ve doğru sonuçlar üretebilmekte, böylece klinisyenlerin daha isabetli kararlar almasına olanak tanımaktadır. Örneğin, yapay zeka destekli sistemler, kalp krizi riski taşıyan hastaları belirleyebilir, aritmi gibi ritim bozukluklarını tespit edebilir ve kalp yetmezliği gibi durumların ilerlemesini izleyebilir. Bu sayede, hastaların durumuna özel tedavi planları oluşturulabilir ve müdahaleler daha zamanında gerçekleştirilebilir.

Giyilebilir cihazlar ve IoT teknolojileri ile entegre edilen yapay zeka sistemleri, kardiyoloji alanında hasta takibini daha proaktif bir hale getirmekte ve bireylerin sağlık durumlarını gerçek zamanlı olarak izlemelerine olanak tanımaktadır. Örneğin, akıllı saatler ve kalp monitörleri gibi cihazlar, kalp ritmi, kan basıncı ve diğer kardiyovasküler parametreleri sürekli olarak izleyebilir, anormal durumları tespit edebilir ve hastalara veya doktorlara anında bildirimler gönderebilir. Bu, kardiyovasküler olayların önlenmesi ve acil müdahale gerektiren durumlarda zamanında müdahale edilmesi açısından büyük bir avantaj sağlamaktadır.

Ancak, yapay zekanın kardiyolojideki kullanımıyla ilgili bazı zorluklar da bulunmaktadır. Verilerin güvenilirliği ve etik kullanımı, bu alandaki en önemli endişeler arasındadır. Yapay zeka sistemlerinin karar alma süreçlerinde şeffaflık sağlanması, hasta verilerinin gizliliğinin korunması ve algoritmaların tarafsızlık içinde çalışması, güvenilir bir tıbbi uygulama için önemlidir. Bu nedenle, yapay zeka uygulamalarının tıbbi etik kurallarına uygun olarak geliştirilmesi ve kullanılması gerekmektedir.

Gelecekte, yapay zekanın kardiyolojideki rolünün daha da büyümesi ve hassas tıp, genomik veriler ve IoT gibi teknolojilerle entegrasyonunun hızlanması beklenmektedir. Bu süreç, kardiyovasküler hastalıkların daha etkin bir şekilde yönetilmesini sağlayacak ve kardiyolojik araştırmalarda yeni çözümler sunacaktır. Disiplinler arası iş birliği ve kapsamlı düzenlemeler, yapay zekanın kardiyolojide sunduğu potansiyelin tam anlamıyla değerlendirilmesini sağlayacaktır.

Kaynaklar

1. Mokyry J, Strotz RH. *The second industrial revolution, 1870-1914*. Accessed October 22, 2024. <https://faculty.wcas.northwestern.edu/jmokyry/castronovo.pdf>
2. Turing AM. Computing Machinery and Intelligence. In: Epstein R, Roberts G, Beber G, eds. *Parsing the Turing Test*. Dordrecht:Springer;2009:23-65.
3. Russell S, Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 3rd edition. New Jersey:Pearson Education;2010.
4. McCarthy J, Minsky ML, Rochester N, Shannon CE. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine*. 2006;27(4):12.
5. Holmes W, Bialik M, Fadel C. *Artificial Intelligence in Education Promises and Implications for Teaching and Learning*. USA:Center for Curriculum Redesign;2019.
6. Adamopoulou E, Moussiades L. An Overview of Chatbot Technology. In: Maglogiannis I, Iliadis L, Pimenidis E, eds. *Artificial Intelligence Applications and Innovations. IFIP Advances in Information and Communication Technology*. Springer, Cham;2020:373-383.
7. Hoy MB. Alexa, Siri, Cortana, and More: An Introduction to Voice Assistants. *Med Ref Serv Q*. 2018;37(1):81-88.
8. Dahiya M. A Tool of Conversation: Chatbot. *Int J Comput Sci Eng*. 2017;5(5):158-161.
9. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med*. 2019;25(1):44-56.
10. Miner AS, Milstein A, Hancock JT. Talking to Machines About Personal Mental Health Problems. *JAMA*. 2017;318(13):1217-1218.
11. Obermeyer Z, Emanuel EJ. Predicting the Future - Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine. *N Engl J Med*. 2016;375(13):1216-1219.
12. Johnson KW, Torres Soto J, Glicksberg BS, et al. Artificial Intelligence in Cardiology. *J Am Coll Cardiol*. 2018;71(23):2668-2679.
13. Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet*. 2019;394(10201):861-867.
14. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med*. 2019;25(1):44-56.
15. Jiang F, Jiang Y, Zhi H, et al. Artificial Intelligence in Healthcare: Past, Present and Future. *Stroke Vasc Neurol*. 2017;2(4):230-243.
16. Price WN 2nd, Cohen IG. Privacy in the age of medical big data. *Nat Med*. 2019;25(1):37-43.
17. Baygin M, Barua PD, Dogan S, et al. Automated anxiety detection using probabilistic binary pattern with ECG signals. *Comput Methods Programs Biomed*. 2024;247:108076.
18. Tasci B, Tasci G, Dogan S, Tuncer T. A novel ternary pattern-based automatic psychiatric disorders classification using ECG signals. *Cogn Neurodyn*. 2024;18(1):95-108.
19. Barua PD, Kobayashi M, Tanabe M, et al. Innovative Fibromyalgia Detection Approach Based on Quantum-Inspired 3LBP Feature Extractor Using ECG Signal. *IEEE Access*. 2023;11(99):101359-101372.
20. Barua PD, Aydemir E, Dogan S, et al. Multilevel hybrid accurate handcrafted model for myocardial infarction classification using ECG signals. *Int J Mach Learn Cybern*. 2023;14(5):1651-1668.
21. Subasi A, Dogan S, Tuncer T. A novel automated tower graph based ECG signal classification method with hexadecimal local adaptive binary pattern and deep learning. *J Ambient Intell Human Comput*. 2023;14(2):711-725.
22. Tuncer T, Dogan S, Plawiak P, Subasi A. A novel Discrete Wavelet-Concatenated Mesh Tree and ternary chess pattern based ECG signal recognition method. *Biomed Signal Process Control*. 2022;72(Part A):103331.
23. Baygin M, Tuncer T, Dogan S, Tan RS, Acharya UR. Automated arrhythmia detection with homeomorphically irreducible tree technique using more than 10,000 individual subject ECG records. *Inf Sci*. 2021;575(5):323-337.
24. Tuncer T, Dogan S, Plawiak P, Acharya UR. Automated arrhythmia detection using novel hexadecimal local pattern and multilevel wavelet transform with ECG signals. *Knowl-Based Syst*. 2019;186:104923.
25. Mitchell TM. *Machine learning*. 1st ed. New York:McGraw-Hill;1997.
26. Domingos P. A few useful things to know about machine learning. *Commun ACM*. 2012;55(10):78-87.
27. Hastie T, Tibshirani R, Friedman JH. *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. 2nd ed. New York:Springer;2009:1-758.
28. Bishop CM. *Pattern recognition and machine learning*. 4th ed. New York:Springer; 2006:738.
29. Jordan MI, Mitchell TM. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*. 2015;349(6245):255-260.
30. Guyon I, Elisseeff A. An introduction to variable and feature selection. *J Mach Learn Res*. 2003;3:1157-1182.
31. Jolliffe IT. Principal Component, Analysis. In: Jolliffe IT. *Principal Component Analysis for Special Types of Data*. 2nd ed. Springer New York; 2002:338-372.
32. Deerwester S, Dumais ST, Furnas GW, Landauer TK, Harshman R. Indexing by latent semantic analysis. *J Am Soc Inf Sci*. 1990;41(6):391-407.
33. Chandrashekar G, Sahin F. A survey on feature selection methods. *Comput Electr Eng*. 2014;40(1):16-28.
34. Duda RO, Hart PE, Stork DG. *Pattern Classification*. Wiley-Interscience;2000:177-178.
35. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436-444.
36. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Netw*. 2015;61(1):85-117.
37. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Commun ACM*. 2017;60(6):84-90.
38. Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. *Deep Learning*. MIT Press; 2016;216-261.
39. Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. *Deep learning*. MIT Press; 2016.
40. Howard AG, Zhu M, Chen B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *arXiv*. 2017;1704.04861. doi: 10.48550/arXiv.1704.04861 [Epub ahead of print].
41. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. Paper presented at: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR); June 27-30; 2016; Caesars Palace, Las Vegas, Nevada, USA. Accessed October 22, 2024. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7780459>

42. Xie J, Lu Y, Zhu SC, Wu Y. A theory of generative convnet. Paper presented at: Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning; June 19-24; 2016; New York, USA. Accessed October 22, 2024. <https://proceedings.mlr.press/v48/xiec16.html> Accessed October 22, 2024.
43. Liu Z, Mao H, Wu CY, Feichtenhofer C, Darrell T, Xie S. A convnet for the 2020s. Paper presented at: 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition; June 18-24; 2022; New York, USA. Accessed October 22, 2024. <https://utstat.toronto.edu/droy/icml16/publish/xiec16.pdf>
44. Woo S, Debnath S, Hu R, et al. Convnext v2: Co-designing and scaling convnets with masked autoencoders. Paper presented at: The IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2023; June 17-24, 2023; Vancouver, BC, Canada. Accessed October 22, 2024. https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023/papers/Woo_ConvNeXt_V2_Co-Designing_and_Scaling_ConvNets_With_Masked_Autoencoders_CVPR_2023_paper.pdf
45. Sherstinsky A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network. *Physica D Nonlinear Phenom.* 2020;404:132306.
46. Schmidt RM. Recurrent neural networks (RNNs): A gentle introduction and overview. *arXiv.* 2019;1912.05911. doi: 10.48550/arXiv.1912.05911 [Epub ahead of print].
47. Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Comput.* 1997;9(8):1735-1780.
48. Rana R. Gated recurrent unit (GRU) for emotion classification from noisy speech. *arXiv.* 2016;1612.07778. doi: 10.48550/arXiv.1612.07778. [Epub ahead of print].
49. Turner RE. An introduction to transformers. *arXiv.* 2023;2304.10557. doi: 10.48550/arXiv.2304.10557. [Epub ahead of print].
50. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need. *Adv Neural Inf Process Syst.* 2017;30. doi: 10.48550/arXiv.1706.03762. [Epub ahead of print].
51. Alberts IL, Mercolli L, Pyka T, et al. Large language models (LLM) and ChatGPT: what will the impact on nuclear medicine be? *Eur J Nucl Med Mol Imaging.* 2023;50(6):1549-1552.
52. Zhao WX, Zhou K, Li J, et al. A survey of large language models. *arXiv.* 2023;2303.18223. doi: 10.48550/arXiv.2303.18223. [Epub ahead of print].
53. Egli A. ChatGPT, GPT-4, and Other Large Language Models: The Next Revolution for Clinical Microbiology? *Clin Infect Dis.* 2023;77(9):1322-1328.
54. An J, Ding W, Lin C. ChatGPT: tackle the growing carbon footprint of generative AI. *Nature.* 2023;615(7953):586.
55. Zhang M, Li J. A commentary of GPT-3 in MIT Technology Review 2021. *Fundam Res.* 2021;1(6):831-833.
56. Liu Y, Han T, Ma S, et al. Summary of ChatGPT-related research and perspective towards the future of large language models. *Meta-Radiol.* 2023;1(3):100017.
57. Gill SS, Kaur R. ChatGPT: Vision and challenges. *Internet Things Cyber-Phys Syst.* 2023;3:262-271.
58. Wang W, Zheng VW, Yu H, Miao C. A survey of zero-shot learning: Settings, methods, and applications. *ACM Trans Intell Syst Technol.* 2019;10(2):1-37.
59. Lampinen AK, McClelland JL. One-shot and few-shot learning of word embeddings. *arXiv.* 2017;1710.10280. doi: 10.1145/3293318. [Epub ahead of print].
60. Caruccio L, Cirillo S, Polese G, Solimando G, Sundaramurthy S, Tortora G. Claude 2.0 large language model: Tackling a real-world classification problem with a new iterative prompt engineering approach. *Intell Syst Appl.* 2024;21:200336.
61. Team G, Anil R, Borgeaud S, Wu Y, Alayrac JB, Yu J, et al. Gemini: a family of highly capable multimodal models. *arXiv.* 2023;2312.11805. doi: 10.48550/arXiv.2312.11805. [Epub ahead of print].
62. Touvron H, Lavril T, Izacard G, et al. Llama: Open and efficient foundation language models. *arXiv.* 2023;2302.13971. doi: 10.48550/arXiv.2302.13971. [Epub ahead of print].
63. Ren Y, Feng Q, Jiang Z. Exploration and Practice of Jupyter Notebook in Artificial Intelligence Online Teaching. In: 2022 International Conference on Educational Innovation and Multimedia Technology (EIMT 2022); March 25-27; 2022; Hangzhou, China. Accessed October 22, 2024. <https://www.atlantis-press.com/proceedings/eimt-22/125977672>
64. Sineglazov V, Shvidchenko A. Artificial intelligence for synthetic aperture radar image processing. *Electron Control Syst.* 2022;2(80):58-66.
65. Nelson MJ, Hoover AK. Notes on using Google Colaboratory in AI education. In: Proceedings of the 2020 ACM conference on innovation and technology in computer science education; 2020. p. 533-4.
66. Lynch S. Python for scientific computing and artificial intelligence. Chapman and Hall/CRC; 2023.
67. Gambus P, Shafer SL. Artificial Intelligence for Everyone. *Anesthesiology.* 2018;128(3):431-433.
68. Saha P. Prediction and detection model of systemic lupus disease by using machine-learning and artificial intelligence along with Jupyter Anaconda Navigator simulation. *Webology.* 2021;18(6):2761.
69. Gao W, Zhang A, Jiao L, Kos A. The reform of artificial intelligence experiments based on Kaggle. 2022. Paper presented at: Fourth International Conference on Computer Science and Educational Informatization (CSEI 2022); October 29, 2022; Taiyuan, China. Accessed October 22, 2024. <https://digital-library.theiet.org/doi/10.1049/icp.2022.1456>
70. Paluszek M, Thomas S. *MATLAB machine learning.* 1st edition. Apress; 2016.

Aritmi Tanı ve Tedavisinde Yapay Zeka

Dr. Evrim Şimşek¹, Dr. Hakan Gökalp Uzun²

¹Kardiyoloji Anabilim Dalı, Ege Üniversitesi Tıp Fakültesi, İzmir, Türkiye

²T.C. Sağlık Bakanlığı İzmir Şehir Hastanesi, İzmir, Türkiye

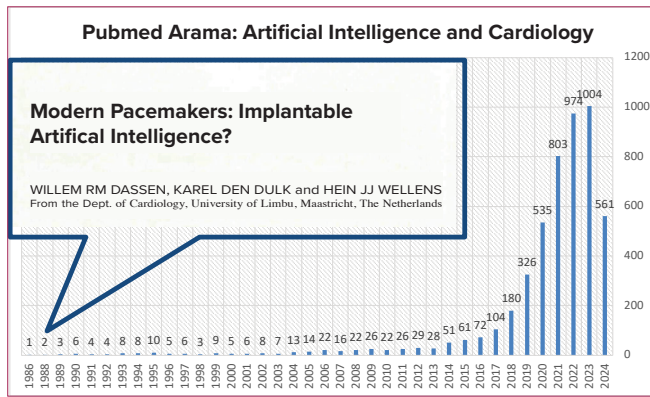
Giriş

Gün geçtikçe kardiyoloji alanında yapay zeka kullanımını içeren çalışma sayısı artmaktadır (Şekil 1).¹ Kardiyolojide yapay zeka uygulamaları öncelikli olarak sayısal ortama dönüştürülebilen kayıtlı verilerin kullanılması ile başlamıştır. Bu konuda öncü elektrokardiyografi (EKG) ardından bilgisayarlı

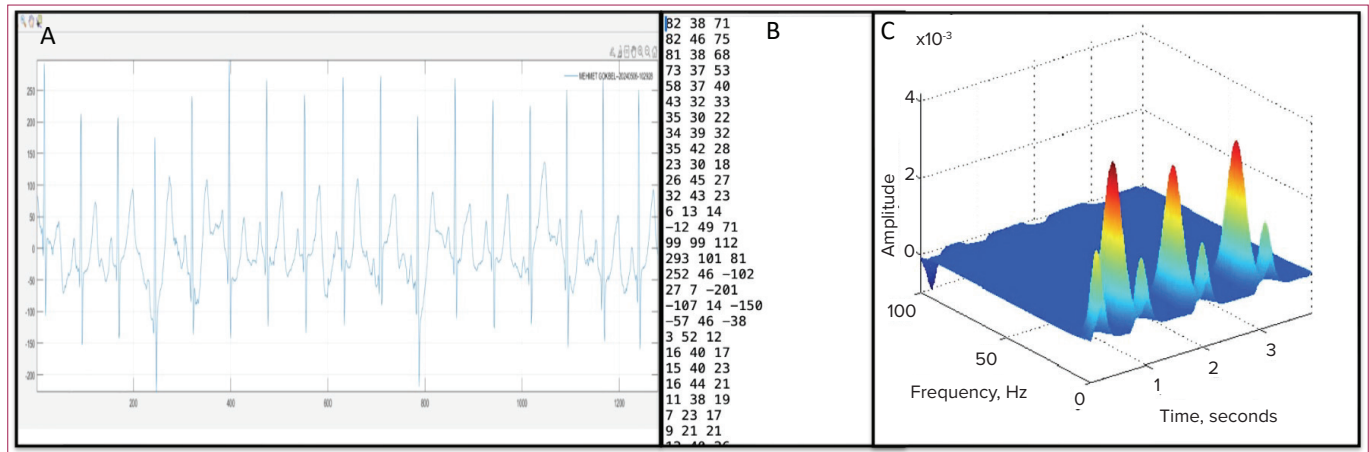
tomografi ve manyetik rezonans görüntüleme ve ekokardiyografi verilerini içeren çalışmalar olmuştur. O nedenle aritmi ve yapay zeka kardiyolojinin en çok ele alınan konularından olmuştur. Literatür taramasında ilk çalışmalardan biri de 1988 yılında Dassen ve ark.² tarafından yazılan “Modern pacemakers, implantable artificial intelligence” başlıklı yazıdır. Bu yazıda günümüzde ilkel yapay zeka örneği olarak tanımlayabileceğimiz basit algoritmaları içeren yazılımlarla pacemakerların daha iyi çalışmaları ve pacemaker EKG’lerinden çalışma moduna dair tanımlamalarının yapılmasını sağlayacak yazılımlar ele alınmıştır.

Geçmişteki basit algoritmalarından makine öğrenmesi ve sinir ağlarına doğru ilerleyen yapay zeka uygulamalarında EKG’nin rolüne sadece P, QRS ve T dalgaları üzerinden bakılmasının uygun olmadığını görmekteyiz. Çünkü biz sadece alışlagelmiş dalgalar olarak EKG’yi görürken dijitalleşen veriler ve örneklem sıklığı ile bilgisayarların değerlendirdiğinin başka bir boyut olduğunu unutmamalıyız. Bu nedenle yapay zeka ile EKG’de alışlagelmiş verilerin ötesini görmek ve analiz etmek günümüzde mümkündür (Şekil 2).

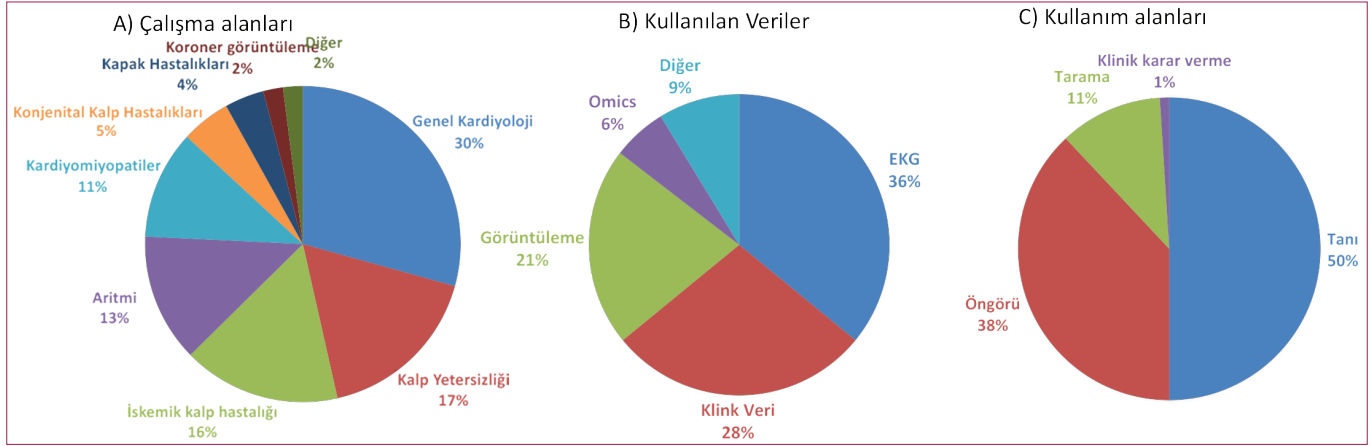
Kardiyoloji alanında yapay zeka çalışmalarına bakıldığında aritmi önemli yer almaktadır ve EKG dışındaki parametrelerin de kullanımıyla sadece tanı değil, risk belirlemesi,



Şekil 1. Pubmed üzerinden ‘Artificial intelligence and cardiology’ arama sonucu ve ilk çalışmalardan olan makalenin başlığı.



Şekil 2. EKG'nin (A) Hekimlerin görüp değerlendirdiği, (B) Yapay zeka öğrenmesi için modellere sunulan sayısal formu, (C) Aynı EKG verisinin algoritmaların öğrenimi sırasında değerlendirilen verileri.



Şekil 3. Kardiyolojide yapay zeka çalışmaları. (A) Kardiyoloji alt dallarına göre çalışmaların dağılımı, (B) Yapay zeka çalışmalarında kullanılan veriler, (C) Sonuç çıktısının kullanım amacı.³

tarama ve klinik karar destek sistemleri için de yapay zeka kullanılmaya başlanmıştır (Şekil 3).³ Aritmi tanısında kullanılan EKG dışındaki verilere baktığımızda bunlardan bir tanesi periferik arterlerdeki sistol ve diyastol arasındaki volüm farkı kullanılarak buradaki kandan ışık geçirgenliği/yansıma miktarındaki değişimin yardımıyla nabzın ölçüldüğü bir yöntem olan fotopleitismografi'dir. Fotopleitismografi ve EKG verileri günümüzde gittikçe artan oranda kullanılan akıllı saat gibi giyilebilir teknolojiler yardımı ile gün içinde defalarca ve istenilen uzunlukta kişilerden veri toplanmasına izin vermektedir. Bu veriler de geçmişte standart istatistiksel yöntemler ile değerlendirilemeyecek kadar çokken, yapay zeka yöntemleri ile değerlendirilerek aritmi alanında birçok çalışmada kullanılmaktadır ve gelecekte bu algoritmaların rutin kullanıma girmesi de beklenmektedir.

Kitabın bu bölümünde, aritminin başlıca alanlarında, hem hali hazırda günlük klinik pratikte kullanılan hem de güncel olarak yeni alanlarda araştırmaları süren yapay zeka metodları, bu metodlarla yapılan araştırmalar ve klinik kullanımında bu sonuçların kullanımını kısıtlayan sorunlar birlikte özetlenecektir.

Atriyal Fibrilasyon

Dünyada en sık görülen aritmi atriyal fibrilasyon (AF) olması nedeniyle aritmi alanında gerçekleştirilen yapay zeka çalışmalarının büyük çoğunluğu da AF üzerinedir. Çalışmalar asemptomatik olan AF'yi tanımak, risk altındaki hastaları belirlemek, AF'ye girmeden hastaların belirlenmesini sağlamak üzerine olduğu kadar girişimsel işlem olan AF ablasyonu için uygun hasta seçimi hatta işlem planlarken gerekli ablasyon stratejisini belirlemede yol gösterecek çalışmalardan oluşmaktadır.

AF ve yapay zeka çalışması denildiğinde bu konuda kardiyologların dikkatini bu alana ilk defa çeken çalışmalardan birisi 2019 yılında Attila ve ark.⁴ tarafından yapılan çalışmadır. Bu çalışmada, Mayo Klinik veri bankasında 18 yaş

üstünde olan, herhangi bir nedenle EKG'si çekilmiş ve sinüs ritminde olan 189.000 hastanın 649.000'den fazla EKG'sini nöral ağlar ile yapay zeka öğrenimine sunulmuştur. İzlemede bu hastaların %8'inde AF gelişmiştir. Bu verilerle, yapay zeka öğrenimine sunulduğunda oluşturulan algoritma ile sinüs ritmi EKG'ye bakılarak kişilerin izlemede AF gelişiminin duyarlılığının %82,3, özgüllüğünün %83,4 (F1 skoru: %45,4; doğruluk: %83,3) olarak öngörülebildiği gösterilmiştir. AF tanısı ve inmeden önlemede oral antikoagülan kullanımı önem taşımaktadır. Hastaların AF'ye girecekleri zamanın 30 gün ya da bir hafta önceden saptanması sayesinde oral antikoagülan tedavinin sürekli kullanılması değil AF atağı yaklaştığı ve inme riski artacağı zaman, gerektiğinde kullanılması (Cepte OAK yaklaşımı) sağlanabilecektir. Bu hipotezi test etmek için yapılan bir çalışmada, tek kanallı mobil EKG cihazı (KardiaMobile AliveCor Inc. Mountain View, California, USA) kullanan 73.000'den fazla hastanın 267.000 mobil EKG verisi, yapay zeka öğrenmesi ile analiz edilmiştir. Hastalarda 30 gün içinde AF gelişimini öngörmede ROC eğrisi eğri altında kalan alan (EAA) 0,760 [%95 güven aralığı (GA) 0,759-0,760], duyarlılık 0,703 (%95 GA 0,700-0,705), özgüllük 0,684 (%95 GA 0,678-0,685), doğruluk %69,4 (%95 GA 0,692-0,700) ve F1 skoru 0,694 (%95 GA 0,694-0,700) olarak saptanmıştır. Özellikle alt gruplara bakıldığında ilk 2 gün içinde olan analizlerde duyarlılığın daha iyi olduğu tespit edilmiştir (duyarlılık 0,711; %95 GA 0,709-0,713).⁵ Bu çalışma hastaları daha erken tanımak, sürekli oral antikoagülan değil de risk arttığında oral antikoagülan kullanımını sağlamak ve özellikle 12 kanal EKG yerine sadece parmak uçları ile dokunarak tek kanal EKG verisini kullanması açısından önemlidir. Tabii ki her yapay zeka çalışmasında olduğu gibi başka klinik ya da ortamda toplanan verilerin kullanıldığı eksternal validasyona da ihtiyaç vardır. Ayrıca bu çalışmada duyarlılığın ve özgüllüğün Attia ve ark.⁴ tarafından yapılan çalışmadakinden daha düşük olduğu görülmüştür. Bu durum yazarlar tarafından mobil EKG cihazı ile

tek kanal EKG'nin kullanılmış olmasının, ayrıca bizim için P-QRS dalgaları standart cihaz ve mobil cihaz ile benzer şekilde görülse de standart EKG cihazının örneklem frekansının mobil cihazdan daha yüksek olduğu ve daha fazla veri taşımamasının bu farka neden olmuş olabileceği düşünülmektedir. Bu veri de bölümün başında belirttiğimiz gibi yapay zekanın EKG'ye P-QRS-T dalgaları dışında genel kardiyologlardan çok farklı şekilde ele aldığını da desteklemektedir.

Yapay zeka AF ablasyonu açısından da hekimlere yol göstermeyi vadetmektedir. AF ablasyonunda bir yıl hiç AF olmaması %70 oranlarındadır.⁶ Bu oranların yükselmesi uygun hasta seçimi ve uygun ablasyon stratejileri ile mümkün olabilecektir. Paroksizmal AF tanısı olan ve AF ablasyonu yapılan hastalarda rekürrensi öngörmede EKG'ler yapay zeka öğrenmesine sunularak elde edilen algoritma klinik çalışmalarda rekürrens için önemli belirteçlerden olan sol atriyal genişleme ya da ilk üç ay içinde erken rekürrens ile karşılaştırıldığında yapay zeka algoritmasının daha başarılı olduğu saptanmıştır.⁷ (doğruluk oranı yapay zeka algoritması için %92, sol atriyal genişleme için %78, erken rekürrens için %86). Böylece işlemden daha fazla fayda görecektir hastanın seçimi kolaylaşabilecektir. Özellikle uzamış persistan AF hastalarında ablasyon için günümüzde pulmoner ven izolasyonu dışında farklı ablasyon stratejileri mevcuttur ancak her hastaya standart bir stratejilerin uygulanması önerilmemektedir. AF ablasyonu sırasında rotor, CAFE (kompleks atriyal fragmente elektrogram) ya da spasyo temporal dispersiyon bölgelerine ablasyon yapılmasının işlem başarısını artıracağı yönünde öncü çalışmalar olsa da işlemin yapıldığı merkez ya da gerçekleştiren operatör sayısı arttığında bu bölgelere ablasyon uygulamasının benzer faydaları göstermediği, sonuçların tutarlı olmadığı gözlenmiştir. Bu durumlara gerekçe olarak işlem sırasında hedef bölgelerin seçimi konusunda operatörler arası farklılıklar olabileceği düşünülmektedir. Ablasyon sırasında alınan sinyallerin daha önce yapılmış olgulardaki verilerle eğitilen yapay zeka modeli sayesinde hedef bölgelerin hızlıca ve standardize olarak seçilebildiği çalışmada yapay zeka modeli destekli ablasyon sonrasında ortalama bir yıl takip süresinde hastaların %82'si sinüs ritminde kalmıştır.⁸ Bu çalışma kontrol grubunun olmadığı gözlemsel bir çalışma olsa da bu algoritmanın ticari ürünü olan Volta VX1 yazılımı (Volta medikal Rhode Island, USA) günümüzde klinik kardiyoloji pratiğinde kullanılan nadir yapay zeka ürünlerinden birisidir.

Supraventriküler Taşikardiler

Yapay zekanın supraventriküler taşikardilerde klinisyenlere gelecekteki katkısı, genel olarak yüzey EKG'ye farklı bir bakış açısı getirerek bazı aritmilerin ayrımı için yılların tecrübesine sahip elektrofizyologlar gibi (belki onlardan daha iyi) klinisyenlere yol göstermek olabilir. Dar QRS taşikardilerden atriyal taşikardiler, atriyoventriküler nodal reentran taşikardiler ile atriyoventriküler reentran taşikardiler farklı

oluşum mekanizmaları nedeniyle farklı ablasyon stratejileri gereklidir ve bu nedenle farklı işlem riskleri taşımaktadır. Elektrofizyolojik çalışma yapılmadan bu taşikardileri sadece yüzey EKG'ye bakarak ayırt etmek zor olabilmektedir. Higuchi ve ark.⁹ elektrofizyolojik çalışma ile kesin tanısı konulmuş 725 hastanın 1.505 EKG'si (738 adet sinüs ritmi EKG'si, 767 adet atriyal taşikardi, atriyoventriküler nodal reentran taşikardi, atriyoventriküler reentran taşikardi EKG'si) kullanılarak sinir ağları yardımı ile oluşturdukları yapay zeka modeli, taşikardileri başarı ile ayırt etmiştir. (atriyoventriküler nodal reentran taşikardiler için EAA 0,909, %95 GA 0,874-0,934), atriyoventriküler reentran taşikardiler için EAA 0,867, %95 GA 0,796-0,913, atriyal taşikardiler için EAA 0,817, %95 GA 0,739-0,891). Yazarlar veri bankasındaki 200 supraventriküler taşikardi EKG'sini kullanarak iki deneyimli elektrofizyolog ile yapay zeka modelini karşılaştırdıklarında (sabit özgüllükte) elektrofizyologlardan daha yüksek duyarlılıkta tanı konulabilmiştir (Yapay zekaya karşı iki elektrofizyologun ortalaması karşılaştırıldığında duyarlılıklar sırasıyla; atriyoventriküler nodal reentran taşikardiler için %91,7'ye karşı %65,9, atriyoventriküler reentran taşikardiler için %78,4'e karşı %63,6 ve atriyal taşikardiler için %61,5'e karşı %50,0).

EKG'de preekstasyon varlığını her kardiyolog tanı koyabilmektedir. Ancak aksesuar yolun nerede olduğunu tahmin etmek zor olabilmektedir. Aksesuar yol lokalizasyonu için birçok algoritma kullanılsa da bazı durumlarda onlar da yetersiz olabilmekte ya da akılda tutabilmek zor olabilmektedir. Hekimlerin işini kolaylaştırmak için 12 kanal EKG'de aksesuar yol lokalizasyonunda yapay zeka kullanımını içeren çalışmada da 357 Wolf Parkinson White (WPW) sendromu tanısı olan ve başarılı ablasyon yapılmış hastaların 12 kanal EKG'si ile yapay zeka modeli geliştirerek sonuçları aksesuar yol tahmin etmede sık kullanılan Arruda, Fitzpatrick gibi algoritmalar ile karşılaştırmıştır. Yapay zeka algoritma doğruluğu %85,7, %95 GA 79,6-90,5, $p < 0,0001$; standart algoritmaların doğruluğu ise Arruda, Milstein, Fitzpatrick için sırasıyla %53,2, %65,6 ve %44,7 olarak saptanmıştır.¹⁰

Klinik pratikte genel olarak supraventriküler taşikardi tanısı kolay konulabilse de lokalizasyon açısından zorlanılan durumlardan birisi de atriyal flutter lokalizasyonudur. Sıklıkla sağ atriyumun makroreentran taşikardisi olan ve işlem başarısı yüksek olup komplikasyon riski düşük olan kavotriküspit istmus bağımlı atriyal flutter lokalizasyonu ile diğer atriyal flutterların ayrımı 12 kanal EKG'de zor olabilmektedir. Sau ve ark.¹¹ 231 hastanın 13.500 adet beş saniye süreli 12 kanal EKG örnekleri ile yapay zeka modeli geliştirmiş ve ardından elektrofizyologlarla bu modeli 57 hastada kavotriküspit istmus bağımlı atriyal flutter lokalizasyonunu tanıma açısından karşılaştırmıştır. Yapay zeka modelinin doğruluk oranı %86 (%95 GA 0,77-0,95) iken uzman elektrofizyologlarda ortalama doğruluk %78 (%95 GA 0,75-0,81) oranında saptanmıştır.

Ani Kardiyak Arrest ve Ventriküler Aritmiler

Ani Kardiyak Arrest (AKA) önemli bir halk sağlığı sorunudur. Ülkemizdeki sayılar net olmamakla birlikte Amerika Birleşik Devletleri'nde yılda 360.000'den fazla olay gelişmektedir. Güncel kılavuzlar AKA ve ölüm engellemede sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu %35'in altında ise birincil koruma ya da daha önce ventriküler taşikardi (VT)/ventriküler fibrilasyon atağı varsa ikincil koruma için implante edilebilen kardiyoverter defibrilatör (ICD) takılması dışında net önerileri bulunmamaktadır. Ancak AKA hastalarının yaklaşık %70'ten fazlası bu gruba uymamaktadır ve özellikle birincil koruma için ICD takılan birçok hastada şok oranları çok düşüktür.^{12,13} AKA riskini saptamak sadece sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu ile belirlenemeyecek kadar karmaşık, birden fazla risk faktörünün doğrusal olmayan ilişkilerini içeren bir durumdur. Standart istatistik biliminin kısıtlandığı bu alanda yapay zeka modelleri, makine öğrenmesi ve sinir ağlarının yardımcı olması beklenmektedir. Yapay zeka yardımı ile multimodalite yani klinik faktörler, görüntüleme yöntemi ve EKG gibi farklı araçların birlikte değerlendirilmesi ile risk tahmini yapılabilmektedir. Popescu ve ark.¹⁴ tarafından yapılan çalışmada 156 iskemik kardiyomiyopati hastasının kardiyak manyetik rezonans görüntülerine ek olarak altta yatan diyabet, hipertansiyon gibi hastalıklar, EKG'de AF ya da sol dal bloğu olması, kullanılan ilaçlar gibi klinik parametreleri içeren derin öğrenme ile AKA gelişim riskini uzun dönemde (10 yıl) tahmin eden bir model geliştirmişlerdir. Bu modelin ayrıca 113 farklı hasta ile eksternal validasyonu yapılmıştır. Her iki grup için ROC eğrileri hazırlandığında sırasıyla EAA'lar internal validasyonu grubunda 0,87 (%95 GA 0,84-0,90), eksternal validasyonu grubunda ise 0,72'dir (%95 GA 0,67-0,77). Başka bir çalışmada ICD takılmış olan hastalarda AKA ve ICD şoku riskini belirlemek için ekokardiyografi, interlökin-6, B tipi natriüretik peptid gibi biyobelirteçler, kardiyak manyetik rezonans görüntüleri ve diğer demografik verileri içeren yapay zeka modeli geliştirilmiştir. Ortalama 5,9 yıl takip süresinde olay gelişme riskini tahmin etme açısından yapılan ROC eğrisinde EAA 0,88'dir (%95 GA 0,75-0,96). Aynı hasta grubunda risk değerlendirmesinde kılavuzların önerdiği klinik risk modellerinden Seattle kalp yetersizliği modeli için EAA 0,53, Seattle oransal risk modeli için EAA 0,57 bulunmuştur.¹⁵ Orta ve ileri yaşlarda AKA nedeni koroner arter hastalığı ön plana çıkarken genç yaşlarda dilate kardiyomiyopati, hipertrofik kardiyomiyopati ve brugada sendromu gibi kanalopatiler ön plana çıkmaktadır.

Dilate kardiyomiyopatilerde AKA veya ICD şoku sıklığı iskemik kardiyomiyopati hastalarına göre az olması nedeniyle yapay zeka öğrenme modeli oluşturmak için zorluklar olabilmektedir. Coriano ve ark.¹⁶ 154 dilate kardiyomiyopati hastasında kardiyak manyetik rezonans görüntüleme ve diğer klinik parametreleri kullanarak yapay zeka modeli geliştirmişlerdir. AKA ya da VT/ICD şoku %12 hastada gelişmiştir. Düşük olay oranına rağmen 1, 2, 3 yıl için ROC eğrisinde

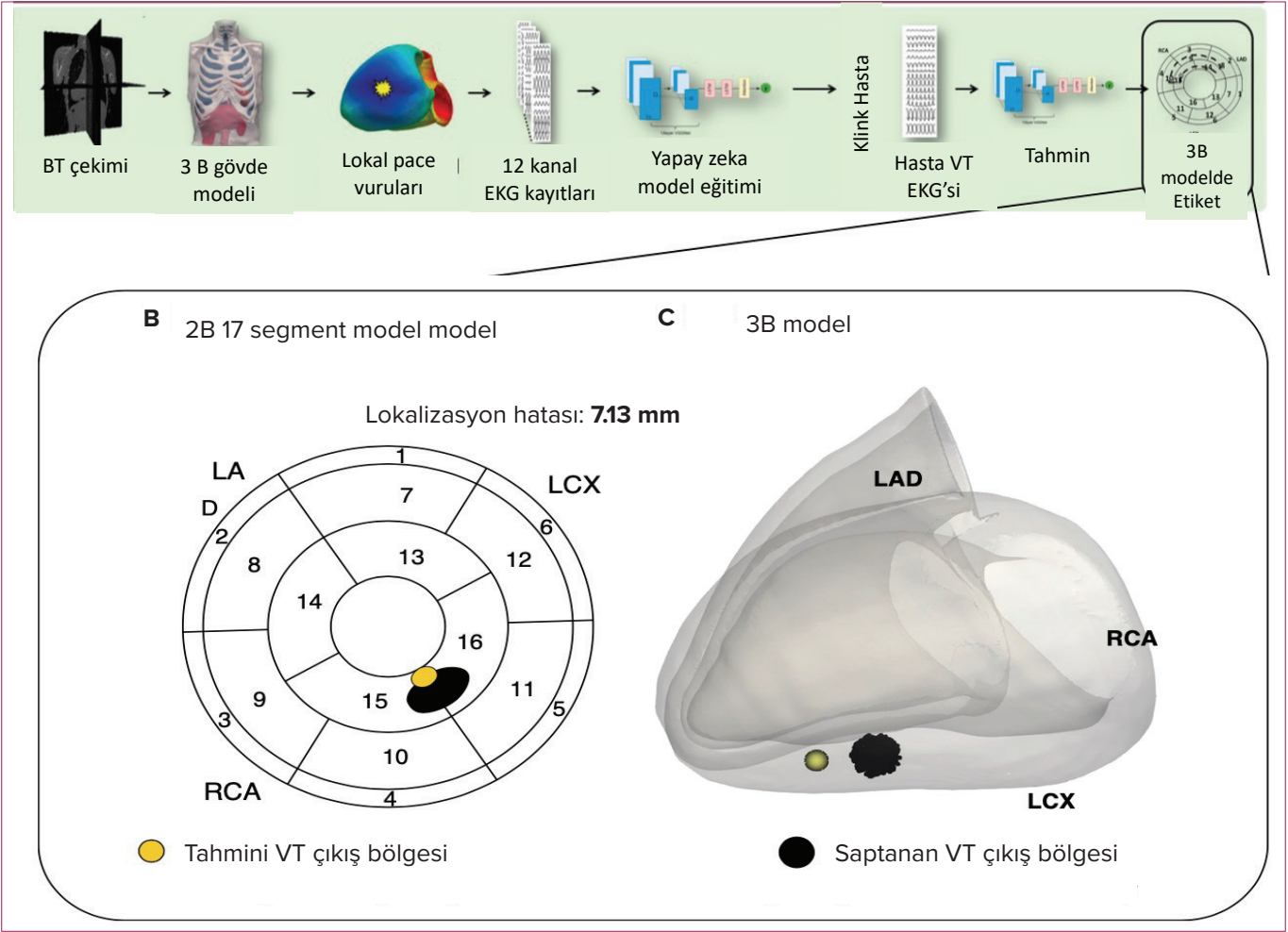
EAA sırasıyla %84, %84, %64 olarak izlenmiştir. Eksternal validasyon ise ne yazık ki bu çalışmada da bulunmamaktadır.

Yedi yüz on bir hipertrofik kardiyomiyopati hastasında AKA riski açısından yapılan çalışmada strain görüntülemeyi de içeren 22 parametreyi değerlendiren makine öğrenmesi modeli geliştirilmiş ve bu model sonucu Avrupa Kardiyoloji Derneği hipertrofik kardiyomiyopati risk skoru ile karşılaştırılmıştır. Model için yapılan ROC analizinde EAA 0,83 iken aynı hasta grubunda Avrupa Kardiyoloji Derneği risk skoru için EAA 0,69 olarak saptanmıştır.¹⁷

Hastanede yatan hastalarda hastane içi arrest ya da ventriküler taşikardi veya ICD'si olan hastalarda 10 dakika ya da 1 saat gibi bir süre önceden VT/ICD şoklarını öngörmek klinik pratiğimize klasik istatistik yöntemleri ile zor gibi görünse de yapay zeka yardımı ile birçok farklı parametrenin değerlendirilmesi ile bunları tespit etmek mümkün gibi durmaktadır. Böylece hastanede yatan hastaların ek tedavi açısından dikkatli olunması, şok alacak ICD hastasının pilin uyarı vermesi ile oturması ya da en yakın sağlık kurumuna başvurması sağlanabilecektir. Ancak mevcut çalışmaların klinik pratikte kullanım için hala kısıtlılıkları olduğunu unutmamamız gerekmektedir. Kwon ve ark.¹⁸ 173.000 yatan hastanın (olay sayısı 224) sistolik ve diyastolik kan basıncı, solunum sayısı, vücut sıcaklığı, kalp hızı gibi vital bulgularını kullanarak geliştirdikleri modelde standart erken uyarı skoruna göre daha iyi performans gösteren yapay zeka modelini geliştirmişlerdir (ROC eğrisinde yapay zeka grubu için EAA 0,86, klasik skor için EAA 0,75). Eksternal validasyonu grubunda da benzer üstünlük devam etmiştir (ROC eğrisinde yapay zeka grubu için EAA 0,905, klasik skor için EAA 0,785). Hastane içi hatta yoğun bakımlarda bile olay sayısının kısıtlılığı yapay zeka modeli geliştirmede zorluk yaratmaktadır ancak hipotez geliştirici çalışmalar devam etmektedir. Lee ve ark.¹⁹ yoğun bakımda bulunan 15 hastanın monitörlerini 2 yıl boyunca taramışlar (2.275 hasta) ancak sadece 52 VT olgusunu izlemişlerdir. Elli iki kontrol hastası da solunum ve kalp hızı değişkenliği parametrelerini kullanan sinir ağları ile geliştirdikleri modelde VT gelişmesini bir saat önceden tahmin edebileceklerini belirtmişlerdir. Model için ROC eğrisi EAA 0,93, doğruluk oranı %85,3 bulunmuştur.

19.000'den fazla ICD hastasında 9 ICD parametresi kullanılarak elektriksel fırtınanın bir gün önceden tahmini üzerine geliştirilen yapay zeka modelinde EAA 0,80 bulunmuş ve hasta aktivitesi ve ventriküler pacing yüzdesi en önemli parametreler olarak öne çıkmıştır.²⁰ Başka bir çalışmada ise 788 ICD hastasında kalp hızı değişkenliği parametreleri kullanılarak geliştirilen yapay zeka modeli VT'yi 10 saniye önceden öngörmeye EAA 0,87 iken, beş dakika önceden öngörmeye EAA 0,81 olarak saptanmıştır.²¹

Girişimsel elektrofizyoloji alanında VT ve ablasyonu en riskli işlemlerdendir. Hastaların VT süresince hemodinamik kararsızlık gelişmesi VT'nin elektrofizyolojik haritalanmasını kısıtlamaktadır. Bu nedenle hekimler işleme girmeden ve işlem sırasında olası riskli yerleri tespit edip VT sırasında



Şekil 4. Yapay zeka yardımı ile ventriküler taşikardi çıkış bölgesinin üç boyutlu olarak tahmini²³

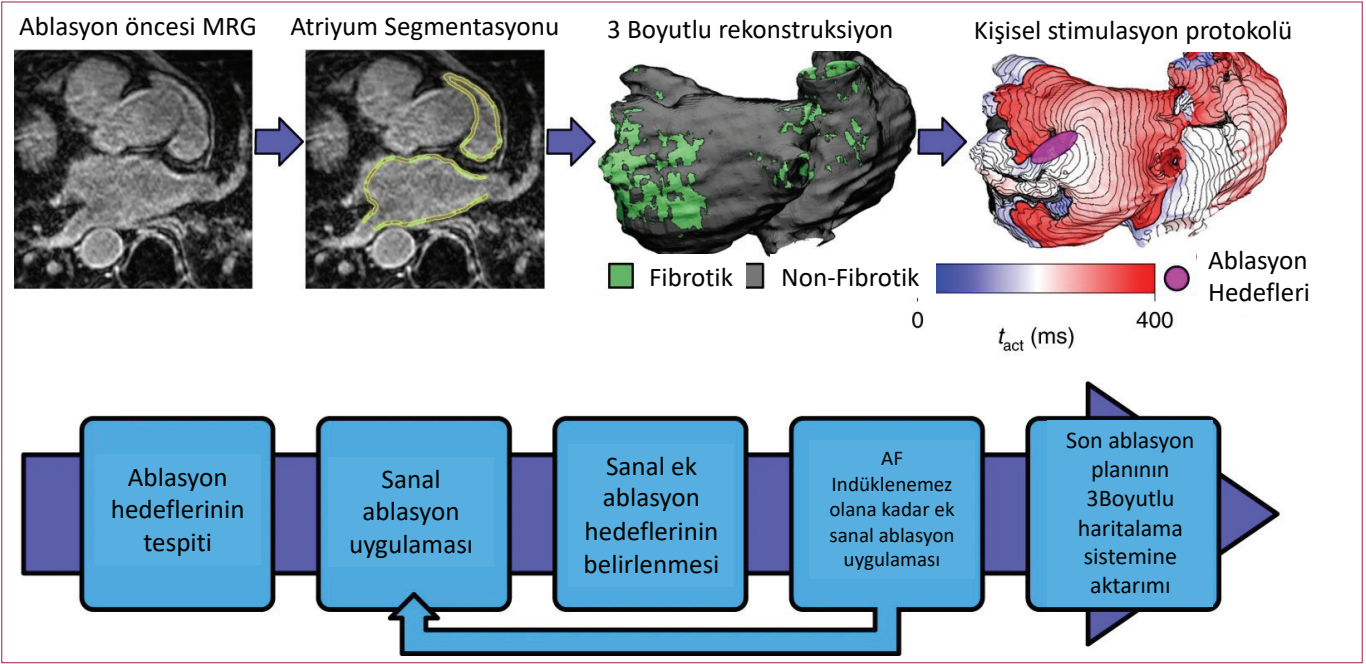
kısa sürede seçilmiş bölgelerin haritalanmasını yapmaya çalışmakta ya da VT hiç tolere edemeyen hastalarda bu bölgelerin ablasyonu uygulanmaktadır. Yapay zeka modelleri VT sırasında çekilen 12 kanal EKG ile VT'den sorumlu olabilecek bölgelerin belirlenmesi, işlem öncesi görüntüleme yöntemleri ile yüksek riskli bölgelerin tespitini hedefleyen çalışmalar mevcuttur. Ayrıca dijital ikiz modellemeleri ile VT saptanıp hedeflenen bölgelerin ablasyonu sonrası VT sonlanıp sonlanmayacağı bile test edilmektedir. VT lokalizasyonunda yapay zeka kullanımı konusunda öncü çalışma 2012 yılında Yokokawa ve ark.²² tarafından yapılmıştır. VT ablasyonu nedeniyle işleme alınan 34 hastada skar alanlarından pace ederek oluşan 12 kanal EKG'lerin kaydedilmesiyle model oluşturulmuştur. Bu modele göre VT lokalizasyonu tahmin etme doğruluk oranı %69 iken 12 kanal EKG üzerinden bahsedilen bölgelerin çözünürlüğü 15 cm² alan içinde yer almaktaydı. Zaman geçtikçe bilgi işlem gücünün artması ve hastalardan elde edebileceğimiz verilerin artması ile VT lokalizasyonundaki hata oranları giderek azalmaktadır. Monaci ve ark.²³ ise 2023 yılında iskemik VT'si olan hastalarda bilgisayarlı tomografi ile toraks içinde kalbin lokalizasyonunu ve modelini yerleştirdikten

sonra model başına her kalpte 3.000 noktadan pace edilerek elde edilen verilerle yapay zeka öğrenmesine sunularak algoritmalarını geliştirmişlerdir (Şekil 4). Geliştirilen model VT çıkış bölgesini $9,61 \pm 2,61$ mm hata ile göstermeyi başarmıştır. On iki kanal EKG olmayan hastalarda ise ICD kayıtları kullanıldığında çıkış bölgesi tahmini $13,10 \pm 2,36$ mm'dir.

Diğer Durumlar

Aritmik Sendromlar

Hereditör aritmik sendromlar ya da diğer ismiyle kanaloopatilerin tanısında yardımcı olabilecek çeşitli yapay zeka modelleri araştırılmıştır. Uzun QT sendromu tanısının konulmasında QT aralığının doğru ölçümü büyük önem taşımaktadır. Farklı kalp hızları ve klinik durumlara özgü avantajları olan çok sayıda farklı formül geliştirilmiş olsa da QT aralığı ölçümlerinde kardiyologlar arasında bile farklılıklar görülebilmektedir. Bu nedenle doğru ölçüme yardımcı yapay zeka modelleri geliştirilmiştir.²⁰ Ayrıca QT aralığı dinamik olarak değişmektedir ve bazı uzun QT sendromlu hastalarda



Şekil 5. Dijital ikiz modellemesi ve klinik pratikte kullanım modeli.³⁰

özellikle istirahat halinde normal de olabilmektedir. Buradan yola çıkılarak oluşturulan bir yapay zeka modelinde, QT normal olan EKG'lerden uzun QT sendromunun varlığı ortaya çıkarılabilmektedir.²⁴

Tip 1 brugada EKG paternine sahip hastalarda malign ventriküler aritmi geliştirme riski günümüzde net olarak ortaya konulamamakta olup bu durum ICD implantasyonundan yarar görecektir hasta seçiminde muamma oluşturmaktadır. Buradan yola çıkılarak oluşturulan bir yapay zeka modelinde, Brugada EKG'sine sahip hastalarda VF gelişmesi oldukça önemli bir doğrulukla tahmin edilebilmiştir.²⁵

Kardiyak İmplant Edilebilir Cihazlar

Yazının başında da belirttiğimiz gibi yapay zeka öncülleri olarak basit algoritmaları içeren makinelerin kardiyolojide kullanılması kalp pilleri ile başlamaktadır. 1960'lı yıllardan beri kullanımda olan bu cihazlarda, günümüzde ve en sık olarak kurala dayalı algoritmalarından faydalanılmaktadır. Örneğin, belirlenmiş kalp hızının altına düştüğünde (=if) pace et komutu (=then) aktive edilerek kardiyak uyarım sağlanır. ICD-CRT gibi diğer cihazlar hastalarla ilgili çok yoğun bilgi taşımaktadır, bu bilgilerle de ventriküler taşikardiler kısmında belirtildiği gibi 10 saniye ya da 5 dakika önceden VT fırtınaları bir gün önceden tahmin edilebilmektedir. Kardiyak İmplant Edilebilir Cihazlar (KİEC) ile ilgili yapay zeka kullanımının bir diğeri de klasik kılavuz önerilerinin üstünde KRT implantasyonundan fayda görecektir hastaların seçimi olabilir. Bu konuda gözetimli öğrenme uygulanan ve ekokardiyografik yanıtın değerlendirildiği Schmitz ve ark.²⁶ tarafından yapılan çalışmada doğruluk %85 olarak saptanmıştır. Klasik kılavuz önerilerine uyulduğunda KRT yanıtı doğruluk oranının %70

olduğunu düşünürsek yapay zeka destekli KRT hasta seçimi gelecekte uygun hasta seçiminin daha sağlıklı yapılmasında yardımcı olabilir.²⁷

KİEC'nin kendisi değil ama klinisyenin hayatını kolaylaştıracak başka yapay zeka uygulaması ise hastaların taşıdığı cihazın radyolojik görüntüsünden tanımlamaya çalışılmasıdır. Mevcut çalışmaların sonuçları klinik kullanıma da sunulmuştur. Bir çalışmada web sitesine ilgili cihazın radyolojik görüntüsünün eklenmesi ile (<http://ppm.jph.am/>), bir diğeri ise telefon kamerası ile çekilen fotoğrafının telefon uygulaması tarafından işlenmesine dayanan pratik ve hızlı cihaz tanıma yöntemleridir (<https://www.pacemakerid.com/>).^{28,29}

Dijital İkiz

Günümüz dünyasında özellikle makine-cihaz geliştirmede mühendisler üretilen ürünün dijital ortamda ikizini yaratarak sanal olarak yaratılan zorlu çalışma şartlarında makinelerin vereceği tepkileri, çözüm olarak planlanan değişikliklerin faydasını rahatlıkla test edebilmektedirler. Yapay zeka teknolojileri sayesinde de görüntüleme yöntemleri yardımı ile önce anatomik ve histolojik değerlendirme yapılmakta, bu anatomik model üzerine dokunun hasarına göre elektriksel karakteristikleri de modellenmekte ve böylece hastanın anatomik ve fonksiyonel dijital ikizi yaratılmaktadır. Bu ikiz yardımı ile AF ya da VT tedavisinde hedef ablasyon bölgelerinin belirlenmesi, hedeflenen ablasyon hatlarının oluşturulmasından sonra sinüs ritmi sağlanıp sağlanamayacağı hasta işleme başlamadan planlanabilmektedir. Oluşturulan planlar daha sonra üç boyutlu haritalama sistemlerine aktarılarak işlem

sırasında hekime kılavuzluk da yapabilmektedir (Şekil5). Bu konudaki çalışmaların henüz hipotez geliştirme, proof of concept düzeyinde olduğu ama hızla ilerlediği unutmamalıdır.³⁰

Sonuç

Kardiyolojinin her alanında olduğu gibi aritmi alanında da yapay zeka çalışmaları hız kesmeden ilerlemektedir. Ancak bu algoritmaların gerçek yaşamda kullanıma girmesi aynı hızda olmamaktadır. Burada temel sorun birçok çalışmada elde edilen sonuçların başka bir veri tabanı kullanılarak eksternal validasyonunun olmamasıdır. Özellikle ablasyon hedeflerinin saptandığı, girişimsel işlemlere yapay zeka algoritmalarının yön verdiği durumları test eden randomize kontrollü çalışmaların olmaması da önemli kısıtlılıklardandır. Son olarak ise bu algoritmaların kullanımından doğan tıbbi kötü durumların değerlendirilmesindeki bilinmezlik devam etmektedir. Ancak günümüz dünyasında ilerleme hızlarına bakıldığında bu sorunların çözülmesi çok uzak görünmemektedir ve yapay zekanın aritmi ile uğraşan hekimlerin işlerini elinden alma gibi bir beklentimiz olmamakla birlikte işimizi kolaylaştıracağı ve hekimlik pratiklerine bu yenilikleri adapte etmeyenlerin çağın gerisinde kalacakları bir gerçektir.

Kaynaklar

1. PubMed. Search Results: Artificial intelligence and Cardiology. Accessed April 1, 2024. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/?term=%27cardiology+and+artificial+intelligence%27&sort=date>
2. Dassen WR, den Dulk K, Wellens HJ. Modern pacemakers: implantable artificial intelligence? *Pacing Clin Electrophysiol.* 1988;11(11 Pt 2):2114-2120.
3. Makimoto H, Kohro T. Adopting artificial intelligence in cardiovascular medicine: a scoping review. *Hypertens Res.* 2024;47(3):685-699.
4. Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet.* 2019;394(10201):861-867.
5. Raghunath A, Nguyen DD, Schram M, et al. Artificial intelligence-enabled mobile electrocardiograms for event prediction in paroxysmal atrial fibrillation. *Cardiovasc Digit Health J.* 2023;4(1):21-28.
6. Hindricks G, Potpara T, Dagres N, et al.; ESC Scientific Document Group. 2020 ESC Guidelines for the diagnosis and management of atrial fibrillation developed in collaboration with the European Association for Cardio-Thoracic Surgery (EACTS): The Task Force for the diagnosis and management of atrial fibrillation of the European Society of Cardiology (ESC) Developed with the special contribution of the European Heart Rhythm Association (EHRA) of the ESC. *Eur Heart J.* 2021;42(5):373-498. Erratum in: *Eur Heart J.* 2021;42(5):507. Erratum in: *Eur Heart J.* 2021;42(5):546-547. Erratum in: *Eur Heart J.* 2021;42(40):4194.
7. Jiang J, Deng H, Liao H, et al. An Artificial Intelligence-Enabled ECG Algorithm for Predicting the Risk of Recurrence in Patients with Paroxysmal Atrial Fibrillation after Catheter Ablation. *J Clin Med.* 2023;12(5):1933.
8. Bahlke F, Englert F, Popa M, et al. First clinical data on artificial intelligence-guided catheter ablation in long-standing persistent atrial fibrillation. *J Cardiovasc Electrophysiol.* 2024;35(3):406-414.
9. Higuchi S, Li R, Gerstenfeld EP, Liem LB, et al. Identification of supraventricular tachycardia mechanisms with surface electrocardiograms using a convolutional neural network. *Heart Rhythm O2.* 2023;4(8):491-499.
10. Senoner T, Pfeifer B, Barbieri F, et al. Identifying the Location of an Accessory Pathway in Pre-Excitation Syndromes Using an Artificial Intelligence-Based Algorithm. *J Clin Med.* 2021;10(19):4394.
11. Sau A, Ibrahim S, Ahmed A, et al. Artificial intelligence-enabled electrocardiogram to distinguish cavotricuspid isthmus dependence from other atrial tachycardia mechanisms. *Eur Heart J Digit Health.* 2022;3(3):405-414.
12. Holmström L, Zhang FZ, Ouyang D, Dey D, Slomka PJ, Chugh SS. Artificial Intelligence in Ventricular Arrhythmias and Sudden Death. *Arrhythm Electrophysiol Rev.* 2023;12:e17.
13. Al-Khatib SM, Stevenson WG, Ackerman MJ, et al. 2017 AHA/ACC/HRS Guideline for Management of Patients With Ventricular Arrhythmias and the Prevention of Sudden Cardiac Death: Executive Summary: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines and the Heart Rhythm Society. *Circulation.* 2018;138(13):e210-e271. Erratum in: *Circulation.* 2018;138(13):e415-e418.
14. Popescu DM, Shade JK, Lai C, et al. Arrhythmic sudden death survival prediction using deep learning analysis of scarring in the heart. *Nat Cardiovasc Res.* 2022;1(4):334-343. Erratum in: *Nat Cardiovasc Res.* 2022;1(5):532.
15. Wu KC, Wongvibulsin S, Tao S, et al. Baseline and Dynamic Risk Predictors of Appropriate Implantable Cardioverter Defibrillator Therapy. *J Am Heart Assoc.* 2020;9(20):e017002.
16. Corianò M, Lanera C, De Michieli L, et al. Deep learning-based prediction of major arrhythmic events in dilated cardiomyopathy: A proof of concept study. *PLoS One.* 2024;19(2):e0297793.
17. Bhattacharya M, Lu DY, Kudchadkar SM, et al. Identifying Ventricular Arrhythmias and Their Predictors by Applying Machine Learning Methods to Electronic Health Records in Patients With Hypertrophic Cardiomyopathy (HCM-VAR-Risk Model). *Am J Cardiol.* 2019;123(10):1681-1689.
18. Kwon JM, Lee Y, Lee Y, Lee S, Park J. An Algorithm Based on Deep Learning for Predicting In-Hospital Cardiac Arrest. *J Am Heart Assoc.* 2018;7(13):e008678.
19. Lee H, Shin SY, Seo M, Nam GB, Joo S. Prediction of Ventricular Tachycardia One Hour before Occurrence Using Artificial Neural Networks. *Sci Rep.* 2016;6:32390.
20. Shakibfar S, Krause O, Lund-Andersen C, et al. Predicting electrical storms by remote monitoring of implantable cardioverter-defibrillator patients using machine learning. *Europace.* 2019;21(2):268-274.
21. Au-Yeung WM, Reinhall PG, Bardy GH, Brunton SL. Development and validation of warning system of ventricular tachyarrhythmia in patients with heart failure with heart rate variability data. *PLoS One.* 2018;13(11):e0207215.
22. Yokokawa M, Liu TY, Yoshida K, et al. Automated analysis of the 12-lead electrocardiogram to identify the exit site of postinfarction ventricular tachycardia. *Heart Rhythm.* 2012;9(3):330-334.

23. Monaci S, Qian S, Gillette K, et al. Non-invasive localization of post-infarct ventricular tachycardia exit sites to guide ablation planning: a computational deep learning platform utilizing the 12-lead electrocardiogram and intracardiac electrograms from implanted devices. *Europace*. 2023;25(2):469-477.
24. Bos JM, Attia ZI, Albert DE, Noseworthy PA, Friedman PA, Ackerman MJ. Use of Artificial Intelligence and Deep Neural Networks in Evaluation of Patients With Electrocardiographically Concealed Long QT Syndrome From the Surface 12-Lead Electrocardiogram. *JAMA Cardiol*. 2021;6(5):532-538.
25. Nakamura T, Aiba T, Shimizu W, Furukawa T, Sasano T. Prediction of the Presence of Ventricular Fibrillation From a Brugada Electrocardiogram Using Artificial Intelligence. *Circ J*. 2023;87(7):1007-1014.
26. Schmitz B, De Maria R, Gatsios D, et al. Identification of genetic markers for treatment success in heart failure patients: insight from cardiac resynchronization therapy. *Circ Cardiovasc Genet*. 2014;7(6):760-770.
27. Nazar W, Szymanowicz S, Nazar K, et al. Artificial intelligence models in prediction of response to cardiac resynchronization therapy: a systematic review. *Heart Fail Rev*. 2024;29(1):133-150.
28. Weinreich M, Chudow JJ, Weinreich B, et al. Development of an Artificially Intelligent Mobile Phone Application to Identify Cardiac Devices on Chest Radiography. *JACC Clin Electrophysiol*. 2019;5(9):1094-1095.
29. Howard JP, Fisher L, Shun-Shin MJ, et al. Cardiac Rhythm Device Identification Using Neural Networks. *JACC Clin Electrophysiol*. 2019;5(5):576-586.
30. Boyle PM, Zghaib T, Zahid S, et al. Computationally guided personalized targeted ablation of persistent atrial fibrillation. *Nat Biomed Eng*. 2019;3(11):870-879.

Koroner Arter Hastalığı ve Yapay Zeka

Doç. Dr. Asım Enhoş¹, Dr. Sezgin Uzunoglan²

¹İstanbul Medipol Üniversitesi, Tıp Fakültesi, İstanbul, Türkiye

²Bezmialem Vakıf Üniversitesi, Tıp Fakültesi, İstanbul, Türkiye

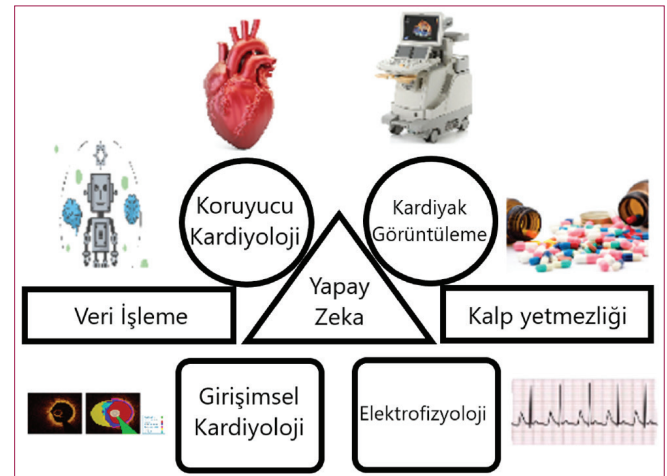
Giriş

Koroner arter hastalığı, kalbi besleyen damarlarda meydana gelen ateroskleroz sonrası ortaya çıkmaktadır. Görünmeyen non-obstrüktif koroner arter hastalığı, stabil anjina, sessiz iskemi veya akut koroner sendrom gibi klinik tablolara neden olabilir. Tanı ve tedavisindeki ilerlemelere rağmen koroner arter hastalığı tüm dünyada mortalite ve morbiditenin önemli bir nedeni olmaya devam etmektedir. Küresel hastalık yükü tahminlerine göre 2016 yılında tüm dünyada koroner arter hastalığının prevalansı 154 milyon olarak belirlenmiştir. Bu da kardiyovasküler hastalıkların %32,7'sini, tüm hastalıkların ise %2,2'sini oluşturmaktadır.¹ Beklenen yaşam süresinin artması, patofizyolojisinde yer alan hipertansiyon, diyabetes mellitus ve hiperlipidemi gibi kronik hastalıkların yaygınlaşması ile önümüzdeki yıllarda prevalansının daha da artması beklenmektedir.

Yapay zeka, bilgisayar sistemlerine insan benzeri düşünme ve öğrenme yetenekleri kazandırmayı amaçlayan bir alanı temsil eder. Yapay zekanın temel çalışma prensibi, büyük miktarda veriyi analiz ederek desenleri tanımlamak, bu desenleri kullanarak öğrenmek ve çeşitli görevleri gerçekleştirmek üzere algoritmalar geliştirmektir. Makine öğrenimi genel olarak üç kategoriye ayrılır. Bunlar denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve yarı denetimli öğrenmedir. Denetimli öğrenmede etiketlenmiş bir veri seti ile bilgisayar sistemi eğitilir, sonrasında büyük miktardaki test verisinin çözümlemesi beklenir. Denetimsiz öğrenmede eğitim verileri etiketlenmeden makineye yüklenir. Makinenin kendi kendine bu veri setindeki bağlantıları tespit etmesi beklenir. Yarı denetimli öğrenmede ise bazı veriler etiketli olarak verilir ve makineden bu etiketli verilerin dışında yeni örüntüleri tespit ederek test verisini değerlendirmesi istenir. Bu konuyu koroner bilgisayarlı tomografi (BT) anjiyografide darlıkların tespiti üzerinden örnekleyecek olursak, denetimli öğrenmede makineye koroner BT anjiyografideki damarlar ve bu damarlardaki darlıklar belirtilir. Belirli bir öğrenme sürecinden sonra test verisinde makinenin darlıkları ve damarları kendi kendine tanıması beklenir. Denetimsiz öğrenmede ise bu etiketler belirtilmez. Makinenin bu damarlardaki darlıkları, darlık olmayan damarlardan ayrı ayrı sınıflaması beklenir.

Son zamanlarda popülerite kazanan yapay zeka derin öğrenmedir. Derin öğrenmede nöral ağlar ile bilgisayarlar büyük miktarda veriden örüntüler oluşturarak bilgiyi açığa çıkarabilir. En bilinen derin öğrenme sistemlerinden biri Convolutional Neural Network'tür (CNN). Görsel öğeleri kullanarak aralarındaki benzerliklerden oluşturduğu örüntüler ile çıkarımlar yapmayı amaçlar. Tıp alanında yapay zekanın en aktif kullanıldığı alanlardan birisi de kardiyolojidedir (Şekil 1). Yakın gelecekte yapay zekanın insanların yürüttüğü fonksiyonların büyük bir kısmını alması öngörülmektedir. Kardiyolojide hastanın değerlendirilmesinde, tanı konulmasında ve medikal tedavinin düzenlenmesinde yapay zekanın kullanımı kolay gerçekleştirilebilirken girişimsel alanda kardiyoloji uzmanlarının yerini alması kolay olmayacaktır.

Koroner arter hastalığının risk faktörlerinin engellenmesi hastalık gelişiminin kontrol altına alınmasına olanak sağlar. Hipertansiyon, diyabet ve hiperlipidemi gibi hastalıkların tedavisinin uygun şekilde yapılması koroner arter hastalığı gelişimini önemli ölçüde engelleyebilir. Yapay zekanın risk altındaki gruplarının değerlendirilmesinde, hasta bireylerin tedavilerinin optimize edilmesi ve devamlılığın artırılmasında aşikar faydaları olabilir. Birinci basamak sağlık hizmeti veren hekimler de koroner arter hastalığının tespitinde önemli rol oynamaktadır. Koroner arter hastalığının birinci basamakta



Şekil 1. Yapay zekanın kardiyolojideki kullanım alanları.

doğru bir şekilde dışlanmasının veya ileri tetkik için yönlendirilmesinin hem hastalar hem de sağlık sisteminin üzerindeki ekonomik yük açısından önemli faydaları olacaktır. Bu aşamada da yapay zeka aktif biçimde kullanılabilir.

Yapay zekanın bütün istatistiksel sistemler gibi üstünlükleri, yetersizlikleri ve kısıtlılıkları bulunmaktadır. Bunları bilmek yapay zekanın daha etkili ve doğru kullanılmasına olanak sağlayacaktır. Bu kısımda yapay zekanın kardiyolojide koroner arter hastalığının tanı ve tedavisinde halihazırdaki ve gelecekteki muhtemel kullanım alanları detaylı olarak incelenecektir.

Risk Faktörlerinin Taranması ve Risk Altındaki Grupların Belirlenmesi

Koroner arter hastalığının tanısında son yıllarda koroner BT anjiyografi yaygın olarak kullanılmaya başlanmasa da tanıda altın standart yöntem invaziv koroner anjiyografidir. Ancak invaziv koroner anjiyografi radyasyon maruziyetinin yanı sıra ölüm dahil birçok riski de beraberinde taşımaktadır. Bu risklerin yanı sıra sağlık sistemine ciddi bir maddi yük de oluşturmaktadır. İnvaziv anjiyografide revaskülarizasyon ihtiyacı saptanan kritik darlık oranı hasta seçimine göre değişmektedir. Beştemir ve ark.² tarafından yapılan bir çalışmada, Türkiye'de 2016-2021 yılları arasında invaziv anjiyografi yapılan hastaların sadece üçte birinde revaskülarizasyon ihtiyacı olmaktadır. Koroner BT anjiyografide invaziv riskler daha az olmak ile birlikte diğer olumsuzluklar aynen geçerlidir. Tanıda adım adım ilerlemek için hastaların test öncesi koroner arter hastalığı olasılığını belirlemek önemlidir. Böylece ileri tetkikler sadece gereken hastalara yapılır.

Koroner arter hastalığının hipertansiyon, diyabetes mellitus, hiperlipidemi ve sigara gibi birçok risk faktörü bulunmaktadır. Geleneksel olarak görülen semptomlar, 12 derivasyonlu elektrokardiyografi (EKG) ve bu risk faktörleri kullanılarak hastaların koroner arter hastalığı olasılığı belirlenmektedir. Ancak tüm hastalar için bu risk faktörlerinin hastalığa katkısı aynı değildir. Aynı zamanda bunlar dışında genetik, klinik ve laboratuvar gibi birçok parametrenin de hastalığın gelişimine etkisi olduğu bilinmektedir. Bu nedenle bireyselleştirilmiş risk faktörlerinin belirlenmesi ve uygulanması hayati önem taşımaktadır. Yapay zeka makine öğrenimi sayesinde çok fazla ham veriyi çok yüksek hızlarda işleyerek risk altındaki bireylerin hızlı ve efektif bir biçimde ortaya konulmasına yardımcı olabilir. Bu testler hastane dışı ortamlarda bireyler tarafından düşük maliyetlerle kolay bir şekilde uygulanarak toplum taramasında da kullanılabilir.

Kardiyovasküler risk faktörlerinin uygun yönetimi de koroner arter hastalığının gelişimini engelleyecektir. Ancak topluma baktığımızda hipertansiyon hastalarının ortalama yarısı reçete edilen tansiyon ilaçlarını kullanmaktadır. Hastaların sadece %15'inde yeterli kan basıncı kontrolü sağlanmaktadır.^{3,4} Aynı durum etiyojide yer alan diyabet ve hiperlipidemi tedavisi için de geçerlidir. Yapay zeka destekli uygulamalar ile hastaların tedavi uyumu artırılabilir.

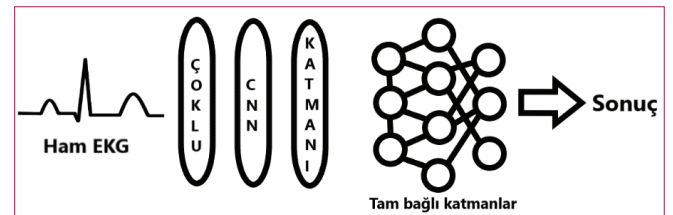
Yapay Zekanın Bugün ve Gelecekte Spesifik Alanlarda Kullanımı

Elektrokardiyografi

Elektrokardiyografi (EKG), hastanın vücuduna konulan elektrotlar vasıtasıyla milyonlarca miyositin oluşturduğu aksiyon potansiyelinin ölçülmesidir. Koroner arter hastalığından şüphelenilen hastalarda yapılan testlerin başında 12 derivasyonlu EKG gelmektedir. ST elevasyonlu miyokart enfarktüsü kardiyologlar tarafından kolaylıkla tanınabilir. Bunun yanı sıra ST elevasyonsuz miyokart enfarktüsü kardiyak marker yüksekliği ile, unstabil anjina pectoris ise semptomların sorgulanması ile tanı konulabilir. Ancak stabil koroner arter hastalığının tespitinde kesin EKG kriterleri bulunmamaktadır. Mahmoodzadeh ve ark.⁵ tarafından yapılan çalışmada, ST segment değişikliği, t negatifliği ve patolojik Q dalgası gibi EKG bulgularının koroner arter hastalığında duyarlılığı %51,5 ve özgüllüğü %66,1 olarak saptanmıştır. Awasthi ve ark.⁶ tarafından yapılan bir çalışmada da EKG-AI'nın CAC \geq 300, obstrüktif koroner arter hastalığı ve bölgesel akineziyi tanımlamak için elde ettiği alıcı işletim karakteristiği (AUROC) değerleri sırasıyla 0,88, 0,85 ve 0,94'tür. Lee ve ark.⁷ tarafından yapılan bir çalışmada, koroner anjiyografi öncesi alınan 12 derivasyonlu bir EKG, yapay zeka ve üç uzman kardiyolog tarafından değerlendirilmiş ve f1 skoru 0,68'e karşı 0,41 olarak yapay zeka kolunda üstün bulunmuştur. Yapay zeka ile büyük miktarda EKG veri seti kullanarak insan gözünün fark edemeyeceği örüntüleri kullanarak koroner arter hastalığının tespitinde faydalı olabilir (Şekil 2). Yapay zeka ile EKG'nin gerçek potansiyeli ortaya çıkabilecektir. Ancak bu konuda daha fazla çalışmaya ihtiyaç duyulmaktadır.

Ekokardiyografi

Ekokardiyografi koroner arter hastalığının tanısında ve yönetiminde önemli bir rol oynamaktadır. Kolay erişilebilir olması, zararlı etkisinin olmaması, ekokardiyografinin önemini artırmaktadır. Kalbin yapısının ve fonksiyonlarının gerçek zamanlı ve doğru biçimde değerlendirilmesine olanak sağlar. Ekokardiyografinin optimal biçimde uygulanması için günümüze kadar birçok kılavuz paylaşılmıştır. Hastaların tanısında ve takibinde güvenilir ve tutarlı ekokardiyografi vazgeçilmezdir. Ancak ekokardiyografinin yorumlanması operatörün bilgi ve becerisine bağlı olduğu için sonuçlarının



Şekil 2. Elektrokardiyografide yapay zekanın kullanımının şematik gösterimi. CNN: Convolutional Neural Network. CNN özellikle görüntü işleme görevlerinde kullanılan derin öğrenme mimarisidir.

güvenilirliğinde sorun vardır. Gözlemciler arası ve aynı gözlemcinin farklı zamanlarda yapabileceği yorum farkları yapay zeka destekli ekokardiyografik inceleme ile aşılabılır. Makine öğrenimi ile ekokardiyografide her pikselin hareketi ayrı ayrı değerlendirilerek insan gözünün ayırt edemeyeceği anormallikler erken safhada tespit edilebilir.

Yapay zeka ile ekokardiyografik değerlendirmenin önemli avantajlarından biri de zamandır. Yapay zeka büyük miktardaki veri setini çok kısa sürede işleyebilir. Bu da koroner arter hastalığının ön tanısı ile acil servisler, kalabalık klinikler gibi hasta değerlendirmesi için yeterince zamanın olmadığı durumlarda özellikle faydalı olabilir. Knackstedt ve ark.⁸ tarafından yapılan çalışmada, yapay zeka ekokardiyografik görüntülerle sol ventrikül sistolik fonksiyonları 8 ± 1 sn gibi kısa sürede %98 doğrulukta değerlendirmiştir. Gelecekte ekokardiyografi, kardiyologlara gerek kalmadan yapay zeka ile yüksek doğrulukta değerlendirilebilir.

Yapay zeka destekli öğrenme modelleri ile koroner arter hastalığının araştırılması nispeten yeni bir alandır. Bu konuda bazı çalışmalar yapılmış olsa da henüz yeterince veri yoktur. Bu çalışmalarda yapay zeka destekli öğrenme sistemlerine ekokardiyografik görüntüler yüklenerek koroner arter hastalığı ile ilişkili parametreler CNN modelleri ile taranmaktadır. Böylece ekokardiyografik olarak koroner arter hastalığı ile ilişkili parametreler tespit edilmekte ve ileri araştırma için doğru hasta grupları belirlenmektedir. Bu çalışmalardan bazıları şunlardır:

- BT ile koroner arter kalsiyum skorunun belirlenmesi koroner arter hastalığının tespitinde kullanılan güvenli bir yöntemdir. Koroner arter kalsiyum skoru sıfır olan hastalarda 15 yıllık periyotta kardiyovasküler olay ve mortalite riski ciddi düşüktür.⁹ Yuan ve ark.¹⁰ tarafından yapılan çalışmada yapay zeka destekli ekokardiyografik inceleme ile hem koroner arter kalsiyum skoru sıfır olan hastalar hem de yüksek olan hastalar başarılı bir şekilde ayrıştırılmıştır [ROC AUC sırasıyla 0,81 (%95 güven aralığı 0,74-0,88) ve 0,74 (0,68-0,8)].
- Miyokart iş yükü (myocardial work) koroner arter hastalığının tespitinde yeni geliştirilmiş bir tekniktir. Girişimsel olmayan görüntüleme yöntemleri (kardiyak manyetik rezonans, ekokardiyografi ve miyokart perfüzyon sintigrafisi gibi) kullanılarak kardiyak deformasyon ve ard yük dahil edilerek koroner arter hastalığının tespit edilmesine olanak sağlar. Bu noktada sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu ve global longitudinal strain ile kıyaslandığında tek damar veya çok damar koroner arter hastalığının tespitinde daha kullanışlıdır.¹¹ Said ve ark.¹² tarafından yapılan çalışmada sol atriyum strain ve strain oranının koroner arter hastalığı (koroner arterlerde >%50 daralma) ve SYNTAX skoru ile ciddi negatif korelasyonunun olduğu gösterilmiştir. Guo ve ark.¹³ tarafından yapılan bir çalışmada da miyokardiyal iş yükü ve sol atriyum strain parametreleri ile bireylerin koroner arter hastalık olasılığının yüksek

duyarlılık ve düşük özgüllük ile belirlenebileceği gösterilmiştir. Yapay zeka ile bu parametreler değerlendirilerek koroner arter hastalığı riski saptanabilir.

- Stres ekokardiyografi düşük maliyeti, iyonize radyasyon kullanmaması ve hastalar tarafından iyi tolere edilmesi nedeniyle sık olarak kullanılmaktadır. İşlem öncesi ve sonrası yapılan ekokardiyografik incelemeler ile ciddi darlık olan koroner arterlerin besleme alanında iskemik ve duvar hareket kusuru tespit edilmektedir. Standart trans-toraksik ekokardiyografi ile benzer şekilde, yapan kişiye bağımlı olması nedeniyle yanlış pozitif veya negatif sonuçlar çıkabilir. Upton ve ark.¹⁴ tarafından yapılan çalışmada da stres ekokardiyografi kullanımıyla bu yetersizliklerin aşılabileceği belirlenmiştir. Stres ekokardiyografilerin yapay zeka ile değerlendirilmesi ile hangi hastaların revaskülarizasyondan fayda göreceği, hangi hastaların medikal takip edilmesi gerektiği, hangi hastalarda ciddi koroner arter hastalığı riskinin düşük olduğu veya takipte akut koroner sendrom geçirme riskinin düşük olduğu başarılı bir şekilde belirlenmiştir.

Koroner BT Anjiyografi

Koroner BT anjiyografi son yıllarda koroner arter hastalıklarının tanısında daha yaygın olarak kullanılmaktadır. 2019 yılında çıkan kronik koroner sendromlar kılavuzunda da düşük-orta olasılıklı hastalarda koroner BT anjiyografi öncelikli olarak önerilmektedir. Aynı zamanda kardiyak marker negatifliği olan akut koroner sendrom yönünden tetkik edilen hastalarda da koroner BT anjiyografi önerilmektedir. İlerleyen yıllarda da koroner arter hastalığının dışlanmasında temel görüntüleme yöntemi haline gelmesi beklenmektedir. Ancak yüksek koroner arter hastalığı riski, koroner arterlerde ciddi kalsifikasyon olması, stent öyküsü ve düzensiz kalp ritmi gibi durumlar koroner BT anjiyografinin verdiği sonuçların suboptimal olmasına neden olmaktadır. Koroner BT anjiyografi, invaziv koroner anjiyografi ile karşılaştırıldığında, duyarlılığı %73-99, özgüllüğü %54-94, pozitif prediktif değeri %62-92 ve negatif prediktif değeri %83-100 arasındadır.¹⁵

Yapay zeka ile koroner BT anjiyografilerin değerlendirilmesiyle koroner arterlerdeki plakların tespiti ve tiplendirmesinin yapılması mümkündür. Makine öğrenimi veya derin öğrenme yöntemleri kullanılarak hem koroner arter hastalığının tespiti hem de tedavi yöntemlerinin belirlenmesi mümkündür. Yapay zeka ile büyük miktarda veri seti incelenerek insan gözünün fark edemeyeceği mikro düzeydeki değişiklikler saptanarak koroner arter hastalığının tanısı, prognozu ve hangi tedavi yöntemlerinden fayda göreceği belirlenebilir.¹⁶ Koroner BT anjiyografi ile koroner kalsiyum skoru, epikardiyal yağ dokusu gibi parametreler de incelenerek koroner arter hastalığı riski saptanabilir.

Koroner arter kalsiyum skoru ilk tespit edildiğinde koroner arter hastalığının tespitinde ve prognozunun belirlenmesinde çok önemli olduğu düşünülmüştür. Sonrasında yapılan çalışmalarda bu öneminde şüpheler oluşmuşsa da Agatston

skorunun 400 HU'nun (Hounsfield Units) üstünde olması, artmış kardiyak morbidite ve mortalite ile ilişkili olduğu çalışmalar ile ortaya konulmuştur. Her ne kadar otomatize sistemler ile Agatston skoru başarılı bir şekilde hesaplanırsa da daha güvenilir sonuçlar için bazı müdahaleler gerekmektedir.

Koroner BT anjiyografi kullanılarak plak morfolojisini saptamak mümkündür. Günümüzde bu görev insan gözüyle yapılmaktadır. Henüz plak morfolojisini saptayacak objektif bir değerlendirme metodu bulunmamaktadır. Bu noktada yapay zekanın faydalı olabileceği aşikardır. Makine öğrenimi ile plak tiplerindeki küçük detaylar tespit edilip stabil ve unstabil plak ayrımı başarılı bir şekilde yapılabilir.

Koroner BT anjiyografinin koroner arter hastalığı tanısı koymadaki negatif prediktif değeri yüksek olsa da hemodinamik olarak anlamlı ciddi koroner arter hastalığının tanısında yanlış pozitif değeri yüksektir. Bu nedenle anatomik değerlendirmenin yanı sıra hemodinamik değerlendirme yapılması gerekmektedir. BT-fraksiyone akım rezervi (FFR) koroner anatomisinin yanı sıra darlığın hemodinamik olarak anlamlı olup olmadığının tespitinde kullanılmaktadır. Koroner arterlerdeki orta düzeydeki darlıkların değerlendirilmesinde invaziv FFR rutin olarak önerilse de non-invaziv değerlendirme de önemlidir. İlk planda olumlu yönde çıkan çalışmalar sonrasında yerini sonuçları çelişen çalışmalara bırakmıştır. Bu da BT-FFR'ye olan güveni azaltmıştır. Yapay zekanın kullanılması ile BT-FFR tekrardan önem kazanabilir. Ancak bu konuda yapılan çalışmalar henüz başlangıç aşamasındadır. Klinik olarak yeterli veri bulunmamaktadır.

Kardiyak BT perfüzyon koroner arterlere giden kan akımının BT ile tespitini ifade etmektedir. Bu yöntem ile kalbin belirli bir bölgesine giden kan akımı değerlendirilerek koroner arterlerdeki daralma tespit edilebilir. Yüksek doz radyasyon gerekliliği, insan yorumundan kaynaklanan hatalar nedeniyle yapay zekanın bu alanda kullanılmasının avantajları olacaktır. Çalışmalar henüz bu alana yönelmemiştir.

Kalpdeki skar dokusunun gösterilmesi, hastanın mortalite ve morbiditesinin belirlenmesi ve tedavi planlanmasında önemli bir yere sahiptir. Skar dokusu ve normal doku arasındaki kontrast düşük olduğu için BT bu konuda diğer görüntüleme yöntemlerinin gerisinde kalmıştır. Ancak yapay zekanın küçük farklılıkları tespit edebilme yeteneği ile BT ile skar dokusunun tespiti mümkün olabilecektir. Ragosta ve Singh¹⁷ tarafından CNN'ler kullanılarak yapılan yapay zeka modellemesi ile koroner BT anjiyografi taramalarında skar dokusunu göstermede üstün sonuçlar elde edildiği gösterilmiştir. Bu sonuçlar uzman kardiyologların skar dokusunu tespit etmesiyle kıyasla %91 duyarlılık, %88 özgüllük ve %89 doğruluk sağlamaktadır.

Epikardiyal yağ dokusu kardiyovasküler sağlığın önemli bir göstergesidir. Metabolik olarak aktif yağların depolanma bölgesidir. Visseral yağlanmanın bir göstergesidir. Epikardiyal yağ dokusu koroner arterleri çevrelemektedir. Normal epikardiyal yağ dokusu koroner arterlerin homeostazisinin

sağlanmasında önemli bir yere sahipken disfonksiyone epikardiyal yağ dokusu yüksek miktarda proinflatuar sitokin salgılayarak koroner arterlerde aterosklerozu tetiklemektedir. Koroner BT anjiyografi ile epikardiyal yağ dokusu yüksek doğrulukla ölçülebilir. Diğer görüntüleme yöntemlerine (ekokardiyografi, kardiyak manyetik rezonans) üstünlüğü aynı zamanda koroner arterleri de görüntüleyebilmesidir.¹⁷ Yapay zeka ile epikardiyal yağ dokusu ölçülmesi uzman ölçümü ile uyumlu sonuçlar vermiştir. Bu ölçümleri de çok kısa sürede yapabilmektedir.¹⁸

SPECT

SPECT miyokardiyal perfüzyon görüntülemesi koroner arter hastalığının tanısında yaygın olarak kullanılan non-invaziv görüntüleme yöntemidir. Kullanılma sıklığı giderek artmaktadır. Radyoaktif izotop hastanın kan dolaşımına enjekte edildikten sonra miyokardiyal perfüzyon ile orantılı olarak kalp kasına dağılması prensibine dayanmaktadır. Bu dağılım gama kameralarla tespit edildikten sonra uzman kişiler tarafından okunmaktadır. Genel olarak koroner arter hastalığı tespiti yapılırken kalp farklı pozisyonlardan görüntülenir. Yapay zeka ile SPECT görüntülerin incelenmesinde görüntülerin sınıflandırılmasındaki ve segmentlere ayrılmasındaki zorluklar aşılabılır. Aynı zamanda iskemik alanların ve iskemi düzeyinin objektif olarak tespitinde yapay zeka büyük kolaylıklar sağlayabilir. Yapay zeka kullanılarak görüntü artefaktlarının karara etkisi azaltılabilir. Aynı zamanda yapay zeka destekli SPECT incelemenin uzmanların değerlendirdiği SPECT görüntülemeye ve bilgisayar destekli SPECT görüntülemeye göre daha yüksek doğrulukla kritik koroner arter hastalığı tespit edilebilir.¹⁹

Anjiyografide Yapay Zeka Kullanımı

İnvaziv koroner anjiyografi koroner arter hastalığının değerlendirilmesinde altın standart tanı yöntemidir. İlk defa 1958 yılında uygulanmıştır. Sürekli gelişme göstererek öncesinde yapılması imkansız birçok koroner, periferik ve yapısal işlemin perkütan yapıldığı bugünkü noktaya gelmiştir. Geleneksel olarak invaziv anjiyografide radyal veya femoral yoldan damar yolu açılır. Kateterler ile koroner arterlere angaje olarak kontrast madde verilir. X-ray ışınlar ile koroner arterlerin kontrast ile dolumu görüntülenir ve kritik darlık tespit edilirse balon ve stentleme ile müdahale yapılır. Gösterdiği bütün gelişmelere rağmen kardiyologlar hastanın yanında radyasyona maruz kalmaktadır. Tüm sağlık çalışanları arasında radyasyona en çok maruz kalan grup kardiyologlardır. Girişimsel kardiyologlar radyologlardan ortalama 2-3 kat daha fazla radyasyona maruz kalmaktadır.²⁰ Bundan yıllar sonra geriye dönüp bakıldığında belki de mesleki kariyer için yapılan bu fedakarlık çok anlamsız görülecektir. Bunun yanında koruyucu kıyafetlerden kaynaklı ortopedik sorunlar ve operatörün yorgunluğu ile ilişkili işlem başarısının ve güvenliğinin etkilenmesi de sorun olmaya devam etmektedir. İşlemin başarısı ve hastaların güvenliği için birçok önlem ve prosedür

getirilse de sağlık personelinin güvenliği ve konforu için çok ilerleme katedilememiştir.

Koroner anjiyografide yapay zeka destekli makinelerin operatör desteği olmadan görüntüleme ve müdahale yapabilmesi hasta açısından daha yüksek doğrulukla ve düşük komplikasyon oranıyla anjiyo ve perkütan müdahaleler yapılmasına, operatör açısından da daha düşük radyasyon maruziyeti anlamına gelmektedir. Bu noktada çalışmalar hızlanarak devam etmektedir. İlk nesil otomatize sistemler tel, stent ve balonun ileri geri itilmesine olanak sağlarken ikinci nesil sistemler kateter manipülasyonunu da yapabilmektedir.²¹ Sonraki nesil sistemlerde ise operatörlerin gerçekleştirebildiği hatta yetersiz kaldığı fonksiyonların eklenmesi yakın gelecekte beklenebilir. Bunların yapay zeka ile desteklenmesiyle tamamen otomatize hale gelmesi de sonraki aşama olarak düşünülebilir.

Bu noktada yapay zeka ile koroner anjiyografi ve girişimsel işlemlerin yapılmasının getirdiği bazı zorluklar da mevcuttur. Operatörün kumanda odasında olması tellere ve malzemelere bire bir dokunmaması operatörün malzemenin tepkisine göre hareket etmesinin önüne geçer. Deneyimli operatörler için malzemenin geçişindeki hissi karar vermede çok önemlidir. Ancak robotik anjiyografide sadece görüntü ile karar vermesi gerekmektedir. Hastanın uzağında kalması iletişim eksikliğine neden olabilir. Ancak bu durum kamera ve ses sistemleri ile kolayca aşılabılır. Anjiyo odasında malzeme değişimi ve ani durumlarda müdahale için tekniker bulunması gerekmektedir. Teknikerler radyasyon almaya devam edecektir. Kateter, balon, stent ve tellerin değiştirilmesi mevcut teknolojide teknikerler tarafından yapılmaktadır. Bu durum da teknikerleri fiili olarak birinci adam konumuna koymaktadır. Sistemin kurululumunun ve bakımının maliyeti ile tek kullanımlık ürünlerin maliyetinin artması gibi maddi konular da robotik anjiyografinin dezavantajlarıdır.

Aynı zamanda yapay zekanın anjiyografide kullanımında çalışmalar kardiyologların işlerini kolaylaştıracak ve verdiği kararların doğruluğunu artıracak alanlar üzerine de yoğunlaşmıştır. Bunların başında intravasküler görüntüleme gelmektedir. Tedavi yönteminin (DES, DCB, POBA gibi) ve işlem stratejisinin belirlenmesi, opak miktarının azaltılması, radyasyon süresinin kısaltılması gibi noktalarda da yapay zekanın faydaları kolayca olabilir.²² Hangi hastanın girişimsel, hangi hastanın medikal tedaviden daha fazla fayda göreceği belirlenebilir. Yapay zeka insan gözünün algılayamayacağı komplikasyonların yakalanmasında da faydalı olabilir. Bunların geliştirilmesi ve güncel pratikte kullanılabilmesi için çok sayıda çalışmaya ihtiyaç vardır.

Liu ve ark.²³ tarafından yapılan bir çalışmada kronik total oklüzyon işlemlerinde anjiyografik görüntülerde kollaterallerdeki kan akımının yapay zeka ile işlem öncesi ve sonrası ölçülerek işlem başarısı klasik kollateral değerlendirme ile benzer doğrulukta ölçülmüştür.

Intravasküler görüntüleme (intravasküler ultrason, optik koherans tomografi ve near infrared spektroskopisi) son yıl-

larda koroner girişimlerde yaygın olarak kullanılmaktadır. Kompleks olgularda (sol ana koroner arter lezyonları, kronik total oklüzyonlar, ciddi kalfisik lezyonlar vb.) intravasküler görüntüleme artık işlemlerin vazgeçilmez bir parçası olmuştur. Yeni çıkan cihazların ve ilaçların test edilmesinde intravasküler görüntüleme kullanılmaktadır. Intravasküler görüntüleme ile koroner arterlerdeki aterosklerozun, instent daralmanın mekanizması anlaşılabilir. Plak morfolojisinin, akut koroner sendrom açısından riskli bulguların belirlenmesi ve aterosklerozun patofizyolojisinin anlaşılması hem tedavide hem de hasta takibinde faydalı olacaktır. Koroner BT anjiyografi ile de plak morfolojisi anlaşılabilir. Ancak hem daha fazla iyonize radyasyon kullanılır hem de değerlendirmede intravasküler görüntüleme kadar başarılı değildir. Intravasküler görüntülemenin kısıtlılıklarından birisi yorumlanması için tecrübe gerektirmesidir. Çoğu kardiyolog bu noktada yeterli bilgi ve tecrübeye sahip değildir. Yapay zeka intravasküler görüntülerin yorumlanmasında bu eksikliği kapatabilir. Cioffi ve ark.²⁴ tarafından optik koherans tomografisi konusunda tecrübesiz kardiyologlar ile yapılan bir çalışmada, göz takipli yapay zekanın bu tecrübe eksikliğini kapatmada faydası olduğu gösterilmiştir.

Akut koroner sendromla başvuran hastalarda sorumlu lezyona müdahale edilmesinin mortaliteye katkısı çeşitli çalışmalarda gösterilmiştir. Ancak stabil koroner arter hastalığında tedavi yönteminin belirlenmesinde bazı tartışmalar mevcuttur. Özellikle hasta bazlı düşünüldüğünde karar vermesi çok zor olgular bulunmaktadır. Hastanın demografik ve klinik verileri, koroner arterlerin anatomik yapısı, darlığın hemodinamik önemi gibi birçok parametre göz önünde bulundurularak karar verilmelidir. Yapay zeka destekli öğrenme sistemleri klinik önemi ortaya konulmuş parametreleri ve kardiyologların fark edemeyeceği örüntüleri değerlendirerek hastalar için en doğru kararın verilmesinde yardımcı olabilir.

Koroner arter hastalığının girişimsel tedavisinde darlığın hemodinamik olarak anlamlı olup olmadığının değerlendirilmesinin faydaları çeşitli çalışmalarda gösterilmiştir. Örneğin, FAME 3 çalışmasında çoklu damar hastalığında koroner arter baypas greftleme perkütan koroner girişimlere üstün çıkmıştır. Ancak düşük SYNTAX skoruna sahip hastalarda FFR kılavuzluğu ile yapılan perkütan koroner girişimlerin non-inferior olduğu gösterilmiştir. Ancak FFR kılavuzluğunda anjiyo yapmanın bazı kısıtlılıkları bulunmaktadır. Bunların başında maddi nedenler gelmektedir. Teknolojik yetersizlikler, tecrübe yetersizliği, işlem ve radyasyon süresinin uzaması gibi başka kısıtlılıklar da bulunmaktadır. Son zamanlarda makine öğrenimi ile maliyet açısından daha karlı, hızlı sürede ve tel değişimine gerek duymadan anjiyo görüntüsü temelli FFR ölçümü tanıtılmış ve doğrulanmıştır.^{25,26} Aynı zamanda bulut sistemi ile herhangi bir yerde yapılan anjiyografiler yapay zeka tarafından hem damar darlıklarının tespiti hem de anjiyografik FFR ile darlıkların hemodinamik olarak tespitine olanak sağlayabilir.²⁷

Sonuç

Yapay zeka geleceğin kaçınılmaz teknolojisi olarak görülmektedir. Her alanda giderek daha yaygın olarak kullanılmaktadır. Kardiyoloji de tıp alanında yapay zekanın en aktif kullanıldığı alanların başında gelmektedir. Koroner arter hastalığının risk faktörlerinin araştırılması ile başlayan, tanı ve tedavisi ile devam eden süreçlerin her aşamasında yapay zeka aktif olarak kullanılabilir. Şu an emekleme aşamasında olan bu konu yakın zamanda günlük pratiğimizin vazgeçilmez bir parçası olacaktır.

Kaynaklar

- Bauersachs R, Zeymer U, Brière JB, Marre C, Bowrin K, Huelsebeck M. Burden of Coronary Artery Disease and Peripheral Artery Disease: A Literature Review. *Cardiovasc Ther.* 2019;2019:8295054.
- Beştemir A, Apaydın Z, Kılınç AY. Analysis of Coronary Angiography and Revascularization Rates Made Over 5 Years in Public Institutions in Türkiye. *Anatol J Cardiol.* 2023;27(9):529-533.
- Gavrilova A, Bandere D, Rutkovska I, et al. Knowledge about Disease, Medication Therapy, and Related Medication Adherence Levels among Patients with Hypertension. *Medicina (Kaunas).* 2019;55(11):715.
- Song J, Wang X, Wang B, et al.; LIGHT Collaborative Group. Effectiveness of a clinical decision support system for hypertension management in primary care: study protocol for a pragmatic cluster-randomized controlled trial. *Trials.* 2022;23(1):412.
- Mahmoodzadeh S, Moazenzadeh M, Rashidinejad H, Shekhvatan M. Diagnostic performance of electrocardiography in the assessment of significant coronary artery disease and its anatomical size in comparison with coronary angiography. *J Res Med Sci.* 2011;16(6):750-755.
- Awasthi S, Sachdeva N, Gupta Y, et al. Identification and risk stratification of coronary disease by artificial intelligence-enabled ECG. *EClinicalMedicine.* 2023;65:102259.
- Lee YH, Hsieh MT, Chang CC, et al. Improving detection of obstructive coronary artery disease with an artificial intelligence-enabled electrocardiogram algorithm. *Atherosclerosis.* 2023;381:117238.
- Knackstedt C, Bekkers SC, Schummers G, et al. Fully Automated Versus Standard Tracking of Left Ventricular Ejection Fraction and Longitudinal Strain: The FAST-EFs Multicenter Study. *J Am Coll Cardiol.* 2015;66(13):1456-1466.
- Valenti V, Ó Hartaigh B, Heo R, et al. A 15-Year Warranty Period for Asymptomatic Individuals Without Coronary Artery Calcium: A Prospective Follow-Up of 9,715 Individuals. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2015;8(8):900-909.
- Yuan N, Kwan AC, Duffy G, et al. Prediction of Coronary Artery Calcium Using Deep Learning of Echocardiograms. *J Am Soc Echocardiogr.* 2023;36(5):474-481.e3.
- Edwards NFA, Scalia GM, Shiino K, et al. Global Myocardial Work Is Superior to Global Longitudinal Strain to Predict Significant Coronary Artery Disease in Patients With Normal Left Ventricular Function and Wall Motion. *J Am Soc Echocardiogr.* 2019;32(8):947-957. Erratum in: *J Am Soc Echocardiogr.* 2020;33(2):257.
- Said KM, Nassar AI, Fouad A, Ramzy AA, Abd Allah MFF. Left atrial deformation analysis as a predictor of severity of coronary artery disease. *Egypt Heart J.* 2018;70(4):353-359.
- Guo Y, Xia C, Zhong Y, et al. Machine learning-enhanced echocardiography for screening coronary artery disease. *Biomed Eng Online.* 2023;22(1):44.
- Upton R, Mumith A, Beqiri A, et al. Automated Echocardiographic Detection of Severe Coronary Artery Disease Using Artificial Intelligence. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2022;15(5):715-727.
- Budoff MJ, Dowe D, Jollis JG, et al. Diagnostic performance of 64-multidetector row coronary computed tomographic angiography for evaluation of coronary artery stenosis in individuals without known coronary artery disease: results from the prospective multicenter ACCURACY (Assessment by Coronary Computed Tomographic Angiography of Individuals Undergoing Invasive Coronary Angiography) trial. *J Am Coll Cardiol.* 2008;52(21):1724-1732.
- Baeßler B, Götz M, Antoniadis C, Heidenreich JF, Leiner T, Beer M. Artificial intelligence in coronary computed tomography angiography: Demands and solutions from a clinical perspective. *Front Cardiovasc Med.* 2023;10:1120361.
- Guglielmo M, Lin A, Dey D, et al. Epicardial fat and coronary artery disease: Role of cardiac imaging. *Atherosclerosis.* 2021;321:30-38.
- Commandeur F, Goeller M, Betancur J, et al. Deep Learning for Quantification of Epicardial and Thoracic Adipose Tissue From Non-Contrast CT. *IEEE Trans Med Imaging.* 2018;37(8):1835-1846.
- Betancur J, Hu LH, Commandeur F, et al. Deep Learning Analysis of Upright-Supine High-Efficiency SPECT Myocardial Perfusion Imaging for Prediction of Obstructive Coronary Artery Disease: A Multicenter Study. *J Nucl Med.* 2019;60(5):664-670.
- Ragosta M, Singh KP. Robotic-Assisted Percutaneous Coronary Intervention: Rationale, Implementation, Case Selection and Limitations of Current Technology. *J Clin Med.* 2018;7(2):23.
- Swaminathan RV, Rao SV. Robotic-assisted transradial diagnostic coronary angiography. *Catheter Cardiovasc Interv.* 2018;92(1):54-57.
- Smilowitz NR, Moses JW, Sosa FA, et al. Robotic-Enhanced PCI Compared to the Traditional Manual Approach. *J Invasive Cardiol.* 2014;26(7):318-321.
- Liu L, Ding F, Shen Y, et al. Automatic assessment of collaterals physiology in chronic total occlusions by means of artificial intelligence. *Cardiol J.* 2023;30(5):685-695.
- Cioffi GM, Pinilla-Echeverri N, Sheth T, Sibbald MG. Does artificial intelligence enhance physician interpretation of optical coherence tomography: insights from eye tracking. *Front Cardiovasc Med.* 2023;10:1283338.
- Tu S, Barbato E, Köszegi Z, et al. Fractional flow reserve calculation from 3-dimensional quantitative coronary angiography and TIMI frame count: a fast computer model to quantify the functional significance of moderately obstructed coronary arteries. *JACC Cardiovasc Interv.* 2014;7(7):768-777.
- Tröbs M, Achenbach S, Röther J, et al. Comparison of Fractional Flow Reserve Based on Computational Fluid Dynamics Modeling Using Coronary Angiographic Vessel Morphology Versus Invasively Measured Fractional Flow Reserve. *Am J Cardiol.* 2016;117(1):29-35.
- Ploscaru V, Popa-Fotea NM, Calmac L, et al. Artificial intelligence and cloud based platform for fully automated PCI guidance for coronary angiography-study protocol. *PLoS One.* 2022;17(9):e0274296.

Kalp Yetersizliği ve Yapay Zeka

Doç. Dr. Begüm Yetiş Sayın

Memorial Ankara Hastanesi, Ankara, Türkiye

Giriş

Kalp yetersizliğinde hastaların mortalite ve morbiditesi yüksektir. Yaşlanan nüfus ve sağlıksız yaşam tarzları nedeniyle, 2030 yılında kalp yetersizliği ile yaşayan hasta sayısının %46 artacağı öngörülmüştür. Erken tanı ve tedavi için yapay zeka kullanımı ile veri analizi ve makine öğrenme tekniklerini kullanarak, hastaların sağlık bilgileri ve semptomları, risk faktörleri incelenir, bunun sonucunda yapay zeka tedavi planlama ve kişiselleştirilmiş tedavi seçeneklerini önerme konusunda yardımcı olur. Ayrıca yapay zeka algoritmaları hastanın durumunu sürekli olarak izleyebilir ve dekompanseman sürecinde klinik semptom vermeden ya da semptom başlangıcında farkındalığı sağlayarak erken müdahale etme şansı sağlar. Bu süreçte hasta gizliliği ve veri güvenliği gibi konuların da dikkate alınması gerekmektedir. Kalp yetersizliğinde yapay zeka uygulamalarının kullanımı ile hastanın kendi kendine bakımının desteklenmesi ve ilaç uyum oranının artırılması gibi konulara odaklanmak hedeflenmelidir. Erken tahminlere dayanarak belirlenen sonuçların riskine göre ilaç, diyet, egzersiz, kalp pili ve kalp senkronizasyon tedavisi de dahil olmak üzere öneri ve tedaviyi içeren bir kişiselleştirilmiş yaklaşıma ihtiyacımız vardır.¹⁻³

Makine öğrenimi algoritmalarının kalp yetersizliğinde kullanımı çeşitli veri setlerinden oluşmaktadır (Tablo 1).²

Tanı ve Tedavide Yapay Zeka

Kalp yetersizliği hastalarının erken tanısında, asemptomatik hastaları ve kardiyomiyopati hastalarının birinci derece yakınlarını taramak için de yapay zeka kullanılmaktadır. Özelleş-

miş kalp yetersizliği poliklinikleri ile amaç periyodik poliklinik viziti sağlamaktır fakat hasta ve hekim iletişiminde zorluklar yaşanabilmektedir. Başka uygulamalarda uzman kardiyolog dışında devreye hemşire, klinik eczacı, diyetisyen ve kardiyopulmoner rehabilitasyon uzmanı da girmektedir. Fakat bu modelde de merkez sayısında yetersizlik, sürekli iletişim sağlayan olanakların olmaması kısıtlılık oluşturmaktadır. Bilgi ve farkındalık düzeyi, eğitimlerinin yeterli seviyede olmaması, kurumların fiziki şartlarında yetersizlikler, hasta yoğunluğu, alt yapı eksikliği nedeniyle aile hekimleri kalp yetersizliği takip ve tedavisinde görev alamamaktadır. Günümüz şartlarına uygun görülen yöntem teletıp uygulamalarıdır. Uzaktan, sistematik takip ve bilgisayarda takip imkânı verir. İlaç uyumu (ilaç saati hatırlatma sistemi vb.), dekompanse olan hastaların tespit edilmesi ve uygun tedavinin hızlı bir şekilde başlatılmasını sağlar. Giyilebilir veya implante edilebilir cihazlar aracılığıyla yapılan uzaktan hemodinamik takip de kalp yetersizliği hastalarının izlenmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Teletıp uygulamaları taburculuk sonrası hekime ulaşamama, randevu alamama gibi boşlukları kapatır ve günlük rutine geçişte hasta bakımını iyileştirmede önemli bir alternatif uygulama alanı oluşturur. Ayrıca coğrafi koşullar nedeniyle ilgili sağlık hizmetine erişim sorununu çözer. Yapay zeka kullanımı bu alanda iki taraflı veri akışını sorunsuz sağlar, çok sayıda veriyi dinamik olarak analiz ve rapor etme kapasitesine sahiptir. Hukuki ve idari altyapıların henüz oluşturulmaması, internete erişim zorlukları ve kişilerin veri güvenliğinin sağlanması konusunda eksiklikler nedeniyle henüz yeterli kullanım alanı bulamamıştır. Kişilerin yeni kullanım sistemine adapte olması da hiç şüphesiz zaman alacaktır. Bu sistemde sağlıkçılar dışında mühendislerin, veri analizi uz-

Tablo 1. Makine öğrenimi algoritmalarının kalp yetersizliğinde kullanımı

İnput veri	Makine öğrenimi	Output veri
Fizik muayene	Denetimli (regresyon, klasifikasyon)	KY varlığı, KY oluşum riski
Laboratuvar verileri	Denetimsiz öğrenme	SV fonksiyon değerlendirme
Elektronik sağlık raporları		KY sınıflaması, alt sınıflama
EKG		Kişiyeye özel tedavi rejimi
EKO, piksel data		CRT, SV destek cihazına yanıt
		Tekrar başvuru, mortalite riski

EKG, Elektrokardiyografi; EKO, Ekokardiyografi; KY, Kalp yetersizliği; CRT, Kardiyak resenkronizasyon tedavisi; SV: Sol ventrikül.

manlarının ve çağrı merkezi çalışanlarının etkili desteği gerekmektedir. Ayrıca hastadan gelecek veriyi anında karşılayacak ve analiz edecek sistemlere ihtiyaç vardır. Eksikliklerin giderilmesi, dijital teknolojilerin avantajlarının vurgulanması ve yenilikçi sağlık hizmetlerine adaptasyonun hızlandırılması, kalp yetersizliği yönetimindeki dijital dönüşümü destekleyecektir.⁴⁻¹⁰

Dijital biyobelirteçler, giyilebilir cihazlar gibi dijital teknolojiler, uzaktan takip sistemleri tanı ve tedavide kullanılır.¹⁰ Kalp yetersizliğinde tanı ve tedavisinde kullanılabilen yapay zeka teknolojileri:

1. Elektrokardiyografi (EKG), giyilebilir cihazlardan gelen veriler ile sinyal analizi,
2. Ekokardiyografi (EKO), manyetik rezonans görüntüleme, bilgisayarlı tomografi gibi yöntemlerde görüntü analizi,
3. Ses ve dil analizi: Hastanın sesinden hastalık tanısı, fonokardiyografik sinyallerin değerlendirilmesi,
4. Klinik risk belirleme,
5. Hassas tıp uygulamaları: Yapay zeka tarafından saptanan fenotipe göre kişiye özel tedavi seçenekleri saptanmasını içerir.⁹

Dijital biyobelirteçler arasında kalp hızı, hemodinamik parametreler, akıllı ayakkabılarla kilo takibi, aritmi monitörizasyonu gibi dijital veriye dönüşen standart parametrelerin yanı sıra ses analizi, torasik empedans gibi yeni nesil biyobelirteçler kalp yetersizliğinde klinik kullanıma girmiştir. Giyilebilir veya implante edilebilir cihazla atriyal fibrilasyon, ventriküler aritmiler erken tespit edilir. Uzaktan hemodinamik takip yapabilen cihazlar ile kalp içi basınçlar (sol atriyum, pulmoner arter, sağ ventrikül basınçları) ölçülür. İntratorasik empedans ölçümü ile akciğer sıvı düzeyi izlenir, ilaç doz değişikliği yapılabilir.¹⁰⁻¹² Kalp hızının tekrarlayan ölçümleri ve gerekirse günler haftalar gibi uzun zaman dilimlerinden elde edilen kalp hızı verileri de kullanılır.¹³

Tüm dünyada tahmini 64 milyon kalp hastası olduğu düşünülürse erken tanı ve tedavi fark yaratacaktır. Dijital sağlık sistemlerinin yaygınlaşması, multidisipliner yaklaşım ile oluşturulacak sağlıklı ve kullanılabilir bir çerçeve, hekimlerin dijital sisteme adaptasyonu ve mevcut vermiş oldukları hizmetin yetersizliğini fark ederek bu teknolojileri kullanmanın önemini anlamaları sayesinde olacaktır.

Teletıp Uygulamaları

Birçok parametrenin birlikte analiz edilmesi hem hastanın daha uygun takibini sağlar hem de prognostik açıdan daha olumlu sonuçlar ortaya çıkarır. Kalp yetersizliğinde teletıp kullanımı ile ilgili bilimsel kanıtlar sunan birçok çalışma da mevcuttur. TIM-HF2 çalışması, kalp yetersizliği olan hastaların uzaktan takibine yönelik önemli sonuçlar sunan, prospektif ve randomize kontrollü bir araştırmadır. Çalışmada yaklaşık 40.000 olgu incelenmiş ve 3.546 olguda uzaktan ilaç değişikliği yapılmıştır. Hastaların vücut ağırlığı, kan basıncı,

satürasyonu, kalp hızı ve sağlık durumu kaydedilmiştir. Ayrıca, hastaların kendi kardiyoloji hekimlerine düzenli olarak raporlar üç aylık dönemde iletilmiştir. Planlanmamış kardiyovasküler hastane yatışı nedeniyle kaybedilen günlerin ortalamasına bakılmış ayrıca zaman tasarrufu ve iş gücü kaybının önlenmesi açısından bu sistemin üstünlüğü ortaya konulmuştur. Kardiyovasküler hastane yatışları ve tüm nedenlere bağlı ölüm oranları anlamlı iyileşmiştir. Bu yaklaşım, hastaların yaşam kalitesini artırma ve kardiyovasküler riskleri minimize etme potansiyeline de sahiptir.⁶

GUIDE-HF (Hemodynamic-GUIDEd Management of Heart Failure) çalışmasında ise ejeksiyon fraksiyonundan bağımsız olarak fonksiyonel kapasite sınıf II/IV grubunda olan hastalar pulmoner artere yerleştirilen kablosuz implante edilebilir bir hemodinamik takip cihazı (CardioMEMS) kullanılarak alınan ölçümlerle hemodinamik takip ve standart takip grubuna randomize edilmiştir. Telemonitörizasyonla pulmoner arter basıncı takibi ile standart bakım karşılaştırılmıştır. Tüm nedenlere bağlı ölüm, intravenöz diüretik ihtiyacı ve kalp yetersizliğine bağlı hastane ziyaretini içeren sonuçlarında 12 aylık dönemde hemodinamik takip sonuçlarının iyileşmediği gözlenmiştir. Koronavirüs hastalığı (COVID-19) pandemisi öncesindeki dönem için yapılan analizde ise hemodinamik takibin etkili olduğu gözlenmiştir.¹⁴ Genel olarak teletıp ve uzaktan monitörizasyon takibi ile ilgili çalışmalar olumlu çıksa da muhtemelen kullanılan takip yöntemi ve analiz edilen parametreler nedeniyle çelişkili sonuçlar da çıkmıştır. Ayrıca birden fazla parametrenin birlikte değerlendirildiği takip sistemlerinde sonuçlar daha olumlu çıkmaktadır. Yapay zeka kullanımının analiz sonuçlarına ve hastaların takibine bu yönde ek fayda sağlayacağına da inanılmaktadır.^{2,15}

Tanıda Kullanılan Yöntemler ile Yapay Zeka

Asemptomatik sol ventrikül disfonksiyonu %3-6 oranında gözükmektedir. Attia ve ark.,^{16,17} 44.959 hastadan alınan eşleştirilmiş 12 derivasyonlu EKG ve EKO verilerini kullanarak analiz yapmış ve ejeksiyon fraksiyonu \leq %35 olarak tanımlanan hastaları yalnızca EKG verileri kullanarak tespit etmek üzere algoritma geliştirmiştir. Bu ağ modelinin duyarlılığı %86,3 ve özgüllüğü %85,7 olarak saptanmıştır [eğri altında kalan alan (AUC): 0,93]. Ventriküler disfonksiyonu olmayan hastalar arasında pozitif yapay zeka taramasına sahip olanlarda, negatif taramaya sahip olanlara kıyasla gelecekte ventriküler disfonksiyon geliştirme riskinin dört kat daha fazla olduğu bulunmuştur (hazard oranı 4,1; %95 güven aralığı 3,3-5,0). Yapay zekanın EKG'ye uygulanmasının asemptomatik sol ventrikül disfonksiyonu mevcut veya gelişme riski olan hastaların tespitinde tarama testi olarak kullanılabilmesi kanıtlanmıştır. Ayrıca araştırmacılar metabolik ve yapısal değişimlerin EKG'ye yansıyan özelliklerini tespit etmeye çalışmışlardır. Bu çalışmada derin öğrenme algoritması denilen büyük veri setlerinden karmaşık desenleri otomatik olarak öğrenme ve tespit etme yeteneğine sahip sistem; ayrıca derin öğrenme

modellerinin bir türü ve büyük, karmaşık veri setlerini işleyen evrimsel sinir ağı (CNN) modeli de kullanılmıştır.¹⁶ Aynı grubun yaptığı bir diğer çalışmada yeni pozitif olan hastaları tespit etmek amaçlanmıştır. Sistemde EKO'su olan ve olmayan hastaların EKG'sine bakılmıştır. Geliştirdikleri yapay zeka algoritması kullanıldığında hastaların EKG-EKO arası süre bir yıl olanlarda %18,7'sinde ejeksiyon fraksiyonu %35'in altında, EKG-EKO arası süre bir aydan az olan hastaların %18,1'inde ejeksiyon fraksiyonu %35'in altında saptanmıştır. Daha önce EKO olmayanlarda ise %3,5 oranında algoritma ile ejeksiyon fraksiyonu %35'in altında bulunmuştur. Test duyarlılığı %82,5 ve özgüllüğü %86,8 olarak tespit edilmiştir. EKG ve EKO tetkikleri arasındaki sürenin testin güvenilirliğine etkisi olmadığı gösterilmiştir. Ayrıca N-terminal pro-B tipi natriüretik peptit (NT-pro-BNP) seviyesi ölçümleri eklendiğinde yapay zeka ile ölçümlerdeki yanlış pozitiflik oranının azalması azalmadığına bakılmıştır; NT-pro-BNP seviyesi 450 ve üzeri olan hastalarda yanlış pozitiflik miktarının belirgin azaldığı izlenmiştir. Farklı yaş gruplarında yapay zeka ile pozitif tespit edilen hastalar arası farklılık saptanmamıştır. Bu çalışma akıllı telefonlara entegre edilmiş elektrotlar üzerinden yapılırsa topluma ait kalp yetersizliği taraması yapılabileceği yönünde öneride bulunulmuştur.¹⁷

Yao ve ark.¹⁸ çalışmalarında önceden tanısı olmayan 22.641 hastada EKG taraması yaparak asemptomatik kalp yetersizliği hastalarının erken tanı ve tedavisinde kullanmayı amaçlamışlardır. Primer sonlanım EKG çekimi sonrası 90 gün içinde düşük ejeksiyon fraksiyonu (<%50) hastalarına tanı konulma oranlarına bakılmıştır. Bir gruba (girişim grubu) herhangi bir nedenle çekilen EKG'ler ile bakılan yapay zeka algoritma sonuçları verilmiştir, diğer grup kontrol grubu olarak kabul edilmiştir. Her iki grupta EKG pozitiflik oranı benzer saptanmıştır. Girişim grubunda daha fazla EKO istenmiştir ve bu grupta ejeksiyon fraksiyonu <%50 olguları saptama oranı daha fazladır. Algoritma kullanımı sonrası istenen medikal tedavi optimizasyon oranlarına da ulaşılmıştır. Lee ve ark.¹⁹ tarafından yapılan çalışmada tüm olgularda, doğumdan bir ay önce veya doğumdan beş ay sonra gerçekleştirilen transtorasik ekokardiyografinin (TTE) gününden iki hafta önce veya sonra bir EKG yapılmıştır. Sonuçta peripartum dönemde çekilen EKG ile oluşturulan derin öğrenme modelinin peripartum kardiyomiopati olasılığını tahmin etmede duyarlı bir yöntem olduğu tespit edilmiştir.

Vaid ve ark.²⁰ EKG'den sol ve sağ ventrikül fonksiyonunu tahmin etmek için kullanılacak bir derin öğrenme modeli oluşturmuşlardır. Bu çalışmada internal ve eksternal veri tabanında, yapay zeka tabanlı EKG, sağ ventrikül sistolik disfonksiyonunu (AUC: 0,84) ve sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu \leq %40 olan hastaları (AUC: 0,94) tespit etmede iyi performans gösterdi. Böylece derin öğrenme modelinin EKG ile her iki ventrikül disfonksiyonu ile ilgili fikir edinmek için kullanılabilirliği göstermiştir.²⁰

EKO tarama amaçlı kullanması uzman gerektiren zor ve pahalı bir tetkiktir. Dilate kardiyomiopati (KMP) hastaları-

nın yakınlarına aile taraması YZ algoritmaları EKG teknikleri ile yapılabilir. Böylelikle hastalık bulguları çıkmadan risk altındaki hastalar tespit edilebilir. Buna yönelik yapılan bir çalışmada EF %45'in altında olan hastaları saptamada EKG kullanımının sensitivitesi %99 bulunurken spesifitesi daha düşük (% 44.5) bulunmuştur (AUC:0.95). Negatif prediktif değeri de çok yüksek saptanmış, ayrıca atrial fibrilasyon, sol dal bloğu, SV hipertrofisi, düşük voltaj gibi durumlardan etkilenmediği görülmüştür. Bu nedenle EKG'nin düşük maliyetle ve basit olarak yapılabileceği dilate KMP'li hastalarının birinci derece yakınlarını tarama amaçlı kullanılabilirliği belirtilmiştir.²¹ Çelik ve ark.²² yaptığı bir çalışmada acil servise başvuran 5623 hastada göğüs X-ray grafiğine bakılmış, 119 hastada kardiyomegali ve plevral efüzyon birliktelik göstermiştir. Yapay zeka yardımcı sistemler kullanılarak hastaların göğüs grafiğinin hızlı bir şekilde taranarak KY tanısı alması bu parametreleri kullanarak mümkün görülmektedir.²² Ayrıca aynı grubun 45 yaş üzeri 10.100 hastada yaptığı başka bir çalışmada kardiyotorasik oranı artmış ve plevral efüzyonu olan 184 hasta YZ algoritması ile tespit edilmiş, YZ tarafından üretilen rapor daha sonra bağımsız bir radyolog tarafından doğrulanmış ve YZ'nin KY tanısı için pozitif prediktif değeri %77, negatif prediktif değeri %91 bulunmuştur. Bu çalışmada yeni tanı konan hastaların yarısından fazlası (%54.9) korunmuş ejeksiyon fraksiyonlu KY'ye sahipti.²³ Yapay zeka kullanımı ile korunmuş ejeksiyon fraksiyonlu kalp yetersizliği grubunu daha iyi tespit etmek mümkün olabilir.

İntratorasik empedans ölçümü ile akciğer sıvı içeriğinin bakılması ve implante edilebilir bir kardiyoverter defibrilatör/kardiyak resenkrizasyon tedavisi (CRT) cihazları ile yine hacim fazlalığı elektrot ile cihaz arası empedans değişikliği ile değerlendirilebilir. İmplant edilebilir hemodinamik monitörizasyon sistemleri ile ilgili de çalışmalar yapılmıştır. Sol taraflı hemodinamik monitörizasyon direkt sol dolmuş basıncı değerlendirilmesini sağlar. VECTOR-HF çalışmasında sol atriyal basınç ölçümü monitörizasyonunun etkinlik ve güvenliğine bakılmıştır. Basınç ölçümünün bu şekilde intrakardiyak monitörizasyonu aritmi, diyastolik disfonksiyon ve miyokardiyal iskemiye de belirlemeyi sağlar. İntrakardiyak basınçta değişkenlik değerlendirilmesi; atriyal basınçta değişim, uç organ hasarı, kötü kardiyovasküler sonlanımlar ile ilişkilidir. Bu çalışmada sol taraflı uzaktan hemodinamik monitörizasyon güvenilir, kullanılabilir ve etkin bir yöntem olarak bulunmuştur. Çalışmada cihaz 30 hastaya implante edilmiş ve cihaz ile ilgili takipte komplikasyon saptanmamıştır. Ayrıca sol atriyal basınç ölçümlerine göre takip edilen ve tedavisi düzenlenen hastaların 6-12. ay takiplerinde fonksiyonel kapasite, altı dakika yürüme testi mesafelerinde, Kansas City Kardiyomiopati Anketinde de iyileşme tespit edilmiştir. İnvaziv pulmoner kapiller köşe basıncı ile sol atriyal basınç ölçümleri korelasyon göstermiştir. Tekrarlayan hastane yatışları ve majör kardiyak olayları azaltmak için etkin bir yöntem olarak bulunmuştur. Dekompansasyon eğilimini daha erken belirlemek ve kişiselleştirilmiş iyileşme planı önermek için örüntü tanıma algorit-

maları kullanılarak yapay zeka ile güçlendirilmiş bir klinisyen ara yüzü uygulanmıştır.²⁴

Başka bir çalışmada sağlıklı bireyler ile COVID-19 veya kalp yetersizliği hastalarını ayırt edebilen, öksürük seslerini analiz eden bir teşhis sistemi geliştirmek için mobil telefonlardan toplanan öksürük seslerini analiz eden DNA desenine dayalı bir model kullanmıştır; bu kapsamda 241 COVID-19 hastası, 244 kalp yetersizliği hastası ve 247 sağlıklı birey incelenmiştir. Model, üç kategoriye ayırt etmede sağlıklı ile COVID-19 arasında %100,0, sağlıklı ile kalp yetersizliği arasında %99,38 ve üçlü sınıflandırmada sağlıklı, kalp yetersizliği ve COVID-19 için %99,49 doğruluk oranı elde etmiştir. Öksürük seslerine dayalı olarak sağlık durumunu otomatik olarak sınıflandıran ilk model olarak bu koşulların teşhis edilmesi için pratik bir çözüm sunar.²⁵

Makine öğrenimi modelleri, geniş bir kardiyak hastalık çeşitliliğine özgü görüntüleri tanıyacak şekilde eğitilmiştir ve bu da üç boyutlu görüntüleme kullanılmayan verilerin yorumlanmasına yardımcı olur, böylece daha hızlı analiz ve daha iyi sonuçlara yol açar. Özellikle EKO ile görüntüleme gözlemci yorumunda farklılıklar çok sıktır. Makine öğrenimi yöntemleri standart yorum ve ölçüm imkânı sağlayabilir. Derin öğrenme, özellikle ventriküllerin segmentasyonu için görüntüleme çoğunlukla kullanılmıştır.²⁶ Çoklu katman işlem yaparak kompleks ilişkiler tanımlar, piksel dataları inceleyerek sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu tahmin eder. Devamlılık değişkeni tahmininde kullanılacak regresyon modeli, denetimli makine öğrenimi yöntemlerindedir ve EKO'dan otomatik ejeksiyon fraksiyonu değerlendirilmesinde kullanılır.² Zhang ve ark.²⁷ 14.000 üzeri EKO incelemişlerdir. Otomatik olarak ölçülen ejeksiyon fraksiyonu ve sol ventrikül longitudinal strain değerlerinde manuel ölçülen değerlere göre sırasıyla %6 ve %1,4'lük bir değişim gözlenmiştir. Bu tip veriler kardiyotoksisite gibi durumlarda takip için kullanılabilir. Başka bir çalışmada standart sınırlı tespit tekniklerini atlayarak ejeksiyon fraksiyonunu tahmin etmek için bir derin öğrenme algoritması kullanılmıştır. Algoritma, 50.000'den fazla EKO çalışması üzerinde eğitilmiş ve doğrulanmış, test seti ise ortalama sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonunun kabul edilen değer olarak alındığı iki plan ölçüm tekniği ile her biri üç uzman tarafından manuel olarak değerlendirilen 99 çalışmadan oluşmuştur. Otomatik olarak hesaplanan ejeksiyon fraksiyonları, %2,9'lük bir ortalama mutlak sapma göstermiş ve uzmanların bulunduğu değerler ile uyumlu bulunmuştur ($r=0,95$). Ayrıca algoritma %35 veya daha düşük ejeksiyon fraksiyonu tespit etme yeteneği ile test edilmiş ve bunu %93 duyarlılık ve %87 özgüllük ile başarmıştır.²⁸ Makine öğrenimi tarafından seçilen özelliklere dayalı bir risk skoru oluşturmak, bu skorlar genellikle kolayca elde edilebilen özelliklere dayandığı için klinik kullanıma daha kolay entegre edilmesini sağlar. Ancak, bu tür skorlar benzer dış doğrulama gereksinimleriyle karşı karşıya kalır. Makine öğrenimi algoritmaları tarafından seçilen altı değişken kullanarak, korunmuş ejeksiyon fraksiyonu (HFpEF) tanısında risk skoru bir çalışmada oluşturulmuş ve

bu skor aynı hasta grubunda Avrupa Kardiyoloji Derneği'nin 2016 HFpEF tespit algoritmasının performansından (AUC: 0,672) belirgin şekilde yüksek bulunmuştur. Bu algoritma beyin natriüretik peptid ve diğer EKO veya görüntüleme özellikleri gibi değişkenlere dayanıyordu.² Başka bir çalışmada yapı ve fonksiyondaki (hacim, volüm vs.) anormal EKO desenlere, sol ventrikül ve sol atriyumda atımlar arası dinamik değişikliklere bakıldığı yapay zeka teknolojisi modeli HFpEF için hızlı bir ön tarama amacı olarak tasarlanmıştır.²⁹

Hastanede yatışı olan kalp yetersizliği hastalarının tanımlanmasında genellikle serbest metinleri (örn. yapılandırılmamış tıbbi raporlardaki metin gibi) işlemek için gözetimli ve derin öğrenme tekniklerine dayanan, yapay zekanın bir alt dalı olan, doğal dil işleme algoritmaları da kullanılmaktadır. Hastaneye yatırılan kalp yetersizliği hastaları için otomatik tanımlama, tahmini risk raporu geliştirmek ve değerlendirmek için çalışmalar yapılmıştır. Evans ve ark.³⁰ hastanede yatışı olan kalp yetersizliği hastalarının tespitini doğal dil işleme tekniklerini tanımlama algoritmalarına dahil ettikten sonra artırarak %95,3 duyarlılık ve %97,5 pozitif prediktif değer elde etmiş, bu sadece yapılandırılmış klinik verileri kullanan önceki algoritmalara kıyasla %10'dan fazla duyarlılık artışı sağlamıştır. Klinik karar destek sistemlerinin kullanılması, 30 günlük tüm nedenlere bağlı yeniden yatış ve 30 günlük mortalite risklerini otomatik olarak hesaplamada, kalp yetersizliği hastalarının tanımlanmasını iyileştirmede etkili bir yöntem olarak bulunmuştur. Bu süreç, 30 günlük mortaliteyi önemli ölçüde azaltmış ve hastaların evde bakım için taburcu edilme oranlarını önemli ölçüde artırmıştır.

Yapay zeka ve makine öğrenimi algoritmaları, özellikle ventriküler segmentasyon için kardiyak manyetik rezonans görüntüleme gibi diğer görüntüleme tekniklerinde de kritik bir öneme sahip olduğunu kanıtlamıştır. Makine öğrenimi kardiyak manyetik rezonans görüntüleme kalp odacıklarını segmentleyebilir ve bu segmentasyonlar, kalp yetersizliğini tahmin etmek için görüntüleme biyobelirteçleri sağlar. Laser ve ark.³¹ üç boyutlu EKO'dan (RT3DE) ve kardiyak manyetik rezonans görüntüleme ile alınan görüntüleri kullanarak sağ ventrikül hacimlerinin bilgiye dayalı rekonstrüksiyonunu gerçekleştirmişlerdir. Bunları, altın standart olan diskler metodu kullanılan kardiyak manyetik rezonans görüntüleme verileri ile karşılaştırmış ve bilgiye dayalı rekonstrüksiyonun sağ ventrikül üç boyutlu volümetrisi için mükemmel doğruluk sağladığını bulmuştur (tekrarlanabilirlik yüksek). Sağ ventrikül karmaşık bir şekle sahiptir ve çoğu zaman 2D görüntüleme EKO teknikleri ile görüntülenemez. Üç boyutlu görselleştirme ve yapay zeka yardımıyla kardiyak görüntü rekonstrüksiyonu, benzer hastalıkların tanısında yardımcı olabilir. Benzer şekilde, sol ventrikül kütesinin hesaplanması, papiller kasın tanımlanması tamamen otomatik yapay zeka programları ile çok daha doğru sonuçlar üretmiştir.

Pulmoner arter basınç ölçümü implante edilebilir cihazlarla yapılabilir. Diüretik tedavi rejiminin uzaktan takip siste-

mi ile ayarlanması bu sayede mümkün olur. Büyük randomize çalışmalar ile yapılan bir meta-analizde birincil sonlanımlar, toplam kalp yetersizliği nedeniyle hastaneye yatış sayısıydı. Değerlendirilen diğer sonuçlar arasında intravenöz diüretiklerle tedavi gerektiren acil başvuruları, tüm nedenlere bağlı ölümler ve kompozit sonlanımlar bulunmaktaydı. Kontrol grubundaki hastalarla karşılaştırıldığında, pulmoner arter basıncı izlemeye randomize edilenlerde toplam kalp yetersizliği hastaneye yatışlar için hazard ratio 0,70 (%95 güven aralığı 0,58-0,86; P = 0,0005) idi. Toplam kalp yetersizliği ile hastaneye yatışlar, acil başvuruları ve tüm nedenlere bağlı ölümlerin birleşik sonlanımlara karşılık gelen risk katsayısı 0,75 (0,61-0,91; P = 0,0037) ve tüm nedenlere bağlı ölüm için 0,92 (0,73-1,16) idi. Bu analize göre kalp yetersizliği hastalarının tedavisini yönlendirmek için uzaktan pulmoner arter basınç izlemesinin kullanılması, kötüleşen kalp yetersizliği epizodlarını ve hastaneye yatışları azaltır.³²

Kalp kapak hastalıkları kalp yetersizliğinin önemli bir nedenidir. EKO kapak hastalıklarının teşhis için her zaman ulaşılabilir olmayabilir. Barua ve ark.³³ yaptıkları bir çalışmada elektronik stetoskop sesleri kullanılarak makine öğrenimi yöntemi ile kapak hastalıklarının teşhis erişilebilirliğini ve doğruluğunu artırmayı amaçlamıştır. Çalışmada 651 katılımcıda 10.366 kalp sesi kaydedilmiş, bir sağlıklı ve dokuz farklı kapak hastalığı sınıfına ayrılmıştır. Analizlerde özellikle ses sinyalleri gibi zaman serisi verilerinin analizinde kullanılan çift simetrik ağaç deseni, makine öğreniminde kullanılan özellik çıkarma yöntemlerinden biridir. Yinelemeli komşuluk bileşeni analizi (Iterative Neighborhood Component Analysis veya kısaca INCA), veri özelliklerini seçmek ve sınıflandırma performansını iyileştirmek için geniş veri setlerinde kullanılan bir diğer yöntemdir. Model, çift simetrik ağaç deseni ve ayırık dalga dönüşümü kullanarak özellik çıkarma, yinelemeli komşuluk bileşeni analizi ile özellik seçimi ve bir destek vektör makinesi ile sınıflandırma olmak üzere üç ana bileşenden oluşur. Bu süreç, kalp seslerinin hem yüksek hem de düşük seviye özelliklerini yakalamayı hedefler. Model kapak hastalıklarının farklı türlerini sınıflandırmada %99'dan fazla doğruluk oranları elde etmiştir. Önerilen model, düşük hesaplama maliyetleri ile mükemmel sınıflandırma performansı göstermiştir. Kalp seslerinden kapak hastalığı sınıflandırması için çift simetrik ağaç deseni tabanlı modelin etkili olduğu ve bu modelin kapak hastalığı taraması için yeni nesil akıllı kardiyoskop cihazlarının geliştirilmesinde potansiyel uygulamalara sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Tanıda kardiyoloji uzmanının kararsız kaldığı durumlarda veya kardiyoloji uzmanı olmayan durumlarda kalp yetersizliği tanısını kolaylaştıracak algoritmalarla ilgili de çalışma yapılmıştır. Bu çalışmada yapay zeka tabanlı klinik karar destek sisteminin tanısal doğruluğu kalp yetersizliği uzmanı olmayanlarla karşılaştırılarak değerlendirmek için kullanılmıştır. Etkili bir karar destek sistemi, bireysel olarak her hastanın özelliklerini klinik bilgi tabanıyla eşleştirmesi, hasta merkezli değerlendirmeler ve önerilerde bulunması, ayrıca nihayetinde

doktorların son kararları için şeffaf bir şekilde sunması gerekmektedir. Kardiyoloji için yapay zeka tabanlı klinik karar destek sistemi, bilgi tabanını kalp yetersizliği tanısıyla geliştirmek için hibrit (uzman tarafından yönlendirilen ve makine öğrenimi tarafından yönlendirilen) bir bilgi edinme yaklaşımıyla geliştirilmiştir. Teşhis doğruluk oranlarının tüm kalp yetersizliği grupları için hibrit yöntem kullanıldığında arttığı izlenmiştir. Kalp yetersizliği olan ve olmayan 1.198 hastanın yapay zeka tabanlı klinik karar destek sisteminin geliştirilmesi (eğitim veri seti, n=600) ve performansın test edilmesi (test veri seti, n=598) için yer aldığı çalışmada kalp yetersizliği uzmanları ve yapay zeka tabanlı klinik karar destek sistemi arasındaki uyum oranı %98 iken, kalp yetersizliği uzmanı olmayanlar ile kalp yetersizliği uzmanları arasındaki uyum oranı %76 idi. Sonuç olarak, yapay zeka tabanlı klinik karar destek sistemi, kalp yetersizliği için yüksek bir tanısal doğruluk göstermiştir. Bu nedenle, yapay zeka tabanlı klinik karar destek sistemi kullanımının, uzmanları mevcut olmadığında, kalp yetersizliği tanısı için yararlı olabileceği düşünülmüştür.³⁴

Kalp Yetersizliği Tedavisinde Yapay Zekanın Yeri

Tedavi stratejisinde hangi yöntemin seçileceğine dair yapay zeka sistemleri geliştirilme aşamasındadır. Kardiyak resenkronizasyon tedavisi veya sol ventrikül destek cihazlarına yanıt verecek hasta gruplarını öngörmeye yönelik algoritmalar üzerinde çalışmalara yer verilmiştir. Özellikle düşük ejeksiyon fraksiyonlu kalp yetersizliğinde tedavi başlama oranları daha yüksek olmasına rağmen HFpEF'de tedavi başarısı aynı değildir. Ayrıca makine öğrenimi teknikleri ile ejeksiyon fraksiyonundan bağımsız ayrı fenotiplere, sağkalım sonlanımlarını tahmin ettirici özelliklere göre hastalar gruplandırıldığı zaman hangi tedaviye yanıtın daha iyi olduğu daha net belirlenmektedir. Çalışmalarda denetimsiz bir algoritma kullanarak standart laboratuvar, EKG ve EKO verileriyle, HFpEF'li hastaların kardiyak yapı ve işlev, invaziv hemodinamikler ve sonuçlar temelinde farklı fenotip gruplarına ayrıldığı bulunmuştur. Bunun yanı sıra grupların daha fazla karakterizasyonu için egzersiz öncesi ve sonrası görüntüleme verilerini dahil eden araştırmacılar olmuştur. Makine öğrenimi algoritmaları ile belirlenmiş alt grupların tespitinin klinik yararının olup olmadığı henüz belirlenmemiştir, bireysel gruplara yönelik terapiler veya önleme stratejilerinin sonlanımlarda farklılık gösterip göstermeyeceğine bağlıdır.^{2,35} COMPANION çalışması kalp yetersizliğinde tıbbi tedavi, pacing ve defibrilasyonun karşılaştırıldığı bir çalışmaydı. Bu çalışmada yer alan hastalarda kardiyak resenkronizasyon tedavisi sonrası sonlanımları tahmin etmede yapay zekanın yeri araştırılmıştır. Kardiyak resenkronizasyon tedavisi sonrası 12 ay içinde her türlü nedenle ölüm veya kalp yetersizliğinden hastaneye yatış gibi sonlanımları tahmin etmek için makine öğrenimi algoritmaları ile modeller geliştirilmiştir. Bu çalışmada da random forest algoritması ile geliştirilmiştir. Bu modelin, her türlü ne-

denle ölüm veya kalp yetersizliği hastaneye yatışı ve tüm nedenlerden ölümü tahmin etme yeteneği, dal bloku morfolojisi ve QRS süresi kombinasyonu kullanılarak elde edilen tahmini sonlanımlar ile karşılaştırılmıştır. Random forest modeli, en yüksek ve en düşük tahmin edilen olay olasılığına sahip hastalar arasında sekiz kat fark olan dörtte birlik gruplar üretmiştir (hazard ratio 7,96; $P < 0,0001$). Dal bloku morfolojisi ve QRS süresi ile ayrılan alt gruplar arasında hayatta kalma yönünden fark anlamlı bulunmamıştır. Bu çalışma ile makine öğrenimi algoritması kardiyak resenkronizasyon tedavisi sonrası klinik sonuçları tahmin eden bir model üretmiştir. Cihaz yerleştirilmeden önce uygulanan bu model sayesinde hangi hastaların kardiyak resenkronizasyon tedavisinden daha fazla fayda görebileceği öngörülebilir.³⁶

Yine çok merkezli bir çalışma olan MADIT-CRT'deki (Multicenter Automatic Defibrillator Implantation Trial with Cardiac Resynchronization Therapy) (sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu ≤ 30 , QRS süresi ≥ 130 ms, New York Kalp Derneği sınıfı $\leq II$) kalp yetersizliği hastalarında kardiyak resenkronizasyon tedavisinden fayda görebilecek hastaları öngörme için makine öğrenimi algoritması geliştirilmiştir. Klinik özellikler ve EKO verileri kullanılmış; çalışmaya defibrilatörlü kardiyak resenkronizasyon tedavisi ve implante edilebilir bir kardiyoverter defibrilatör yapılan hastalar alınmıştır. Hastaları klinik özellikleri, sol ventrikül hacmi ve deformasyon izleri gibi özelliklerine göre benzer gruplara ayırmak için denetimsiz makine öğrenimi algoritması (çoklu çekirdek öğrenme ve K-ortalama kümeleme) kullanılmıştır. Defibrilatörlü kardiyak resenkronizasyon tedavisinin birincil sonlanımlara (ölüm ve hastaneye yatış) etkisi bu gruplar arasında araştırılmış olup, başlangıç klinik özellikleri, biyobelirteç değerleri, sol ve sağ ventriküler yapı, fonksiyon ölçümleri ve birincil sonlanımlar açısından çoğunlukla önemli ölçüde farklı olan dört fenogrup tanımlanmıştır. İki grupta kardiyak resenkronizasyon tedavisine iyi yanıt vermesi beklenen klinik özellikleri daha fazla oranda barındırdığı saptanmıştır ve ayrıca özellikle bu iki gruptaki hastalarda defibrilatörlü kardiyak resenkronizasyon tedavisi ile birincil sonlanımlar üzerinde (tüm nedenlere bağlı ölüm veya kalp yetersizliği olayı) önemli bir iyileşme gösterilmiştir.³⁷

MANAGE-HF (The Multiple cArdiac seNsors for mAnAgeMent of Heart Failure) çalışması defibrilatörlü kardiyak resenkronizasyon tedavisi/implante edilebilir bir kardiyoverter defibrilatör takılan hastalarda bir uyarı yönetim rehberinin (heart logic index) geliştirilmesini ve medikal tedavideki değişiklikleri, natriüretik peptit seviyelerini ve güvenliği değerlendirmiştir. Sensörlerden gelen verileri analiz ederek hastaların sağlık durumları hakkında değerli ölçümler sunar ve zamanında müdahale için kritik uyarılar sağlar. Tedaviye yanıtı öngörerek kişiselleştirilmiş tedavi planlarının geliştirilmesinde kullanılır. Bu çalışmada takip sırasında, hasta başına yılda ortalama 1,76 uyarı olacak şekilde 585 uyarı olgusu yaşanmış ve uyarı olgularının %74'ünde kalp yetersizliği ilaçları artırılmıştır. Uyarıya bağlı ilaç değişikliği nedeniyle NT-

pro-BNP seviyeleri başlangıçta ortalama 1316 pg/mL iken, 12 ayda 743 pg/mL'ye düşmüştür ($P < 0,001$).³⁸ Yapay zeka ve makine öğreniminin gelişmiş kalp yetersizliği tedavilerine rehberlik etmedeki yerini gösteren bir çalışmada ise kalp nakli ve mekanik dolaşım destek sistemleri sonrası klinik bakımı ele alan orijinal çalışmaları içeren yayınlar incelenmiştir. Bu çalışmada 2005-2022 yılları arasındaki 584 yayından 31'i dahil edilme kriterlerini karşılamıştır. Kalp nakli ve mekanik dolaşım destek sistemleri sonrası özellikle mortalite sonlanımını ve tedavilerden fayda görebilecek hasta grubunu tahmin etmede yapay zekanın kullanılabileceği sonucuna varılmıştır. Son iki yılda oluşturulan modeller, kalp nakil donör-alıcı eşleştirmesinde, allogreft gözetiminde, immünsüpresyon dozlamasında ve mekanik dolaşım destek sistemleri komplikasyon taramasında rehberlik etmede umut verici olmuştur.³⁹

Prognoz

Makine öğrenimi algoritmalarının kalp yetersizliği prognozunu belirlemede ve yönetiminde önemli bir rol oynayabileceğini ve kişiselleştirilmiş tedavi seçeneklerinin geliştirilmesine de katkıda bulunabileceği gösterilmiştir. EKG parametreleri, kalp hızı değişkenliği, EKO parametreleri ve laboratuvar testleri kullanılarak kalp yetersizliği prognozunu belirlenmesini değerlendiren çalışmalar mevcuttur.⁴⁰ Greenberg ve ark.⁴¹ yüksek veya düşük mortalite riski arasında ayırım yapabilen bir karar ağacı algoritması kullanarak MARKER-HF risk skorunu geliştirmişlerdir. Bu skor, mortalite riskini tahmin etmede mükemmel ayırım gücü göstermiştir (AUC: 0,88). Elektronik sağlık kayıtları da kalp yetersizliği hastalarında prognostik bilgi sağlamak için kullanılmıştır. Kwon ve ark.⁴² akut kalp yetersizliği olan hastalarda hastanede ölüm, bir yıllık ve üç yıllık mortalite riskini tahmin etmek için derin öğrenme ağı, random forest, lojistik regresyon ve Bayesian ağlarını uygulamışlardır. Derin öğrenme ağı sistemi, hastanede ölüm, bir yıllık ve üç yıllık ölüm riskini tahmin etmede en yüksek AUC değerlerini sergilemiştir. Kalp yetersizliği yatışlarını veya başlangıç zamanını belirleyecek modeller de test edilmiştir. Veri miktarı ve çeşitliliği arttıkça, tahmin güçlerinde iyileşmeler görülmüştür. Makine öğrenimi algoritmaları ile oluşturulan risk skorlarının ölüm ve sağkalım tahmininde geleneksel skorlara göre üstün olduğu saptanmıştır.² Belirli sosyoekonomik faktörler ve sosyal destek sistemlerinde farklılıklar, yeniden yatış oranlarını etkileyebilir; bu bilgiler, araştırma ve hastane veri tabanlarında her zaman iyi yakalanmayabilir. Bu tip faktörler oluşturulan veri modelleri ile etkili sonuçlar alınmasına engel oluşturabilir.

Yapay zeka verilerinin Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi tarafından prospektif doğrulanması gerekir. Prospektif doğrulama, yapay zeka algoritmalarının gerçek dünya senaryolarında performansını sağlayabilir ve algoritmanın belirlenen kullanımı için güvenli ve etkili olduğuna dair kanıt sunabilir. Kalp yetersizliğinde yapay zeka uygulaması hakkındaki bilgiyi yayma konusunda proje yöneticileri ve klinisyenlerle

iş birliği yapan eğitim programlarının geliştirilmesi de önemli bir adım olacaktır. Yapay zeka teknolojileri günlük yaşama uygulamak maliyetli olabilir. Sağlık sistemleri, teknoloji şirketleriyle iş birliği yapabilir ve onların kaynaklarını, uzmanlıklarını ve yatırımlarını kullanarak klinik uygulamada yapay zeka algoritmalarını geliştirmek ve uygulamak için kullanılabilir.⁴⁰

Kaynaklar

1. Benjamin EJ, Blaha MJ, Chiuve SE, et al.; American Heart Association Statistics Committee and Stroke Statistics Subcommittee. Heart Disease and Stroke Statistics-2017 Update: A Report From the American Heart Association. *Circulation*. 2017;135(10):e146-e603. Erratum in: *Circulation*. 2017;135(10):e646. Erratum in: *Circulation*. 2017;136(10):e196.
2. Olsen CR, Mentz RJ, Anstrom KJ, Page D, Patel PA. Clinical applications of machine learning in the diagnosis, classification, and prediction of heart failure. *Am Heart J*. 2020;229:1-17.
3. Singhal A, Cowie MR. Digital Health: Implications for Heart Failure Management. *Card Fail Rev*. 2021;7:e08.
4. Cooper LB, Hernandez AF. Assessing the Quality and Comparative Effectiveness of Team-Based Care for Heart Failure: Who, What, Where, When, and How. *Heart Fail Clin*. 2015;11(3):499-506.
5. Verhestraeten C, Weijers G, Debleu D, et al. Diagnosis, treatment, and follow-up of heart failure patients by general practitioners: A Delphi consensus statement. *PLoS One*. 2020;15(12):e0244485.
6. Koehler F, Koehler K, Deckwart O, et al. Efficacy of telemedical interventional management in patients with heart failure (TIM-HF2): a randomised, controlled, parallel-group, unmasked trial. *Lancet*. 2018;392(10152):1047-1057.
7. Stehlik J, Schmalfluss C, Bozkurt B, et al. Continuous Wearable Monitoring Analytics Predict Heart Failure Hospitalization: The LINK-HF Multicenter Study. *Circ Heart Fail*. 2020;13(3):e006513.
8. Farwati M, Riaz H, Tang WHW. Digital Health Applications in Heart Failure: a Critical Appraisal of Literature. *Curr Treat Options Cardiovasc Med*. 2021;23(2):12.
9. Kaya CT. Kardiyolojide yapay zeka uygulamaları. *Ankara Üniversitesi Tıp Fakültesi Mecmuası*. 2022;75(Suppl 1):41-45.
10. Şimşek E, Korkmaz Y, Bozyel S, et al. Digital technologies in heart failure management. *Türk Kardiyol Dern Ars*. 2024;52(1):52-60.
11. Amir O, Ben-Gal T, Weinstein JM, et al. Evaluation of remote dielectric sensing (ReDS) technology-guided therapy for decreasing heart failure re-hospitalizations. *Int J Cardiol*. 2017;240:279-284.
12. Perl L, Ben Avraham B, Vaknin-Assa H, Ben Gal T, Kornowski R. A rise in left atrial pressure detected by the V-LAP™ system for patients with heart failure during the coronavirus disease 2019 pandemic. *ESC Heart Fail*. 2020;7(6):4361-4366.
13. Vasudevan S, Saha A, Tarver ME, Patel B. Digital biomarkers: Convergence of digital health technologies and biomarkers. *NPJ Digit Med*. 2022;5(1):36.
14. Lindenfeld J, Zile MR, Desai AS, et al. Haemodynamic-guided management of heart failure (GUIDE-HF): a randomised controlled trial. *Lancet*. 2021;398(10304):991-1001.
15. Leclercq C, Witt H, Hindricks G, et al. Wearables, telemedicine, and artificial intelligence in arrhythmias and heart failure: Proceedings of the European Society of Cardiology Cardiovascular Round Table. *Europace*. 2022;24(9):1372-1383.
16. Attia ZI, Kapa S, Lopez-Jimenez F, et al. Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram. *Nat Med*. 2019;25(1):70-74.
17. Attia ZI, Kapa S, Yao X, et al. Prospective validation of a deep learning electrocardiogram algorithm for the detection of left ventricular systolic dysfunction. *J Cardiovasc Electrophysiol*. 2019;30(5):668-674.
18. Yao X, Rushlow DR, Inselman JW, et al. Artificial intelligence-enabled electrocardiograms for identification of patients with low ejection fraction: a pragmatic, randomized clinical trial. *Nat Med*. 2021;27(5):815-819.
19. Lee Y, Choi B, Lee MS, et al. An artificial intelligence electrocardiogram analysis for detecting cardiomyopathy in the peripartum period. *Int J Cardiol*. 2022;352:72-77.
20. Vaid A, Johnson KW, Badgeley MA, et al. Using Deep-Learning Algorithms to Simultaneously Identify Right and Left Ventricular Dysfunction From the Electrocardiogram. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2022;15(3):395-410.
21. Shrivastava S, Cohen-Shelly M, Attia ZI, et al. Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiography to Screen Patients with Dilated Cardiomyopathy. *Am J Cardiol*. 2021;155:121-127.
22. Celik A, Surmeli AO, Demir M, Esen K, Camsari A. The diagnostic value of chest X-ray scanning by the help of Artificial Intelligence in Heart Failure (ART-IN-HF). *Clin Cardiol*. 2023;46(12):1562-1568.
23. Çelik A, Surmeli AO, Demir M, Esen K, Fural O, Camsari A. The early diagnostic value of chest x-ray scanning by the help of artificial intelligence in heart failure (ART-IN-HF): The first outcomes. Poster presented at: ACC22; 2022; April 2-4; Washington DC. Accessed November 4, 2024. <https://www.jacc.org/doi/10.1016/S0735-1097%2822%2901386-9>.
24. D'Amario D, Meerkin D, Restivo A, et al.; VECTOR-HF Trial Investigators. Safety, usability, and performance of a wireless left atrial pressure monitoring system in patients with heart failure: the VECTOR-HF trial. *Eur J Heart Fail*. 2023;25(6):902-911.
25. Kobat MA, Kivrak T, Barua PD, et al. Automated COVID-19 and Heart Failure Detection Using DNA Pattern Technique with Cough Sounds. *Diagnostics (Basel)*. 2021;11(11):1962.
26. Alsharqi M, Woodward WJ, Mumith JA, Markham DC, Upton R, Leeson P. Artificial intelligence and echocardiography. *Echo Res Pract*. 2018;5(4):R115-R125.
27. Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice. *Circulation*. 2018;138(16):1623-1635.
28. Asch FM, Poilvert N, Abraham T, et al. Automated Echocardiographic Quantification of Left Ventricular Ejection Fraction Without Volume Measurements Using a Machine Learning Algorithm Mimicking a Human Expert. *Circ Cardiovasc Imaging*. 2019;12(9):e009303.
29. Chiou YA, Hung CL, Lin SF. AI-Assisted Echocardiographic Prescreening of Heart Failure With Preserved Ejection Fraction on the Basis of Intrabeat Dynamics. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2021;14(11):2091-2104.
30. Evans RS, Benuzillo J, Horne BD, et al. Automated identification and predictive tools to help identify high-risk heart failure patients: pilot evaluation. *J Am Med Inform Assoc*. 2016;23(5):872-878.

31. Laser KT, Horst JP, Barth P, et al. Knowledge-based reconstruction of right ventricular volumes using real-time three-dimensional echocardiographic as well as cardiac magnetic resonance images: comparison with a cardiac magnetic resonance standard. *J Am Soc Echocardiogr.* 2014;27(10):1087-1097.
32. Clephas PRD, Radhoe SP, Boersma E, et al. Efficacy of pulmonary artery pressure monitoring in patients with chronic heart failure: a meta-analysis of three randomized controlled trials. *Eur Heart J.* 2023;44(37):3658-3668.
33. Barua PD, Karasu M, Kobat MA, et al. An accurate valvular heart disorders detection model based on a new dual symmetric tree pattern using stethoscope sounds. *Comput Biol Med.* 2022;146:105599.
34. Choi DJ, Park JJ, Ali T, Lee S. Artificial intelligence for the diagnosis of heart failure. *NPJ Digit Med.* 2020;3:54.
35. Ahmad T, Lund LH, Rao P, et al. Machine Learning Methods Improve Prognostication, Identify Clinically Distinct Phenotypes, and Detect Heterogeneity in Response to Therapy in a Large Cohort of Heart Failure Patients. *J Am Heart Assoc.* 2018;7(8):e008081.
36. Kalscheur MM, Kipp RT, Tattersall MC, et al. Machine Learning Algorithm Predicts Cardiac Resynchronization Therapy Outcomes: Lessons From the COMPANION Trial. *Circ Arrhythm Electrophysiol.* 2018;11(1):e005499.
37. Cikes M, Sanchez-Martinez S, Claggett B, et al. Machine learning-based phenogrouping in heart failure to identify responders to cardiac resynchronization therapy. *Eur J Heart Fail.* 2019;21(1):74-85.
38. Hernandez AF, Albert NM, Allen LA, et al.; MANAGE-HF Study. Multiple cArDiac seNsors for mAnaGEment of Heart Failure (MANAGE-HF) - Phase I Evaluation of the Integration and Safety of the HeartLogic Multisensor Algorithm in Patients With Heart Failure. *J Card Fail.* 2022;28(8):1245-1254.
39. Al-Ani MA, Bai C, Hashky A, et al. Artificial intelligence guidance of advanced heart failure therapies: A systematic scoping review. *Front Cardiovasc Med.* 2023;10:1127716.
40. Khan MS, Arshad MS, Greene SJ, et al. Artificial intelligence and heart failure: A state-of-the-art review. *Eur J Heart Fail.* 2023;25(9):1507-1525.
41. Greenberg B, Adler E, Campagnari C, Yagil A. A machine learning risk score predicts mortality across the spectrum of left ventricular ejection fraction. *Eur J Heart Fail.* 2021;23(6):995-999.
42. Kwon JM, Kim KH, Jeon KH, et al. Artificial intelligence algorithm for predicting mortality of patients with acute heart failure. *PLoS One.* 2019;14(7):e0219302.

Kalp Kapak Hastalıklarının Tanı ve Tedavisinde Yapay Zeka

Dr. Selim Süleyman Sert, Doç. Dr. Mevlüt Serdar Kuyumcu

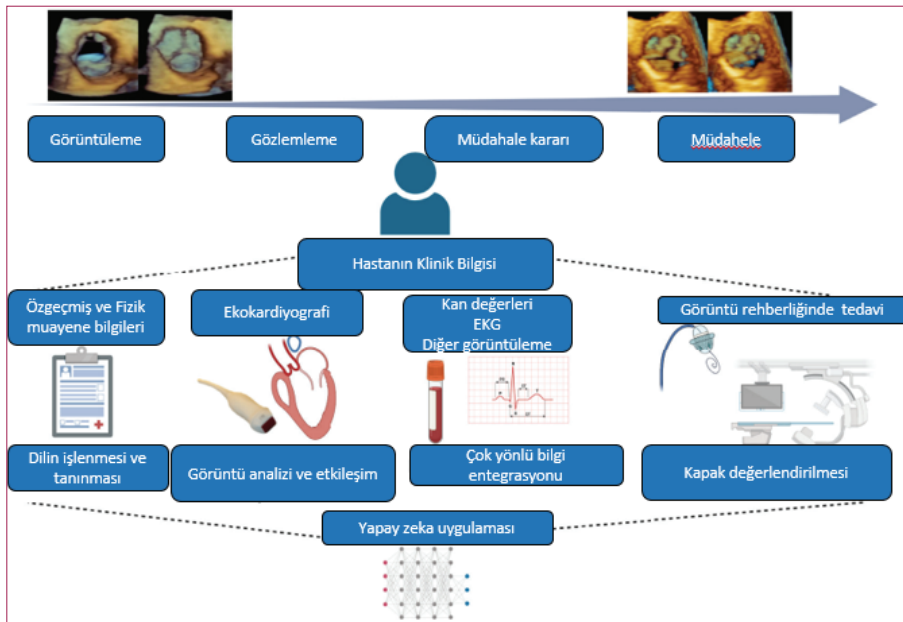
Kardiyoloji Anabilim Dalı, Süleyman Demirel Üniversitesi Tıp Fakültesi, Isparta, Türkiye

Giriş

Yapay zekadaki gelişmeler zamanla kardiyovasküler tıp alanında da geniş yer edinmeye başladı. Kardiyolojide de kapak hastalıklarının teşhisi ve yönetimi yapay zekanın etkili olabileceği bir alandır. Yapay zekanın kalp kapak hastalıklarındaki rolü, yüksek riskli hasta popülasyonunda ekokardiyografik değerlendirilmesi ve fenotiplemesi üzerinedir. Yapay zeka görüntü almaya, kalp ve kapak yapılarının incelenmesine böylelikle daha önce tanımlanmış algoritmaları kullanarak kapak hastalıklarının tespitine yardımcı olabilir. Gelecekte de belirlenen algoritmaların farklı ekokardiyografi parametreleri ile bütünleştirilerek kalp kapak hastalıklarının yönetiminde daha iyi bir konuma geleceği öngörülmektedir.

Kalp kapak hastalıklarının insidansı giderek artmaktadır. Kalp kapak hastalığının önümüzdeki yıllarda özellikle yaşlı popülasyonlarda giderek artışa neden olması beklenmektedir. Bunun nedeni, genişleyen yaşlanan nüfus ve yaşa bağlı kalp

kapak hastalıklarının insidansının artmasındandır.¹ Ekokardiyografi invaziv olmayan, taşınabilir, yaygın olarak bulunabilen, uygun maliyetli olduğu ve kalp yapısı ve fonksiyonunun gerçek zamanlı değerlendirmesini sağladığı için kalp kapak hastalıklarını tanımlamak için kullanılan en yaygın görüntüleme yöntemidir. Mevcut klinik uygulamalar ve bütçe sınırlamaları da dikkate alınır; kalp kapak hastalığı riski taşıyan milyonlarca insana tarama yapmak için gerekli ekokardiyografi cihazını temin etmek çok zordur. Buna elde taşınabilen ekokardiyografi cihazlarını katsak bile ihtiyacı karşılamakta zorluk çekilir. Bunun yanında kalp kapak hastalıklarında görüntü elde etme ve yorumlama eğitim ve uzmanlık gerektiren, süreç isteyen bir durumdur. Ayrıca klinisyenlerin hastanın klinik ve laboratuvar değerlerini de göz önünde bulundurup çok yönlü düşünüp karar vermesi gerekir. Bu da daha fazla vakit ve meşguliyet anlamına gelmektedir. Yapay zeka alanındaki gelişmeler kalp kapak hastalarında bu karmaşık durum için çok yönlü değerlendirme yapılabileceğine dair büyük umutlar vadediyor (Şekil 1).⁷



Şekil 1. Yapay zeka uygulamasında kalp kapak hastalıklarının değerlendirilmesi.

Ekokardiyografi ve Yapay Zeka

Kalp kapak hastalarında yapay zeka yardımı ile ekokardiyografik görüntüleme dört ana kategoriye ayrılır:

1. Görüntü elde etme,
2. Görüntü tanıma,
3. Görüntü segmentasyonu,
4. Tanı koyma.

Görüntü Elde Etme

Yapay zeka ile hastalarda kapak hastalığının şiddetine ve bu durumun ilgili kardiyak yapıların üzerine etkisinin görüntülerinin elde edilmesine odaklanılır. Bu nedenle, atriyum ve ventriküllerin yanı sıra kapak yaprakçıkları, yetmezlik jetlerinin çıkış noktaları, stenotik kapakların akış hızının başlangıç yerleri de görüntülenmelidir. Böylece, sürekli dalga ve doppler akımı net bir şekilde incelenebilir. Özellikle egzantrik jetlerin veya alışılmışın dışındaki yetmezliklerin iyi tanımlanması gerekir.

Yapay zeka ile şu anda parasternal ve apikal görüntülerden kapak yapısının değerlendirilmesi temel seviyede yapılmaktadır.² Northwestern Memorial Hospital ve Minneapolis Heart Institute'te yapılan 2019 yılı Mart ve Mayıs aylarında sekiz hemşirenin katıldığı ve 240 hastanın alındığı çalışmada, yapay zeka yardımıyla kullanılan algoritma ile >%90'ın üzerinde kardiyak yapıların doğru tanımlandığı görülmüştür.

Görüntü Tanıma

Sol ventrikül görünümünü tanımlamak için kullanılan yapay zekaya benzer şekilde kapak yapılarını tanımlayarak kapak değerlendirmesi yapılabilir. Böyle bir yapay zeka için ilk adım, kapak bilgilerini içeren görüntüleri tanımlamak olacaktır. Standart kapak görünümünün tanımlanması üzerine birçok çalışma yayımlanmış olsa da spesifik ve atipik kapak anatomisi ve doppler akımı tanımlayan çok az yayın mevcuttur.

Bir yayında patolojiyi tanımlamak için apikal dört boş-

luk görüntüden mitral ve triküspit kapakların leafletlerinin tanımlanmasında yapay zeka kullanılmıştır.³ Bir yayında da mitral kapak leafletlerinde %98, triküspit kapak leafletlerinde %90 doğruluk oranları tespit edilmiştir.⁴ Ayrıca bazı yayınlarda doppler akımının tanımlanmasında %94 oranında başarı bildirilmiştir. Yine başka bir yayında sürekli dalga doppler akımının tanımlanmasındaki başarı oranı %98, darbeli dalga akımının tanımlanmasındaki başarı oranı ise %83 olarak bildirilmiştir.⁵ Brezilya'da yapılan ATMOSPHERE-PROVAR çalışmasında romatizmal mitral kapak patolojilerini tanımlamak için yapay zeka geliştirilmiştir. Yüz seksen dört ekokardiyografi görüntüsünden romatizmal kapak tanımlanmasında %95 oranında başarı elde edilmiştir.⁶

Görüntü Segmentasyonu

Yapay zeka ile ekokardiyografi görüntüsü analizi ölçümlerin ve nicel değerlendirmelerin doğruluğunu ve tutarlılığını artıracaktır. Bu da belirli yapının tanınması, sınırlarının belirlenmesi ve ölçümlerinin yapılması anlamına gelen görüntü segmentasyonu yoluyla elde edilebilir. Görüntü segmentasyonu ile amacımız iki boyutlu ve üç boyutlu ekokardiyografide hangi pencereden bakıldığına göre boyut ve fonksiyonel ölçümleri yapmaktır. Ek olarak kapak annulusu, leafletleri, jetleri ve doppler görüntülerinin segmentasyonu da yapılmalıdır.

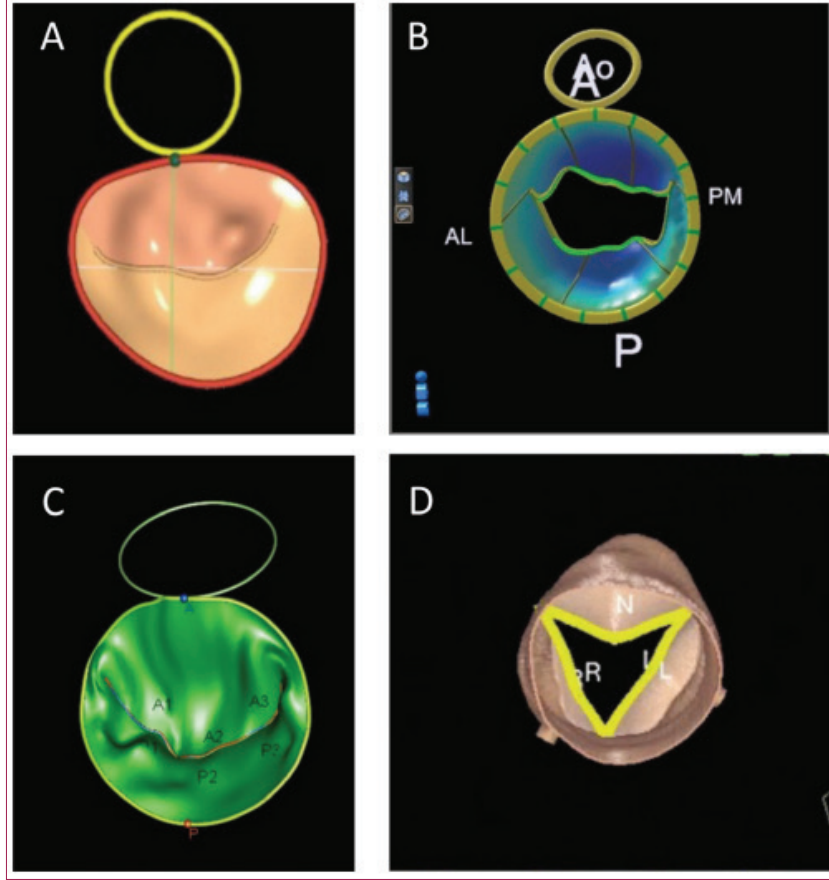
Ticari ve ticari olmayan programlar geliştirilmiş ve bunlarla aort, triküspit ve mitral kapaklar değerlendirilmiştir (Tablo 1).⁷

Bu geliştirilen programların bazı kısıtlamaları vardır. Örneğin, bazılarında program işleyişinde uzmana ihtiyaç duyan yarı yapay zeka şeklinde çalışırken, bazılarında da sadece aynı firma tarafından üretilen makinelerle görüntülerin eşleştiği özellikte olmasıdır (Şekil 2).⁷

Mitral kapak annulusunun ve leafletlerinin segmentasyonuna da yardımcı olmak için yine bazı programlar geliştirilmiştir. Bu programlamalarda mitral kapak ölçümlerinin iyi sonuçlar verdiği, hata oranlarının düşük olduğu görülmüştür. Görülen hatalar ise büyük oranda görüntü kalitesinin düşük olmasına ve artefakt içermesine bağlanmıştır.

Tablo 1. Ticari ve ticari olmayan programlarda aort, triküspit ve mitral kapaklar değerlendirilmesi

KAPAK	PATOLOJİ	YAPAY ZEKA UYGULAMASI			
		Görüntü edinme	Görüntü tanıma	Görüntü segmentasyon	Tanı koyma
AORT	DARLIK	X		X	X
	YETMEZLİK	X		X	X
MİTRAL	DARLIK	X	X	X	X
	YETMEZLİK	X	X	X	X
PULMONER	DARLIK	Literatürde henüz çalışma yok			
	YETMEZLİK	Literatürde henüz çalışma yok			
TRİKÜSPİT	DARLIK	X	X	X	
	YETMEZLİK	X	X	X	



Şekil 2. Bazı ticari firmalar tarafından üretilen programın görüntüleri. (A-C) Mitral kapak modeli), (D) Aort kapak modeli.

A, Anterior; AL, Anterolateral; Ao, Aort; L, Sol koroner cusp; N, Non koroner cusp; P, Posterior; PM, Posteromedial; R, Sağ koroner cusp.

Yapılan bazı çalışmalara bakıldığında; Vafaezadeh ve ark.⁹ tarafından yapılan çalışmaya 1.597'si normal kapak, 447'si ise protez kapak hastası olan toplam 2.044 hasta dahil edilmiştir. Yapılan 13 farklı algoritma ile mitral protez kapaklarının tanınmasında büyük adımlar atılmışlar ve bu algoritmalar ile %98-99 oranında doğru tanı koydukları görülmüştür. Corinzia ve ark.,¹⁰ mitraclip uygulanmış ve ciddi mitral yetmezliği olan 39 hastayı yapay zeka programları ile değerlendirdiklerinde yüksek doğruluk oranları elde ettiler. Andreassan ve ark.¹¹ da çalışmaya aldıkları 111 hastanın mitral kapak annuluslarını değerlendirmişlerdir. Yang ve ark.¹² ise ekokardiyografi videolarını analiz eden üç aşamalı algoritmaları ile aort kapak yetmezlik ve darlığı ile mitral kapak yetmezlik ve darlığı değerlendirmişlerdir. Çalışmaya aldıkları toplam 1.374 olguyu değerlendirdiklerinde yaklaşık %95 oranında doğruluk tespit etmişlerdir.

Avrupa Kardiyoloji Derneği (ESC) 2022'de yayımlanmış çalışmalardan biri olan AI-ENHANCED AS (AI-Enhanced Detection of Aortic Stenosis) çalışmasında klinik pratikte rutin olarak kullanılan ekokardiyografik parametrelerden geliştirilen yapay zeka uygulamasının mortalite riski yüksek

orta-ciddi aort darlıklarını tahmin etmedeki yeri araştırılmıştır. Bu çalışmada 631.824 hastadan yaklaşık 1 milyon görüntü elde edilmiştir. Bu hastalarda aort kapak alanı <1 cm² olan şiddetli aort darlığı olan hastalar geliştirilen algoritma ile tespit edilmeye çalışılmıştır. Tüm ölçümler ve sınıflandırmalar ESC 2021 kapak hastalıkları kılavuzu temel alınarak yapılmış ve çalışmanın sonucunda yapay zeka uygulaması başarılı bulunmuştur. Bu çalışmayla da yapay zeka ilişkili uygulanan algoritmanın rutin klinikte kullanılması ciddi aort darlığı olan hastaların daha hızlı tespitine ve tedavi için zamanında uygun merkezlere sevkini kolaylaştıracağı düşünülmüştür.¹³

Renkli doppler görüntülerine yapay zeka segmentasyonu uygulayan bir çalışma da yayımlandı. Zhang ve ark.¹⁵ bu çalışmaya 1.132 hastayı dahil etmişler, iki boyutlu ekokardiyografide orta ve şiddetli mitral yetmezlikleri değerlendirebilecek bir algoritma geliştirmişlerdir.¹⁴ Yine buna benzer başka bir çalışmada da sürekli dalgalı ve darbeli dalgalı dopplerlerin tepe hızının, ortalama gradiyentlerinin ve hız zaman integrali ölçümlerinde doğruluk oranlarının yüksek olduğu görülmüştür.

Tanı Koyma

Derin öğrenme yaklaşımları, insan algısının ötesinde görüntülerin tanınması için verilerden gelen özellikleri otomatik olarak eşleştirme açısından güçlüdür. Hastalık durumunun belirlenmesinde, ekokardiyografi görüntülerinin görüntü tanımlama ve segmentasyonu gibi geleneksel yapay zeka iş akışından geçmesi gerekmez. Bu kısım daha çok ekokardiyografik görüntülerle doğrudan bağlantılıdır. Moghaddasi ve Nurian,¹⁷ 139 hastanın dahil edildiği bir kohort çalışmasında normal, hafif, orta ve şiddetli mitral yetmezlikler için sırasıyla %99,52, %99,38, %99,31 ve %99,59 ile mitral yetmezliklerin şiddetini büyük oranda doğru ölçen bir algoritma geliştirmişlerdir.¹⁶ Benzer şekilde yapılan yapay zeka algoritmalarında da romatizmal aort ve mitral kapakların tanımlanması %72,77 oranında doğru olduğu görülmüştür.

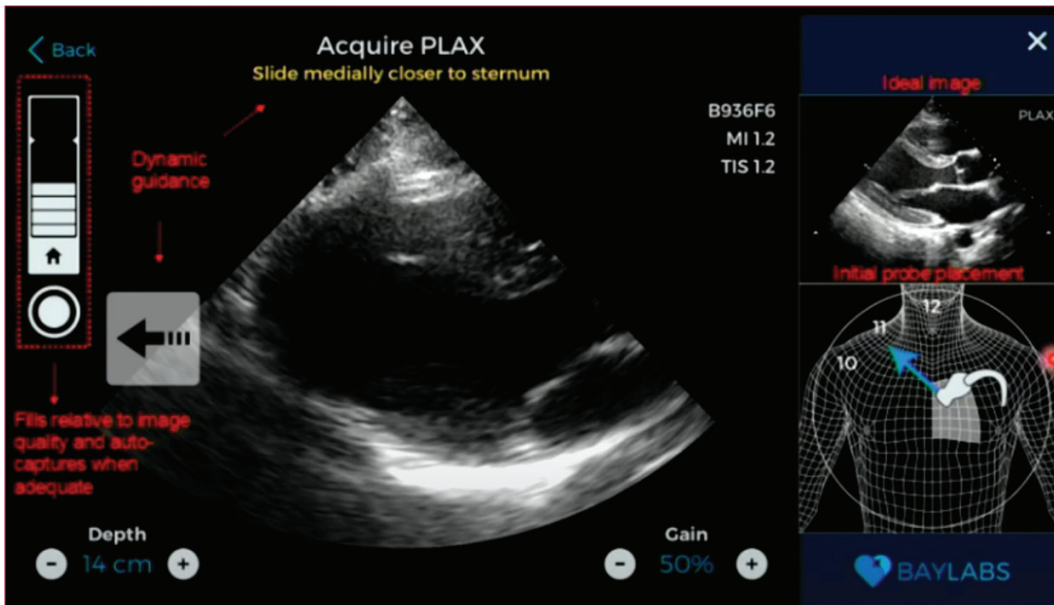
Yapay Zeka ile İlgili Sınırlamalar

Yapay zekanın ekokardiyografik kalp kapak hastalıklarının değerlendirmesi için birçok yol olmasına rağmen bu yaklaşımlarda bazı sınırlamalar vardır. Yapay zeka için görüntü kalitesi ve artefakt varlığı önemlidir, kapak hareketleri değişken ve farklı anatomilerde karşımıza çıkabildiği için yapay zekanın bunları tanımlaması için çok varyasyonlu ve iyi kalitede görüntülerin de yer aldığı algoritmaların geliştirilmesi gerekir. Yapılan çalışmalara da bakıldığında yapay zekanın klinik uygulamaları ile ilgili çalışmaların çoğu retrospektif olmuştur ve büyük çok merkezli çalışmalarda yapay zeka algoritmalarının hala doğrulanması gerekmektedir. Ek olarak, tıpta yapay zeka kullanımıyla ilgili önemli yasal ve etik sorunlar vardır. Yapay zeka uygulamaları düzenli olarak, makine öğrenimi algoritmalarını kullanarak yapay zeka modelini eğitmek için bir

alt tabaka görevi gören hassas hasta bilgileri içeren büyük veri tabanları ve kayıtlar gerektirir. Bu, büyük veri sızıntılarına neden olabilecek olası güvenlik ihlallerini sorgulamaktadır. Sonuç olarak, bu hassas hasta bilgilerinin tehlikeye girmesine neden olabilir. Zamanla, artan güvenlik ihlalleri durumunda hastalar yapay zeka uygulamaları için verilerini sağlarken kendilerini rahatsız hissedebilir ve bu nedenle gelecekteki olası çalışmaları sınırlayabilir. Bunlardan dolayı yapay zeka uygulaması hasta gizliliği, hastanın rızası, yapay zeka ile ilgili ön yargılar, geliştirilen algoritmaların güvenilirliği hakkındaki soru işaretleri de yapay zekanın önündeki engellerdir.^{18,19} Son olarak ekokardiyografide yapay zekanın klinik uygulamaları da teknik açıdan zorluklarla karşı karşıyadır. Satıcıya bağlı kurulum farklılıklarına ek olarak, yapay zekanın klinik uygulamaları, optimum görüntü kalitesi veya doğru görünüm elde edilememesinden de etkilenebilir.

Kullanım Alanları

Yapay zekanın kalp kapak hastalıklarında kullanım alanından bahsedilecek olursa; Bay Labs' EchoMD adındaki ekokardiyografik ölçüm ve yorumlama yazılımı Edwards' Cardiocare programı ile entegre olarak bir uygulama geliştirmiştir. Cardiocare programı yapısal kalp hastalıklarının tanımlanması, yönlendirilmesi ve tedavi yönetimini kolaylaştıran bir platformdur. Bu platform, EchoMD yazılım paketi ile birleştirilerek hastalara kısa zamanda doğru tanı ve tedavi imkanı sunmaktadır. Daha önce Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi tarafından AutoEF uygulaması ile sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonunu tanımlayan uygulaması onay almıştır (Şekil 3). Edwards ve Baby Labs teknolojisi artık çeşitli sebeplerle doğru tanı almayan veya gözden kaçan ciddi aort darlığı hastalarını hedeflemişlerdir. Bu hastalara daha



Şekil 3. Bay Labs programından görüntü.

erken tanı aldirıp transkateter aort kapak implantasyonuna veya cerrahi aort kapak replasmanına yönlendirerek yüksek mortaliteye sahip bu hastalığın tedavisine çözüm getirmeyi amaçlamışlardır.

Yapay Zekanın Geleceği

Yapay zeka ile ekokardiyografik kapak değerlendirmesindeki teknoloji gün geçtikçe ilerlemektedir. Artan hasta sayısı ve klinisyenin zaman kısıtlılığı göz önüne alınırsa bu uygulamaların ilerleyen dönemde daha da gerekli olacağı öngörülmektedir. Yapay zeka ile daha fazla hastaya ulaşma ve hastaları kısa zamanda doğru tanı ve tedaviye yönlendirme ile gereken müdahale kolaylıkla yapılabilecektir. Örnek olarak geniş hasta popülasyonundaki taramalar ile yeteri kadar tanı ve tedavisi yapılmayan romatizmal kalp kapak hastalıklarının tanısında yardımcı olup bu hastaların sağlık hizmetlerine ulaşmasını kolaylaştıracaktır.²⁰ Diğer yandan kapak yetmezliklerinin ve darlıklarının tanınmasında ve bu hastaların cerrahiye ya da perkütan girişimlere yönlendirilmesinde ve disfonksiyone olmuş protez kapakların tanınmasında destek olacağı düşünülmektedir. Genel olarak ekokardiyografide yapay zeka gün geçtikçe daha fazla rol alacak böylelikle klinisyenlerin iş yükü ve hata payı azalacaktır.²¹

Sonuç olarak; kardiyoloji ve ekokardiyografide yapay zeka uygulamalarındaki gelişmeler, hasta tanı ve tedavi yönetiminde devrim yaratma potansiyeli ile hızla genişlemektedir. Yapay zeka algoritmaları, kardiyak anormalliklerin saptanmasına, sınıflandırılmasına, teşhisine ve prognoz tahminine yardımcı olabilir. Yapay zekaya ilişkin verilerin azlığı ve klinik sonuçlar da dahil olmak üzere, yapay zekanın klinik uygulamada kullanılmasına izin vermek için aşılması gereken birçok engel vardır. Doğruluklarını ve etkililiklerini ve yapay zekanın klinik sonuçları nasıl etkileyebileceğini belirlemek için ileriye dönük çalışmalara ve araştırmalara daha fazla ihtiyaç vardır.

Kaynaklar

- Chen J, Li W, Xiang M. Burden of valvular heart disease, 1990-2017: Results from the Global Burden of Disease Study 2017. *J Glob Health*. 2020;10(2):020404.
- Narang A, Bae R, Hong H, et al. Utility of a Deep-Learning Algorithm to Guide Novices to Acquire Echocardiograms for Limited Diagnostic Use. *JAMA Cardiol*. 2021;6(6):624-632.
- Chandra V, Sarkar PG, Singh V. Mitral valve leaflet tracking in echocardiography using custom Yolo3. *Procedia Comput Sci*. 2020;171(3):820-8.
- Lang RM, Addetia K, Miyoshi T, et al. Use of Machine Learning to Improve Echocardiographic Image Interpretation Workflow: A Disruptive Paradigm Change? *J Am Soc Echocardiogr*. 2021;34(4):443-445.
- Madani A, Arnaout R, Mofrad M, Arnaout R. Fast and accurate view classification of echocardiograms using deep learning. *NPJ Digit Med*. 2018;1:6.
- Nascimento BR, Meirelles ALS, Meira W, et al. Computer deep learning for automatic identification of echocardiographic views applied for rheumatic heart disease screening: data from the ATMOSPHERE-PROVAR study. *J Am Coll Cardiol*. 2019;73(9):1611.
- Nedatur R, Wang B, Tsang W. Artificial intelligence for the echocardiographic assessment of valvular heart disease. *Heart*. 2022;108:1592-1599.
- Costa E, Martins N, Sultan MS, Veiga D, Ferraira M, Mattos S. Mitral valve leaflets segmentation in echocardiography using convolutional neural networks. Paper presented at: 2019 IEEE 6th Portuguese Meeting on Bioengineering (ENBENG); February 22-23; 2019; Lisbon, Portugal. Accessed October 30, 2024. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8692573>
- Vafaezadeh M, Behnam H, Hosseinsabet A, Gifani P. A deep learning approach for the automatic recognition of prosthetic mitral valve in echocardiographic images. *Comput Biol Med*. 2021;133:104388.
- Corinzia L, Laumer F, Candrea A, Taramasso M, Maisano F, Buhmann JM. Neural collaborative filtering for unsupervised mitral valve segmentation in echocardiography. *Artif Intell Med*. 2020;110:101975.
- Andreassen BS, Veronesi F, Gerard O, Solberg AHS, Samset E. Mitral Annulus Segmentation Using Deep Learning in 3-D Transesophageal Echocardiography. *IEEE J Biomed Health Inform*. 2020;24(4):994-1003.
- Yang F, Chen X, Lin X, et al. Automated Analysis of Doppler Echocardiographic Videos as a Screening Tool for Valvular Heart Diseases. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2022;15(4):551-563.
- Strange G, Stewart S, Watts A, Playford D. Enhanced detection of severe aortic stenosis via artificial intelligence: a clinical cohort study. *Open Heart*. 2023;10(2):e002265.
- Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice. *Circulation*. 2018;138(16):1623-1635.
- Gosling AF, Thalappillil R, Ortoleva J, Datta P, Cobey FC. Automated Spectral Doppler Profile Tracing. *J Cardiothorac Vasc Anesth*. 2020;34(1):72-76.
- Moghaddasi H, Nourian S. Automatic assessment of mitral regurgitation severity based on extensive textural features on 2D echocardiography videos. *Comput Biol Med*. 2016;73:47-55.
- Martins JFBS, Nascimento ER, Nascimento BR, et al. Towards automatic diagnosis of rheumatic heart disease on echocardiographic exams through video-based deep learning. *J Am Med Inform Assoc*. 2021;28(9):1834-1842.
- Shaw J, Rudzicz F, Jamieson T, Goldfarb A. Artificial Intelligence and the Implementation Challenge. *J Med Internet Res*. 2019;21(7):e13659.
- Li RC, Asch SM, Shah NH. Developing a delivery science for artificial intelligence in healthcare. *NPJ Digit Med*. 2020;3:107.
- Lamprea-Montealegre JA, Oyetunji S, Bagur R, Otto CM. Valvular Heart Disease in Relation to Race and Ethnicity: JACC Focus Seminar 4/9. *J Am Coll Cardiol*. 2021;78(24):2493-2504.
- Buzaev IV, Plechev VV, Nikolaeva IE, Galimova RM. Artificial intelligence: Neural network model as the multidisciplinary team member in clinical decision support to avoid medical mistakes. *Chronic Dis Transl Med*. 2016;2(3):166-172.

Pulmoner Vasküler Hastalıklar ve Konjenital Kalp Hastalıklarında Yapay Zeka Kullanımı

Dr. Erkan Çeçen¹, Dr. Cansu Ebre²

¹Kardiyoloji Anabilim Dalı, Fırat Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Elazığ, Türkiye

²Kardiyoloji Bölümü, Yeditepe Üniversitesi, İstanbul, Türkiye

Giriş

Pulmoner vasküler hastalıklar (PVH), genellikle dispne ve efor kapasitesinde azalmayla belirti veren ve klinik olarak pulmoner hipertansiyon ile sonuçlanan geniş bir etiyojolojiye sahip heterojen hastalık grubunu oluşturmaktadır.

Pulmoner hipertansiyon, birden fazla klinik durumu içerebilen ve çeşitli kardiyovasküler ve solunum yolu hastalıkları ile ilişkili olabilen patofizyolojik bir hastalıktır.¹ Pulmoner hipertansiyon, pulmoner arterlerde anormal derecede yüksek basınçlarla karakterize edilen bir grup bozukluğu tanımlanmaktadır.²

İlk olarak; 1973 yılında Cenevre'de gerçekleştirilmiş; 1. Dünya Pulmoner Hipertansiyon Sempozyumunda; pulmoner hipertansiyon; istirahatte, sağ kalp kateterizasyonu ile ölçülen ortalama pulmoner arter basıncı değerinin (PAB) >25 mmHg olması olarak tanımlanmıştır.³ 6. Dünya Pulmoner Hipertansiyon Sempozyumu itibarıyla, pulmoner hipertansiyon hemodinamik tanımlamasında ortalama PAB için sınır değer 20 mmHg olarak kabul edilmeye başlanmıştır.⁴

Mevcut tahminler, küresel popülasyonun yaklaşık %1'i kadar bir pulmoner hipertansiyon prevalansını göstermektedir. Pulmoner hipertansiyonun kardiyak ve pulmoner nedenlerinin varlığı nedeniyle prevalans >65 yaş olan bireylerde daha yüksektir. Küresel olarak sol kalp hastalıkları, pulmoner hipertansiyonun önde gelen nedenidir. Akciğer hastalığı, özellikle kronik obstrüktif akciğer hastalığı (KOAH) en yaygın ikinci nedendir.⁵ Gelişmekte olan ülkelerde, konjenital kalp hastalıkları, bazı enfeksiyöz hastalıklar (şistozomiyazis, insan immün yetmezlik virüsü) ve yüksek rakım, pulmoner hipertansiyonun önemli ancak yeterince araştırılmamış nedenlerini temsil eder.⁵

Ekonomik olarak gelişmiş ülkelerden alınan son kayıt ve raporlarına göre pulmoner arteriyel hipertansiyon insidansının yaklaşık 6 olgu/milyon yetişkin ve prevalansının 48-55 olgu/milyon yetişkin olduğu görülmüştür.⁶

Pulmoner hipertansiyonun klinik sınıflandırmasının genel amacı, pulmoner hipertansiyon ile ilişkili klinik durumları

benzer patofizyolojik mekanizmalara, klinik sunuma, hemodinamik özelliklere ve terapötik yönetime dayalı olarak kategorize etmektir. ESC/ERS 2022 kılavuzuna göre pulmoner hipertansiyon klinik sınıflandırması Tablo 1'de özetlenmiştir.

Çoğu pulmoner arteriyel hipertansiyon kaydında, idiyo-patik pulmoner arteriyel hipertansiyon en yaygın alt tipti ve bunu bağ dokusu hastalığı, konjenital kalp hastalıkları ve porto-pulmoner hipertansiyon izlemektedir.⁷

Pulmoner arteriyel hipertansiyon, izole post-kapiller pulmoner hipertansiyon nedenleri olmaksızın prekapiller ve kombine postkapiller pulmoner hipertansiyon ile ayırt edilen bir klinik durumdur. Hastalığın gelişmesinde önemli rol oynayan farklı mekanizmalar arasında vazokonstriksiyon, pulmoner damar duvarlarında proliferatif ve obstrüktif yeniden biçimlenme, enflamasyon ve tromboz sayılabilir. Endotel disfonksiyonu sonucu kronik olarak vazodilatör nitrik oksit ve prostasiklin üretimi bozulur; vazokonstriktör endotelin-1'de artma olur. Böylece vasküler tonus artışı ile vasküler yapılanma uyarılır.⁸

Pulmoner arteriyel hipertansiyon, nedenlerine bağlı olarak farklı klinik alt tiplerden oluşmaktadır.

Açıklanamayan efor dispnesi veya diğer uyarı işaretleri olan hastalarda ilaca veya toksine bağlı pulmoner arteriyel hipertansiyon her zaman düşünülmelidir.

Konjenital kalp hastalıkları doğumda mevcut olan ancak yaşamın çok daha ileri yıllarında da saptanabilen kardiyovasküler sisteme ait yapısal ve/veya fonksiyonel bozukluklardır. Konjenital kalp hastalığı sıklığı tüm canlı doğumlarda yaklaşık %0,5-0,8 olarak bilinmektedir. Tedavi edilmeyen hastaların çoğu çocukluk döneminde kaybedilmekte, ancak bunların %5-15 kadarı erişkin yaşa kadar gelebilmektedir.⁹⁻¹¹ Son yıllarda konjenital kalp hastalığı olan çocukların %90'ı erişkinlik çağına ulaşabilmekte ve konjenital kalp hastalığı olan erişkinler konjenital kalp hastalığı olan toplumun %60'ından fazlasını oluşturmaktadır.¹² Konjenital kalp hastalığının etiyojisi multifaktöriyeldir.

Konjenital kalp hastalığı basit ve kompleks lezyonlar olarak iki ana sınıfa ayrılır. Basit lezyonlar; atriyal septal defekt

Tablo 1. Pulmoner hipertansiyonun klinik sınıflandırması

GRUP 1 Pulmoner arteriyel hipertansiyon (PAH)

- 1.1 İdiyopatik
 - 1.1.1 Vazoreaktivite testinde yanıt vermeyenler
 - 1.1.2 Vazoreaktivite testinde akut yanıt verenler
- 1.2 Kalıtsal
- 1.3 İlaçlar ve toksinlerle ilişkili
- 1.4 Diğer hastalıklarla ilişkili:
 - 1.4.1 Bağ dokusu hastalığı
 - 1.4.2 HIV enfeksiyonu
 - 1.4.3 Portal hipertansiyon
 - 1.4.4 Konjenital kalp hastalığı
 - 1.4.5 Şistozomiyaz
- 1.5 Venöz/kapiller (PVOD/PCH) tutulum özelliklerine sahip PAH
- 1.6 Yenidoğanın kalıcı PH'si

GRUP 2 Sol kalp hastalığı ile ilişkili PH

- 2.1 Kalp yetmezliği:
 - 2.1.1 Korunmuş ejeksiyon fraksiyonu ile
 - 2.1.2 Azaltılmış veya hafif azaltılmış ejeksiyon fraksiyonlu
- 2.2 Valvüler kalp hastalığı
- 2.3 Kapiller sonrası PH'ye yol açan konjenital/edinilmiş kardiyovasküler durumlar

GRUP 3 Akciğer hastalıkları ve/veya hipoksi ile ilişkili PH

- 3.1 Obstrüktif akciğer hastalığı veya amfizem
- 3.2 Kısıtlayıcı akciğer hastalığı
- 3.3 Karışık kısıtlayıcı/tıkayıcı paternli akciğer hastalığı
- 3.4 Hipoventilasyon sendromları
- 3.5 Akciğer hastalığı olmayan hipoksi (örn. yüksek irtifa)
- 3.6 Gelişimsel akciğer bozuklukları

GRUP 4 Pulmoner arter tıkanıklıklarıyla ilişkili PH

- 4.1 Kronik tromboembolik PH
- 4.2 Diğer pulmoner arter tıkanıklıkları

GRUP 5 Mekanizmaları belirsiz ve/veya çok faktörlü PH

- 5.1 Hematolojik bozukluklar
- 5.2 Sistemik bozukluklar
- 5.3 Metabolik bozukluklar
- 5.4 Hemodiyalizli veya diyalizsiz kronik böbrek yetmezliği
- 5.5 Pulmoner tümör trombotik mikroanjyopati
- 5.6 Fibrozan mediastinit

HIV, İnsan immün yetmezlik virüsü; PVOD, Pulmoner veno-tıkayıcı hastalık; PCH, Pulmoner kapiller hemanjiyomatozis; PH, Pulmoner hipertansiyon.

(ASD), ventriküler septal defekt (VSD), patent duktus arteriosus (PDA), aort darlığı, pulmoner darlık ve aort koarktasyonudur. Kompleks lezyonlar; Ebstein anomalisi, büyük damarların transpozisyonu, büyük damarların konjenital düzeltilmiş transpozisyonu, Fallot tetralojisi ve Eisenmenger sendromudur.^{13,14}

Konjenital kalp hastalığı olan erişkinlerde pulmoner hipertansiyonun varlığı, konjenital kalp hastalığının doğal seyri üzerinde olumsuz bir etkiye sahiptir ve klinik durumu ve genel sonucu kötüleştirir.¹⁵ Erişkin konjenital kalp hastalığı olan hastaların yaklaşık %3-7'sinde sonunda pulmoner arteriyel hipertansiyon gelişir; kadınlarda daha sık görülür ve insidansı altta

yatan lezyona bağlıdır, yaş ve defekt kapanma yaşı ile artar.¹⁶ Küçük/tesadüfi defektleri olan hastalar pulmoner arteriyel hipertansiyon ilaçları ile tedavi edilmelidir.¹⁷ Bu aynı zamanda, Eisenmenger sendromu olanlara kıyasla daha yüksek mortaliteye sahip defekt düzeltilmesi olan pulmoner arteriyel hipertansiyonu olan hastalar için de geçerlidir.¹⁸ Kalp ve akciğer nakli veya kalp cerrahisi ile birlikte akciğer nakli, tıbbi tedaviye yanıt vermeyen oldukça seçilmiş olgularda bir seçenektir.

Yapay Zeka

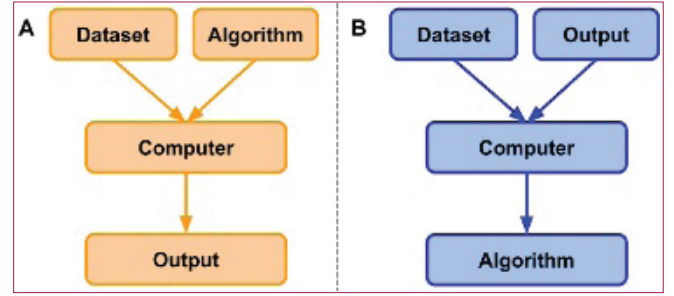
Yapay Zekâ [Artificial Intelligence (AI)] yeni bir terim gibi algılansa da 1956 yılında akıllı makineler üretme ve bilim mühendisliği olarak tanımlanmıştır. Günümüzde, içinde insan faktörünün minimum düzeyde bulunduğu, bilgisayarların kendisine öğretilen akıllı davranışı modellemeleri ile çalışan bu sistem, baş döndürücü bir hızla ilerlemektedir.¹⁹

Tıp alanında sanal ve fiziksel olmak üzere iki yapay zekâ modeli kullanılmaktadır. Sanal yapay zekâ, elektronik sağlık kayıt sistemleri gibi uygulamalardan derin öğrenme [Deep Learning (DL)] analizi ile hekimlerin tedavi kararlarına destek vermektedir. Fiziksel yapay zekâ ise, robotik cerrahiler gibi fiziksel yaklaşımları içermektedir. Ameliyatlarda kullanılan robotlar fiziksel yapay zekâyı iyi birer örnektir. Yakın gelecekte ise hedef dokuya nanorobotlar ile ilaç ulaştırılan fiziksel yapay zekâ sistemlerinin tıp alanına önemli kazanımlar getirmesi beklenmektedir.^{19,20}

Yapay zekânın sağlığa katkılarında biri de hastaya teşhis koyabilme sanatıdır. Yapay zekâ bunu akış şemasına dayalı yaklaşım ve veri tabanı yaklaşımı ile gerçekleştirmektedir. Akış şemasına dayalı yaklaşım, hekimin hastadan aldığı bilgileri hastalık belirtileriyle birleştirerek teşhiste bulunmasıdır. Bu yaklaşım, hasta verisinin öğrenme ağlarını, devamlı beslemesini gerektirmektedir. Çünkü sistem, hastadan elde edilen ipuçlarının tümünü gözlemleyemez ve toplayamaz. Akış şemasına dayalı sistemde şimdilik sınırlı bir fayda sağlanabilse de randevuların çevrim içi planlanması, tıbbi kayıtların dijitalleştirilmesi, randevuların hatırlatılması, çoklu ilaç reçetelerindeki doz algoritmaları, ilaçların yan etkileriyle ilgili uyarılar, çocuklar ve hamilelerin aşı tarihleri gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Hatta akıllı saatler, giyilebilir teknolojiler ve diğer sağlık izleyicilerinin akış şeması yaklaşımları ile kalp atış hızı, fiziksel aktivite, uyku seviyeleri kolaylıkla izlenerek, herhangi bir olumsuzlukta kullanıcının uyarılarak, hekimin daha detaylı şekilde bilgilendirilmesi sağlanabilmektedir. Veri tabanı yaklaşımında ise yapay zekânın belirli hastalık gruplarının ya da klinik/radyolojik görüntülerin hangi hastalıklarla eşleştiğini tanıyabilmesi için kendi kendine öğrenebilme (derin öğrenme) ilkesi kullanılmaktadır.²⁰

Makine Öğrenimi

Makine öğrenimi, bir veri kümesini en iyi şekilde temsil eden algoritmalar geliştirerek yapay zekanın öğrenme yönüne odakla-



Şekil 1. Klasik programlama ve makine öğrenimi paradigması. (A) Klasik programlamada, bir bilgisayara bir veri kümesi ve bir algoritma verilir. Algoritma, bilgisayara çıktıları oluşturmak için veri kümesi üzerinde nasıl işlem yapacağını bildirir. (B) Makine öğreniminde, bir bilgisayara bir veri kümesi ve ilişkili çıktılar verilir. Bilgisayar, ikisi arasındaki ilişkiyi tanımlayan bir algoritma öğrenir ve üretir. Bu algoritma, gelecekteki veri kümeleri üzerinde çıkarım yapmak için kullanılabilir.²¹

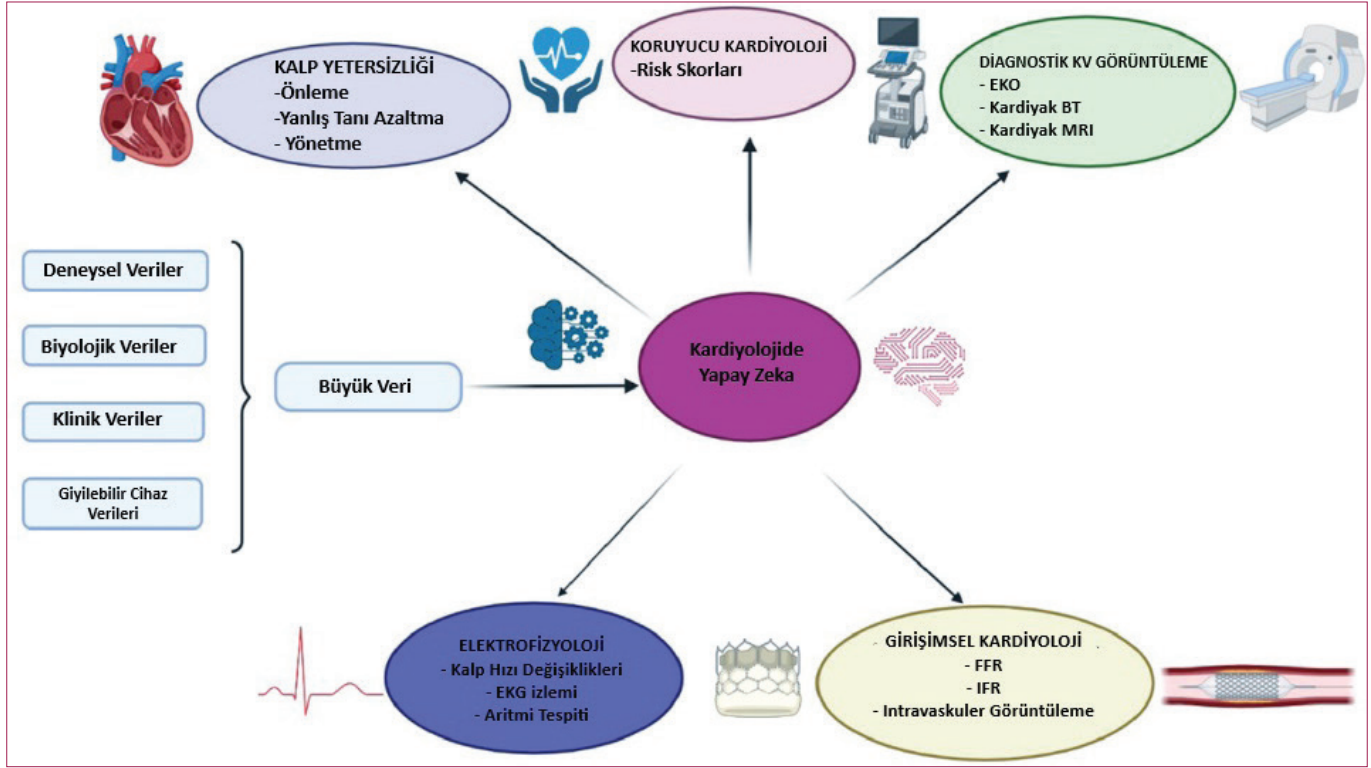
nan bir alandır. Klasik programlamanın aksine, bilinen özellikler kullanılarak bir algoritmanın açıkça kodlanabildiği, makine öğrenimi, ilk prensiplerden türetilen özelliklerin ve ağırlıkların yeni veya farklı kombinasyonlarını kullanabilen bir algoritma oluşturmak için veri alt kümelerini kullanır (Şekil 1).²¹

Derin Öğrenme

Derin öğrenme; nesne tanıma, konuşma tanıma, doğal dil işleme gibi alanlarda çok katmanlı yapay sinir ağlarını kullanan bir yapay zekâ yöntemi olup makine öğreniminin çeşitlerinden biridir. Derin öğrenme, geleneksel makine öğrenimi yöntemlerinden farklı olarak kodlanmış kurallar ile öğrenmek yerine; resim, video, ses ve metinlere ait verilerin simgelerinden otomatik olarak öğrenebilmektedir. Esnek yapıda olduklarından, ham resim ya da metin verisinden de öğrenebilmekte ve verinin büyüklüğüne göre tahmin doğrulukları artabilmektedir. Bununla birlikte derin öğrenme, örnekler üzerinden öğrenme işlemini gerçekleştirmektedir. Makinenin çözmesi istenen bir problem için kural setleri kullanarak çözüme ulaşmak yerine örnekleri değerlendirerek probleme çözüm getirmesini sağlayan bir model verilmesi yeterlidir. Problemin çözümündeki hatayı düzeltebilmesi için de basit bir komut listesi verilerek makinenin öğrenme işlemini gerçekleştirmesi beklenmektedir. Model seçimi, problemin çözümünde etkindir. Probleme uygun olarak belirlenecek model, problemin çözümüne daha fazla katkıda bulunacaktır. Derin öğrenme kavramı ilk kez 2006 yılında Hinton tarafından çok katmanlı yapay sinir ağlarının daha verimli eğitilebileceğinin öne sürülmesiyle ortaya çıkmıştır.²²

Pulmoner Vasküler Hastalıklarda Yapay Zeka Kullanımı

PVH'lerin teşhisi, pulmoner vasküler yatağın karmaşıklığı ve erken hastalık belirtilerinin müphem olması nedeniyle



Şekil 2. Yapay zekanın kardiyolojideki çeşitli uygulamalarını gösteren diyagramatik gösterim.²³

zordur. Yapay zeka algoritmalarıyla bir araya getirilen gelişmiş görüntüleme teknikleri, bu hastalıkların tespit edilme ve yönetilme biçiminde büyük aşamalar kaydedilmesine olanak sağlamaktadır (Şekil 2).²³

Gelişmiş Görüntüleme Teknikleri

Bilgisayarlı Tomografi Pulmoner Anjiyografi

Yüksek Çözünürlüklü Görüntüleme: Bilgisayarlı Tomografi Pulmoner Anjiyografi (BTPA), pulmoner damarların görüntülenmesinde altın standarttır. Emboli, stenoz veya diğer vasküler anormalliklerin görüntülenmesine olanak tanıyan ayrıntılı 3D görüntüler sağlar.²⁴

Çift Enerjili BT (ÇEBT): ÇEBT, kandan iyot kontrastı gibi çeşitli doku türlerinin ayırt edilmesini sağlayarak BTPA'yı geliştirir ve perfüzyon kusurlarının daha iyi görüntülenmesine yardımcı olur.²⁵

Manyetik Rezonans Görüntüleme

4D Dinamik Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG): Bu teknik, zaman içinde üç uzamsal boyutta kan akışı dinamiklerini yakalayıp pulmoner hipertansiyon gibi durumların teşhisi için çok önemli olan pulmoner damarlardaki kan akışı modelleri hakkında kapsamlı veriler sağlar.²⁶

Kontrastlı Manyetik Rezonans Anjiyografi (CEMRA): CEMRA, kan damarlarının yüksek kaliteli görüntülerini sağlar ve kontrast alerjisi veya böbrek yetmezliği nedeniyle BTPA yapılamayan hastalarda özellikle yararlıdır.

BT veya MRG ile Birlikte Pozitron Emisyon Tomografisi

Hibrit Görüntüleme: PET/BT veya PET/MRG, Pozitron Emisyon Tomografisi (PET)'ten alınan metabolik bilgileri BT veya MRG'den alınan anatomik ayrıntılarla birleştirilerek pulmoner vasküler yatak içindeki enflamatuvar veya neoplastik süreçlerin tespitini artırır.

Ultrason Teknikleri

Ekokardiyografi: Öncelikle sağ kalp fonksiyonlarını ve basınçlarını değerlendirmek için kullanılır, pulmoner hipertansiyon gibi PVH'lerin ikincil etkilerini değerlendirmede esastır. Kontrastlı Ultrason (CEUS): CEUS, daha küçük damarlardaki kan akışının görüntülenmesini iyileştirilerek pulmoner dolaşımı değerlendirmek için invaziv olmayan bir yöntem sunar.²⁴

Pulmoner Vasküler Hastalıkların Teşhisinde Yapay Zeka Algoritmaları

Derin Öğrenme ve Evrişimsel Sinir Ağları

Derin Öğrenme ve Evrişimsel Sinir Ağları (CNN'ler), BTPA ve MRG'den alınan görüntüleme verilerinin analizinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Emboli, stenoz veya anormal kan akışı modellerini otomatik olarak tespit edip ölçülebilir, analiz için gereken süreyi önemli ölçüde azaltır ve teşhis doğruluğunu artırır.²⁷

Radyomik

Radyomik, tıbbi görüntülerden çok sayıda nicel özellik çıkarmayı içerir ve bunlar daha sonra hastalık teşhisi, prognoz ve tedavi yanıtı için öngörücü modeller oluşturmak için kullanılabilir. PVH'ler için radyomik özellikler, vasküler yapılar da insan gözü tarafından gözden kaçabilecek ince değişiklikleri tespit etmek için kullanılabilir.²⁸

Risk Tabakalandırması İçin Makine Öğrenimi

Makine öğrenimi algoritmaları, hastalığın ilerlemesini, hasta sonuçlarını tahmin etmek ve terapötik karar verme sürecini yönlendirmek için görüntüleme verilerini klinik değişkenlerle (hasta geçmişi ve biyobelirteçler gibi) entegre edebilir.

Görüntü Segmentasyonu ve Damar Analizi

Yapay zeka odaklı segmentasyon algoritmaları, pulmoner arteriyel hipertansiyon gibi durumların teşhisinde çok önemli olan ayrıntılı morfometrik analize izin vererek, görüntüleme verilerinden pulmoner damarları kesin olarak tanımlayabilir. Bu algoritmalar ayrıca PVH'lerin erken bir belirteci olan aterosklerozu da değerlendirebilir.

Bu gelişmiş görüntüleme teknikleri ve yapay zeka algoritmaları, pulmoner vasküler hastalıklar için daha erken, daha doğru teşhislerin ve kişiselleştirilmiş tedavi planlarının önünü açmakta ve sonuçta hasta sonuçlarını iyileştirmektedir.

Yapay zeka, PVH'ler dahil olmak üzere çeşitli tıbbi durumlarda tedavi planlamasını ve hasta takibini geliştirmede önemli bir potansiyel göstermiştir. Sağlık hizmeti sağlayıcıları, yapay zeka modellerinden yararlanarak daha bilinçli kararlar alabilir, tedavi planlarını kişiselleştirebilir ve hasta takibini iyileştirebilirler.

Tedavi Planlamasında Yapay Zeka

Kişiselleştirilmiş Tedavi Planları

Yapay zeka modelleri, bireyselleştirilmiş tedavi stratejileri önermek için hasta geçmişi, genetik bilgiler, görüntüleme verileri ve klinik biyobelirteçler dahil olmak üzere büyük veri kümelerini analiz edebilir.

Örneğin, pulmoner hipertansiyonda, yapay zeka hastalığın şiddetini değerlendirebilir, hastanın ilaçlara (vazodilatörler gibi) yanıtını tahmin edebilir ve tedavi güncellemelerine rehberlik edebilir.

Tahmine Dayalı Modelleme

Makine öğrenimi algoritmaları, görüntüleme verileri, laboratuvar sonuçları ve klinik geçmiş gibi çeşitli parametrelere dayalı olarak hasta sonuçlarını tahmin etmek için kullanılır. Bu, klinisyenlerin komplikasyonları öngörerek veya hangi hastaların daha agresif tedavilerden fayda göreceğini belirleyerek en iyi tedavi stratejilerine karar vermelerine yardımcı olur.²⁹

İlaç Yanıtı Tahmini

Yapay zeka modelleri hasta verilerini analiz edebilir ve belirli tedavilere nasıl yanıt vereceklerini tahmin edebilir. Bu, özellikle kronik tromboembolik pulmoner hipertansiyon

(CTEPH) gibi cerrahi, antikoagülasyon veya vazodilatör tedavinin kullanılıp kullanılmayacağına ilişkin kararların karmaşık olabileceği durumlar için değerlidir.

Kombinasyon Tedavisi Önerileri

Karmaşık olgularda, yapay zeka en uygun tedavi kombinasyonlarını önerebilir. Örneğin, pulmoner arteriyel hipertansiyonda yapay zeka, hastaya özgü verilere dayanarak endotelin reseptör antagonistleri, fosfodiesteraz inhibitörleri ve prostasiklin analoglarının bir kombinasyonunu önerebilir.

Klinik Karar Destek Sistemleri

Yapay zeka destekli Klinik Karar Destek Sistemleri (CDSS), tedavi seçenekleri için gerçek zamanlı öneriler sağlayabilir. Bu sistemler hasta verilerini analiz eder ve klinisyenlere kanıt dayalı en iyi tedavi seçeneklerini sunmak için bunları mevcut tedavi kılavuzları, araştırma çalışmaları ve benzer olgularla çapraz referanslandırır.

Hasta Takibinde Yapay Zeka

Uzaktan İzleme ve Giyilebilir Cihazlar

Yapay zeka modelleri, hastaların semptomlarını ve kalp atış hızı, oksijen saturasyonu ve fiziksel aktivite gibi fizyolojik parametrelerini izlemek için giyilebilir cihazlardan (örn. akıllı saatler, ev tabanlı solunum fonksiyon monitörleri) toplanan verileri analiz edebilir. Bu, hastaların sürekli izlenmesine ve kötüleşen durumların erken tespit edilmesine olanak tanır.

Hastalığın İlerlemesini Tahmin Etme

Makine öğrenimi algoritmaları klinik, görüntüleme ve laboratuvar verilerindeki değişikliklere dayanarak bir hastalığın nasıl ilerleyeceğini tahmin edebilir. Bu, sağlık hizmeti sağlayıcılarının önemli klinik bozulma meydana gelmeden önce tedavi stratejilerini ayarlamasına olanak tanır.³⁰

Dinamik Risk Tabakalandırılması

Yapay zeka modelleri, hastaları takip sırasında farklı risk kategorilerine dinamik olarak yeniden sınıflandırmak için hasta verilerini sürekli olarak değerlendirir. Örneğin, pulmoner hipertansiyonu olan bir hasta düşük riskli olarak başlayabilir, ancak yeni semptomların, görüntüleme değişikliklerinin veya biyobelirteç eğilimlerinin yapay zeka analizine dayanarak daha yüksek risk kategorisine geçerek daha agresif tedaviyi teşvik edebilir.

Bağlılık ve Uyumluluk İzleme

Yapay zeka sistemleri hastaların ilaç uyumunu takip edebilir ve dozlar kaçırıldığında hastalara veya bakıcılara uyarılar veya hatırlatıcılar sağlayabilir. Bu sistemler ayrıca uyumsuzluk kalıplarını belirleyebilir ve müdahaleler önerebilir.

Sonuç Tahmini ve Tedavi Sonrası İzleme

Yapay zeka, CTEPH için pulmoner endarterektomi veya ileri PVH için akciğer transplantasyonu gibi tedavilerin ardından uzun vadeli sonuçların tahmin edilmesine yardımcı olabilir. Tahmine dayalı modeller, klinisyenlerin takip ziyaret-

lerini ne zaman planlayacaklarını ve büyük müdahalelerden sonra hastaları ne kadar yoğun bir şekilde izleyeceklerini bilmelerine yardımcı olur.

Yapay Zeka Modelleri ve Kullanılan Teknikler

Takviyeli Öğrenme

Takviyeli öğrenme, zaman içinde tedavi stratejilerini optimize etmede özellikle yararlıdır. Takviyeli öğrenme modelleri, bir hastanın tedaviye verdiği yanıtı öğrenerek tedavi planlarında dinamik ayarlamalar önerebilir.

Doğal Dil İşleme

Doğal dil işleme algoritmaları, takip bakımını yönlendirmek ve potansiyel komplikasyonları işaretlemek için ilgili hasta bilgilerini, klinik notları ve görüntüleme raporlarını çıkarmak üzere elektronik sağlık kayıtlarını (EHR'ler) analiz edebilir.

Topluluk Öğrenimini Kullanan Prognostik Modeller

Birden fazla makine öğrenimi modelinin birleştirilmesi (ensemble learning) hastalığın ilerlemesini ve tedavi yanıtını tahmin etmede doğruluğu artırır. Bu modeller, yüksek doğrulukta prognostik araçlar geliştirmek için büyük hasta veri kümeleri üzerinde eğitilir.

Yapay Zeka Destekli Teletıp

Yapay zeka araçlarıyla entegre edilmiş teletıp platformları, hasta verilerini evden otomatik olarak değerlendirebilir, risk sınıflandırması yapabilir ve sağlık hizmeti sağlayıcılarını ilgili eğilimler konusunda uyarabilir. Bu, gereksiz hastane ziyaretlerini en aza indirir ve daha verimli takip bakımı sağlar.

Hastalık İlerlemesini Tahmin Etmek İçin Yapay Zeka Algoritmaları

Makine Öğrenimi Modelleri

Denetimli Öğrenme: Destek vektör makineleri (SVM'ler), rastgele ormanlar ve sinir ağları gibi denetimli öğrenme algoritmaları, hasta özellikleri, biyobelirteçler, görüntüleme verileri ve klinik sonuçları içeren etiketli veri kümeleri üzerinde eğitim alarak hastalığın ilerlemesini tahmin etmek için kullanılır. Bu modeller, artan pulmoner basınçlar veya azalan sağ ventrikül fonksiyonu gibi hastalığın kötüleştiğini gösteren kalıpları tespit edebilir.

Gradient Boosting Makineleri (GBM'ler): Bir tür topluluk modeli olan GBM'ler, pulmoner hipertansiyon gibi karmaşık hastalıklarda hastalığın ilerleme olasılığını tahmin etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Daha güçlü, daha doğru bir tahminci oluşturmak için birden fazla zayıf tahmin modelinin çıktılarını birleştirirler.

Derin Öğrenme

Evrişimli Sinir Ağları (CNN'ler): CNN'ler, kötüleşen vasküler yeniden şekillenmeyi veya pulmoner basınçları tahmin etmek için bilgisayarlı tomografi pulmoner anjiyografi

(BTPA) veya manyetik rezonans görüntüleme (MRG) gibi görüntüleme verilerinin analizinde özellikle etkili olmuştur. Hastalığın ilerlemesinin erken göstergeleri olan küçük ama önemli değişiklikleri otomatik olarak tespit edebilirler.

Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN'ler) ve Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM): Bu modeller sıralı veriler için uygundur ve genellikle hasta verilerinin zaman serisi analizi için kullanılır. Özellikle LSTM ağları, pulmoner basınçlar, kalp fonksiyonu ve semptom gelişimindeki eğilimleri analiz ederek zaman içinde hastalığın ilerlemesini tahmin edebilir.

Doğal Dil İşleme

Doğal dil işleme teknikleri, önemli klinik özellikleri çıkarmak ve hastalığın ilerlemesini tahmin etmek için doktor notları ve teşhis raporları gibi elektronik sağlık kayıtlarındaki (EHR'ler) yapılandırılmamış verileri analiz eder. Örneğin, doğal dil işleme hasta semptomlarında veya komorbiditelerde sağlığın kötüye gittiğine işaret edebilecek ince eğilimleri belirleyebilir.

Radyomik

Radyomik, tıbbi görüntülerden hastalık özelliklerini yansıtan büyük miktarlarda nicel özelliklerin (örn. doku, şekil ve yoğunluk) çıkarılmasını ifade eder. Bu özellikler daha sonra hastalığın ilerlemesini tahmin etmek için makine öğrenimi modellerine beslenir. PVH'ler için radyomik, hastalığın kötüleştiğini gösteren pulmoner arter yeniden şekillenmesi veya sağ ventrikül hipertrofisi modellerinin belirlenmesine yardımcı olabilir.

Hasta Sağkalımını Tahmin Etmek İçin Yapay Zeka Algoritmaları

Hayatta Kalma Analizi Modelleri

COX orantılı tehlikeler modeli gibi geleneksel sağkalım analizi modelleri, rastgele sağkalım ormanları ve derin sağkalım ağları gibi makine öğrenimi yaklaşımlarıyla zenginleştirilebilir. Yapay zeka ile geliştirilmiş bu modeller, genel sağkalımı tahmin etmek için hasta demografisi, biyobelirteçler, görüntüleme verileri ve tedavi geçmişi gibi değişkenler arasındaki karmaşık etkileşimleri dikkate alır.

Derin COX Modelleri: Bunlar, COX regresyon çerçevesini derin öğrenme teknikleriyle entegre etmek için tasarlanmış sinir ağlarıdır ve değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri yakalayarak daha doğru tahminler yapılmasını sağlar. Bu özellikle pulmoner hipertansiyon gibi sağkalımın birçok etkileşimli faktörden etkilendiği hastalıklarda kullanışlıdır.³¹

Prognostik Modeller

Yapay zeka tabanlı prognostik modeller, görüntüleme, hemodinamik ölçümler, laboratuvar sonuçları (örn. NT-pro-BNP seviyeleri) ve klinik semptomlar gibi çok kaynaklı verileri entegre ederek PVH'li hastalarda ölüm riskini tahmin edebilir. Örneğin, pulmoner arteriyel hipertansiyonda, bu modeller bir yıllık veya beş yıllık mortaliteyi tahmin edebi-

lir ve tedavi planlarında zamanında ayarlamalar yapılmasına olanak tanır.³²

Dinamik Risk Modelleri: Bu modeller, zaman içinde toplanan yeni hasta verilerine dayanarak sağkalım tahminlerini sürekli olarak günceller. Örneğin, sağ kalp fonksiyonu kötüleşen bir hastada, bir yapay zeka modeli sağkalım olasılığında bir düşüş öngörerek daha agresif müdahalelere yol açabilir.

Yapay Zeka Odaklı Biyobelirteç Analiz

Yapay zeka algoritmaları, hasta sağkalımını tahmin etmek için genetik ve moleküler biyobelirteçleri (örn. dolaşımdaki mikroRNA'lar, proteomik veriler) içeren karmaşık veri kümelerini analiz edebilir. Bu modeller, yüksek riskli moleküler imzaları belirleyerek hastaları farklı risk kategorilerine ayırmaya ve tedavi yoğunluğunu yönlendirmeye yardımcı olabilir.

Klinik ve Omik Verilerin Entegrasyonu

Yapay zeka modelleri, kapsamlı sağkalım tahmin modelleri oluşturmak için klinik verileri genomik, transkriptomik, proteomik ve metabolomik verilerle birleştirebilir. CTEPH gibi hastalıklar için omik verilerin klinik faktörlerle entegre edilmesi daha kişiselleştirilmiş bir prognoz sunarak cerrahi, antikoagülasyon veya diğer tedaviler hakkında karar verme sürecini iyileştirebilir.

Konjenital Kalp Hastalıklarında Yapay Zeka Kullanımı

Tanısal Görüntüleme: Konjenital kalp hastalıklarında yapay zeka destekli görüntüleme tekniklerinin (örn. ekokardiyografi, manyetik rezonans) kullanımı.

Cerrahi ve Müdahaleler: Yapay zeka desteğiyle cerrahi karar verme süreçlerinin ve ameliyat başarı oranlarının artırılması.

Uzun Dönem İzlem ve Tedavi: Konjenital kalp hastalarının uzun dönem takibinde yapay zeka uygulamalarının avantajları.

Yapay zeka, doğuştan gelen kalp hastalıklarının (DKH) teşhisi, tedavi planlaması ve yönetiminde giderek daha önemli bir rol oynamaktadır. Bunlar, doğumda mevcut olan ve kalbin gelişimini ve işlevini etkileyen yapısal veya işlevsel anormallikler grubudur. Yapay zekanın büyük ve karmaşık veri kümelerini analiz etme yeteneği, DKH'lı hastalara erken teşhisten müdahaleye, uzun süreli takip ve kişiselleştirilmiş bakıma kadar birçok yeni imkan sunmaktadır.

Doğuştan Gelen Kalp Hastalıklarında Yapay Zekanın Ana Uygulama Alanları

Teşhis ve Tespitte Yapay Zeka

Görüntü Analizi

Özellikle derin öğrenme modelleri [örn. evrimsel sinir ağları (CNN)], ekokardiyografi, kardiyak manyetik rezonans görüntüleme ve bilgisayarlı tomografi görüntülerini analiz ederek DKH ile ilişkili yapısal anormallikleri tespit etmek için

kullanılmaktadır. Yapay zeka, kalpteki küçük yapısal anomalileri, örneğin septal defektler, kapak malformasyonları veya Fallot Tetralojisi (TOF) gibi karmaşık anomalileri tespit etmeye yardımcı olabilir.

3D Rekonstrüksiyon: Yapay zeka ile çalışan modeller, 2D görüntü verilerinden kalbin 3D rekonstrüksiyonlarını üretebilir; bu, hem teşhis hem de cerrahi planlama açısından kritik öneme sahiptir.

Otomatik Tarama Araçları: Yapay zeka, özellikle yenidoğanlar ve fetüslerde DKH taramasını otomatikleştirmeye yardımcı olabilir. Örneğin, makine öğrenimi algoritmaları, fetal ultrason taramalarında doğuştan gelen kalp hastalıklarını tespit etmek için eğitilebilir, bu da erken teşhis ve müdahaleye yol açabilir.

Risk Sınıflandırması ve Prognozda Yapay Zeka

Sonuçları Tahmin Etme: Makine öğrenimi modelleri, DKH olan hastaların uzun vadeli sonuçlarını, örneğin hayatta kalma oranlarını, komplikasyon olasılığını veya gelecekteki müdahale ihtiyaçlarını tahmin etmek için geliştirilmektedir. Yapay zeka, hasta özellikleri (örn. genetik bilgiler, görüntüleme sonuçları, klinik değişkenler) üzerinden kişiselleştirilmiş risk profilleri sunabilir.

Şiddet Değerlendirmesi: Yapay zeka algoritmaları, kapak yetersizliği veya ventriküler çıkış obstrüksiyonu gibi doğuştan gelen kusurların ciddiyetini ölçmeye yardımcı olabilir ve klinisyenlere tedavi kararlarını yönlendirecek nesnel veriler sağlayabilir.

Tedavi Planlamasında Yapay Zeka

Kişiselleştirilmiş Cerrahi Planlama: Yapay zeka destekli araçlar, doğuştan gelen kalp hastalıkları için karmaşık cerrahi planlamada kalp cerrahlarına yardımcı olabilir. Yapay zeka, hasta verilerini kullanarak çeşitli cerrahi senaryoları simüle edebilir, cerrahi tekniklerin optimize edilmesine ve risklerin azaltılmasına yardımcı olabilir. Örneğin, hipoplastik sol kalp sendromu gibi durumlarda, yapay zeka ameliyat öncesi planlamada sonuçları iyileştirmek için yardımcı olabilir.

Ameliyat Sonrası Sonuçları Tahmin Eden Modeller: Yapay zeka modelleri, ameliyat veya diğer müdahalelere hastaların nasıl yanıt vereceğini tahmin edebilir. Bu modeller, ameliyatın zamanlaması veya ek tedaviler konusunda karar vermede yol gösterici olabilir.

Uzaktan İzleme ve Takip Bakımında Yapay Zeka

Giyilebilir Cihazlar: Yapay zeka destekli giyilebilir cihazlar, DKH hastalarında kalp hızı, oksijen seviyeleri ve aktivite gibi fizyolojik parametreleri sürekli izleyebilir. Bu, uzun vadeli yönetimde özellikle faydalıdır ve klinisyenlerin durum kötüleşmeden erken işaretleri tespit etmelerine ve tedaviyi buna göre ayarlamalarına olanak tanır.

Teletıp Entegrasyonu: Yapay zeka araçları, DKH hastalarının daha sık ve ayrıntılı takiplerini sağlamak için teletıp platformlarına entegre edilebilir. Bu platformlar, hayati belirtilerin gerçek zamanlı izlenmesine ve müdahale gerektiğinde sağlık hizmeti sağlayıcılarına uyarılar göndermesine olanak tanır.

Genomik ve Biyomarker Keşfinde Yapay Zeka

Genetik Teşhis: Birçok doğuştan gelen kalp hastalığının genetik bileşenleri vardır. Yapay zeka, genetik verileri analiz ederek DKH ile ilişkili mutasyonları veya varyasyonları tespit edebilir. Makine öğrenme modelleri, genomik verileri klinik bilgilerle entegre ederek doğuştan gelen kalp defektlerinin meydana gelmesini ve ilerlemesini tahmin etmek için geliştirilmektedir.

Biyomarker Keşfi: Yapay zeka, DKH için yeni biyomarkerlerin keşfine yardımcı olabilir, bu da erken teşhisi ve risk sınıflandırmasını iyileştirebilir. Yapay zeka algoritmaları, proteomik veya transkriptomik verileri analiz ederek farklı DKH türleriyle ilişkili moleküler kalıpları bulabilir.

Fetal Kardiyolojide Yapay Zeka

Yapay Zeka Destekli Fetal Ekokardiyografi: Fetal ekokardiyografiye entegre edilen yapay zeka araçları, doğuştan gelen kalp hastalıklarını gebelik sırasında tespit etmeyi iyileştirebilir. Bu araçlar, fetal kalp görüntülerini otomatik olarak analiz ederek anormallikleri tespit eder ve obstetrisyenlere erken teşhis konusunda yardımcı olabilir.

Fetal Kalp Hızı İzleme: Yapay zeka modelleri, fetal kalp hızı kalıplarını gerçek zamanlı olarak analiz ederek gelişmekte olan kalbin işlevi hakkında öngörüler sağlar ve olası anormallikleri erken dönemde işaretleyebilir.

Kullanılan Yapay Zeka Modelleri ve Teknikleri

Evrişimli Sinir Ağları

Evrişimli Sinir Ağları (CNN'ler), ekokardiyogramlar, manyetik rezonans görüntüleri ve BT taramaları gibi tıbbi görüntülerin analizinde son derece etkilidir. Kalp anomalilerini tespit edebilir, kalp anatomisinin otomatik yorumlanmasını sağlayabilir ve cerrahi planlama için ayrıntılı görüntü segmentasyonu sunabilirler.

Pekiştirmeli Öğrenme

Pekiştirmeli öğrenme, cerrahi ve müdahale prosedürlerini optimize etmek için keşfedilmektedir. Farklı tedavi yollarını simüle ederek pekiştirmeli öğrenme, karmaşık DKH ameliyatları sırasında karar verme sürecini iyileştirmeye yardımcı olabilir.

Doğal Dil İşleme

Doğal dil işleme, yapılandırılmamış tıbbi kayıtlardan ilgili klinik bilgileri çıkarabilir, klinisyenlerin DKH teşhisinde ve tedavisinde yardımcı olabilir. Ayrıca literatür taramasında da kullanılarak çeşitli kaynaklardan verilerin sentezlenmesini ve bakım stratejilerinin iyileştirilmesini sağlar.

Hibrit Modeller

Yapay zeka algoritmalarının geleneksel kardiyoloji modelleriyle (örn. sonlu eleman modeli) birleştirilmesi, DKH'li hastalarda kardiyak dinamiklerin simülasyon yeteneğini artırarak hem teşhis hem de tedavi planlamasını iyileştirir.

Doğuştan Gelen Kalp Hastalıklarında Yapay Zeka Destekli Görüntüleme Tekniklerinin Kullanımı (Örn. Ekokardiyografi, MRG)

Yapay zeka destekli görüntüleme teknikleri, özellikle ekokardiyografi ve MRG, DKH'lerin teşhisi, yönetimi ve tedavisinde devrim yaratıyor. Doğumda mevcut olan bu yapısal kalp anormalliklerinin doğru bir şekilde değerlendirilmesi için ayrıntılı görüntüleme gereklidir. Yapay zekanın bu görüntüleme yöntemlerine entegrasyonu, karmaşık kalp yapılarının yorumlanmasında doğruluk, hız ve hassasiyeti artırmış, DKH'nin teşhis ve yönetiminde çok faydalı olmuştur.

Doğuştan Gelen Kalp Hastalıklarında Ekokardiyografide Yapay Zekanın Rolü

Ekokardiyografi, doğuştan gelen kalp hastalıklarının teşhisinde yaygın olarak kullanılan, non-invaziv ve gerçek zamanlı görüntüler sağlayan bir tekniktir. Yapay zeka destekli ekokardiyografi son yıllarda makine öğrenimi algoritmaları, derin öğrenme ve görüntü tanıma alanlarında önemli ilerlemeler kaydetmiştir.

Anormalliklerin Otomatik Tespiti

Özellik Tanıma: Yapay zeka algoritmaları, ekokardiyografik görüntülerde kalp kusurları, örneğin septal defektler, aort koarktasyonu veya kapak malformasyonları gibi doğuştan gelen kalp hastalıklarını tespit etmek için eğitilebilir. Bu algoritmalar, insan gözü için zor olan ince anomalileri bile tespit edebilir.

Görüntü Segmentasyonu: Yapay zeka, atriyumlar, ventriküller, kapaklar ve çıkış yolları gibi farklı kalp yapılarının segmentasyonunda yardımcı olur ve daha net, daha ayrıntılı görüntüler sunar. Bu, fallot tetralojisi veya hipoplastik sol kalp sendromu gibi karmaşık doğuştan gelen kusurların değerlendirilmesinde özellikle faydalıdır.

Fetal Ekokardiyografi

Erken DKH Tespiti: Yapay zeka, doğuştan gelen kalp hastalıklarını doğum öncesinde tespit etmek amacıyla fetal ekokardiyografi görüntülerini analiz etmek için kullanılmaktadır. Makine öğrenimi modelleri, fetal kalp görüntülerini analiz ederek anormallikleri erken aşamada tespit edebilir, bu da erken müdahale ve planlama imkanı sağlar.

Artan Doğruluk: Yapay zeka destekli araçlar, 2D ultrason görüntülerinden birden fazla kareyi analiz ederek fetal kalp değerlendirmelerinin doğruluğunu artırır ve doğum öncesi dönemde DKH teşhisinde hata riskini en aza indirir.

Otomatik Raporlama

Yapay zeka algoritmaları, ekokardiyografik bulgulara dayalı olarak otomatik raporlar oluşturabilir ve kardiyak yapıların ölçümlerini ve akış hızlarını içerebilir. Bu, klinisyenlerin iş yükünü azaltırken raporlama tutarlılığını sağlar ve zaman içinde değişikliklerin izlenmesine yardımcı olur.

3D ve 4D Ekokardiyografi

Yapay zeka, 3D ve 4D ekokardiyografilerin yorumlanmasını destekleyerek kalbin ve bileşenlerinin otomatik olarak ye-

niden yapılandırılmasını sağlar. Bu, karmaşık doğuştan gelen kalp hastalıklarının ameliyatları veya müdahaleleri planlar-ken hayati öneme sahiptir.

Doğuştan Gelen Kalp Hastalıklarında Kardiyak MRG'de Yapay Zekanın Rolü

Kardiyak MRG, kalbin anatomisi ve fonksiyonuna dair son derece ayrıntılı görüntüler sağlar. MRG'de yapay zekanın entegrasyonu, özellikle karmaşık doğuştan gelen kalp hastalıkları olgularında büyük ilerleme sağlamıştır.

Gelişmiş Görüntü Alma ve İşleme

Otomatik Görüntü Segmentasyonu: Yapay zeka, kardiyak odalar, kan damarları ve diğer yapıların segmentasyonunda klinisyenlere yardımcı olur. Yapay zeka modelleri, doğuştan gelen kalp kusurlarının değerlendirilmesinde hızlı ve doğru segmentasyon sağlar.

Görüntü Yeniden Yapılandırma: Yapay zeka, MRG taramalarında görüntü yeniden yapılandırma hızını ve kalitesini artırır. Derin öğrenme algoritmaları, özellikle hareketli pediatrik hastalarda görüntülerin çözünürlüğünü artırarak daha net görüntüler sağlar.

Fonksiyonel Analiz

Yapay zeka, ventriküler hacimler, ejeksiyon fraksiyonu ve akış dinamikleri gibi kardiyak fonksiyon parametrelerinin analizinde yardımcı olur. Makine öğrenimi algoritmaları, bu metrikleri otomatik olarak hesaplayarak kalbin performansı hakkında kesin bilgiler sağlar.

Akış Dinamikleri: Yapay zeka, doğuştan gelen kalp hastalıklarının teşhisi için kalp içindeki kan akış modellerinin analizinde yardımcı olabilir.

Ameliyat Planlaması İçin 3D Yeniden Yapılandırma

Yapay zeka destekli 3D modelleme, MRG verilerinden elde edilen kalbin anatomisini ayrıntılı bir şekilde görselleştirir. Bu, karmaşık doğuştan gelen kalp hastalığı olan hastalarda ameliyat planlaması için kritik öneme sahiptir.

Öngörü Analitiği ve Prognoz

Yapay zeka algoritmaları, MRG verilerini ve diğer klinik bilgileri analiz ederek DKH hastalarının hastalık ilerlemesini tahmin etmek için geliştirilmiştir. Bu modeller, daha erken müdahale gerektiren hastaları belirlemede yardımcı olur.

Diğer Görüntüleme Modalitelerinde Yapay Zekanın Kullanımı

Bilgisayarlı Tomografi Taramaları

Yapay Zeka Destekli Teşhis: BT görüntülemelerinde yapay zeka modelleri, vasküler anormallikler ve diğer yapısal kalp kusurlarını otomatik olarak tanıyabilir. Bu yöntem, DKH'li hastalarda yüksek çözünürlüklü 3D görüntüler sunarak karmaşık kalp anatomisinin daha iyi anlaşılmasını sağlar.

Radyasyon Dozunun Azaltılması: Yapay zeka teknikleri, pediatrik hastalarda görüntü kalitesini artırırken radyasyon dozunu azaltmaya yardımcı olur.

Hibrit Görüntüleme (PET/BT veya PET/MRG)

Yapay zeka, hibrit görüntüleme tekniklerinde de kullanılarak BT veya MRG'den elde edilen anatomik veriler ile pozitron emisyon tomografisi (PET) gibi işlevsel verileri birleştirir. Bu, hem işlevsel hem de yapısal iç görüler sağlar.

Yapay Zeka Desteğiyle Cerrahi Karar Verme Süreçlerini ve Ameliyat Başarı Oranlarını Artırma

Yapay zeka, cerrahi karar verme süreçlerini geliştirmek ve ameliyat başarı oranlarını artırmak için dönüştürücü bir rol oynamaktadır. Gelişmiş algoritmalar, veri analizi ve öngörücü modellerden yararlanarak yapay zeka, cerrahi sürecin çeşitli aşamalarına destek sağlar; bu aşamalar preoperatif planlamadan postoperatif bakıma kadar uzanır. İşte yapay zekanın bu iyileştirmelere nasıl katkıda bulunduğu dair kapsamlı bir inceleme:

Preoperatif Planlama

Görüntüleme Analizi

Gelişmiş Görüntü Yorumu: Yapay zeka algoritmaları, preoperatif görüntüleme (örn.BT, MRG veya ultrason) verilerini yüksek doğrulukla analiz edebilir. Bu modeller, anatomik yapıları tanımlamaya, anormallikleri tespit etmeye ve hastalığın kapsamını değerlendirmeye yardımcı olarak cerrahlar için ayrıntılı ve doğru haritalar sağlar.

3D Yeniden Yapılandırma: Yapay zeka, 2D görüntü verilerinden 3D yeniden yapılandırmalar üretebilir ve hastanın anatomisine daha kapsamlı bir bakış sunar. Bu, karmaşık anatomik ilişkilerin anlaşılmasına ve daha hassas cerrahi yaklaşımların planlanmasına yardımcı olur.

Risk Değerlendirmesi ve Tahmin

Öngörücü Analitikler: Yapay zeka modelleri, hasta verilerini, tıbbi geçmişi, laboratuvar sonuçlarını ve görüntüleme verilerini analiz ederek cerrahi riskleri ve potansiyel komplikasyonları tahmin edebilir. Bu modeller, olumsuz sonuçların olasılığını değerlendirir ve cerrahın ameliyatı yapıp yapmaya karar vermesine yardımcı olur.

Sonuç Tahmini: Yapay zeka, farklı cerrahi seçeneklerin beklenen sonuçlarını tahmin edebilir ve cerrahların en etkili yaklaşımı seçmelerine yardımcı olur. Bu, iyileşme sürelerini, potansiyel komplikasyonları ve uzun vadeli sonuçları tahmin eder.

Intraoperatif Yardım

Gerçek Zamanlı Karar Destek

Intraoperatif Görüntüleme ve Navigasyon: Yapay zeka sistemleri, gerçek zamanlı görüntüleme verilerini preoperatif planlarla entegre ederek cerrahlar için kılavuzluk sağlar. Örneğin, yapay zeka destekli navigasyon sistemleri, cerrahi aletlerin konumu ve anatomik yapıların yeri hakkında gerçek zamanlı geri bildirim sağlar.

Otomatik İzleme: Yapay zeka, cerrahi sırasında çeşitli fizyolojik parametreleri (örn. kalp hızı, kan basıncı) izleyebilir

ve cerrahi ekibi herhangi bir sapma veya komplikasyon belirtisi hakkında uyarabilir.

Cerrahi Robotlar

Artırılmış Hassasiyet: Yapay zeka destekli robot sistemleri, karmaşık cerrahi görevlerde daha büyük hassasiyet ve kontrol sağlar. Bu robotlar, görüntüleme verilerini yorumlamak, aletleri yönlendirmek ve hassas manevralar gerçekleştirmek için yapay zeka kullanır.

Minimal İnvaziv Teknikler: Yapay zeka destekli robot sistemleri, minimal invaziv cerrahileri kolaylaştırarak daha iyi görselleştirme ve kontrol sağlar. Bu, daha küçük kesiler, daha kısa iyileşme süreleri ve daha az komplikasyon anlamına gelir.

Postoperatif Bakım

İzleme ve Takip

Komplikasyonlar İçin Tahmin Modelleri: Yapay zeka algoritmaları, postoperatif verileri analiz ederek komplikasyon olasılıklarını tahmin edebilir, örneğin enfeksiyonlar veya yeniden hastaneye yatışlar. Bu, erken müdahale ve özelleştirilmiş takip bakımını mümkün kılar.

Uzaktan İzleme: Yapay zeka destekli giyilebilir cihazlar ve uzaktan izleme sistemleri, hasta iyileşmesini gerçek zamanlı olarak takip eder. Bu sistemler; vital bulgular, aktivite seviyeleri ve diğer sağlık göstergeleri hakkında veri sağlar ve kliniklerin devam eden bakım hakkında bilgi sahibi olmalarını sağlar.

Kişiselleştirilmiş Rehabilitasyon

Özelleştirilmiş Rehabilitasyon Planları: Yapay zeka, bireysel hasta verileri ve cerrahi sonuçlara dayanarak kişiselleştirilmiş rehabilitasyon programları oluşturabilir. Makine öğrenimi algoritmaları, iyileşme kalıplarını ve hasta yanıtlarını analiz ederek rehabilitasyon protokollerini optimize eder ve sonuçları iyileştirir.

Araştırma ve Geliştirme

Veri Destekli İç Görüler

Klinik Araştırmalar: Yapay zeka, klinik denemeler ve hasta kayıtlarından elde edilen büyük veri setlerini analiz ederek eğilimleri, tedavi etkinliğini ve cerrahi tekniklerdeki potansiyel iyileştirmeleri tanımlar. Bu, yeni yöntemlerin ve yeniliklerin geliştirilmesini hızlandırır.

Algoritma Geliştirme: Yapay zeka üzerindeki sürekli araştırmalar, cerrahi planlama, uygulama ve postoperatif bakımda iyileştirmeler sağlayan yeni algoritmaların geliştirilmesine katkıda bulunur, böylece cerrahi sonuçlarda sürekli iyileşmeler sağlar.

Doğuştan Gelen Kalp Hastalarının Uzun Vadeli Takibinde Yapay Zeka Uygulamalarının Avantajları

Yapay zeka uygulamaları, doğuştan gelen kalp hastalarının uzun vadeli takibinde birçok avantaj sağlar. Bu avantajlar, izlemeyi geliştirir, bakımı optimize eder ve hasta sonuçlarını

zaman içinde iyileştirir. İşte yapay zekanın bu iyileştirmelere nasıl katkıda bulunduğu dair ana avantajlar:

Gelişmiş İzleme ve Erken Tespit

Gerçek Zamanlı Veri Analizi

Sürekli İzleme: Yapay zeka destekli giyilebilir cihazlar ve uzaktan izleme sistemleri, kalp hızı, kan basıncı ve oksijen seviyeleri gibi hayati belirtileri sürekli olarak takip edebilir. Bu sistemler, normal aralardan sapmalar olduğunda sağlık profesyonellerini uyararak erken müdahale sağlar.

Öngörücü Analitikler: Yapay zeka algoritmaları, uzun dönem verileri analiz ederek potansiyel komplikasyonları veya hasta durumundaki değişiklikleri tahmin edebilir. Bu, proaktif yönetimi ve tedavi planlarının zamanında ayarlanmasını sağlar.

Komplikasyonların Erken Tespiti

Anomali Tespiti: Yapay zeka sistemleri, hastanın verilerindeki desenleri ve anormallikleri belirleyerek ortaya çıkabilecek sorunları tanımlayabilir. Örneğin, yapay zeka erken dönem kalp yetersizliği veya aritmi belirtilerini tespit edebilir, bu da rutin kontrollerde hemen fark edilmeyebilir.

Kişiselleştirilmiş Bakım

Özelleştirilmiş Takip Planları

Kişiselleştirilmiş Öneriler: Yapay zeka, bireysel hasta verilerini analiz ederek kişiselleştirilmiş takip bakım planları oluşturabilir. Bu, hasta ihtiyaçlarına ve geçmişine göre özelleştirilmiş kontrol randevuları, testler ve müdahaleleri içerir.

Optimize Edilmiş Tedavi: Farklı veri kaynaklarını entegre ederek, yapay zeka tedavi planlarını bireyselleştirebilir ve tedavi stratejilerini ve ilaç rejimlerini optimize edebilir.

Uyarlamalı Öğrenme

Sonuçlardan Öğrenme: Yapay zeka sistemleri, uzun dönem hasta sonuçlarından öğrenir ve bakım önerilerini buna göre ayarlar. Bu, daha fazla veri mevcut oldukça yapay zekanın tahminlerini ve önerilerini geliştirerek hasta yönetimini iyileştirir.

Geliştirilmiş Verimlilik

İş Akışının Düzenlenmesi

Otomatik Veri İşleme: Yapay zeka, büyük veri hacimlerinin işlenmesini otomatikleştirerek manuel analiz için gereken zaman ve çabayı azaltır. Bu, sağlık profesyonellerinin klinik karar verme ve hasta etkileşimine odaklanmalarını sağlar.

Geliştirilmiş Koordinasyon: Yapay zeka sistemleri, hasta verilerini ve iç görülerini sorunsuz bir şekilde paylaşarak sağlık hizmeti sağlayıcıları arasında daha iyi koordinasyon sağlar. Bu, iletişimi iyileştirir ve tüm sağlayıcıların hasta bakımına yaklaşımının uyumlu olmasını sağlar.

Kaynak Tahsisi

Kaynakların Verimli Kullanımı: Yapay zeka, hangi hastaların daha yoğun takip veya ek kaynaklar gerektirebileceğini tahmin ederek kaynak tahsisini optimize etmeye yardımcı olabilir. Bu, sağlık kaynaklarının etkili ve verimli bir şekilde kullanılmasını sağlar.

Veri Destekli İç Görüler

Uzun Vadeli Veri Analizi

Trendlerin Belirlenmesi: Yapay zeka, uzun dönem verileri analiz ederek doğuştan gelen kalp hastalıklarının ilerleyişinde eğilimleri ve desenleri belirleyebilir. Bu, hastalıkların seyrini anlamaya ve uygun müdahaleler planlamaya yardımcı olur.

Sonuçların Değerlendirilmesi: Yapay zeka, geniş bir hasta popülasyonu üzerindeki sonuçları değerlendirerek çeşitli tedavi ve müdahalelerin etkinliği hakkında iç görüler sağlar, bu da gelecekteki klinik uygulamaları yönlendirir.

Araştırma ve Geliştirme

Klinik Araştırmalar: Yapay zeka, büyük veri setlerini analiz ederek doğuştan gelen kalp hastalıkları ile ilgili yeni korelasyonları ve iç görüleri keşfetmeye yardımcı olur. Bu, yeni tedavi stratejilerinin geliştirilmesine ve hastalık mekanizmalarının anlaşılmasına katkıda bulunur.

Hasta Katılımı ve Destek

Eğitim ve Bilinçlendirme

Etkileşimli Araçlar: Yapay zeka destekli araçlar, hastalar ve aileler için eğitim kaynakları ve etkileşimli platformlar sunarak durum ve yönetim stratejilerini daha iyi anlamalarına yardımcı olur. Bu, hasta katılımını ve takip bakımına uyumu artırır.

Destek Sistemleri

Sanal Asistanlar: Yapay zeka destekli sanal asistanlar ve sohbet robotları, hastalara 7/24 destek sunarak soruları yanıtlar, ilaçlar veya randevular için hatırlatmalar yapar ve durumlarını yönetmeleri konusunda rehberlik eder.

Gelecek Perspektifleri ve Etik Sorunlar

Yapay Zeka ve Kişiselleştirilmiş Tıp: Gelecekte yapay zekanın kişiselleştirilmiş tıp uygulamalarındaki potansiyel rolü.

Etik ve Yasal Sorunlar: Yapay zeka uygulamalarının etik ve yasal boyutları, hasta mahremiyeti ve veri güvenliği konuları.

Gelecekte Kişiselleştirilmiş Tıp Uygulamalarında Yapay Zekanın Potansiyel Rolü

Yapay zeka uygulamalarının kişiselleştirilmiş tıp üzerindeki rolü büyük bir potansiyele sahip ve gelecekte sağlık hizmetlerinin şekillendirilmesinde önemli bir dönüşüm yaratması bekleniyor. Kişiselleştirilmiş tıp, tedavi ve müdahaleleri bireysel özelliklere, genetik yapıya, yaşam tarzına ve çevresel faktörlere göre uyarlamayı amaçlar. Yapay zeka, kişiselleştirilmiş tıbbi birkaç temel uygulama aracılığıyla geliştirebilir:

Genomik Analiz

Hassas Genomik

Genetik Veri Yorumlama: Yapay zeka algoritmaları, büyük miktarda genomik veriyi analiz ederek hastalıklarla ilişkili gene-

tik varyasyonları belirleyebilir. Bu, bireysel genetik yatkınlıkları anlamayı ve tedavileri genetik profillere göre uyarlamayı sağlar.

Mutasyon Tespiti: Yapay zeka, belirli durumlara katkıda bulunabilecek nadir genetik mutasyonları tespit edebilir. Bu, tanı doğruluğunu artırır ve hedeflenmiş tedavileri mümkün kılar.

İlaç Geliştirme

Hedef Belirleme: Yapay zeka, genetik veriler ve hastalık mekanizmalarını analiz ederek potansiyel ilaç hedeflerini belirleyebilir, kişiselleştirilmiş terapilerin geliştirilmesini hızlandırır.

Öngörücü Modelleme: Yapay zeka modelleri, farklı genetik profillerin çeşitli ilaçlara nasıl yanıt vereceğini tahmin edebilir, kişiselleştirilmiş ilaç rejimlerinin oluşturulmasına yardımcı olur.

Hastalık Risk Tahmini ve Önleme

Risk Değerlendirmesi

Öngörücü Analitikler: Yapay zeka, genetik, çevresel ve yaşam tarzı verilerini birleştirerek bir bireyin belirli hastalıklar geliştirme riskini tahmin edebilir. Bu, erken müdahale ve bireyselleştirilmiş önleyici tedbirler alınmasını sağlar.

Risk Sınıflandırması: Yapay zeka, hastaları genetik ve klinik verilere göre farklı risk gruplarına ayırarak daha hedeflenmiş tarama ve önleme stratejilerine olanak tanır.

Kişiselleştirilmiş Önleyici Stratejiler

Yaşam Tarzı Önerileri: Yapay zeka, genetik ve sağlık verilerine dayanarak diyet, egzersiz ve yaşam tarzı değişiklikleri için kişiselleştirilmiş önerilerde bulunabilir, hastalıkların ortaya çıkmasını önlemeye yardımcı olur.

Tedavi Optimizasyonu

Kişiselleştirilmiş Tedavi Planları

Özelleştirilmiş Tedaviler: Yapay zeka, hasta verilerini, genetik bilgileri, tıbbi geçmişi ve tedavi yanıtlarını analiz ederek kişiselleştirilmiş tedavi planları önerir. Bu, tedavilerin etkinliğini artırır ve yan etkileri azaltır.

Uyarlamalı Tedavi Stratejileri: Yapay zeka, hastanın tedaviye verdiği yanıtı sürekli izleyerek terapi planlarını gerçek zamanlı olarak ayarlayabilir, böylece sonuçları optimize eder.

İlaç Etkileşimleri ve Dozaj

Etkileşim Tahminleri: Yapay zeka, bireysel profillere dayanarak potansiyel ilaç etkileşimlerini tahmin edebilir ve güvenli ve etkili kombinasyonları önerebilir.

Doz Optimizasyonu: Yapay zeka algoritmaları, bireysel hastalar için ilaç dozajlarını belirleyebilir, yan etkileri minimize eder ve etkinliği maksimize eder.

Hasta İzleme ve Yönetim

Gerçek Zamanlı İzleme

Giyilebilir Cihazlar: Yapay zeka destekli giyilebilir cihazlar, hayati belirtileri, aktivite seviyelerini ve diğer sağlık verilerini gerçek zamanlı olarak izleyebilir, kişiselleştirilmiş tedavilerin nasıl çalıştığını gösterir.

Yapay zekâ alanında etik ilkeler.

Yapay Zekânın Sorumlu Gelişimi için Montréal Deklarasyonu'nun İlkeleri-2018	Avrupa Birliği Güvenilir Yapay Zekâ için Etik İlkeler-2019
Özerkliğe saygı gösterme	Özerkliğe saygı gösterme
Esenlik	Zarardan korunma
Özel yaşamın ve gizliliğin korunması	Adalet
Dayanışma	Teknik açıdan güçlülük ve güvenilirlik
Demokratik katılım	Mahremiyet ve veri yönetimi
Eşitlik	İnsanın temel bir özne oluşu ve gözlem
Farklılıkların yer alması	Farklılıklar, ayrımcılık yapmamak, eşitlik
Akılcılık	Şeffaflık
Sorumluluk	Hesap verilebilirlik
Sürdürülebilir gelişme	Çevresel ve sosyal esenlik

Şekil 3. Yapay zeka alanında etik ilkeler.

Uzaktan İzleme: Yapay zeka, uzaktan izleme cihazlarından gelen verileri analiz ederek hasta ilerlemesini takip edebilir ve erken tespit edilen sorunlara zamanında müdahale edebilir.

Kişiselleştirilmiş Takip

Özelleştirilmiş Takip Planları: Yapay zeka, bireysel tedavi planları ve iyileşme ilerlemesi temelinde kişiselleştirilmiş takip programları ve hatırlatmalar oluşturabilir.

Klinik Karar Destek

Karar Verme Yardımı

Kanıtı Dayalı Öneriler: Yapay zeka, büyük veri setlerini ve klinik çalışmaları analiz ederek kişiselleştirilmiş tedavi seçenekleri için kanıtı dayalı önerilerde bulunabilir.

Risk Tahmini: Yapay zeka modelleri, potansiyel komplikasyonları ve sonuçları tahmin edebilir, klinisyenlere bilgiye dayalı kararlar almada yardımcı olabilir.

Gelişmiş Tanı

Tanı Desteği: Yapay zeka, tıbbi görüntüleme, genetik veriler ve hasta geçmişini analiz ederek karmaşık durumların tanısını da yardımcı olabilir, daha doğru ve zamanında tanıları sağlar.

Etik ve Veri Gizliliği Konuları

Veri Güvenliği

Gizliliğin Korunması: Yapay zeka sistemlerinin, hasta verilerini korumak ve gizliliği sağlamak için tasarlanması gereklidir. Gelişmiş şifreleme ve güvenli veri işleme uygulamaları, güveni ve düzenlemelere uyumu sağlamada önemlidir.

Ön Yargı Azaltma

Ön Yargının Azaltılması: Yapay zeka modellerinin çeşitli veri setleriyle eğitilmesi, ön yargıların minimize edilmesini ve farklı popülasyonlar arasında adil tedavi önerilerinin sağlanmasını garantiler.

Yapay Zeka Uygulamaları, Hasta Gizliliği ve Veri Güvenliği Konularındaki Etik ve Hukuki Boyutlar

Yapay zeka uygulamalarının sağlık hizmetlerinde, özellikle hasta gizliliği ve veri güvenliği konularında etik ve hukuki boyutları karmaşık ve çok yönlüdür. Bu konular, yapay

zeka'nın sağlık sistemlerine entegre edilmesiyle daha da önem kazanmaktadır.

Yapay zeka konusunda ilk belge, Geleceğin Yaşamı Enstitüsü tarafından 2017 yılında yayımlanan Asilomar Yapay Zekâ İlkeleri'dir. Ancak 2018 yılında yayımlanan Yapay Zekânın Sorumlu Gelişimi İçin Montreal Deklarasyonu ve 2019 yılında yayımlanan Avrupa Birliği Güvenilir Yapay Zekâ İçin Etik İlkeler bu konuda önemli bir çerçeve oluşturmaktadır (Şekil 3).³³

Bu çerçevede temel etik ve hukuki hususlar şöyledir:

Etik Boyutlar

1. Bilgilendirilmiş Onam

Şeffaflık: Hastalar, verilerinin yapay zeka sistemleri tarafından nasıl kullanılacağını anlamalıdır. Bu, toplanan verilerin ne olduğunu, nasıl işleneceğini ve kullanım sonuçlarını içerir.

Tercih Hakkı: Hastalar, veri toplama ve yapay zeka destekli analizlere katılma konusunda seçme hakkına sahip olmalıdır. Katılımın gönüllü olması sağlanmalıdır.

2. Ön Yargı ve Adillik

Algoritmalarda Ön Yargı: Yapay zeka sistemleri, eğitim verilerinde mevcut olan ön yargıları yanlışlıkla sürdürebilir ve farklı demografik gruplar arasında eşitsiz tedavilere yol açabilir. Yapay zeka modellerinin çeşitli veri setleriyle eğitilmesi önemlidir.

Eşitlik: Yapay zeka teknolojilerinin sağlık farklarını artırmaması ve tüm hasta popülasyonlarına adil hizmet sağlaması için çaba gösterilmelidir.

3. Özerklik ve Karar Verme

İnsan Denetimi: Yapay zeka karar verme süreçlerine yardımcı olabilirken, kararların etik açıdan sağlam olduğundan emin olmak ve hastaların özerkliğini korumak için insan denetimi şarttır. Klinik kararlar sağlık profesyonellerinin olmalıdır.

Hasta Tercihleri: Yapay zeka sistemleri, tedavi önerilerinin bireylerin tercih ve değerlerini dikkate almalıdır.

4. Sorumluluk ve Şeffaflık

Algoritma Şeffaflığı: Yapay zeka sistemlerinin karar verme süreçleri klinisyenler ve hastalar için şeffaf olmalıdır. Yapay zekanın nasıl sonuçlara ulaştığını anlamak, güven ve sorumluluk açısından önemlidir.

- Sorumluluk: Yapay zeka destekli kararların hataları veya olumsuz sonuçları için sorumluluk hatlarının net bir şekilde belirlenmesi gerekmektedir.

Hukuki Boyutlar

1. Veri Gizliliği ve Güvenliği

Düzenlemeler Avrupa'daki Genel Veri Koruma Yönetmeliği (GDPR) ve ABD'deki Sağlık Sigortası Taşınabilirlik ve Sorumluluk Yasası (HIPAA) gibi düzenlemelere uyum, hasta veri gizliliği ve güvenliğinin sağlanması için kritiktir.

Veri Koruma: Hasta bilgilerinin yetkisiz erişim ve ihlallerden korunması için güçlü veri koruma önlemleri, şifreleme ve güvenli veri depolama uygulanmalıdır.

2. Veri Mülkiyeti ve Kontrolü

Mülkiyet Hakları: Hastalar, sağlık verileri üzerinde kontrol sahibi olmalı, verilerine erişim, düzeltme ve silme hakkına sahip olmalıdır. Hukuki çerçeveler veri mülkiyeti ve kullanımını netleştirmelidir.

Üçüncü Taraf Erişimi: Üçüncü şahısların, yapay zeka geliştiricileri ve araştırmacılar dahil, hasta verilerine erişimini yöneten açık politikalar olmalıdır.

3. Sorumluluk ve Hukuki Yükümlülük

Yapay Zeka Hataları: Yapay zeka sistemlerinin neden olduğu hataların sorumluluğunu belirlemek karmaşıktır. Hukuki çerçeveler, yapay zeka tavsiyelerinin olumsuz sonuçları için kimin sorumlu olduğunu belirlemelidir.

Düzenleyici Denetim: Yapay zeka teknolojilerinin sağlık hizmetlerinde kullanımına yönelik güvenlik ve etkinlik gerekliliklerini karşılayan yönergeler ve standartlar oluşturulmalıdır.

4. Verinin Etik Kullanımı

Amaç Sınırlaması: Bir amaç için toplanan verilerin, doğru izin alınmadan başka bir amaç için kullanılması sağlanmamalıdır. Veri kullanımının toplama amacına uygun olması etik uyum için gereklidir.

Veri Paylaşımı: Hasta verilerinin paylaşımını yöneten politikalar oluşturulmalı ve bu paylaşımın hasta gizliliğini koruyacak ve hukuki standartlara uygun olmasını sağlamalıdır.

Temel Öneriler

1. Kapsamlı Politikalar Geliştirilmeli: Yapay zekanın geliştirilmesi ve kullanımını yönlendirecek etik hususları, veri gizliliği, bilgilendirilmiş onam ve ön yargı azaltma gibi konuları içeren politikalar oluşturulmalı ve uygulanmalıdır.
2. Şeffaflığın Artırılması: Yapay zeka algoritmalarının ve ka-

rar verme süreçlerinin şeffaflığını sağlayarak, hastalar ve sağlık profesyonelleri arasında güven oluşturulmalıdır.

3. Kapsayıcı Araştırmalar Yapılmalı: Yapay zeka modellerinin çeşitli veri setleriyle eğitilmesi sağlanarak ön yargılar azaltılmalı ve adil sağlık hizmetlerinin sağlanması teşvik edilmelidir.
4. Güçlü Veri Güvenliği Önlemleri Uygulanmalı: Hasta verilerini ihlallerden ve yetkisiz erişimden korumak için gelişmiş güvenlik teknolojileri ve uygulamalarına yatırım yapılmalıdır.
5. Sürekli Diyalog Sağlanmalı: Etik, hukuki ve teknik uzmanlar, klinisyenler ve hastalar dahil paydaşlarla sürekli diyalog ve tartışmalar yapılarak uygulamalar sürekli olarak gözden geçirilmeli ve iyileştirilmelidir.

Sonuç ve Öneriler

Yapay zekanın doğuştan gelen kalp hastalıklarında kullanımı, erken teşhisin iyileştirilmesinden cerrahi planlamanın geliştirilmesine ve kişiselleştirilmiş hasta yönetimine kadar birçok alanda devrim yaratmaktadır. Yapay zeka algoritmaları, görüntüleme, genomik ve hasta izleme sistemlerinden elde edilen karmaşık veri kümelerini analiz etmede oldukça değerli olup, daha doğru teşhisler ve bireyselleştirilmiş bakımların önünü açmaktadır. Bu teknolojiler gelişmeye devam ettikçe, doğuştan gelen kalp hastalıklarına sahip hastaların sonuçlarının önemli ölçüde iyileşmesi beklenmektedir.

Kaynaklar

1. Humbert M, Kovacs G, Hoepfer MM, et al.; ESC/ERS Scientific Document Group. 2022 ESC/ERS Guidelines for the diagnosis and treatment of pulmonary hypertension. *Eur Respir J*. 2023;61(1):2200879.
2. Poch D, Mandel J. Pulmonary Hypertension. *Ann Intern Med*. 2021;174(4):ITC49-ITC64.
3. Hatano S, Strasser T. Primary Pulmonary Hypertension: Report on a WHO Meeting, Geneva, 15-17 October 1973. Geneva, WHO, 1975. Accessed October 31, 2024. <https://apps.who.int/iris/handle/10665/39094>
4. Maron BA, Brittain EL, Choudhary G, Gladwin MT. Redefining pulmonary hypertension. *Lancet Respir Med*. 2018;6(3):168-170.
5. Hoepfer MM, Humbert M, Souza R, et al. A global view of pulmonary hypertension. *Lancet Respir Med*. 2016;4(4):306-322.
6. Leber L, Beaudet A, Muller A. Epidemiology of pulmonary arterial hypertension and chronic thromboembolic pulmonary hypertension: identification of the most accurate estimates from a systematic literature review. *Pulm Circ*. 2021;11(1):2045894020977300.
7. Lau EMT, Giannoulatos E, Celermajer DS, Humbert M. Epidemiology and treatment of pulmonary arterial hypertension. *Nat Rev Cardiol*. 2017;14(10):603-614.
8. Naeije R, Mélot C, Niset G, Delcroix M, Wagner PD. Mechanisms of improved arterial oxygenation after peripheral chemoreceptor stimulation during hypoxic exercise. *J Appl Physiol* (1985). 1993;74(4):1666-1671.

9. Marelli AJ, Mackie AS, Ionescu-Ittu R, Rahme E, Pilote L. Congenital heart disease in the general population: changing prevalence and age distribution. *Circulation*. 2007;115(2):163-172.
10. Ávila P, Mercier LA, Dore A, et al. Adult congenital heart disease: a growing epidemic. *Can J Cardiol*. 2014;30(12 Suppl):S410-S419.
11. Baumgartner H, Bonhoeffer P, De Groot NM, et al. Erişkinlerdeki doğumsal kalp hastalığının tedavisi için ESC Kılavuzları (yeni versiyon 2010). *Türk Kardiyol Dern Arş*. 2010;38(Suppl 4):1-111.
12. Marelli AJ, Ionescu-Ittu R, Mackie AS, Guo L, Dendukuri N, Kaouache M. Lifetime prevalence of congenital heart disease in the general population from 2000 to 2010. *Circulation*. 2014;130(9):749-756.
13. Babalık E. Erişkinde Konjenital Kalp Hastalıkları. In: Enar R, ed. *Temel Kardiyoloji*. İstanbul: Nobel Tıp Kitabevleri; 2007:517-535.
14. Değertekin M, Mutlu B. *Kardiyolojik Vakalara Güncel Yaklaşımlar*. 1st ed. Ankara: Akademisyen Kitabevi; 2022.
15. Diller GP, Kempny A, Alonso-Gonzalez R, et al. Survival Prospects and Circumstances of Death in Contemporary Adult Congenital Heart Disease Patients Under Follow-Up at a Large Tertiary Centre. *Circulation*. 2015;132(22):2118-2125.
16. van Riel AC, Schuurin MJ, van Hessen ID, et al. Contemporary prevalence of pulmonary arterial hypertension in adult congenital heart disease following the updated clinical classification. *Int J Cardiol*. 2014;174(2):299-305.
17. Lammers AE, Bauer LJ, Diller GP, et al.; German Competence Network for Congenital Heart Defects Investigators. Pulmonary hypertension after shunt closure in patients with simple congenital heart defects. *Int J Cardiol*. 2020;308:28-32.
18. Manes A, Palazzini M, Leci E, Bacchi Reggiani ML, Branzi A, Galìè N. Current era survival of patients with pulmonary arterial hypertension associated with congenital heart disease: a comparison between clinical subgroups. *Eur Heart J*. 2014;35(11):716-724.
19. Hamet P, Tremblay J. Artificial intelligence in medicine. *Metabolism*. 2017;69S:S36-S40.
20. Amisha, Malik P, Pathania M, Rathaur VK. Overview of artificial intelligence in medicine. *J Family Med Prim Care*. 2019;8(7):2328-2331.
21. Choi RY, Coyner AS, Kalpathy-Cramer J, Chiang MF, Campbell JP. Introduction to Machine Learning, Neural Networks, and Deep Learning. *Transl Vis Sci Technol*. 2020;9(2):14.
22. Yılmaz A, Kaya U. *Derin Öğrenme*. İstanbul: Kodlab Yayın Dağıtım Yazılım ve Eğitim; 2021.
23. Gupta MD, Kunal S, Girish MP, Gupta A, Yadav R. Artificial intelligence in cardiology: The past, present and future. *Indian Heart J*. 2022;74(4):265-269.
24. Scott JA. Artificial neural networks and image interpretation: a ghost in the machine. *Semin Ultrasound CT MR*. 2004;25(5):396-403.
25. Dwivedi K, Sharkey M, Condliffe R, et al. Pulmonary Hypertension in Association with Lung Disease: Quantitative CT and Artificial Intelligence to the Rescue? State-of-the-Art Review. *Diagnostics (Basel)*. 2021;11(4):679.
26. Kamada H, Nakamura M, Ota H, Higuchi S, Takase K. Blood flow analysis with computational fluid dynamics and 4D-flow MRI for vascular diseases. *J Cardiol*. 2022;80(5):386-396.
27. Sermesant M, Delingette H, Cochet H, Jaïs P, Ayache N. Applications of artificial intelligence in cardiovascular imaging. *Nat Rev Cardiol*. 2021;18(8):600-609.
28. Li S, Zhou B. A review of radiomics and genomics applications in cancers: the way towards precision medicine. *Radiat Oncol*. 2022;17(1):217.
29. Mora D, Nieto JA, Mateo J, et al.; RIETE Investigators. Machine Learning to Predict Outcomes in Patients with Acute Pulmonary Embolism Who Prematurely Discontinued Anticoagulant Therapy. *Thromb Haemost*. 2022;122(4):570-577.
30. Neri L, Oberdier MT, van Abeelen KCJ, et al. Electrocardiogram Monitoring Wearable Devices and Artificial-Intelligence-Enabled Diagnostic Capabilities: A Review. *Sensors (Basel)*. 2023;23(10):4805.
31. Alabed S, Uthoff J, Zhou S, et al. Machine learning cardiac-MRI features predict mortality in newly diagnosed pulmonary arterial hypertension. *Eur Heart J Digit Health*. 2022;3(2):265-275.
32. Leha A, Hellenkamp K, Unsöld B, et al. A machine learning approach for the prediction of pulmonary hypertension. *PLoS One*. 2019;14(10):e0224453.
33. Buruk B, Ekmekci PE, Arda B. A critical perspective on guidelines for responsible and trustworthy artificial intelligence. *Med Health Care Philos*. 2020;23(3):387-399.

Kardiyak Nadir ve Genetik Hastalık Tanı ve Tedavisinde Yapay Zeka

Dr. Reha Türk¹, Dr. Murat Kerkütlüoğlu²

¹Kardiyoloji Anabilim Dalı, Karadeniz Teknik Üniversitesi Tıp Fakültesi, Trabzon, Türkiye

²Kardiyoloji Anabilim Dalı, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Tıp Fakültesi, Kahramanmaraş, Türkiye

Giriş

Kardiyak nadir hastalıklar (KNH) ve kardiyak genetik hastalıklar (KNG), düşük insidansa sahip olmalarına rağmen önemli klinik etkileri olan hastalıklardır. KNH'lerin değerlendirilmesinde kullanılan başlıca kardiyovasküler görüntüleme yöntemleri arasında ekokardiyografi (EKO), Kardiyovasküler Manyetik Rezonans (KMR) ve bazı durumlarda SPECT ve PET gibi nükleer teknikler yer almaktadır. Kardiyak genetik hastalıklarda ise, özellikle Yeni Nesil Dizileme teknolojisinin (NGS) hayatımıza girmesiyle testler hem süre hem de maliyet açısından daha erişilebilir hale gelmiş, ayrıca testlerin spesifitesi artmıştır (Tablo 1).¹ Bunun yanı sıra, her geçen gün daha hızlı gelişen yapay zeka yaklaşımları, son dönemde tıbbi teşhis alanında popülerlik kazanmış ve çeşitli alanlardaki hekimlerle teşhis başarısında eşitliğe dahi ulaşmıştır.² Bu nedenle, diğer alanlarda olduğu gibi sağlık alanında da etkinliğini artırmakta olan yapay zeka uygulamaları (artificial intelligence - AI), KNH tanı ve tedavisinde de önemli bir alternatif olma yolundadır.³

Kawasaki Hastalığı

Kawasaki hastalığı (KH), çocukları etkileyen akut bir sistemik vaskülitir ve özellikle ateş ve inflamasyon gibi semptomlarla kendini gösterir. Vasküler dilatasyon ve anevrizma oluşumuna yol açan koroner arter vaskülitisi, Kawasaki hastalığının en ciddi komplikasyonlarından biridir.⁴ Randomize klinik çalışmalar, ateşin başlamasından sonraki ilk 10 gün içinde immünoglobulin (IVIG) infüzyonu yapılmasının, koroner arter hastalığı riskini önemli ölçüde azalttığını ortaya koymaktadır.⁵ IVIG tedavisi 10 günden sonra uygulandığında ise etkinliği bilinmemektedir. Bu durum, Kawasaki hastalığında erken ve doğru tanının önemini vurgulamaktadır. KH tanısı, eritematöz döküntü, konjonktivit ve servikal lenfadenopati (LAP) gibi bulguları içeren bir tanı kriterleri şeması ile konmaktadır. Ancak bu semptomların oldukça değişken olduğu ve bu değişkenlik nedeniyle birçok tanının gözden kaçırıldığı, çeşitli çalışmalarda belirtilmiştir.⁵ Bu veriler, araştırmacıları KH'da yeni tanı modelleri geliştirmeye yönlendirmiştir. Bu

konuda ilk adımlar, 2022'de Nature dergisinde yayımlanan Xu E. ve arkadaşlarının çalışmasıyla atılmıştır. Çalışmada evrimsel sinir ağı modellemesi (Convolutional Neural Network - CNN), 1023 Kawasaki hastası ve 1012 Kawasaki olmayan hastadan alınan el, göz, tırnak ve ağız fotoğraflarıyla eğitilmiştir. Yapılan on katlı çapraz doğrulama testinde, KH-CNN modeli Kawasaki hastalığının (KH) klinik belirtileri olan ve olmayan çocukları ayırt etmede %80 (IQR 0,18) duyarlılık, %85 (IQR 0,19) özgüllük ve %90 (IQR 0,10) medyan AUC değeri elde etmiştir. Bu çalışmayı, KH hastalarında yapılan biyokimya testleri ile eğitilen neural network model çalışmaları takip etmiştir. Örneğin, 2023 yılında Portman ve ark.⁶ tarafından yapılan bir çalışmada, 50 KH hastası ve 100 kontrol grubu çocuktan elde edilen verilerle 11 biyobelirteç (yaş, apolipoprotein A, serbest T4 vb.) kullanılarak LASSO makine öğrenimi modeli oluşturulmuştur. Aynı hastalar üzerinde test edilen model, 50 Kawasaki hastasının 47'sine doğru tanı koymuş, 97 negatif Kawasaki hastasının ise 88'ini doğru şekilde negatif olarak tanımlamıştır. 2023'te Tsai ve ark.⁷ 1142 KH hastası ve 73.499 ateşli çocuk hasta üzerinde XGBoost makine öğrenim yöntemi ile bir model geliştirmiştir. Yaş, cinsiyet gibi demografik özelliklerin yanı sıra ALT, AST gibi biyokimya parametreleri ve idrarda piyüri görülmesi gibi öncüller kullanılarak oluşturulan model, %95,2 duyarlılık ve %94,6 özgüllük sağlamıştır. Bu biyokimya, semptom ve demografik özelliklere dayalı çalışmaların yanında; 2023'te Kuo ve ark.⁸ yaptığı çalışmada, hastaların ekokardiyografi (EKO) görüntüleri, Scaled YOLOv4-HarDNet çerçevesi kullanılarak modellenmiştir. Bu çerçevede, Scaled YOLOv4 entegre edilmiş, ancak CSPDarkNet omurgası CSPHarDNet çerçevesiyle değiştirilmiştir. Bu yaklaşım, bebekler ve küçük çocuklarda dilate koroner arterlerin normal arterlerden sadece 1-2 mm daha geniş olması nedeniyle optimal ölçüm zorluğunu aşmak için tercih edilmiştir. Çalışma sonucunda, Scaled YOLOv4-HarDNet'in ortalama hassasiyetinin (mAP) %72,63 olduğu ve Scaled YOLOv4 ile YOLOv5'ten (sırasıyla %70,05 ve %69,79) daha yüksek performans gösterdiği saptanmıştır. Ayrıca, küçük nesnelerin tespitinde Scaled YOLOv4 ve YOLOv5'e göre önemli ölçüde daha başarılı olduğu görülmüştür.

Tablo 1. Nadir Görülen KVH'ların klinik sınıflandırılması¹

Sınıf I	Sistemik Dolaşımın Nadir Hastalıkları
Grup 1	Arterlerin anatomik malformasyonları
Grup 2	Amevrizmal hastalığa neden olan bağ dokusu bozuklukları
Grup 3	Otoimmün vasküler hastalıklar
Grup 4	İntimal hiperplazi
Grup 5	Atardamarın kendiliğinden diseksiyonu
Grup 6	Erken ateroskleroz
Grup 7	Diğerleri
Sınıf II	Akciğer dolaşımının nadir hastalıkları
Grup 1	Pulmoner hipertansiyon
Grup 2	Akciğer damarlarının doğuştan anomalileri
Grup 3	Akciğer damarlarının edinilmiş anomalileri
Sınıf III	Kalbin nadir hastalıkları (kardiyomiyopatiler)
Grup 1	Genişletilmiş kardiyomiyopati
Grup 2	Hipertrofik kardiyomiyopati
Grup 3	Restriktif kardiyomiyopati
Grup 4	Aritmojenik sağ ventrikül kardiyomiyopatisi
Grup 5	Sınıflandırılmamış kardiyomiyopatiler
Sınıf IV	Nadir görülen doğuştan kalp damar hastalıkları
Grup 1	Kalp ve damarların pozisyonunda ve bağlantısında anormallikler
Grup 2	Şantlar
Grup 3	Karmaşık doğuştan kardiyovasküler hastalıklar
Grup 4	Doğuştan kalp damar hastalıkları ve eşlik eden organ fonksiyon bozuklukları
Grup 5	Erişkinlerde doğuştan gelen kalp damar hastalıkları
Grup 6	Diğerleri
Sınıf V	Malignitede kardiyak tümörler ve kardiyovasküler hastalıklar
Grup 1	Primer kardiyak tümörler
Grup 2	Metastatik kalp tümörleri
Grup 3	Enflamatuvar malformasyonlar
Grup 4	Onkolojik tedavinin kardiyovasküler komplikasyonları
Sınıf VI	Kardiyak aritmojenik bozukluklar ve aritmiler
Grup 1	Kalbin primer elektriksel bozuklukları
Grup 2	Belirli klinik ortamlarda aritmiler
Sınıf VII	Gebelikte nadir görülen kardiyovasküler hastalıklar ve bozukluklar
Sınıf VIII	Sınıflandırılmamış nadir kardiyovasküler hastalıklar ve bozukluklar

Romatizmal Kalp Hastalıkları

Romatizmal kalp hastalığı (RHD), dünya çapında tahminen 39 milyon kişiyi etkileyen ve çocuklar ile genç yetişkinlerde en sık görülen edinsel kalp hastalığıdır. RHD'nin teşhisi için altın standart ekokardiyografidir; ancak erken teşhis ve

hastalığın ilerlemesinin önlenmesi amacıyla yaygın taramalar yapmak çoğu zaman mümkün olamamaktadır.⁹ Bu nedenle, tanıya yardımcı yeni yöntemlerin geliştirilmesi gereği ortaya çıkmıştır. Bu alanda yapılan ilk çalışmalardan biri, Brezilya ve Uganda'nın az gelişmiş bölgelerinde yapılan taramalar sırasında 912 hastadan toplanan 11.646 ekokardiyografi videosu

içeren bir veri kümesi üzerinde gerçekleştirilmiştir. Çalışmada ekokardiyografi görüntüleri DICOM formatında saklanarak 2D konvolüsyonel sinir ağı (VGG16) ve 3D konvolüsyonel sinir ağı (C3D) karşılaştırılmış, bu sinir ağlarının RHD tanısındaki etkinliği incelenmiştir. Çalışma sonucunda, C3D modelinde %72,77 doğruluk oranı elde edilmiştir ve C3D'nin videolar üzerinde gösterdiği performans, VGG16 ağının elde ettiğinden önemli ölçüde daha iyi olmuştur. Literatürde bu alanda yapılan çalışmalar, dikkate değer bir gelişim aşamasına gelmiştir. Örneğin, 2022 yılında Peck ve ark.¹⁰ tarafından yapılan bir çalışmada, uzman olmayan kişilerin RHD'li hastalarda yapay zeka desteği ile (Caption Health) tanısal kalitede görüntüler elde edebileceği gösterilmiştir. Bu çalışma, Uganda'nın Kampala kentindeki Uganda Kalp Enstitüsü'nde gerçekleştirilmiştir. Çalışmada daha önce ekokardiyografi deneyimi olmayan hemşireler ve hemşirelik öğrencileri, 2D ve renkli Doppler görüntülerini içeren 7 formasyonlu bir tarama protokolünü uygulayabilmek için bir günlük bir eğitim almışlardır. Eğitimin ardından katılımcılar, yarısı RHD ve yarısı normal olmak üzere 8-10 hastayı AI kılavuzluğunu kullanarak taramışlardır. Aynı hastalar, AI kılavuzu kullanılmadan iki uzman hekim tarafından da taranmıştır. Çalışmada otuz altı uzman olmayan kişi, 25 RHD'li ve 25 kontrol olmak üzere toplam 50 hastayı taramıştır. Toplamda 462 ekokardiyogram çalışması elde edilmiştir; bu çalışmalardan 351'i uzman olmayanlar tarafından yapay zeka rehberliğiyle, 111'i ise uzmanlar tarafından yapay zeka rehberliği olmadan yapılmıştır. Çalışma sonucunda, uzman olmayan kişilerin %95'inin RHD ve mitral kapak hastalığını tanı koyabilecek düzeyde değerlendirdiği (%100 uzman doğruluğuna karşı, $p=0.03$), ancak aort kapak hastalığında yalnızca %56 doğruluk seviyesine ulaşabildikleri (%97 uzman doğruluğuna karşı, $P < 0.0001$) saptanmıştır. Sonuçlar, renkli Doppler ile AI rehberliğinin birleşiminin, uzman olmayan kişiler tarafından romatizmal kalp hastalığı taramasında başarılı olabileceğini göstermiştir. Ayrıca, bu yöntemin mitral kapak değerlendirmesinde, aort kapak değerlendirmesine göre daha yüksek bir performans sergilediği de ortaya konulmuştur.¹⁰

Brugada Sendromu

Brugada sendromu, gençlerde ani kardiyak ölümün başlıca nedenlerinden biridir ve belirgin elektrokardiyografik (EKG) özelliklere sahiptir. Brugada hastalarında EKG ile tanı önemlidir ancak uzmanlık gerektiren zor bir süreçtir. Tip 1 Brugada sendromu (BrS), sağ prekordiyal derivasyonlarda ST segment yükselmesi ve ani kardiyak ölüm (SCD) riski ile karakterize edilen, kendine özgü elektrokardiyografik desenler sergileyen kalıtsal bir aritmojenik hastalıktır. Sendromun yaygınlığının Japonya ve Güneydoğu Asya'da 10.000'de 15, batı ülkelerinde ise 10.000'de 2 olduğu tahmin edilmektedir. BrS'nin tüm ani ölümlerin %4-12'sinden ve yapısal olarak normal kalpli hastalarda ani ölümlerin %20'sinden sorumlu olduğu düşünülmektedir.

Yakın zamanda yapılan bir meta-analiz, Brugada sendromlu hastalarda aritmik olayların (sürekli VT veya VF, uygun implante edilebilir kardiyoverter defibrilatör (ICD) tedavisi veya ani ölüm) insidansını; ani kalp durması öyküsü olan hastalarda yılda %13,5, senkoplu hastalarda yılda %3,2 ve asemptomatik hastalarda yılda %1 olarak bulmuştur.¹¹ Literatürde çeşitli EKG örnekleri tanımlanmış olmasına rağmen, farklı hastalardaki EKG'lerin değişkenlik göstermesi tanıyı daha karmaşık hale getirmektedir. Bu zorluklara rağmen EKG okumada yapay zeka çalışmaları önemli bir hızda ilerleme kaydetmektedir ve bu çalışmaların odak noktalarından biri Brugada sendromudur. 2021 yılında Liu ve ark.,¹² Brugada sendromunu erken tespit etmek ve böylece hayat kurtarıcı tedaviye hızlı başlama olanağı sağlamak amacıyla, Brugada sendromu için otomatik tarama yapabilen derin öğrenme destekli bir EKG modeli geliştirmişlerdir. Tip 1 Brugada EKG paternine sahip 276 EKG (276 tip 1 Brugada EKG ve 1:1 oranında rastgele alınan 276 Brugada tipi olmayan EKG), hastane tabanlı EKG veri tabanından alınıp iki aşamalı bir analiz için derin öğrenme modeli ile işlenmiştir. Model ayrıca Tayvan ve Japonya'daki hastanelerden toplanan bağımsız bir EKG veri setinde de doğrulanmıştır. Derin öğrenme modelinin tanısal performansı, uzman kardiyologların tanılarıyla karşılaştırıldığında oldukça tutarlı bulunmuştur (AUC 0,96, duyarlılık %88,4, özgüllük %89,1) ve standart tanımlarla yüksek oranda örtüşmüştür (kappa katsayısı 0,78). Ancak kardiyologlar tarafından konulan tanımlar, standart tanımlarla yalnızca orta düzeyde uyumluluk göstermiştir (kappa katsayısı 0,63). Bağımsız EKG kohortunda derin öğrenme modeli anlamlı bir tanı performansına ulaşmıştır (AUC 0,89, duyarlılık %86, özgüllük %90). 2022'de Liao ve ark.,¹³ Brugada tanısında kullanılmak üzere derin öğrenme ile desteklenen bir giyilebilir teknoloji geliştirmek amacıyla çalışmışlardır. Çalışmada, Brugada tip 1'i sınıflandırmak için bir konvolüsyonel sinir ağı eğitilmiştir. Eğitim kohortu, kesin ve şüpheli Brugada sendromlu hastalardan alınan 12 derivasyonlu EKG'ler ($n=1.190$) ve 12 derivasyonlu Holter'lerden ($n=380$) elde edilen 10 saniyelik standart/yüksek prekordiyal derivasyonlardan oluşmuştur. Modelin performansı, 12 derivasyonlu EKG'lerden ($n=474$) ve 12 derivasyonlu Holterlerden ($n=716$) alınan 10 saniyelik standart/yüksek prekordiyal derivasyonlardan oluşan iki test kohortunda değerlendirilmiştir. Model, Brugada tip 1'i sınıflandırmada 12 derivasyonlu EKG'lerde 0,976 (%95 CI: 0,973-0,979) AUC; 12 derivasyonlu Holter'lerde 0,975 (%95 CI: 0,966-0,983) AUC elde etmiştir. Bu modelin performansı, kardiyologların yeniden sınıflandırma sonuçları ile benzer düzeyde bulunmuştur. Geliştirilen bu model, 24 saatlik 12 derivasyonlu Holterlerden alınan ardışık 10 saniyelik EKG'lere uygulandığında, prokainamid kaynaklı Brugada sendromu olan hastaların %48'inde ve şüpheli Brugada sendromu olan hastaların %33'ünde spontan Brugada tip 1 tespit etmiştir. Ayrıca model, sağlıklı kontrol hastalarında Brugada tip 1 tespit etmemiştir. Bu yeni derin öğrenme modeli, Brugada tip 1'i sınıflandırmada kardiyolog düzeyinde doğruluk elde

etmiştir. Derin öğrenme analizininin 24 saatlik 12 derivasyonlu Holter verilerine uygulanması, prokainamid kaynaklı ve şüpheli Brugada sendromu olan hastalarda Brugada tip 1'in tespitini önemli ölçüde iyileştirmiştir. Bu çalışma, 12 derivasyonlu Holter DL analizinin, Brugada sendromunun tanısına yardımcı olmak için prokainamid testine tercih edilebilecek güvenilir bir tanı aracı olabileceğini göstermektedir.

Dilate Kardiyomyopati

Dilate kardiyomyopati, ard-yükü artıran veya hiperolemi oluşturan patolojiler (örn. primer kapak hastalığı) ya da ventriküler yeniden şekillenmeye neden olacak kadar önemli koroner arter hastalığı olmaksızın sol ventrikül veya biventriküler dilatasyon ya da sistolik disfonksiyonun varlığı olarak tanımlanır. Dilate kardiyomyopatinin nedenleri genetik (primer dilate kardiyomyopati) veya edinilmiş nedenler (sekonder dilate kardiyomyopati) olarak basitçe ayrılabilir. Edinilmiş nedenler arasında enfeksiyonlar, toksinler, kanser tedavisi, endokrinopatiler, gebelik, taşikardiler ve immün aracılı hastalıklar bulunur. Edinilmiş dilate kardiyomyopati olan hastaların %5-15'i olası patojenik veya patojenik gen varyantı (yani gen mutasyonu) barındırır. Bu nedenle tanı testleri ve tedavi yaklaşımında hem genetik hem de edinilmiş faktörleri göz önünde bulundurmak gereklidir. Tanı konulmamış dilate kardiyomyopati (DCM) asemptomatik olabilir veya ani kardiyak ölüm şeklinde ortaya çıkabilir; bu nedenle hastaların önceden tespit edilmesi ve tedavi edilmesi önemlidir. Ekokardiyografi ile DCM taraması pahalıdır ve yoğun emek gerektirir.

Dilate kardiyomyopati tanısında AI tabanlı ilk çalışmalara ise 2019'da Lei L. ve Satriano B.'nin yayımladıkları çalışma ile başlanmıştır. Bu çalışmada yaş, cinsiyet ve LVEF açısından eşleştirilen 100 DCM ve 100 DCM olmayan (NIDCM) hasta geç gadolinyum görüntülemesine tabi tutulmuştur. 3B miyokardiyal deformasyon analizi (3D-MDA) hem geleneksel hem de ana gerilim yönlerinde her kardiyak fazda bölgesel 3B gerilim ölçümlerini hesaplamak için doğrulanmış yazılım (GI-USEPPE) kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Nüfus varyansının yaklaşık %65'ini oluşturan ilk 20 bileşen seçilmiş ve DCM'yi NIDCM'den ayırmak için 10 katlı çapraz doğrulama ile destek vektör makinesi tabanlı bir algoritma kullanılmıştır. Tüm bölgelerde ve yönlerde ICM hastalarında NIDCM hastalarına kıyasla global zirve gerilme süresi anlamlı derecede kısa bulunmuştur ($P < 0,05$). Global verilerden DCM ve NIDCM sınıflandırması için elde edilen en yüksek AUC, minimum ana gerilim için olup (ICM: 43.7 ± 7.8 , NIDCM: 48.3 ± 7.5 , $P < 0.001$, AUC: 0.682) makine öğrenimi tabanlı bir modelle 0,903 AUC değerine ulaşılmıştır (duyarlılık %87,7, özgüllük %75,5). Bu sonuçlar, 3B bölgesel deformasyon modellerinin makine öğrenimi tabanlı analizlerinin DCM ve NIDCM'yi sağlam bir şekilde ayırt edebildiğini göstermiştir.¹⁴ 2020'de Guo ve ark.,¹⁵ farklı kardiyomyopatilerde MR görüntülerinden sol ventrikül (LV) fonksiyonunu otomatik olarak ölçmek için derin öğ-

renmeye dayalı bir yöntemin performansını değerlendirmiştir. 2013-2020 yılları arasındaki MRG veri setlerini içeren bu retrospektif çalışmada hipertrofik kardiyomyopati (HCM) hastalar, dilate kardiyomyopati (DCM) hastalar ve sağlıklı katılımcılardan elde edilen sol ventrikül fonksiyonu verileri analiz edilmiştir. Toplam 388 hastanın MRG verileri manuel ve otomatik olarak ölçülmüştür. Evrimsel sinir ağlarının (CNN'ler) LV segmentasyon doğruluğu ve LV fonksiyonel parametre doğruluğu üzerindeki performansı, iki deneyimli gözlemcinin manuel notları ile karşılaştırılmıştır. HCM ve DCM'nin tam otomatik ve manuel tanısı arasındaki tutarlılığı değerlendirmek için Bland-Altman analizi, alıcı işletim karakteristiği (ROC) eğrisi analizi ve Pearson korelasyon analizi kullanılmıştır. Derin öğrenme CNN'i LV fonksiyonunu değerlendirmede HCM'de en iyi, DCM'de ise en kötü performansı göstermiştir. Manuel analizle karşılaştırıldığında, HCM grubunda LV fonksiyonunun dört parametresi yüksek korelasyon göstermiş (r en az $>0,901$); ancak DCM'nin tüm parametrelerdeki korelasyonu, özellikle EF ($r_2 = 0,776$) ve SV ($r_2 = 0,645$) olmak üzere HCM'ninkinden daha zayıf kalmıştır. ROC eğrisi analizi, optimum kesme değerinde, otomatik segmentasyondan elde edilen EF'nin DCM ve HCM hastalarını sırasıyla %92,31 ve %78,05 duyarlılık, %82,96 ve %54,07 özgüllük ile tanımladığını göstermiştir. Farklı kalp hastalıkları arasında, derin öğrenme CNN'ine dayalı kardiyak fonksiyon analizi değişen performanslara sahip olabilir ve DCM hastalarına özel dikkat gösterilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Bir yapay zeka algoritmasının azalmış sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonunu (LVEF) belirlemedeki tanısal performansı, DCM ve normal LVEF kontrol hastalarından oluşan bir kohortta değerlendirilmiştir. EKG'den sonraki sırasıyla 30 ve 180 gün içinde yapılan ekokardiyografi ile ölçülen 12 derivasyonlu EKG'leri ve referans LVEF'leri olan DCM hastaları ve kontroller çalışmaya dahil edilmiştir. Model, %1 ve %5 DCM prevalansına dayalı olarak duyarlılık, özgüllük, negatif prediktif (NPV) ve pozitif prediktif değerler (PPV) açısından test edilmiştir. Kohort 421 DCM vakası (%60 erkek, 57 ± 15 yaş, LVEF $\%28 \pm 11$) ve 16.025 kontrolden (%49 erkek, 69 ± 16 yaş, LVEF $\%62 \pm 5$) oluşmuştur. LVEF ≤ 45 'in tespiti için eğri altındaki alan (AUC) 0,955 olup duyarlılık %98,8 ve özgüllük %44,8'dir. NPV ve PPV, %1 DCM prevalansında sırasıyla %100 ve %1,8 ve %5 prevalansında sırasıyla %99,9 ve %8,6 olarak hesaplanmıştır. Sonuç olarak, AI-EKG, DCM'nin saptanması için yüksek duyarlılık ve negatif prediktif değer göstermiş olup, DCM hastalarının birinci derece akrabalarının taranması için etkili, uygun maliyetli bir tarama aracı olarak kullanılabilirliği gösterilmiştir.¹⁶ Aynı zamanda yapay zeka desteği ile bibliyometrik analiz yapılan Grosser ve ark.¹⁷ çalışması göstermiştir ki, 2010 yılına göre kardiyomyopatiler üzerine yapılan yayınların sayısı yılda üç kata kadar artmıştır. Bu analiz, yapay zeka destekli literatür taramalarının, yapılan çalışmaların derlenerek kılavuzlara etki etme sürecini hızlandırdığını ortaya koymuştur.

Hipertrofik Kardiyomiyopati

Hipertrofik kardiyomiyopati, ön planda anormal hiperolemi ile açıklanamayan, artmış ventriküler duvar kalınlığı ile karakterize olan en yaygın kalıtsal kardiyovasküler hastalıktır. Genetik temelinde çeşitli fenotipler içeren, çok sayıda semptom ve komplikasyonu olan bir hastalıktır. Sarkomerik proteinlerdeki mutasyonlardan kaynaklanır ve bu mutasyonlar, hastalık vakalarının %60'ında tespit edilmiştir. Hipertrofik kardiyomiyopatinin klinik belirtileri arasında diyastolik disfonksiyonun başlangıcı, sol ventrikül çıkış yolu tıkanıklığı, iskemi, atriyal fibrilasyon ve anormal vasküler yanıtlarla ilişkili olan nefes darlığı, göğüs ağrısı, çarpıntı ve senkop yer alır. Ani kardiyak ölüm, kalp yetmezliği ve tromboembolik olay riskinde artış da görülür.¹⁸ Hipertrofik kardiyomiyopati tanısında geleneksel olarak EKO, Kardiyak MR ve EKG önemli rol oynar. Ancak son yıllarda yapay zeka ile EKG ya da EKO verilerini kullanan birçok model de tanıda yararlanılmak üzere geliştirilmiştir.^{19,20} Siontis ve ark.²¹ 2021'de yaptıkları çalışmada, yetişkinlerde 12 derivasyonlu elektrokardiyograma (AI-ECG) dayalı HCM tespiti için bir yapay zeka (AI) modeli geliştirmiştir. EKG ve ekokardiyogram çekilen HCM'li 300 çocuk ve ergenden (ortalama yaş $12,5 \pm 4,6$ yıl, %68 erkek) oluşan bir kohort belirlenmiş ve hastalar yaş ile cinsiyet açısından 18.439 HCM'li olmayan kontrol grubu ile eşleştirilmiştir. HCM'nin saptanması için oluşturulan bu AI-EKG modelinin tanısal performansı, daha önce tanımlanan %11'lik optimal tanısal eşik kullanılarak tahmin edilmiştir. AI-ECG tarafından ortalama HCM olasılıkları, vaka ve kontrol gruplarında sırasıyla %92 ve %5 olarak tespit edilmiştir. HCM tespiti için AI-ECG modelinin alıcı işletim karakteristik eğrisi (AUC) altındaki alanı 0,98 (%95 CI 0,98-0,99) olup, buna karşılık gelen duyarlılık %92 ve özgüllük %95 olarak sonuçlanmıştır. Pozitif ve negatif prediktif değerler ise sırasıyla %22 ve %99 olarak tespit edilmiştir. Ayrıca, bu model erkek ve kadınlarda; genotip-pozitif ve genotip-negatif HCM hastalarında benzer performans göstermiştir. Ancak performans, katılımcıların yaşı arttıkça daha üstün olma eğilimi göstermiştir. Örneğin, <5 yaş alt grubunda testin AUC değeri 0,93 olurken, 15-18 yaş alt grubunda AUC değeri 0,99 olarak hesaplanmıştır. Soto ve ark.²² ise bu konuyu farklı bir bakış açısıyla ele alarak, sadece EKG ya da EKO'ya odaklanmak yerine genetik testler dahil tanıda kullanılan tüm teknikleri göz önüne alarak yeni bir derin öğrenme modeli ortaya koymuştur. 2728 hastaya ait 18.000'den fazla birleştirilmiş elektrokardiyogram, ekokardiyogram ve genetik test dahil tüm retrospektif veriler kullanılarak LVH-füzyonu adı verilen bir model geliştirilmiştir. Test verilerinde, LVH-füzyonu HCM'yi öngörmede 0,71 ve hipertansiyonu (HTN) öngörmede 0,96'lık bir F1 skoru elde etmiştir. Tanı koymada deneyimli hekimler ile yapılan bire bir karşılaştırmada LVH-füzyon, hekimlere göre daha yüksek duyarlılık ve özgüllük oranlarına sahip olmuştur. Bu çalışmada ayrıca Stanford Health Care'deki 2728 kişiden toplanan 15.761 elektrokardiyogram (EKG) ve 3234 transtorasik

ekokardiyogram değerlendirilmiştir. Standart 12 derivasyonlu EKG'ler, özgün bir hasta kimlik numarasına dayalı olarak eğitim, doğrulama ve test bölümlerine ayrılmıştır. Stanford Medicine'den alınan ekokardiyogram videolarından ise apikal dört odacıklı görüntülerle çalışmada yararlanılmıştır. Geliştirilen bu LVH-füzyon modeli ile sol ventrikül hipertrofinin etiolojisinin belirlenmesine çalışılmıştır. Elektrokardiyogram sinyallerine ve ekokardiyogram videolarına uygulanan derin öğrenme üzerine daha önceki çalışmalardan esinlenerek, LVH-füzyon hem elektrokardiyogram hem de ekokardiyogram verileri ile birlikte modellenmiştir. İki uzman hekime EKG traseleri ve ekokardiyogram videoları inceletilerek HTN (açık veya gizli HT) veya HCM tanısı koymaları istenmiştir. LVH-füzyonu karşılaştırmak için test setinden 45 örnek (40 HTN ve 5 HCM) seçilmiştir. LVH-füzyon modeli, bu uzman kardiyologlardan (biri HCM teşhisinde 20 yıllık deneyime sahip) daha iyi performans göstermiştir. LVH-füzyonu, beş EKG ve ekokardiyogram HCM örneğinden üçünü doğru şekilde sınıflandırmıştır. Bu çalışma, klinik kardiyolojideki ilk multimodal (EKG ve ekokardiyogram tabanlı) derin öğrenme modelini ortaya koyarak ve bunu sol ventrikül hipertrofinin etiolojisini tahmin etmek için kullanarak literatürde yerini almıştır. Bu çalışma, birden fazla modaliteden gelen tamamlayıcı bilgilerin birleştirilmesinin klinik uygulamada modellerin tanı performansını artırabileceğini göstermektedir. Eğitilen model, 0,91 AUC ve 0,78 AUPRC ile HCM'yi hipertansiyondan ayırt etmede yüksek ayırt edici yetenek göstermektedir. Ayrıca, bu çalışma gelecekte Fabry ve kardiyak amiloidozun da ayırt edilebileceği çoklu model geliştirilmesinin mümkün olabileceğini göstermiştir.

Hwang ve ark.²³ ise CNN-LSTM modelini kullanarak ekokardiyografi görüntülerini değerlendirmiş ve derin öğrenme algoritmasını eğitim ve doğrulama setleri ile eğitmişlerdir. Test setinde, beş standart görünümdeki ortalama AUC; hipertansif kalp hastalığı (HHD), HCM ve kardiyak amiloidoz (CA) için sırasıyla 0,962, 0,982 ve 0,996 olarak hesaplanmıştır. Genel tanısal doğruluk, derin öğrenme algoritmasında %92,3 iken, ekokardiyografi uzmanlarında %80,0 ve %80,6 olarak ölçülmüş ve yapay zekanın tanısal doğruluk açısından daha yüksek performans sergilediği görülmüştür.

Bu çalışmaların yanı sıra yapay zekanın tanı koymanın ötesinde, tedaviye yön verme konusunda da hekime destek sağladığı gözlemlenmektedir. Farahani ve ark.²⁴ tarafından 2023'te yayımlanan çalışmada hipertrofik kardiyomiyopatiye pil gerekliliğine odaklanılmıştır. Hipertrofik kardiyomiyopati, genç yetişkinlerde ani kardiyak ölüm (SCD) oranının en yüksek olduğu kalıtsal bir kalp hastalığıdır. İmplant edilebilir kardiyoverter defibrilatör (ICD) tedavisi, SCD açısından yüksek risk taşıyan HCM hastalarına önerilmektedir. Son klinik literatür, ICD implantasyonu için aday seçimini iyileştirme potansiyeline dikkat çekmiştir. Bu çalışma, ICD takılan HCM hastalarının ekokardiyografi raporlarından elde edilen bilgilerle değerlendirilmesini amaçlamakta olup, özellikle şok ve anti-taşikardi pacing (ATP) gibi cihaz tedavilerinden en

çok yararlanan hastaları öngörmeyi hedeflemektedir. Çalışmada makine öğrenimi modeli olarak XGBoost algoritması kullanılmıştır ve modelin doğruluk skoru %81, AUC değeri ise %69 olarak elde edilmiştir. Ayrıca, SHapley Additive exPlanations (SHAP) yöntemi, HCM hastalarının ortak özelliklerini tanımlayarak klinik karar destek araçları için anlamlı bir temel sağlamıştır. Bu çalışma, yapay zekanın yalnızca tanı süreçlerinde değil, tedavi kararlarında da önemli bir destek aracı olabileceğini göstermektedir.

Peripartum Kardiyomiyopati

Peripartum kardiyomiyopati (PPCM), gebelikte ilişkili ve yaşamı tehdit eden bir kardiyovasküler hastalıktır. Doğum sonrası dönemdeki kardiyovasküler nedenli anne ölümlerinin %23'ünü oluşturmaktadır. Ancak, PPCM'nin patofizyolojisi tam olarak aydınlatılamamıştır. Geleneksel PPCM kriterlerine göre, hastalık gebeliğin son ayında veya doğumdan sonraki beş ay içinde gelişen kalp yetmezliği olarak tanımlanır. Ayrıca, hastaların sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu (LVEF) %45 veya daha düşük olup olmadığı ekokardiyografi ile kontrol edilir. Bununla birlikte, bazı çalışmalar, kardiyomiyopatinin gebelik sürecinde bu zaman aralığından daha önce veya daha sonra da ortaya çıkabileceğini göstermiştir.²⁵ PPCM hastalarında görülen semptomlar; nefes darlığı, yorgunluk, ortopne, paroksizmal nokturnal dispne, ödem ve göğüste sıkışma hissi gibi tipik kalp yetmezliği belirtileri ile örtüşmektedir. Bu belirsiz klinik semptomlar, hastalığın hem hastalar hem de doktorlar tarafından yeterince tanınmamasına yol açarak zamanında tanı konulmasını zorlaştırmaktadır.²⁶ Tanıdaki gecikme ise yüksek mortalite oranları ve önlenbilir komplikasyon riskinde artışa neden olmaktadır.²⁷ Bu durum, Peripartum KMP'de yeni tanı modellerine duyulan ihtiyacı ortaya koymaktadır. 2022 yılında Lee ve ark.²⁸ gerçekleştirdiği bir çalışmada, PPCM hastalarının EKG ve EKO görüntüleri taranarak bir derin öğrenme modeli (DLM) oluşturulmuştur. Bu modelin harici doğrulaması için, Ocak 2007 ile Mayıs 2020 arasında Ajou Üniversitesi Tıp Merkezi'nde (AUMC, Suwon, Güney Kore) doğum kayıtları incelenmiş ve çalışmaya 18 yaş üstü tüm kadınlar dahil edilmiştir. Aynı kadının birden fazla doğum yapması durumunda, yalnızca ilk doğum verisi kullanılmıştır. Toplam 8549 doğum vakası arasında 278 elektrokardiyogram-ekokardiyografi çifti, modelin geliştirilmesi için uygun bulunmuş ve bu verilerle DLM inşa edilmiştir. Çalışmanın sonuçlarına göre, Peripartum KMP hastalarında EKG verileri ile DLM yardımıyla tanı koymadaki başarı artmış ve ekokardiyografi ihtiyacı azalmıştır. Ayrıca, bu DLM'nin performansı kalp yetmezliği hastalarındaki EKO verilerine dayalı olarak oluşturulan DLM performansı ile benzer bulunmuştur. PPCM hastalarında EF değeri düştükçe DLM'nin tanılabilir performansının arttığı gözlemlenmiştir. Bu çalışma, PPCM tanısında yapay zeka destekli modellerin potansiyelini ortaya koymakta ve erken tanıyı kolaylaştırmaktadır.

Familiyal Hiperkolesterolemi

Ailesel hiperkolesterolemi (AH), 1/250 prevalansla lipid metabolizmasının en yaygın genetik bozukluğudur.²⁹ AH, yaşam boyu yüksek düşük yoğunluklu lipoprotein kolesterol (LDL-K) seviyeleri ile karakterize olup erken kardiyovasküler hastalığa yol açmakta ve hem birey hem de toplum sağlığı için önemli bir tehdit oluşturmaktadır.³⁰ Ailesel hiperkolesterolemi, nüfusun yaklaşık %0,4'ünü etkileyen ve tedavi edilmediğinde koroner arter hastalığı riskini 20 kata kadar artıran, yetersiz tanı konulmuş dominant genetik bir durumdur. Basit tarama stratejileri ise %95'ten daha yüksek yanlış pozitif oranlara sahiptir. Genetik tanı, LDL-K katabolizmasında rol oynayan genlerde - yani LDL reseptörü (LDL-R), apolipoprotein B (APOB) veya proprotein konvertaz subtilisin/keksin tip 9 (PCSK9) - heterozigot patojenik varyantların tanımlanmasıyla AH tanısı için altın standarttır. Genetik tanı, son zamanlarda daha ekonomik ve etkili hale gelmiş olsa da uygulanması ve sonuçlarının yorumlanması özel uzmanlık gerektirir. Bu nedenle genellikle yalnızca lipid kliniklerinin bulunduğu seçilmiş üniversite hastanelerinde mevcuttur. Sonuç olarak, genetik tanıya alternatif olarak genellikle daha ucuz, ancak daha az doğru olan çeşitli klinik skorlar kullanılmaktadır. Bunlar arasında en yaygın olanlardan biri Hollanda Lipid Skoru'dur. Bununla birlikte, bu skorlar popülasyon düzeyinde tanı için oldukça etkili olsa da çoğu hastada yüksek LDL-K'nin bulunduğu lipid kliniklerinde uygulandığında duyarlılık ve özgüllük açısından sınırlıdır.³¹ Pina ve ark., 2020'de yayınladıkları çalışmada classification tree (CT), gradient boosting machine (GBM) ve neural network (NN) tabanlı üç modeli eğiterek Dutch Lipid Skoru ile karşılaştırmış ve bu modellerin AH tanısında daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur. AH Vakfı'nın FIND AH girişiminin bir parçası olarak, Stanford Health Care'deki elektronik sağlık kaydı (EHR) verilerini kullanarak potansiyel AH hastalarını belirlemek için bir sınıflandırıcı geliştirilmiştir. Bilinen hastalardan (n=197) ve eşleşen vaka olmayanlardan (n=6590) alınan verilerle eğitilen modeller, test setinde %0,88 pozitif tahmin değeri (PPV) ve %0,75 duyarlılık sağlamıştır. Modellerin doğruluğu, orijinal veri setinde yer almayan AH riski taşıyan 100 hastanın dosya incelemesiyle değerlendirilmiş ve en yüksek olasılık eşliğinde hastaların %84'ü doğru şekilde tespit edilmiştir; eşik düştükçe performans da azalmıştır. Geisinger Sağlık Sistemi'nden 466 AH hastası (236'sı genetik olarak doğrulanmış AH) ve 5000 eşleşmemiş vaka üzerinde yapılan harici doğrulamada ise model %0,85 PPV elde etmiştir. EHR'den türetilen AH modeli, daha ileri AH taraması için aday hastaları bulmada etkilidir. Bu tür makine öğrenimi rehberli stratejiler, gelişmiş yönetim stratejileri için yüksek riskli hastaların etkili şekilde belirlenmesine katkıda bulunabilir.³² Şu anda, kılavuzlar genellikle tedavi edilmemiş LDL-C değerleri >190 mg/dl ve erken başlangıçlı ASCVD'nin pozitif aile öyküsüne dayanan yüksek klinik şüphe bulunan yetişkinlerde tanı kriterlerinin (örneğin, Hollanda Lipid Klinik Ağı (DLCN) veya Simon-

Broome) kullanılmasını önermektedir. Ancak bu yaklaşımın bazı sınırlamaları vardır. Örneğin, bu strateji spesifik değildir; yüksek LDL-C, AH'nin temel bir özelliği olsa da LDL-C >190 mg/dl olan yetişkinlerin %5'inden azının nedensel bir FH gen mutasyonuna sahip olduğu bulunacaktır. Ayrıca, bu strateji büyük ölçüde tedavi edilmemiş LDL-C değerlerinin ve yeterli aile geçmişi bilgisinin mevcudiyetine dayanmaktadır; bu bilgilerin her ikisine de genelde hekimin ya da mevcut sağlık sisteminin sahip olmadığı görülmektedir.^{29,33} Bu nedenlerle tanı modellemelerinin artan başarısı, AH'de hekimin tanı doğruluğunu güçlendirmeye devam edecektir.

Kaynaklar

- Papadopoulou E, Bouzarelou D, Tsaousis G, et al. Application of next generation sequencing in cardiology: current and future precision medicine implications. *Front Cardiovasc Med.* 2023;10:1202381.
- Ching T, Himmelstein DS, Beaulieu-Jones BK, et al. Opportunities and obstacles for deep learning in biology and medicine. *J R Soc Interface.* 2018;15(141):20170387.
- Markousis-Mavrogenis G, Giannakopoulou A, Belegri A, et al. Cardiovascular Magnetic Resonance Imaging Patterns in Rare Cardiovascular Diseases. *J Clin Med.* 2022;11(21):6403.
- McCordle BW, Rowley AH, Newburger JW, et al.; American Heart Association Rheumatic Fever, Endocarditis, and Kawasaki Disease Committee of the Council on Cardiovascular Disease in the Young; Council on Cardiovascular and Stroke Nursing; Council on Cardiovascular Surgery and Anesthesia; and Council on Epidemiology and Prevention. Diagnosis, Treatment, and Long-Term Management of Kawasaki Disease: A Scientific Statement for Health Professionals From the American Heart Association. *Circulation.* 2017;135(17):e927-e999. Erratum in: *Circulation.* 2019;140(5):e181-e184.
- Newburger JW, Takahashi M, Beiser AS, et al. A single intravenous infusion of gamma globulin as compared with four infusions in the treatment of acute Kawasaki syndrome. *N Engl J Med.* 1991;324(23):1633-1639.
- Portman MA, Magaret CA, Barnes G, Peters C, Rao A, Rhyne R. An Artificial Intelligence Derived Blood Test to Diagnose Kawasaki Disease. *Hosp Pediatr.* 2023;13(3):201-210.
- Tsai CM, Lin CR, Kuo HC, et al. Use of Machine Learning to Differentiate Children With Kawasaki Disease From Other Febrile Children in a Pediatric Emergency Department. *JAMA Netw Open.* 2023;6(4):e237489.
- Kuo HC, Chen SH, Chen YH, et al. Detection of coronary lesions in Kawasaki disease by Scaled-YOLOv4 with HardNet backbone. *Front Cardiovasc Med.* 2023;9:1000374.
- Martins JFBS, Nascimento ER, Nascimento BR, et al. Towards automatic diagnosis of rheumatic heart disease on echocardiographic exams through video-based deep learning. *J Am Med Inform Assoc.* 2021;28(9):1834-1842.
- Peck D, Rwebembera J, Nakagaayi D, et al. The Use of Artificial Intelligence Guidance for Rheumatic Heart Disease Screening by Novices. *J Am Soc Echocardiogr.* 2023;36(7):724-732.
- Priori SG, Blomström-Lundqvist C, Mazzanti A, et al.; 2015 ESC Guidelines for the management of patients with ventricular arrhythmias and the prevention of sudden cardiac Death. The Task Force for the Management of Patients with Ventricular Arrhythmias and the Prevention of Sudden Cardiac Death of the European Society of Cardiology. *G Ital Cardiol (Rome).* 2016;17(2):108-170. Italian.
- Liu CM, Liu CL, Hu KW, et al. A Deep Learning-Enabled Electrocardiogram Model for the Identification of a Rare Inherited Arrhythmia: Brugada Syndrome. *Can J Cardiol.* 2022;38(2):152-159.
- Liao S, Bokhari M, Chakraborty P, et al. Use of Wearable Technology and Deep Learning to Improve the Diagnosis of Brugada Syndrome. *JACC Clin Electrophysiol.* 2022;8(8):1010-1020.
- Lei L, Satriano A, Magyar-Ng M, et al. Machine learning based automated diagnosis of ischemic vs non-ischemic dilated cardiomyopathy using 3D myocardial deformation analysis. *Eur Heart J.* 2019;40(Suppl1):ehz746.0011.
- Guo J, Lu H, Chen Y, Zeng M, Jin H. Artificial intelligence study on left ventricular function among normal individuals, hypertrophic cardiomyopathy and dilated cardiomyopathy patients using 1.5T cardiac cine MR images obtained by SSFP sequence. *Br J Radiol.* 2022;95(1133):20201060.
- Shrivastava S, Cohen-Shelly M, Attia ZI, et al. Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiography to Screen Patients with Dilated Cardiomyopathy. *Am J Cardiol.* 2021;155:121-127.
- Grosser M, Lin H, Wu M, et al. A bibliometric review of peripartum cardiomyopathy compared to other cardiomyopathies using artificial intelligence and machine learning. *Biophys Rev.* 2022;14(1):381-401.
- Santos Mateo JJ, Sabater Molina M, Gimeno Blanes JR. Hypertrophic cardiomyopathy. *Med Clin (Barc).* 2018;150(11):434-442. English, Spanish.
- Ko WY, Siontis KC, Attia ZI, et al. Detection of Hypertrophic Cardiomyopathy Using a Convolutional Neural Network-Enabled Electrocardiogram. *J Am Coll Cardiol.* 2020;75(7):722-733.
- Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice. *Circulation.* 2018;138(16):1623-1635.
- Siontis KC, Liu K, Bos JM, et al. Detection of hypertrophic cardiomyopathy by an artificial intelligence electrocardiogram in children and adolescents. *Int J Cardiol.* 2021;340:42-47.
- Soto JT, Weston Hughes J, Sanchez PA, Perez M, Ouyang D, Ashley EA. Multimodal deep learning enhances diagnostic precision in left ventricular hypertrophy. *Eur Heart J Digit Health.* 2022;3(3):380-389.
- Hwang IC, Choi D, Choi YJ, et al. Differential diagnosis of common etiologies of left ventricular hypertrophy using a hybrid CNN-LSTM model. *Sci Rep.* 2022;12(1):20998.
- Farahani N, Enayati M, Pumarejo A, et al. Arrhythmic Sudden Death Survival Prediction Model For Hypertrophic Cardiomyopathy Patients: An Interpretable Machine Learning Analysis. *ASME Medical Devices.* 2023. Paper presented at: 2023 Design of Medical Devices Conference; April 17-19; 2023; Minneapolis, USA. Accessed November 6, 2024. <https://asmedigitalcollection.asme.org/BLOMED/proceedings/DMD2023/86731/V001T01A004/1163878>
- Main EK, McCain CL, Morton CH, Holtby S, Lawton ES. Pregnancy-related mortality in California: causes, characteristics, and improvement opportunities. *Obstet Gynecol.* 2015;125(4):938-947.

26. Davis MB, Arany Z, McNamara DM, Golland S, Elkayam U. Peripartum Cardiomyopathy: JACC State-of-the-Art Review. *J Am Coll Cardiol.* 2020;75(2):207-221.
27. Golland S, Modi K, Bitar F, et al. Clinical profile and predictors of complications in peripartum cardiomyopathy. *J Card Fail.* 2009;15(8):645-650.
28. Lee Y, Choi B, Lee MS, et al. An artificial intelligence electrocardiogram analysis for detecting cardiomyopathy in the peripartum period. *Int J Cardiol.* 2022;352:72-77.
29. Nordestgaard BG, Chapman MJ, Humphries SE, et al.; European Atherosclerosis Society Consensus Panel. Familial hypercholesterolaemia is underdiagnosed and undertreated in the general population: guidance for clinicians to prevent coronary heart disease: consensus statement of the European Atherosclerosis Society. *Eur Heart J.* 2013;34(45):3478-3490a. Erratum in: *Eur Heart J.* 2020;41(47):4517.
30. Wierzbicki AS, Humphries SE, Minhas R; Guideline Development Group. Familial hypercholesterolaemia: summary of NICE guidance. *BMJ.* 2008;337:a1095.
31. Casula M, Olmastroni E, Pirillo A, Catapano AL; MEMBERS OF THE LIPIGEN STEERING COMMITTEE; PRINCIPAL INVESTIGATORS: Coordinator center; Participant Centers; Participant Laboratories; Collaborators; Study Central Laboratory And Analysis Group. Evaluation of the performance of Dutch Lipid Clinic Network score in an Italian FH population: The LIPIGEN study. *Atherosclerosis.* 2018;277:413-418.
32. Banda JM, Sarraju A, Abbasi F, et al. Finding missed cases of familial hypercholesterolemia in health systems using machine learning. *NPJ Digit Med.* 2019;2:23.
33. Gidding SS, Champagne MA, de Ferranti SD, et al.; American Heart Association Atherosclerosis, Hypertension, and Obesity in Young Committee of Council on Cardiovascular Disease in Young, Council on Cardiovascular and Stroke Nursing, Council on Functional Genomics and Translational Biology, and Council on Lifestyle and Cardiometabolic Health. The Agenda for Familial Hypercholesterolemia: A Scientific Statement From the American Heart Association. *Circulation.* 2015;132(22):2167-2192. Erratum in: *Circulation.* 2015;132(25):e397.

Kardiyoloji Alanında Dijital Sağlık, Uzaktan Hasta Takip Sistemleri ve Yapay Zeka Uygulamaları

Dr. Hidayet Ozan Arabacı¹, Dr. Ufuk İyigün²

¹İstanbul Üniversitesi Cerrahpaşa Kardiyoloji Enstitüsü, İstanbul, Türkiye

²Özel Antalya ASV Yaşam Hastanesi, Antalya, Türkiye

Giriş

Koronavirüs hastalığı (COVID-19) pandemisinin, klinik tabanlı hasta bakımından evde bakıma geçişi hızlandırdığı ve bakım eşitsizliklerinin daha iyi tanınmasını sağladığı bir gerçektir. Makine öğrenimi ve yapay zeka ile güçlendirilen dijital sağlık hizmetleri, bir taraftan entegrasyon ve doğrulama konularında zorluklara neden olurken; diğer taraftan kalp yetersizliği hastaları gibi bakım ekiplerine ihtiyaç duyan hastalar için, erişimi desteklemek adına faydalar sunabilmektedir. Telemonitörizasyon, evde dekompanasyonu azaltma ve kalp yetersizliği klinik personelinin artan hasta yükünü yönetme kapasitesini artırma umuduyla tanıtılmıştır. Yirmi dokuz çalışmadan 10.981 hastanın yer aldığı son bir meta-analiz, bu tür telemonitörizasyon uygulamalarının, kalp yetersizliğini azaltma ve yaşam kalitesini artırma konusunda fayda sağlamak için yeterince kullanılabilir olduğunu göstermiştir.¹

Dijital sağlık, Dünya Sağlık Örgütü tarafından “e-sağlığın yanı sıra ‘büyük veri’, genomik ve yapay zekada ileri bilgi işlem bilimlerinin kullanımı gibi gelişmekte olan alanları kapsayan geniş bir şemsiye terim” olarak tanımlanır ve Dünya Sağlık Örgütü, e-Sağlığı “sağlık ve sağlıkla ilgili alanları desteklemek için bilgi ve iletişim teknolojisinin kullanımı” olarak tanımlar. Uzaktan hasta izleme, hasta sağlığı veya tıbbi verileri toplamak ve analiz etmek için kullanılan bir tele-sağlık faaliyetidir ve öncelikle tıbbi takiplerle ilgilidir. Bu izlemlerden elde edilen veriler ya doğrudan hasta ve/veya sağlık personeli tarafından toplanır ya da bağlı tıbbi cihazlara iletilebilir. Bu faaliyetler son 10 yılda en çok Avrupa ve Kuzey Amerika’da büyüme göstermiş ve bulaşıcı olmayan kronik hastalıkların tıbbi sonuçlarını ve bakım yönetimini gözle görülür şekilde iyileştirmiştir. Bugüne kadar kardiyovasküler hastalıklar, uzaktan izlem kullanımı için oldukça sık bir şekilde araştırma ve değerlendirme konusu olmuştur. Bu bulaşıcı olmayan hastalıklar içinde kalp yetersizliği, implante edilebilir bir kardiyoverter defibrilatör (ICD) ve atriyal fibrilasyon en çok dikkati çeken ve en çok olumlu sonuç getirenler olmuştur.²

COVID-19 pandemisi, hükümetin evde kalma emirleri, koruma yönergeleri ve sağlık hizmetlerinin yeniden düzen-

lenmesi ile yüz yüze randevuları anlamlı derecede azaltarak bu yaklaşımda hızlı ve dramatik bir değişiklik sağlamıştır. Hizmet sunumunun odak noktası hızla telekonsültasyona kaymış ve bunun mümkün olduğu yerlerde uzaktan hasta izleminde bir artış yaşanmıştır. Uzaktan hasta takibi, yapılandırılmış telefon desteği temel düzeyde bir uzaktan izleme sunmaktadır. Hastalar kalp yetersizliği ekibinin bir üyesi tarafından semptomları, ilaç tedavisi, yaşam tarzı önlemlerine uyumu araştırmak için aranır ve onlardan kilo, kan basıncı veya nabız hızı gibi ölçümleri sağlamaları istenir. Sağlık sonuçlarını iyileştirmek için, kalp yetersizliği hastalarının sıvı dengesini değerlendirmek adına vücut ağırlığının günlük olarak izlenmesi ve dekompanasyona işaret edebilecek semptomların ortaya çıkması durumunda erken klinik destek alınması gibi kendi kendine yönetimi üstlenmeleri önerilmektedir. Bu, kalp yetersizliği için kanıt dayalı klinik kılavuzlar tarafından tutarlı bir şekilde özetlenmiştir ve standart bakımda kalp yetersizliği klinikleri ve rehabilitasyon programları tarafından pratik olarak desteklenmektedir.³ Bu klinik çabalara rağmen, vücut ağırlığı kaydı, sıvı kısıtlamaları ve ilaç uyumu gibi faaliyetler için öz yönetim önerilerine hasta uyumu genellikle yetersizdir. Zaman kısıtlamaları, sınırlı bilgi ve yetersiz sürekli klinik destek, kalp yetersizliğinin kendi kendine yönetiminde bildirilen engellerden bazılarıdır. Öz yönetim önerilerine zayıf uyum, genellikle temel tedavide gecikmelere yol açmakta ve mortalite ve hastaneye yatış riskini artırmaktadır.³

Dijital sağlık, atriyal fibrilasyon yönetimini dönüştürmekte ve bireylerin semptomlarını tespit etmede ve hastalıklarını kendi kendilerine yönetmede daha merkezi bir rol üstlenmelerini sağlamaktadır. Dijital sağlık, sağlık hizmetleri ile gelişmekte olan dijital teknolojiler arasındaki yakınsamayı temsil eder ve sağlık hizmeti sağlayıcılarına, hastalara veya her ikisine yönelik araçları içerir. Günlük yaşamda kullanılan teknolojiler giderek daha fazla kardiyak dijital sağlık unsurları içermektedir. Birçok akıllı telefon uygulaması kalp atış hızı ve ritminin izlenmesine olanak sağlamaktadır. Örneğin, Apple Watch, bireylerin tek derivasyonlu elektrokardiyografi (EKG) kolay, doğru ve zamanında kaydetmesine olanak tanır.³ Mobil cihazların hassasiyeti arttıkça, atriyal fibrilasyon

nüksünün daha erken teşhis edilmesini ve şu anda teşhis edilmiş asemptomatik atriyal fibrilasyonlu hastalar arasında atriyal fibrilasyon için popülasyon taramasını da kolaylaştırmaktadır. Dijital teknoloji artık tıbbın ayrılmaz bir parçasıdır. Sağlıkla ilgili parametreleri tespit etme, tarama, tanı ve izleme araçları hasta bakımını iyileştirmiş ve bireylerin kendi sağlıklarını daha iyi yönetmelerine yol açan sorunları tanımlamalarına olanak tanımıştır. 2021 ESC akut ve kronik kalp yetersizliği tanı ve tedavi kılavuzu, özellikle düşük ejeksiyon fraksiyonlu ve uygun EKG kriterleri olan hastalarda kardiyak implante edilebilir cihaz kullanımı önermektedir. Ancak kılavuzlar, bu cihazların uzaktan izlenmesinin cihaz uyarılarının erken tespiti ve kalp yetersizliği alevlenmelerinin ve buna bağlı yatış bulgularının erken saptanması için faydalı olduğunu vurgulamaktadır.⁴ Lakin bu bulguların tespitinin kardiyovasküler ya da tüm nedenlere bağlı ölümler üzerine anlamlı etkisi konusunda net bir sonuç ortaya koyamamaktadır. Uzaktan izleme ile ilgili yapılan implante edilebilir cihaz denemelerinin meta-analizleri, genel olarak tüm nedenlere bağlı mortalite veya kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışlar üzerinde önemli bir etkisi olmadığı, ancak pulmoner arter basıncını uzaktan izlemenin kalp yetersizliğine bağlı yatış riskini azaltabileceği sonucuna varılmıştır.⁴ Bu, büyük ölçüde CHAMPION çalışması sonuçlarına dayanmaktadır.⁴

Yapay Zeka ve Makine Öğrenimi

Yapay zeka, karmaşık verileri analiz etme, yorumlama ve anlama konusunda insan benzeri biliş sergileyen algoritmalar ve yazılımların kullanımını ifade eder. Derin öğrenme ve sinir ağları da dahil olmak üzere makine öğrenimi, makinelerin verilerden bilgi çıkardığı yapay zekanın bir alt kümesidir. Algoritmaların bilgi işleme için eğitilmesi gerekir. Bu yöntemler, sürekli artan uzun vadeli veri hacmi ve çeşitliliğinin kullanılabilirliğini artırma potansiyeline sahip olabilir. Ayrıca sağlık profesyonellerinin bulguları daha doğru bir şekilde yorumlamalarına yardımcı olarak daha iyi karar verme süreçlerini ve sonuçları destekleyebilir ve bakım deneyimlerini artırabilir; ancak doğrulama ihtiyacının altını çizmek önemlidir. Yapay zeka algoritmaları, özellikle atriyal fibrilasyon izlemesi sırasında yanlış pozitif uyarıları azaltmaya yönelik olarak, risk altındaki hastaları belirlemek için tetikleyicileri ve hasta özelliklerini bulmaya, kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışı daha iyi tahmin etmeye yönelik olarak geliştirilmektedir.^{5,6} Bu bireyler, uzun vadede kardiyovasküler implante edilebilir elektronik cihazların uzaktan izlenmesinden, atriyal fibrilasyon ve kardiyovasküler olayların erken tespiti için giyilebilir veya diğer cihazların kullanılmasından ve kalp yetersizliğinin ilerlemesini veya stabilitesini uzaktan izlemeden fayda sağlayabilirler. Dijital teknolojiler, özellikle kronik ve risk faktörü ile ilişkili hastalıklar için, bireylerin kendi sağlıklarında etkin bir rol almalarına olanak tanımaktadır. Giyilebilir ve uzaktan takip sağlayan cihazların hasta açısından avantajları arasında; basit ve kolay olması, evde kullanımı, bazı hastalar için

mahremiyet açısından daha uygun olması, rutin kontrol için ulaşma ihtiyacı duymaması, hastane içi kontaminasyon ve bulaş riskini azaltması, takip için kullanımında erken teşhis sağlayabilmesi ve hasta uyumunun takip süresi içinde daha sıkı ve uzun süreli olması sayılabilir. Sağlık hizmeti veren personel için bu cihazların avantajları mevcuttur. Bunlar; hastane ve ofis takiplerini azaltma, risk altındaki hastaların taranması, kalp yetersizliği varlığında akut alevlenme ve kötüleşmelerin erken tanınması, hasta bazlı kişiye özel daha hızlı tanı ve tedavi yaklaşımları sunması, tedaviye uyumun daha iyi olmasıdır.⁴

Yapay zekanın girişimsel kardiyolojiye entegrasyonu, prosedürel iş akışlarını sadeleştirmekle kalmaz, aynı zamanda klinik karar verme süreçlerini geliştirmeye de katkıda bulunur. Sağlık profesyonelleri, yapay zeka algoritmalarının yeteneklerini kullanarak çeşitli tanı modalitelerinden değerli bilgiler çıkarabilir. Bu yetenek, klinisyenlere girişimsel kardiyoloji prosedürleri sırasında daha doğru prognostik ve tanısal değerlendirmeler yapma imkanı tanır. Özetle, yapay zeka, girişimsel kardiyoloji alanında veri yorumlama, prosedürel otomasyon ve tanısal hassasiyet konularında kapsamlı bir destek sunarak güçlü bir etki yaratmaktadır. Bu ilerlemeler, kardiyovasküler bakım alanında daha iyi hasta sonuçları ve girişimsel kardiyoloji alanını teknolojik sofistike bir döneme taşıma potansiyelini vurgular.⁷

Kalp yetersizliği hastaları genellikle büyük miktarda veri üreten çok sayıda tanısal test, prosedür ve tedaviden geçmektedir. Bu veriler, son yıllarda algoritmaları eğitmek, yapay zeka/makine öğrenimi uygulamalarını geliştirmek için, kalp yetersizliği olguları adına risk faktörlerinin belirlenmesinden hastalık sınıflandırmasına, erken tanıya, dekompanseasyonun erken tespitine, risk sınıflandırmasına, yönetimine ve sağlık hizmetlerinin organizasyonuna kadar farklı amaçlar için kullanılabilir.⁸

Kardiyoloji, hastanın hayatta kalması için kesinlik, doğruluk ve hızlı tepki sürelerinin kritik olduğu bir alanı temsil etmektedir. Sadece bir hayat kurtarıcı olmanın ötesinde, hekimin sorumluluğu hastasını uygun bir şekilde anlamak ve genel sağlığı için rehberlik etmektir. Tüm bunlar, kardiyoloğun becerikli, çevik ve daha geniş topluluğa karşı empatik olmasına yardımcı olan yapay zeka ile sağlanabilen kapsamlı bir çözümlerle mümkündür. Yapay zeka uygulamaları, kardiyovasküler tıpta görüntüleme yöntemleri ve biyobelirteçler dahil tanı prosedürleri için makine öğrenimi teknikleri ile kişiselleştirilmiş terapiler ve geliştirilmiş sonuçlar için öngörü analitiği içermektedir. Kardiyovasküler tıpta, yapay zeka tabanlı sistemler, kardiyovasküler hastalıklar için risk tahmininde, kardiyovasküler görüntüleme alanında, revaskülarizasyon prosedürleri sonrası sonuçları tahmin etmede ve yeni ilaç hedeflerinde, yenilikçi uygulamalar sunmaktadır. Yapay zeka, özellikle girişimsel kardiyolojide karşılanamayan gereksinimlere kısmen çözümler sunabilmektedir. Ekonomik olarak önemli son noktaların tahmin edilmesi, stent boyutları, anjiyografi sırasında enjekte edilen kontrast ajanının hacmi, stent yerleşimi gibi faktörleri içeren geniş bir yelp-

zedeki belirteçlerle ilgili tahmin modelleri, makine öğrenimi ve yapay zeka sayesinde mümkün olmaktadır. Günümüzde, makine öğrenimi teknikleri, akut koroner sendrom sonrasında yüksek morbidite ve mortalite riski taşıyan hastaların tanımlanmasında potansiyel olarak yardımcı olabilir. Makine öğrenimi aracılığıyla akut koroner sendromu olan hastalarda birçok potansiyel fayda gösterilmiştir. Tanıdan tedavi etkilerine, akut koroner sendromu olan hastalarda olumsuz olaylar ve mortaliteyi tahmin etmeye kadar, makine öğrenimi klinik tıpta ve girişimsel kardiyolojide akut koroner sendromu olan hastaların tedavisi ve yönetiminde önemli bir yer bulmalıdır.⁴

Kardiyak görüntüleme, makine öğrenimi ve derin öğrenme yöntemlerinin geniş ölçüde kullanıldığı ve umut verici sonuçların gösterildiği bir alan olarak öne çıkmaktadır. CONFIRM kayıt çalışmasında, klinik değişkenleri içeren bir makine öğrenimi algoritması kullanılarak, koroner bilgisayarlı tomografi (BT) anjiyografisi aracılığıyla elde edilen koroner arter kalsiyum skoru ile yapılan 13.054 katılımcının analizi, obstrüktif koroner arter hastalığı ön test olasılığını doğru bir şekilde tahmin edebilmektedir.⁵ Makine öğrenimi teknolojinin, anlamlı koroner arter hastalığını yeniden oluşturulan koroner BT anjiyografi görüntülerinde, klinisyenin görsel değerlendirmesinden daha iyi bir şekilde saptama yeteneğine sahip olduğu bu analizler ile gösterilmiştir.⁴

Elektrokardiyografi Değerlendirmesinde Yapay Zeka

Sadece EKG verilerine dayalı yapay zeka algoritmaları, risk tahmini için kullanılabilir. EKG verilerinin klinik değişkenlerle entegrasyonu, aritmi, miyokart enfarktüsü, inme ve ani kardiyak ölüm gibi gelecekteki kardiyovasküler olayların riskini tahmin etmede daha etkili olabilir. EKG özelliklerinin klinik değişkenlerle (yaş, cinsiyet, eşlik eden hastalıklar, önceki kardiyovasküler olaylar ve ilaçlar gibi) entegrasyonu, kişiselleştirilmiş risk tahminlerini mümkün kılar ve doğruluğu artırmak için esastır. Yakın zamandaki çalışmalar, yapay zeka kullanılarak 12 derivasyonlu EKG ile atriyal fibrilasyonu öngörme potansiyelini vurgulamaktadır.⁵ EKG-yapay zeka adlı bir derin öğrenme modeli 12 derivasyonlu EKG verilerini kullanarak atriyal fibrilasyona yönelik olay zamanını tahmin edebilmektedir.⁴ EKG-yapay zeka, birincil değerlendirme kohortu ile 40.000'den fazla bireyden yaklaşık 100.000 EKG ile eğitilmiştir. EKG-yapay zeka ve CHARGE-AF'yi birleştiren CH-AI modeli, CHARGE-AF'ye kıyasla üç bağımsız test setinde, klinik özellikleri önemli ölçüde değişen 80.000'den fazla bireyi içeren bir popülasyonda, birden fazla prognostik model ölçüsünde gelişmiş performans gösterebilmektedir. 1984-2019 yılları arasında toplanan 430.000 hastadan alınan 1,6 milyon istirahat 12 derivasyonlu dijital EKG kullanılmıştır. Yapay zeka, atriyal fibrilasyon öyküsü olmayan hastalarda yeni başlayan atriyal fibrilasyonu (bir yıl içinde) tahmin etmek üzere eğitilmiştir. Bu model, bir yıl içinde yeni başlayan atriyal fibrilasyonu %69 hassasiyet ve %81 özgüllük ile tahmin edebilmektedir.⁴

EKG tanılarının makine öğrenimi ile sınıflandırması üzerine yapılan çalışmaların çoğu, EKG görüntüleri yerine ham sinyal verilerinin işlenmesine dayanmaktadır. Bu durum, EKG'lerin kağıda basılı olduğu veya yalnızca dijital görüntülerle erişilebildiği birçok klinik uygulama alanında, özellikle de büyük illerden uzak, sinyal odaklı EKG çekilemeyen merkezlerde önemli bir zorluk teşkil etmektedir. Son zamanlarda yayımlanan bir çalışma, görüntü tabanlı derin öğrenme algoritmalarının 12 derivasyonlu EKG teşhisi üzerindeki doğruluğunu değerlendirmeyi amaçlamaktadır. Bu çalışma aynı zamanda, 10 aritmik patoloji için 12 derivasyonlu EKG'lerin ham görüntülerini sınıflandırabilen bir evrimsel sinir ağını (CNN) eğiten ilk çalışmadır. Gradyan Ağırlıklı Sınıf Aktivasyon Haritalaması (Grad-CAM) kullanımı uygulanmıştır. Bu aynı zamanda, atanan etiketlerin klinik olarak ilgili bilgileri tanımlayıp tanımlamadığının veya sahte veri özelliklerinden sezgisel olarak oluşturulup oluşturulmadığının değerlendirilmesine de olanak sağlamaktadır. Bu araştırma, bilgisayarla görme yapay zeka modellerinin EKG'deki patolojileri iyi bir doğrulukla teşhis edebileceğini göstermektedir. Genel olarak, CNN'ler kullanılarak EKG görüntüleri üzerinde yapılan sınıflandırma performansı, aynı veri kümesinden ham EKG sinyali algılama test verilerini kullanan en iyi modellerle karşılaştırılabilir.⁴

Derin öğrenme yöntemleri, sinyal verilerini kullanarak EKG tanılarını sınıflandırmada mükemmel tanı performansı göstermiş, hatta bazı çalışmalarda bireysel kardiyolog performansını aşabilmiştir. Örneğin, ham EKG verilerinin kullanıldığı bir çalışmada, tek derivasyonlu EKG'lerde atriyal fibrilasyon/flutter, atriyoventriküler blok, kavşak ritmi ve supra/ventriküler taşikardi dahil olmak üzere 12 farklı aritmi sınıflandırmada bireysel kardiyologların ortalamasına benzer veya daha iyi performans gösteren bir derin sinir ağı (DNN) oluşturulmuştur.⁸

Aritmi tespiti, yapay zekanın değerini daha iyi gösterdiği alanlardan biridir ve etkileyici doğrulukları ile kontrol edilen test veri setlerinde %99'un üzerinde çoklu sınıf aritmi tespiti sağlamaktadır.^{9,10} Attia ve ark.¹¹ normal sinüs ritmi sırasında alınan bir yapay zeka destekli EKG'nin, atriyal fibrilasyonlu bireyleri tanımayan olarak sağladığı, eğri altında kalan alanın (AUC) 0,9 olduğu ve genel doğruluğunun da %83 olduğunu göstermiştir. Kwon ve ark.¹² aritmi sınıflandırması için 12 derivasyonlu bir EKG kullanarak ortalama bir AUROC değerini 0,98 olarak açıklamışlardır. Yapay zeka, aritmi tespiti ve sınıflandırmasında klinisyenlerden daha başarılı gibi gözükmektedir. Hannun ve ark.¹⁰ bir yapay zeka algoritmasının ortalama AUROC değerini 0,97 olarak rapor etmiştir. Ortalama F1 skoru 0,84 olup, ortalama kardiyologun skoru olan 0,78'i geçebilmeyi başarmıştır. Yapay zeka algoritmasının hassasiyeti, tüm ritim sınıfları içinde ortalama bir kardiyologun hassasiyetini aşabilmektedir. Aslında bu verilerle, yapay zeka tabanlı modellerle aritmi tespiti doğruluğunun ortalama bir klinisyenin üzerinde olduğunu varsayabilmek mümkündür. Ventriküler aritmi tespiti yapay zeka ile %99,2-98,8'lik

bir doğruluk oranında, iyi bir hassasiyet ve özgüllükte elde edilmiştir ki bu, standart sınıflandırıcının sonuçlarına göre karşılaştırıldığında daha iyi olarak saptanmıştır.¹³ Ayrıca, EKG'nin yapay zeka analizi, idiyopatik ventriküler aritmilerin lokalizasyonunu kolaylaştırabilmekte ve ablasyon stratejisini optimize edebilmektedir.¹⁴

Yapay zeka destekli bir akıllı saat ile iki derivasyonlu EKG, kalp yetmezliği olan hastaları, duyarlılık, özgüllük, pozitif prediktif değeri ve negatif prediktif değeri sırasıyla 0,90, 0,86, 0,26 ve 0,99 olacak şekilde tespit edebilmektedir.¹⁵ Bu sonuçlar, sol ventrikül sistolik disfonksiyonunun sadece 12 derivasyonlu bir EKG ile değil, aynı zamanda bir yapay zeka algoritmasını kullanarak yapılan tek derivasyonlu bir EKG ile de taranabileceğini ve böylece geri dönüşü olmayan hastalık ilerlemesini ve mortaliteyi önleyebileceğini öne sürmektedir.¹⁶

Bir EKG-yapay zeka modelinin kalp yetersizliğini öngörebildiği gösterilmiştir.¹³ "Atherosclerosis Risk in Communities (ARIC)" verilerini kullanarak, yalnızca EKG'yi kullanan yapay zeka, AUC 0,76 olan bir performans elde edebilmiştir; bu, Framingham Heart Study Kalp Yetmezliği risk hesaplayıcısıyla benzerdir (0,78). En yüksek AUC (0,82), klinik değişkenleri entegre eden bir EKG-yapay zeka modeli çıktısı kullanıldığında elde edilebilmektedir. Yapay zeka, tedavi rehberliğinde, hasta seçiminde, terapileri optimize etmede, semptom ve tedavi sürelerini iyileştirmede ve maliyet etkinliğinde yardımcı olabilir. Ventriküler aritmilerin ve ani kardiyak ölümün uzun vadeli tahmininde yapay zeka tekniklerinin kullanılabilirliğine dair yayımlanmış yeni veriler bulunmaktadır. Popescu ve ark.¹⁷ tarafından yapılan bir çalışmada, iskemik kalp hastalığı olan 156 hastada (41 olay) kardiyak manyetik rezonans görüntüleri ve klinik varyantları kullanarak 10 yıllık ani kardiyak ölümü tahmin etmek için bir derin öğrenme modeli geliştirmişlerdir. Bu model, 113 hastada (22 olay) çalışma grubu dışı hastada doğrulanmıştır ve sırasıyla 0,87 ve 0,72 olan bir AUC elde etmiştir.

Smole ve ark.¹⁸ 2.302 hipertrofik kardiyomiyopati hastasında (demografik bilgiler, fiziksel muayene, genetik, görüntüleme, ilaçlar gibi) çoklu değişkenleri kullanarak ani kardiyak ölümün beş yıllık riskini tahmin etmek için bir makine öğrenimi modeli eğitmişlerdir. Bu model, ani kardiyak ölüm için 0,70 AUC elde etmiştir ve hipertrofik kardiyomiyopati hastaları için önceden kullanılan konvansiyonel ani kardiyak ölüm risk hesaplayıcısını (0,63 AUC) geçmeyi başarmıştır.⁷ Bir diğer çalışmada, yüksek ventriküler taşikardi ve VF riski taşıyan hipertrofik kardiyomiyopati hastalarını belirleme konusunda makine öğrenimi modelleri geliştirilmiştir.¹³

BrS, LQTS, DKMP ve Fallot tetralojisi gibi durumlar üzerinde yapılan nispeten küçük çaplı çalışmalarda, makine öğrenimi modellerinin ventriküler aritmi ve ani kardiyak ölümü tahmin etmede geleneksel istatistiksel yöntemlere kıyasla daha kullanışlı olabileceği ve hatta bunları aşabileceği gösterilmiştir.⁷

Shakibfar ve ark.¹⁹ 19.935 ICD hastasından dokuz ICD değişkenini kullanarak 24 saat içinde gelişebilecek elektrik-

sel fırtına (EF) sayısını tahmin edebilen bir derin öğrenme geliştirmişlerdir. Bu makine öğrenimi model 0,80 AUC elde etmiştir ve en önemli değişkenler ventriküler uyarı yüzdesi ve gündüz aktivitesi olarak saptanmıştır.¹⁵

Ekokardiyografi Değerlendirmesinde Yapay Zeka

Bir çalışmada, genel kardiyoloji popülasyonundan elde edilen bir CNN, kardiyomiyopati (yapısal ya da konjenital kardiyomiyopati) için özel bir veri kümesi ile eğitilen bir CNN'nin ekokardiyogram görüntü sınıflandırması doğruluğu doğrudan karşılaştırılmıştır. Kardiyomiyopati hastalarının belirgin bir grup içinde, özel bir veri kümesi ile eğitilen bir CNN'nin ekokardiyografik görüntüleri tanıma konusundaki üstünlüğünü göstermeyi amaçlamıştır. Toplamda, kardiyomiyopati hastaları için 9.793 transtorasik ekokardiyografi döngüsü dahil edilmiştir. CNN'nin görüntü sınıflandırması konusundaki doğruluğu, kardiyomiyopati hastalarda frame bazda %48,3 olarak saptanmıştır. En yüksek doğruluk, parasternal uzun eksen (doğruluk oranı %76,5) ve subkostal dört odacıklı görünümünün (doğruluk oranı %87,7) tanımlanmasında elde edilmiştir. CNN, kardiyomiyopatiyi tasvir eden 139.910 kare üzerinde bağımsız olarak eğitilerek ve ardından 35.614 karelik bir veri kümesinde test edilmiştir. Tüm görüntülerde genel doğruluk %76,1 olarak saptanmıştır. Genel bir veri kümesiyle eğitilen CNN gibi, kardiyomiyopati için özel bir veri kümesi ile eğitilen CNN de parasternal uzun eksen ve subkostal görüntüleri yüksek doğrulukla ayırt ettiği izlenmiştir. Ancak, parasternal kısa eksen ve apikal görüntülerin sınıflandırmasında genel bir veri kümesi ile eğitilen CNN'ye göre daha yüksek bir doğruluğa sahip olduğu belirlenmiştir. Bu çalışma ekokardiyografik görüntüleri yapay zeka ile belirlenen kriterlere göre değerlendiren, yapısal ve konjenital kalp hastalıkları tanısı üzerine normal popülasyondan alınan görüntüler ile mukayese eden literatürdeki ilk çalışmadır.²⁰

Koroner Bilgisayarlı Tomografi Anjiyografi Değerlendirmesinde Yapay Zeka

Yapay zeka koroner BT anjiyografi için olası iyileştirmeleri, veri edinimi, görüntü son işleme ve yorumlama, destek sistemleri yoluyla sonuca ulaşma ve risk sınıflandırmasını içermektedir. Bu sayede, koroner BT anjiyografideki yapay zeka, tanı ve tedavi planlama doğruluğunu ve verimliliğini artırarak hastaların yönetimini iyileştirme potansiyeline sahiptir. Yapay zeka, koroner BT anjiyografi taramalarındaki anormallikleri otomatik olarak tanımlamak ve karakterize etmek için kullanılabilir; bu anormallikler arasında kalsifiye veya kalsifiye olmayan plaklar, darlıklar ve diğer plak özellikleri bulunmaktadır. Yapay zeka, ayrıca BT görüntülerinde bulunan anormalliklerin özelliklerine dayanarak gelecekteki kardiyovasküler olayların olasılığını tahmin etmek için de kullanılabilir.⁷

2022'de, CREDENCE (Miyokart İskemisinin Aterosklerotik Belirleyicilerinin Bilgisayarlı Tomografik Değerlendirmesi) çalışmasının bir subgrup analizinde, yapay zeka destekli koroner segmentasyon, lümen ve damar duvarı belirlemede, plak nicelendirme ve karakterizasyonunda ve darlık tespitinde gerçekleştirilen, ≥ 50 ve ≥ 70 darlık varlığını sırasıyla belirleme amacıyla Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi onaylı bir bulut tabanlı yazılımı retrospektif olarak analiz edilmiştir.¹⁵ Yazarlar, yüksek dereceli darlığın hızlı ve doğru bir şekilde tanımlanması ve dışlanması konusunda, yorumlanmış kantitatif koroner anjiyografiye (hasta başına hassasiyet, özgüllük, pozitif prediktif değer, negatif prediktif değer ve doğruluk için sırasıyla %94, %68, %81, %90 ve %84, ≥ 50 darlık için %94, %82, %69, %97 ve %86, ≥ 70 darlık tespiti için) yakın bir uyumu göstermişlerdir. Koroner BT anjiyografi, sadece plak yükünün değerlendirilmesi için değil, aynı zamanda plak özelliklerinin belirlenmesi ve yüksek riskli plakların tanımlanması için de kullanılabilir, bu da daha fazla tedaviye yardımcı olabilmektedir. Görsel ve histogram tabanlı plak analizi ile önerilen radyomiks tabanlı bir makine öğrenimi yaklaşımının karşılaştırılmasında, koroner BT anjiyografideki gelişmiş aterosklerotik lezyonların tanımlanması için daha yüksek bir ayırıcı güç gösterebilmiştir.¹³

Epikardiyal yağ dokusu (EYD), kardiyovasküler sağlık ve hastalığın önemli bir düzenleyicisi olarak kabul edilmektedir. EYD, metabolik olarak aktif bir viseral yağ dokusu deposudur ve visseral obezitenin bir biyobelirtecidir.^{17,21} EYD volümünün tamamen otomatik olarak ölçülmesi, koroner BT anjiyografinin rutin yorumuna dahil edilerek, hastaların risk sınıflandırmasını önemli ölçüde geliştirmeyi vadetmektedir. Bu, gelecekteki atriyal fibrilasyonu (kardiyak cerrahi sonrası), genel nüfusta paroksizmal veya kalıcı), MACE'yi ve en önemlisi, SCOTHEART ve ORFAN gibi büyük sonuç kohortlarında kardiyovasküler olmayan ölümü tahmin etme gibi birçok önemli klinik sonuç üzerinde etkili olabileceği varsayılmaktadır.

Literatürde, SCOT-HEART kayıt çalışması baz alınarak geliştirilen yeni bir derin öğrenme sistemi koroner BT anjiyografi temelli değerlendirme ile klinisyen tarafından yapılan değerlendirmeyi birçok parametre açısından mukayese etmektedir. Hasta başına derin öğrenme plak analiz süresi, grafik işlemci kullanılarak derin öğrenme ile hesaplama yapıldığında 5,65 saniye (SD 1,87) ve merkezi işlem birimi kullanıldığında 3,82 dakika (0,77) idi. Uzmanlar tarafından yapılan ortalama analiz süresi hasta başına 25,66 dakika (6,79) idi. Genel test setinde, toplam plak (ICC 0,964, %95 güven aralığı 0,960-0,967), kalsifiye plak (0,945, 0,939-0,950) ve kalsifiye olmayan plak (0,938, 0,932-0,944; $P < 0,0001$) hacmi için derin öğrenme ile uzman okuyucular arasında mükemmel bir uyum izlendi. Derin öğrenme ile uzman ölçümleri arasında genel test setinde toplam plak hacminin güçlü bir korelasyonu saptandı ($r=0,922$, $P < 0,0001$). Koroner BT anjiyografi tabanlı derin öğrenme ile invaziv koroner anjiyografiyi karşılaştırırken, 150 damarın 120'sinde (%80) CAD-RADS kategorik

uyum ve 146'sında (%97) bir kategoride eşleşme sağlandı. Derin öğrenme, hastada %70 veya daha fazla darlık tespiti için %90,0 duyarlılığa (%95 güven aralığı 68,3-98,8) ve %93,6 negatif prediktif değerine (79,5-98,2) sahip olarak bulundu. Bu çalışma, SCOT-HEART kohortundaki derin öğrenme tarafından nicelenen koroner dallardaki toplam plak hacminin miyokart enfarktüsü için güçlü ve bağımsız bir prognostik değeri olduğunu göstermiştir.²²

Kardiyoloji Alanında Dijital Sağlık Uygulamaları

Kardiyovasküler risk faktörlerinin belirlenmesi ve bu faktörlerin medikal ve/veya yaşam tarzı değişiklikleri ile kontrolü preventif kardiyolojinin temelini oluşturmaktadır. Dijital sağlığın hızla klinik pratiğimize girmesi, akıllı saat ve telefonlar ile birlikte elde edilen verilerin derin öğrenme sistemleri ile analizi kardiyovasküler risk faktörlerinin erken tanı ve takibinde oldukça önemli bir yere sahiptir. Bu konuda yapılan çalışmalardan biri olan;

Elektronik Framingham Heart Study (eFHS)'nin temel amacı, FHS'ye yeni mobil ve dijital ölçümler ekleyerek bu çalışmanın devamı olarak, derin kardiyovasküler hastalık risk faktörü fenotipleme ve zaman içinde orta yaşlı katılımcı kohortlarındaki çoklu ölçüleri kullanma yeteneğini geliştirerek dijital belirteçleri, risk faktörleri ve sonuçlarla ilişkilendirmektir. Bu çalışmada, bir akıllı saat ve bu saatle uyumlu bir telefon uygulamasının geliştirilerek, hastaların bu algoritma üzerinden değerlendirilmesi planlanmıştır. Mobile App Rating Scale (MARS), mobil uygulamaların işlevselliği ve genel kalitesini değerlendirmek amacıyla tasarlanmış geçerli bir araçtır ve kullanıcı katılımı, işlevsellik, estetik, bilgi ve genel-özel kalite dahil olmak üzere birkaç alanda mobil uygulamaların işlevselliğini değerlendirmek üzere tasarlanmıştır. Bir akıllı telefon uygulaması, akıllı saat ve dijital tansiyon ölçer içeren bir mobil sağlık cihazları sisteminin, FHS katılımcılarından kurulu bir kohort içindeki dağıtımını ve kullanılabilirlik değerlendirmesini açıklamaktadır. Sonuçlara bakacak olursak dört ana bulgu dikkati çekmektedir;

1. Katılımcılar tarafından uygulamanın işlevselliği, estetiği ve genel değerlendirmesi yüksek puan almıştır.
2. Katılımcılar, sistemin kullanımının sağlık davranışlarının olumlu yönde etkileyeceğini onaylamaktadır.
3. Çalışma katılımcılarının %50'sinden fazlası tansiyonlarını biriyle paylaşmakta ve üçte birinden fazlası da fiziksel aktivite verilerini paylaşmaktadır. Katılımcılar, tansiyonlarıyla ilgili olarak fiziksel aktivitelerine kıyasla sağlık hizmeti sağlayıcılarıyla görüşmelere daha fazla katılmaya eğilimliydi.
4. Anket yanıtına bağlılık başlangıçta yüksek olsa da üç ay içinde orta düzeyde bir azalma izlenmiştir.⁷

Sonuç olarak, bir sağlık uygulaması, dijital tansiyon ölçer ve akıllı saat aktivite takipçisi içeren bir mobil tabanlı sistem,

kardiyovasküler sağlığı izlemek ve cihaz tabanlı sonuçları toplamak için bir yöntem olarak sağlıklı bir yetişkin kohortunda başarılı bir şekilde uygulanabilir. Bu izlem sonuçları ile kardiyovasküler risk faktörleri daha hızlı ve erken tanı alabilir ve ilerleyen dönemde bu erken tanı kardiyovasküler mortalite üzerine olumlu sonuçlar doğurabilir.

Teletıp, herhangi bir telekomünikasyon teknolojisi aracılığıyla sağlık hizmetlerinin sağlanması anlamına gelmektedir. Geleneksel olarak teletıp, hastalara ev tabanlı özel izleme ekipmanı sağlanmasını gerektirmekteydi. Ancak akıllı telefonlar, cep telefonları ve giyilebilir teknoloji, telefon görüşmeleri gibi modaliteler veri kaydı ve aktivite izleme yoluyla sağlığı izlenmesi için muazzam bir potansiyel sunmaktadır. Bu teknoloji, sağlık hedeflerine ulaşılmasını desteklemek için dijital, mobil ve kablosuz teknolojilerin kullanılması olarak tanımlanan dijital sağlığın merkezinde yer almaktadır.²⁷

Dijital sağlığın potansiyeli, sosyal izolasyonun dijital tıbbın hızla yaygınlaştırılması ihtiyacını artırdığı COVID-19 salgını sırasında daha da önemli hale gelmiştir.⁷ Dünya çapında 6,5 milyardan fazla insan akıllı telefona sahiptir ve kalp rahatsızlığı olan hastalara dijital olarak sağlık hizmeti sunma fırsatları katlanarak artmaktadır.⁷

Birçok çalışma, kardiyovasküler sonuçlardaki eşitsizlikleri azaltmak ve kalp yetersizliği ve koroner arter hastalığı olan hastaların bakımını iyileştirmek için dijital sağlığı kullanmanın çeşitli avantajlarının altını çizmiştir.⁷ Bu yeni sağlık hizmeti sunum modellerinin birçoğu uygun maliyetli, erişilebilir, hasta merkezli ve hasta davranış değişikliğine odaklanabilmektedir.

Giyilebilir Cihazlar

Giyilebilir teknoloji, sağlık izleme, spor ve fitness, performans takibi, eğitim ve eğlence dahil olmak üzere yaşam standartlarımızın birçok yönünü büyük ölçüde değiştiren umut verici ve devrim niteliğinde olan bir teknolojidir. Giyilebilir cihazlar, aksesuarlar, e-tekstiller ve e-yamalar gibi çeşitli fiziksel formlarda üretilebilir. Giyilebilir cihazlar, cihazın uygun şekilde yanıt verebilmesi için amaçlanan sinyali algılamak için algılama yeteneklerine sahip olmalıdır. Sensörler genellikle dört ana kategoriye ayrılabilir: mekanik, elektriksel, optik ve kimyasal.⁷

Giyilebilir mekanik sensörler genellikle gömülü 3D ivme ölçerler, jiroskoplar ve manyetometreleri içeren inertiyal ölçüm ünitelerinde (IMU) kinematik verileri toplamak için kullanılır, taşınabilirlikleri ve düşük güç tüketimi nedeniyle adımların sayısını tahmin etmek, hareket türünü hesaplamak, enerji harcamasını ve enerji yoğunluğunu hesaplamak, ayrıca uyku desenlerini tahmin etmek için de kullanılabilirler.²³

Elektriksel sensörler: Kardiyovasküler hastalıklar dünya genelinde ölümlerin başlıca nedenidir ve EKG, bu teşhislerde başlıca tanı modalitesidir ve ölümcül kardiyak ritimleri, miyokart enfarktüsünü ve kardiyomyopati gibi durumları tespit et-

mek için kullanılır. Bu nedenle, EKG, kalp atışlarının elektriksel aktivitesini ölçmek için modern sağlık sistemlerinde kullanılan en yaygın, en geniş vital bulguları izleme yöntemidir, ayrıca benzer mekanizma ile çalışan elektromiyografi, nöromusküler aktiviteyi ölçmek için en yaygın kullanılan sensördür.²⁴

Optik sensörler: Renkölçer duyarlılık elemanları, fiziksel veya kimyasal çevre ile sensör arasındaki etkileşime bağlı olarak rengini değiştiren giyilebilir optik sensörler olarak umut verici görünmektedir. Bu etkileşim optik sinyallere neden olur ve bu sinyaller okunabilir ve yorumlanabilir. Renkölçer sensörler, ter veya tükürük gibi diğer biyosıvıdaki belirli analitlerin sürekli izlenmesine olanak tanır. Ayrıca, renkölçer sensörler, yara iyileşmesini izlemek için tıbbi bandajlarda bile kullanılabilir.²⁵ Fotopletismografi (PPG) sensörleri, kan dolaşımının hacimsel değişimlerini ölçmek için kullanılan optik algılayıcılardır ve genellikle bir ışık kaynağı ve bir dedektör içerir; bu ışık kaynağı olarak sıkıca kırmızı ve kızılötesi ışık yayan diyotlar kullanılır. PPG sensörü, dokudan yansıma veya geçiş yoluyla ışık yoğunluğundaki değişiklikleri izleyerek kalp atış hızı izleme amaçları için kullanılır. PPG sensörleri, belirli anatomik pozisyonlarda yerleştirilmiş en az üç elektrot gerektiren EKG sensörlerinin sınırlamaları nedeniyle son zamanlarda daha popüler hale gelmiştir; EKG elektrotları hastanın cildini tahriş edebilir ve EKG araçları evde günlük kullanım için uygun değildir.²⁶

Kimyasal sensörler; elektrolitleri, metabolitleri, toksik gazları ve ağır metalleri insan vücudundaki çeşitli biyosıvılarda, örneğin tükürük, ter ve gözyaşı gibi izlemek için geniş bir yelpazede kullanılabilir. Tükürük, insanlarda kimyasalları izleme açısından kanla karşılaştırıldığında kolay, çekici, invaziv olmayan ve biyobelirteç açısından zengin bir biyosıvıyı temsil eder. Ter temelli giyilebilir sensörler, fizyolojik olarak ilgili bilgiler için keşfedilmemiş bir kaynak olan terin, invaziv olmayan, uygun yerinde izleme konusunda büyük vaatler sunmaktadır. Gözyaşları, yüzey epitel hücrelerini içeren ve göz yüzeyinin ön bileşenini oluşturan kompleks bir hücre dışı sıvıdır. Gözyaşı sıvısı, glukoz, laktat, alkol, göz içi basıncı, vitaminler ve diğer istenen hedef moleküllerin sürekli izlemesi için umut vadeden invaziv olmayan bir vücut sıvısı olarak önem kazanmıştır. Giyilebilir teknolojinin ikinci incelenen yönü, enerji kaynaklarıdır; iletişim ağlarının, veri toplama, depolama ve madenciliğinin sürekli ve hızlı gelişimi ile birlikte, çok fonksiyonlu, taşınabilir, etkili ve sürdürülebilir giyilebilir cihazlar ihtiyacını karşılamaktadır. Gelecekte giyilebilir teknolojinin rekabet edilemeyeceği açıktır. Bu alandaki son makaleler, vücut ısısı toplama için termoelektrik jeneratörler, piezoelektrik, elektromanyetik ve piezo-elektromanyetik hibrit jeneratörler gibi enerji toplama süreçlerini giyilebilir cihazlara tanıtmak için önemli bir çaba harcamaktadır. Şu anda, giyilebilir cihazların işlevselliğini artırmak için biyoyoumlu, toksik olmayan, biyolojik olarak parçalanabilir, kendini iyileştirme yeteneğine sahip, esnek, optik şeffaflık ve yıkanabilirlik gibi akıllı malzemelerin özelliklerinden faydalanma kapasitesi aralayan malzeme bilimi ve mühendislik alanında önemli gelişmeler yaşanmaktadır.²⁷

Zoll HFMS, torasik sıvı verilerini kaydetme, depolama ve iletim yeteneğine sahip yeni bir cihaz olup, aynı zamanda kalp hızı, solunum hızı ve aktivitesi, duruş ve kalp ritmi verilerini de kaydedebilmektedir. Benefits of μ Cor in Ambulatory Decompensated Heart Failure veya kısaca BMADHF, Zoll HFMS'nin tekrarlayan kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışı azaltma yeteneğini araştıran uluslararası, çok merkezli, prospektif bir klinik kontrol çalışmasıdır. BMADHF'de, torasik sıvı indeksi üç ardışık gün boyunca belirlenen bir eşik değerinin üzerinde kaldığında, cihaz tarafından hasta veri raporları otomatik olarak gönderilir ve klinik ekiplerin harekete geçmesi sağlanır. Bu çalışmada, Zoll HFMS'nin kontrol grubuyla karşılaştırıldığında 90 günde tekrarlayan kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışı azalttığı tespit edilmiştir (HR 0,62; P = 0,03), bu da %7'lik bir mutlak risk azalmasına karşılık gelmektedir ve tedavi edilmesi gereken hasta sayısı (NNT) olarak 14,3 gibi oldukça düşük bir değer ile karşımıza gelmektedir.²⁸

Uzaktan dielektrik sensörlene (ReDS, Sensible Medical), düşük güç tüketen elektromanyetik bir radar ışını kullanarak, genellikle akciğer sıvı hacmi tarafından belirlenen dokuların dielektrik özelliklerini ölçen non-invaziv giyilebilir bir yelettir. ReDS, deşarj sonrası hacim değerlendirmesine yardımcı olmak için tasarlanmıştır.²⁹ SMILE-HF, 268 hastada tekrarlayan kalp yetersizliğine bağlı alevlenmelerin tayininde, ReDS rehberliğinde uzaktan değerlendirmesi yapılan ve deşarj sonrası kalp yetersizliği yönetiminin etkinliğini inceleyen prospektif, randomize bir çalışmadır. Sık aralıklı yapılan evde ReDS değerlendirmesi, olağan bakıma kıyasla kalp yetersizliğine bağlı tekrar yatışları %48 oranında azaltmaktadır (HR 0,52; %95 güven aralığı 0,31-0,87; P = 0,01).³⁰

Audicor (Inovise Medical) uzaktan hasta izleme, elektromekanik aktivasyon süresi (aynı zamanda EMAT veya QRS başlangıcından ilk kalp sesi aralığına kadar olan süre), üçüncü kalp sesi şiddeti gibi kardiyak akustik biyobelirteçleri otomatik akustik kardiyografi kullanarak ölçen non-invaziv bir kayıt cihazıdır. Kardiyak akustik biyobelirteçler, kalp yetersizliği ilerlemesini tahmin edebilmek için bir makine öğrenimi algoritması kullanılarak analiz edilirler. Yakın zamanda yapılan bir randomize kontrollü çalışmada, Audicor kardiyak akustik biyobelirteçler rehberliğindeki kalp yetersizliği yönetimi, semptom rehberliği yönetimiyle karşılaştırılmış ve 12 aylık takip süresince kalp yetersizliğine bağlı tekrar yatışlarda ve toplam mortalitede önemli bir azalma saptanmıştır (P = 0,0095).³¹

Farklı gelişmiş özelliklere sahip giyilebilir cihazlara örnek olarak; CardioTag cihazı (Cardiosense Inc.), seismokardiyogram (kalp tarafından indüklenen vücut titreşimlerini ölçer), EKG ve fotopletizmogram sinyallerini (enfared ışık kullanarak kan dolaşımındaki hacim değişimlerini ölçmek) kullanarak pulmoner kapiller kama basıncını tahmin etmek için makine öğrenme algoritmalarını kullanan non-invaziv bir uzaktan takip yapan giyilebilir sensördür.²⁹

Acorai Heart Monitor ve SAVE Sensor System, seismokardiyografi, fotopletizmografi, fonokardiyografi ve elektrokardiyografi sensörlerini bir araya getiren çoklu sensör sistemidir ve elde taşınabilir bir cihazdır. Bu cihaz, düz yatarken üst göğüs üzerine yerleştirilir ve pulmoner kapiller kama basıncını da içeren intrakardiyak ölçümleri tahmin etmek için makine öğrenme teknikleri kullanır.³³

Giyilebilir cihazlardan elde edilen verileri işleyen ve bu girdilere dayalı olarak kalp yetersizliğine bağlı yatışları öngören sistemlerin günlük klinik uygulamada kullanımı artmaktadır. Örneğin; VitalPatch (Vital Connect), göğüse yapışkan kullanılarak yerleştirilen bir giyilebilir sensördür ve sürekli EKG dalga formu, üç eksenli ivme ölçümü, deri empedansı, deri sıcaklığı, aktivite ve duruş bilgilerini kaydetmektedir ve bu bilgileri Bluetooth aracılığıyla bir akıllı telefona bağlanarak bir bulut analitik platformuna (PhysIQ) iletmektedir. Platform daha sonra verilerin günlük ortalamasını alarak ve makine tabanlı öğrenmeyi kullanarak kalp yetersizliği rehospitalizasyonunu öngörmek için kişiselleştirilmiş bir algoritma geliştirmektedir. LINK-HF isimli çalışmada, bu makine öğrenimi sisteminin performansı sınıf II-IV kalp yetersizliği ve yakın zamanda kalp yetersizliği nedeni yatış geçirmiş 100 katılımcı üzerinde incelenmiştir. Sistem, kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışı %76 ila %88 duyarlılık ve %85 özgüllük ile öngörmüştür ayrıca başlangıç uyarısı ile tekrar yatış arasındaki ortalama süre 6,5 (4,2-13,7) gün olarak saptanmıştır.³⁴

Bu cihazlardan elde ettiğimiz verileri nasıl işleyeceğimiz ve bu verilerin değerlendirilmesi sonrası nasıl klinik pratikte uygulayacağımız konusundaki sorunun yanıtı, yapay zeka kullanılarak elde edilen cihaz aracılığı öğrenme yöntemlerine dayanan algoritmalar ile mümkündür. Özellikle sürekli veri eğilimlerini analiz etmek, zaman içinde normalden sapan değerleri tanımak ve kalp yetersizliği dekompanseasyonu için doğru tahmin modelleri geliştirmek adına makine öğrenimi yöntemlerini kullanan yapay zeka, HeartLogic algoritması gibi birçok örnekte olduğu gibi etkili bir yöntemdir. Bu algoritma, Boston Scientific ICD ve CRT-D tarafından ölçülen parametreleri kullanarak günlük bir kalp yetersizliği bileşik indeks skoru oluşturmaktadır. Uyarılar, indeks skor belirli bir eşiği aştığında tetiklenir ve bu durum hasta için bir kalp yetersizliği alevlenmesi adına yüksek risk taşıdığını gösterir.³⁵

HeartLogic algoritması gibi, TriageHF algoritması da Amerika Nirleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi onaylı, doğrulanmış bir kalp yetersizliği riski öngörü aracıdır. Algoritma, Medtronic ICD ve CRT-D tarafından ölçülen parametreleri kullanarak bir hastanın gelecek 30 gün içinde kalp yetersizliğine bağlı yatışlardaki risk düzeyini (yüksek, orta veya düşük risk) belirlemek için bir değerlendirme oluşturmaktadır. Sonuç olarak; HeartLogic algoritması göstermiştir ki yapay zeka ve makine öğrenimi yöntemleri özellikle sürekli, çoklu veriyi analiz etme; zaman içinde normalden sapan değerleri tanıma ve kalp yetersizliği dekompanseasyonu için doğru tahmin modelleri geliştirme konularında oldukça yeteneklidir.³⁶

Mobil uzaktan takip uygulamaları, geniş bulunabilirlikleri, taşınabilirlikleri, düşük maliyetleri, hesaplama gücü ve kolay bağlantı kurulabilirlikleri nedeniyle avantajlı yeni nesil uygulamalardır. Kalp yetersizliği hastalarında mobil tabanlı uzaktan takip stratejilerinin kullanımı, kalp yetersizliği nedeniyle hastaneye yatış riskini azaltabilmektedir. Bu hastaların multidisipliner ekipler tarafından yakın ve sıkı takibinin, mortaliteyi ve akut kalp yetersizliği nedeniyle hastaneye yatışları azaltmada etkili olduğu gösterilmiştir. Ev tabanlı uzaktan takip sistemlerinin, hastaların eğitilmesi ve motive edilmesinde etkili bir yöntem olduğu kanıtlanmıştır.³⁷ HF için telemonitoring uygulamaları; yaygın bulunabilirlikleri, taşınabilirlikleri, düşük maliyetleri, hesaplama güçleri ve bağlantılabilirlikleri nedeniyle avantajlıdır.

Literatürdeki bir inceleme, kalp yetersizliği hastaları için mobil uygulamaları kullanarak uzaktan izlem stratejilerinin etkisini değerlendirmiştir. Bu mobil uygulamaların kullanımı, kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatış riskini azaltmıştır [RR 0,77, (0,67; 0,89)] ve düşük bir heterojeniteye sahip bulunmuştur. Fakat tüm nedenlere bağlı mortalite, kardiyovasküler mortalite ve tüm nedenlere bağlı hastaneye yatış açısından anlamlı farklar bulunmamıştır. Kalp yetersizliği için uzaktan izlem akıllı telefon tabanlı uygulamalar, mevcut kanıtların tedaviye uyum üzerinde olumlu bir etki gösterdiğini ve kalp yetersizliği nedeniyle hastaneye yatışlarda azalmaya neden olabileceğini düşündürmektedir.³⁸

Fotopletismografi (PPG), düşük maliyetli, invaziv olmayan bir teknolojidir ve kalp atış hızı ile ritim bilgilerini analiz edebilir. PPG, genellikle vücut hareketini ölçen bir ivme sensörü ile birlikte akıllı saatler gibi birçok bileğe takılan giyilebilir cihazlarda kullanılan optik bir ölçüm modalitesidir. Günümüze kadar yapılan çalışmalar, atriyal fibrilasyonun günlük yaşamda invaziv olmayan uzun vadeli izlenmesi amacıyla bileğe takılan cihazları kullanarak atriyal fibrilasyon tespiti üzerine odaklanmıştır. Atriyal fibrilasyon şüphesi durumunda EKG izlenmesi gerekliliğini ve gereksinimlerini değerlendirmede klinik karar alma sürecine yardımcı olmak için PPG teknolojileri, hastaların klinik durumlarını değerlendirmek için değerli olabilir. Atriyal fibrilasyonu saptamak adına PPG ile entegre giyilebilir cihazlarla yapılan çalışmalar, genellikle mükemmel doğruluk sergilese de farklı hasta popülasyonları ve farklı izlem ortamları gibi sonuçları etkileyen faktörler bulunmaktadır.³⁹ Çoğu çalışmada, ambulatuvar izlemede olduğu kadar aktif olmayan hastalara odaklanmışken, hareket artefaktlarının daha olası olduğu ambulatuvar ortamlarda yapılan çalışmalar, özellikle yanlış pozitif bulgularda ve pozitif prediktif değerinde değişken sonuçlara neden olabilmektedir. Düşük güvenilirliğe sahip verilerin ortadan kaldırılması doğruluğu artırır ancak veri kaybına neden olur, bu da performans ve ölçüm kapsamı arasındaki bir dengeyi zorlaştırmaktadır. On beş saati aşan ritim takibi yapılan çalışmalarda özgüllük yüksektir ve kötü kalite nedeniyle veri kaybına rastlanılmamıştır. Doğru ve kapsamlı uzun vadeli ambulatuvar izleme için güçlü tekniklerin geliştirilmesi önemlidir. Ölçüm

kapsamının tanısal verim üzerindeki etkisi daha fazla araştırmayı gerektirir. Yanlış pozitif bulgular düzensiz ritimlerden etkilenebilir. Akıllı telefon kamerası tabanlı PPG taraması kullanan bir çalışma, %23,7 atriyal fibrilasyon tespiti ortaya koyabilmiştir, ancak bunların %34,2'si diğer düzensizlikler tarafından tetiklenmekte idi (en sık düzensiz atriyal ektopik vurular izlendi) bu da algoritma geliştirmekte çeşitli ritim düzensizliklerini de dahil etme ihtiyacını vurgulamaktadır.⁴⁰ Birçok atriyal fibrilasyon çalışması, zaten atriyal fibrilasyon veya yüksek aritmi olasılığına sahip olan hastaları içermektedir (örneğin, hastanede yatan hastalar veya kardiyak prosedür geçirenler). Bu popülasyonlar, taranmaya yönelik geniş popülasyonla karşılaştırıldığında sağlık durumları, eşlik eden hastalıklar ve ilaç kullanımı açısından farklılık gösterebilir. Bu da atriyal fibrilasyon açısından taranma gerekliliği yönünde özellikle yüksek riskli hasta grubunda bizlere yol gösterici olabilir.

Uzaktan İzlem ve Müdahale Sistemleri

Uzaktan izleme (Remote monitoring-RM) sistemleri, dekompansemanın erken fizyolojik değişikliklerini tanımlayabilen, kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışları azaltma potansiyeline sahip önemli cihazlardır. Uzaktan izleme cihazları, intravasküler implantasyon ile uygulanan pulmoner arter, sol atriyum ve inferior vena kava basınç izleme cihazları; implantasyon ile uygulanan subkütan kalp monitörleri; implante edilebilen kardiyovasküler elektronik cihaz tabanlı teknolojiler; giyilebilir cihazlar; hatta stetoskop tabanlı teknolojiler ve konuşma tanıma ile çalışabilen mobil uygulamalar aracılığıyla çeşitli mekanizmalarla fizyolojik veri toplayabilmektedirler.⁴¹

Bourge ve ark.⁴² tarafından bildirilen COMPASS çalışmasında, implante edilmiş bir sağ ventrikül lead'i üzerinden basınç monitörü kullanılarak pulmoner arter diyastolik basınçları tahmin edilmiştir ve kronik kalp yetersizliği olaylarında %21'lik bir azalma saptanmıştır; hatta bu durum, sık aralıklarla poliklinik ziyaretlerinde intravenöz inotrop infüzyonları alan bazı NYHA sınıf IV hastaları da içermekteydi. Bu basınç monitörizasyonuna göre tedavi optimizasyonunun kalp yetersizliğine bağlı yatışlarda anlamlı bir azalma sağladığının bir kanıtı olarak karşımıza çıkmaktadır.

Kalp yetersizliğine bağlı hastane yatışlarından önce en yaygın semptomun dispne olduğu düşünüldüğünde, akciğer konjesyonunun ölçümü, hem hastaneye yatışı öngörmek için bir işaret olarak hem de dispneyi azaltmak için bir hedef olarak oldukça önemli bir sinyal olabilir. Akciğer konjesyonunu değerlendirmenin bir yolu, akciğer sıvı volümünün bir ölçüsü olarak torasik empedansı kullanmaktır. Bu, çoğunlukla kalbin lead elektrotları ile göğüs duvarındaki atım jeneratörü arasındaki elektriksel empedansı izleyebilen modern implante edilen ritim cihazlarına ek bir izleme kapasitesi sağlamak için kullanılmaktadır. Torasik empedansın net klinik faydası kesin değildir. Bazı çalışmalarda kalp yetersizliği ile hastane-

ye yatışları azalttığı ve diüretik doz düzenlenmesine olumlu katkısı olduğu gösterilse de mortalite üzerine etkisi belirlenmemiştir.⁴³

Torasik empedans ayrıca göğüs kafesinde kan hacmindeki değişiklikleri ölçmek için de kullanılabilir ve bunun yanı sıra empedans kardiyografi olarak adlandırılan dolun basınçları kadar strok volümü ve kardiyak debiyi tahmin etmek için de uygulanabilmektedir.⁴⁴ Akciğer sıvı volüm içeriği daha yakın zamanda dielektrik bir sinyalle akciğer boyunca ölçülebilmektedir. Uzaktan dielektrik sensörün ölçümü (ReDS), akciğer sıvısının BT ölçümlerine karşı doğrulanmış ve torasik empedansın aksine, akciğer sıvı içeriği için mutlak bir değer sağladığı gösterilmiştir; ortalama normal değer %28 olup (42); %35'lik bir eşik değer kalp yetersizliğine bağlı yatışları öngördürebilmektedir.

Akciğer konjesyonunu ölçmek için yeni bir radyofrekans tabanlı giyilebilir sensörün etkisi son zamanlarda (Benefits of Microcor-mCor- in the Ambulatory Decompensated) BMAD çalışmasında test edilmiştir. Bu sensör yamasının lateral göğüse uygulandığı iki çalışmanın karşılaştırılması, akciğer konjesyon ölçümlerinin kullanılmadığı bir çalışma ile karşılaştırıldığında, kalp yetersizliğine bağlı yatışları önemli ölçüde azalttığı gösterilmiştir.⁴⁵

Çeşitli parametreleri ölçebilen kardiyak implante edilebilir cihazların, bu parametreler doğrultusunda geliştirilen risk indeksleri ile kalp yetersizliğine bağlı yatışları azaltabildiği gösterilmiştir. Bu çalışmalardan birinde; MultiSENSE (Ambulatuvar Kalp Yetmezliği Hastalarında Çoklu Duyarlılık Değerlendirmesi) indeksi, bir risk indeksi çıkarmak ve onaylamak üzere tasarlanmış bir denemeden elde edilen verileri içeren, kardiyak resenkronizasyon terapi-defibrilatör (CRT-D) cihazlarından elde edilmiştir. Bu bilgiler, sadece torasik empedans, kalp hızı ve aktiviteyi değil, aynı zamanda bir ivme ölçer tarafından ölçülen kalp sesleri ve torasik empedans tarafından ölçülen solunum hızı ve göreceli tidal hacmi de içermektedir. MultiSENSE çalışması, kalp yetersizliği olaylarını tahmin etme konusunda %70 duyarlılık ve %85,7 özgüllüğe sahipti. Ayrıca, ilk uyarıdan kalp yetersizliği olayına kadar geçen süre ortalama 34 gün olup, oldukça uzun olarak saptanmıştır.³⁵

Kanada'da Medly programı, ev ölçümlerine dayalı (ağırılık, kalp hızı, kan basıncı ve semptomlar) bir uygulama ve kurallar programını içeren; bir hemşire veya hemşire yardımcısının 300 hastanın bakımını yönetebildiği entegre dizayna sahip, hemşire liderliğindeki bakım modelini birleştiren bir programdır. Üç yüz on beş hastanın yer aldığı bir çalışmada, Medly programı, kalp yetersizliğine bağlı yatışları %50 ve tüm nedenlere bağlı hastane yatışlarını %24 azaltırken, hastaların kendi bakımlarını ve yaşam kalitelerini iyileştirmiştir.⁴⁶ Ardından, 108 hastanın yer aldığı bir randomize çalışmada, Medly programı, yüz yüze klinik ziyaretleri %40 azaltırken, kılavuzların önerdiği tedaviyi almayı rutin bakıma kıyasla 60 gün daha erken sağlamıştır.⁴⁷

Uzaktan izlem ile entegre kalp yetersizliği yönetiminden faydalanan hastalar, sadece tipik HFrEF ve HFpEF hasta popülasyonlarını değil, aynı zamanda tekrarlayan konjesyon riski altındaki diğer özel tanıları olan hastalardır. Örnekler arasında doğumsal kalp hastalığı, pulmoner hipertansiyon, hipertrofik kardiyomiyopati, son dönem kapak hastaları veya atriyal fibrilasyon ablasyonu ve kronik böbrek yetmezliği bulunmaktadır. Dijital sağlık bakımının kalp yetmezliği yönetimi için tam potansiyelini gerçekleştirebilmek için, her hastanın gözetim vs. yönetim amacına, monitör tipine ve bakım ortamlarına en iyi şekilde uyan sinyallerin ve bağlantıların hangileri olduğunu belirlemek önemlidir.⁴⁸

CardioMEMS kullanılan (Heart Sensor Allows Monitoring of Pressures to Improve Outcomes in NYHA Functional Class III Heart Failure Patients) (CHAMPION) çalışması, NYHA sınıf III kalp yetersizliği tanısı olan 550 hastanın etkili bir şekilde pulmoner arter basınç izlemesini incelediği prospektif, çok merkezli, randomize, tek kör bir klinik çalışmadır.⁴⁹ CardioMEMS (Abbot), pulmoner arterde bulunan bir bobin ve basınç duyarlı bir kondansatördür. CardioMEMS, kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışlarını azaltmayı başarmıştır (HR 0,72; %95 güven aralığı 0,59-0,88; P = 0,0013) ancak mortalite üzerine net bir etki yaratmamıştır (HR 0,68; %95 güven aralığı 0,45-1,02; P = 0,06) CardioMEMS'in Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi onayı sonrası yapılan bir faz 4 çalışmasında, cihaz implantasyonundan önceki yıla göre 12 ayda kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışlarını azalttığı gösterilmiştir (HR 0,43; %95 güven aralığı 0,39-0,47; P < 0,0001).^{50,51} Bu veriler ışığında kalp yetersizliği tanısı alan ve rekürren hastaneye yatışları olan hastalarda bu cihazların kullanımı ve medikal tedavinin alınan ölçümlere göre planlanması kılavuzlara girmiştir. GUIDE-HF, NYHA Sınıf II-IV kalp yetersizliği olan hastalarda uzatılmış bir klinik araştırma olup; pulmoner arter basınç izleme ile kalp yetersizliğine bağlı yatışları azaltmadaki başarısını bir kez daha kanıtlayan bir çalışmadır (HR 0,72; %95 güven aralığı 0,57-0,92; P = 0,0072) ve aynı zamanda 12 aylık süre içinde kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışları/acil ziyaretler ve tüm nedenlere bağlı ölümleri de birincil sonlanım noktası olarak azaltmaktadır (HR 0,81; %95 güven aralığı 0,66-1,00; P = 0,049).⁵²

MEMS-HF, CardioMEMS cihazının kullanımının tüm Avrupa'da araştırıldığı bir faz 4 çalışmadır; bu çalışma da kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışlardaki azalmayı tekrar ortaya koymaktadır (HR 0,38; %95 güven aralığı 0,31-0,48; P < 0,0001). Cihaz veya sistemle ilgili komplikasyonlardan oluşan eş birincil sonlanım noktalarını da karşılamayı başarmıştır.⁵³ MEMS-HF'de hastalar günlük pulmoner arter basınç ölçümlerini kaydetmişlerdir, bu ölçümler güvenli bir web sitesine yüklenerek en az haftada bir veya sistem tarafından otomatik olarak tetiklenen önceden belirlenmiş bir eşik durumunda daha sık olarak incelenmiş ve ardından önceden belirlenmiş algoritmalar tarafından işleme konulmuştur. Bu algoritmalar aracılığıyla gerek hastaneye başvurarak gerekse telefon ya da

evde hemşirelik hizmetleriyle hastaların medikal tedavilerinin de özellikle diüretik dozlarında ayarlamalar yapılmıştır.

MONITOR-HF, CardioMEMS cihazının Amerika Birleşik Devletleri dışında Hollanda'da kullanıldığı görece olarak yeni bir çalışmadır, kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışlardaki azalma (HR 0,56; %95 güven aralığı 0,38-0,84; $P = 0,0053$) ve Kansas City Kardiyomyopati Anketi (KCCQ) ile ölçülen yaşam kalitesinde iyileşme (7,13 puan; %95 güven aralığı 1,51-12,75; $P = 0,013$) istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur, ayrıca cihaz veya sistemle ilgili komplikasyonlardan ve sensör arızalarının da belirgin sayıda az geliştiği tespit edilmiştir.⁵⁴

NYHA Sınıf III kalp yetersizliği olan bireylerde Cordella PA Sensor System'in etkinliğini belirlemek amacıyla yapılan prospektif, açık etiketli, tek kollu, çok merkezli bir klinik çalışma olan PROACTIVE-HF (NCT04089059) devam etmektedir. Bu çalışmada, günlük pulmoner arter basınç ölçümleri, ağırlık, kan basıncı, kalp atış hızı, oksijen satürasyonu ve semptomlar da dahil olmak üzere, sağlık hizmeti sağlayıcıları tarafından incelenip yönetilebilmek üzere bir hasta yönetim platformuna kaydedilmektedir. Klinisyenlerin verileri en az dört günde bir incelemesi planlanmış olup, yedi günlük pulmoner arter basınç ortalamaları, eş zamanlı vital bulguların bilgilerine dayalı olarak kılavuz yönlendirmeli tedavi kararları almak için kullanılmaktadır, bu yakın takip özellikleri ve tedaviye sık olarak müdahale planlanması öncesi CardioMEMS çalışmalarından en önemli farkı olarak sayılabilir.⁵⁵

VECTOR-HF adlı bir çalışma da hala devam etmektedir ve sol atriyal basınç ölçümü kullanılarak kalp yetersizliği yönetimi ve optimal medikal tedaviye katkısı üzerine yeni bir cihaz ile yürütülmektedir. Sonuçları gelecek yıllarda yayımlanacaktır.⁵⁶

Ayrıca, inferiyör vena kavaya implante edilen ve IVC'nin kesitsel boyutlarındaki solunuma bağlı varyasyonları kablo-suz bir şekilde bir giyilebilir kemer aracılığıyla takip edebilen yeni nesil cihazlarla ilgili çalışmalar da gündeme gelmektedir. FIRE1 sistemi bu tip bir cihaza örnek verilebilir, bu cihaz renal ve hepatik venler arasına implante edilir. Yapılan deneysel araştırmalarda, IVC alanındaki değişikliklerin, kalp dolum basınçlarındaki değişikliklerle karşılaştırıldığında; kolloid infüzyonu ($P < 0,001$), vazodilatasyon ($P < 0,001$) ve hızlı pacc'e neden olan kardiyak disfonksiyon ($P = 0,02$) durumları için daha duyarlı olabileceğini göstermektedir.⁵⁷

Telekonsültasyonlar

Akıllı telefon uygulamaları, giyilebilir cihazlar, uzaktan izleme ve tahmine dayalı analitiği kapsayan non-invaziv dijital sağlık teknolojisi, kalp yetersizliği bakım ve yönetimini iyileştirme konusunda umut vadetmektedir. Kalp yetersizliği tipik olarak akut dekompansementasyonlarla karşımıza çıkmakta olup, her dekompansementasyona bağlı yatış gelişiminde kardiyak fonksiyonlarda progresif bir azalma ile sonuçlanabilmektedir. Akut dekompanse kalp yetersizliği genellikle ilaç tedavisine uyumsuz-

luğun, olumlu yaşam tarzı değişikliklerinin uygulanmamasının ve artan vücut ağırlığı veya kan basıncı ve kalp atış hızındaki değişikliklerle kendini gösterebilen subakut kötüleşmelerin tespit edilmemesinin bir sonucu olarak daha belirgin bir klinikle karşımıza gelmektedir. Bu bulguların tümü dijital sağlık teknolojileri ile ele alınabilmekte ve erken tespit edilebilmektedir. Akıllı telefon uygulamaları ve SMS tabanlı sistemler hastalara ilaçlarını almalarını hatırlatabilir ve onları olumlu öz bakım alışkanlıkları konusunda eğitebilir, ayrıca fiziksel parametrelerin toplanmasını içeren telemonitörizasyon sistemleri, klinisyenleri yaklaşan klinik kötüleşmeler konusunda uyarmak için kullanılabilir, bu da erken tedavi sürecini hızlandırır ve böylece yeniden hastaneye yatışı azaltabilir veya önleyebilir.⁵⁸ Çok sayıda meta-analiz, kalp yetersizliğine bağlı hastaneye yatışlarının önlenmesinde dijital sağlığın faydalarını ortaya koymaktadır.

2020'de yapılan sistematik bir inceleme ve meta-analiz, cep telefonu teknolojilerinin iskemik kalp hastalığı, kalp yetersizliği ve hipertansiyon yönetimindeki faydasını araştırmıştır.⁵⁹ Toplam altı randomize kontrollü çalışma, kalp yetersizliği yönetiminde cep telefonu müdahalelerinin standart bakıma karşı etkinliğini değerlendirmiştir. Bu müdahaleler, hem toplam yatışlar hem de kalp yetersizliği yatışları açısından önemli ölçüde daha düşük hastaneye yatış oranlarıyla (244/792, %30,8 vs. 287/803, %35,7; $n=1.595$; odds oranı 0,77, %95 güven aralığı 0,62-0,97; $P = 0,03$; $I^2=0\%$) ilişkilendirilmiş ve gruplar arasında mortalite oranlarında önemli bir fark bulunmamıştır. Daha yakın zamanda, 2021 yılında Kitsiou ve ark.⁶⁰ tarafından yayımlanan meta-analizde, kalp yetersizliği yönetiminde cep telefonları, akıllı telefonlar, tabletler ve uzaktan hasta izleme cihazları dahil olmak üzere birçok modalitenin kullanımını araştırmıştır. Bu teknolojilerin, olağan bakıma kıyasla tüm nedenlere bağlı ölüm riskini [risk oranı (RR) 0,80; %95 güven aralığı 0,65-0,97; mutlak risk azaltımı (ARR) %2,1], kardiyovasküler ölüm riskini (RR 0,70; %95 güven aralığı 0,53-0,91; ARR %2,9) ve kalp yetersizliği hastaneye yatışlarını (RR 0,77; %95 güven aralığı 0,67-0,88; ARR %5) azalttığını, ancak tüm nedenlere bağlı hastaneye yatışlar üzerinde bir etkisi olmadığını tespit etmişlerdir. Bu meta-analiz toplamda 4.389 hasta dahil eden 16 randomize kontrollü çalışmadan oluşmaktaydı.

Koroner arter hastalığı, morbidite ve mortalitenin önde gelen bir nedeni olup, aynı zamanda küresel olarak önemli bir ekonomik yük olmaya devam etmektedir. Mobil sağlık teknolojisi, koroner arter hastalığının birincil ve ikincil önlenmesinde davranış değişikliğini hedeflemede büyük bir potansiyele sahip gibi gözükmektedir. 2021 yılında, tek merkezli bir randomize kontrollü çalışma, mobil teknoloji kullanarak yaşam tarzı müdahalesinin, 10 yıllık ASCVD (aterosklerotik kardiyovasküler hastalık) risk skoru $\geq 7,5$ ile gösterilen yüksek kardiyovasküler riske sahip 483 hasta üzerindeki etkisini değerlendirmiştir.⁶¹ Hastalar, müdahale artı olağan bakım veya olağan bakım koluna 1:1 oranında randomize edilmiştir. Müdahale grubuna randomize edilen katılımcılara akıllı telefon, bileklik, tartı ve kan basıncı monitörü olmak üzere bir dizi akıllı cihaz verilmiştir. Katılımcılar diyet, kan basıncı, kilo ve adım sayılarına ilişkin

günlük verileri akıllı telefonlarıyla uyumlu bir uygulamaya girmişlerdir ve hastaları sağlıklı bir yaşam tarzına teşvik etmek için günlük olarak motivasyon mesajları verilmiştir. Girilen veriler ana sunucudan takip edilmiş ve uyumsuz hastalara poliklinik muayenesine davet etmek için otomatik mesajlar gönderilmiştir. Bir yıllık takip sonrasında, müdahale ASCVD skorunu %2,7 oranında azaltmıştır (düzeltilmiş tedavi etkisi -2,7, %95 güven aralığı -2,2 ila -3,3; $P < 0,0001$). Bu da özellikle henüz ASCVD açısından tanı almayan hastalarda risk faktörleri yönetiminde dijital sağlık hizmetlerinin ve yakın takibinin gelecekte kardiyovasküler olay gelişimini azaltabileceği yönünde büyük umutlar taşımaktadır.

Mobil dijital teknolojinin koroner arter hastalığının ikincil önlenmesinde olduğu kadar, risk faktörü yönetiminde de etkili olduğu bulunmuştur. Yakın zamanda 2022 yılında yayımlanan tek merkezli bir randomize kontrollü çalışma, koroner arter hastalığı olan 290 hastayı geleneksel bakım veya geleneksel bakım ile öz yönetim için bir akıllı telefon uygulaması almak üzere randomize etmiştir.⁶² Hastalar Çin'deki üçüncü basamak bir hastaneye kabul sırasında çalışmaya dahil edilmiş ve dahil edilme kriterleri arasında; geçirilmiş miyokart enfarktüsü, koroner arter baypas greft cerrahisi, perkütan koroner girişim veya koroner anjiyografide en az bir ana epikardiyal damarda ≥ 50 darlık ile tanımlanan koroner arter hastalığı varlığı aranmıştır. Müdahale grubuna üç modül içeren bir öz yönetim mobil uygulaması verilmiştir. Bunlardan ilki, ilaçların, hasta eğitim materyallerinin ve talimatlarının, yaşam tarzı müdahale planının ve takip planlarının taburcu olmadan önce tanıya göre uygulamaya entegre edildiği bir taburcu modülüdür. İkinci modül ise ev yönetimi modülüdür. Tüm katılımcılara elektronik bir tansiyon aleti verilmiş, kan basıncı ve kalp atış hızı verileri 'Bluetooth' bağlantısı aracılığıyla uygulamaya aktarılmıştır. Buna ek olarak, hastanın günlük ilaç rejiminin yönetilmesine yardımcı olmak için hasta portalında otomatik bir alarm kurulmuştur. Üçüncü modül, dinamik bir tasarıma ve en son taburcu özetlerini, yaşamsal belirtileri, semptomları ve ilaçları gösteren ve doktorların her takip sırasında ilaç ve yaşam tarzı planlarını güncellemelerine olanak tanıyan gösterge tablosu şeklinde genel görünümüne sahip olan takip modülüdür. On iki aylık takipte, kontrol grubuna kıyasla müdahale grubunda kılavuzlarda önerilen tüm ilaçların kullanım yüzdesinde istatistiksel olarak anlamlı bir iyileşme görülmüştür (RR 1,34, %95 güven aralığı 1,12-1,61; $P < 0,001$). Müdahale grubunda ayrıca 12. ayda kan basıncı hedeflerine (sistolik kan basıncı < 140 mmHg ve diyastolik kan basıncı < 90 mmHg, RR 1,45, %95 güven aralığı 1,22-1,72; $P < 0,001$) ve düşük yoğunluklu lipoprotein hedeflerine $< 1,8$ mmol/L (RR 1,40, %95 güven aralığı 1,11-1,75; $P = 0,004$) ulaşan hastaların oranı anlamlı derecede yüksek olarak saptanmıştır. Bu çalışma ışığında hastalarımıza geleneksel yöntemler ile poliklinik ya da yüz yüze vereceğimiz hizmetlerin üzerine dijital sağlık hizmetlerinin ve bu gibi programların kullanımının tedavi uyumunu anlamlı arttırdığı ve hastaların tedavi hedeflerine daha belirgin olarak ulaştığı ortaya konulmaktadır.

Sonuç

Sonuç olarak değerlendirildiğinde yapay zeka ve dijital teknoloji uygulamaları sağlığın tüm alanlarını etkilediği gibi kardiyoloji alanını da derinden etkilemektedir. Uygulamaların merkezinde olan hekimlerin bu değişime ayak uydurabilmesi ancak teknolojik gelişmeleri yakın takip etmekle ve mevcut klinik uygulamalarına dahil etmeleriyle mümkün olabilecektir. Hekimlerin bu metotlara aşinalığı, hastalarına bu uygulamaları daha iyi anlatabilmesine ve böylelikle hastaların daha koopere olarak bu yöntemlere uyumunu sağlayabilecektir. Bu durum hekimlerin daha iyi sağlık hizmeti sunmalarına ve hastaların da daha etkili sağlık hizmeti almalarına olanak sağlayabilecektir.

Kaynaklar

1. Takeda A, Martin N, Taylor RS, Taylor SJ. Disease management interventions for heart failure. *Cochrane Database Syst Rev.* 2019;1(1):CD002752.
2. Singhal A, Cowie MR. Digital Health: Implications for Heart Failure Management. *Card Fail Rev.* 2021;7:e08.
3. Jones CD, Holmes GM, Dewalt DA, et al. Is adherence to weight monitoring or weight-based diuretic self-adjustment associated with fewer heart failure-related emergency department visits or hospitalizations? *J Card Fail.* 2012;18(7):576-584.
4. Wasserlauf J, You C, Patel R, Valys A, Albert D, Passman R. Smartwatch Performance for the Detection and Quantification of Atrial Fibrillation. *Circ Arrhythm Electrophysiol.* 2019;12(6):e006834.
5. Abraham WT, Adamson PB, Bourge RC, et al.; CHAMPION Trial Study Group. Wireless pulmonary artery haemodynamic monitoring in chronic heart failure: a randomised controlled trial. *Lancet.* 2011;377(9766):658-666. Erratum in: *Lancet.* 2012;379(9814):412.
6. Stehlik J, Schmalfluss C, Bozkurt B, et al. Continuous Wearable Monitoring Analytics Predict Heart Failure Hospitalization: The LINK-HF Multicenter Study. *Circ Heart Fail.* 2020;13(3):e006513.
7. Leclercq C, Witt H, Hindricks G, et al. Wearables, telemedicine, and artificial intelligence in arrhythmias and heart failure: proceedings of the European Society of Cardiology Cardiovascular Round Table. *Europace.* 2022;24(9):1372-1383.
8. Raghunath S, Pfeifer JM, Ulloa-Cerna AE, et al. Deep Neural Networks Can Predict New-Onset Atrial Fibrillation From the 12-Lead ECG and Help Identify Those at Risk of Atrial Fibrillation-Related Stroke. *Circulation.* 2021;143(13):1287-1298.
9. Ao R, He G. Image based deep learning in 12-lead ECG diagnosis. *Front Artif Intell.* 2023;5:1087370.
10. Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nat Med.* 2019;25(1):65-69. Erratum in: *Nat Med.* 2019;25(3):530.
11. Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet.* 2019;394(10201):861-867.
12. JKwon JM, Kim KH, Jo YY, et al. Artificial intelligence assessment for early detection and prediction of renal impairment using electrocardiography. *Int Urol Nephrol.* 2022;54(10):2733-2744.

13. Cho J, Lee B, Kwon JM, et al. Artificial Intelligence Algorithm for Screening Heart Failure with Reduced Ejection Fraction Using Electrocardiography. *ASAIO J.* 2021;67(3):314-321.
14. Zhang J, Liu A, Gao M, Chen X, Zhang X, Chen X. ECG-based multi-class arrhythmia detection using spatio-temporal attention-based convolutional recurrent neural network. *Artif Intell Med.* 2020;106:101856.
15. Kwon JM, Jung MS, Kim KH, et al. Artificial intelligence for detecting electrolyte imbalance using electrocardiography. *Ann Noninvasive Electrocardiol.* 2021;26(3):e12839.
16. Akbilgic O, Butler L, Karabayir I, et al. ECG-AI: electrocardiographic artificial intelligence model for prediction of heart failure. *Eur Heart J Digit Health.* 2021;2(4):626-634.
17. Popescu DM, Shade JK, Lai C, et al. Arrhythmic sudden death survival prediction using deep learning analysis of scarring in the heart. *Nat Cardiovasc Res.* 2022;1(4):334-343. Erratum in: *Nat Cardiovasc Res.* 2022;1(5):532.
18. Smole T, Žunkovič B, Pičulin M, et al. A machine learning-based risk stratification model for ventricular tachycardia and heart failure in hypertrophic cardiomyopathy. *Comput Biol Med.* 2021;135:104648.
19. Shakibfar S, Krause O, Lund-Andersen C, et al. Predicting electrical storms by remote monitoring of implantable cardioverter-defibrillator patients using machine learning. *Europace.* 2019;21(2):268-274.
20. Wegner FK, Benesch Vidal ML, Niehues P, et al. Accuracy of Deep Learning Echocardiographic View Classification in Patients with Congenital or Structural Heart Disease: Importance of Specific Datasets. *J Clin Med.* 2022;11(3):690.
21. Subhan S, Malik J, Haq AU, et al. Role of Artificial Intelligence and Machine Learning in Interventional Cardiology. *Curr Probl Cardiol.* 2023;48(7):101698.
22. Lin A, Manral N, McElhinney P, et al. Deep learning-enabled coronary CT angiography for plaque and stenosis quantification and cardiac risk prediction: an international multicentre study. *Lancet Digit Health.* 2022;4(4):e256-e265. Erratum in: *Lancet Digit Health.* 2022;4(5):e299.
23. Henriksen A, Haugen Mikalsen M, Woldaregay AZ, et al. Using Fitness Trackers and Smartwatches to Measure Physical Activity in Research: Analysis of Consumer Wrist-Worn Wearables. *J Med Internet Res.* 2018;20(3):e110.
24. Majumder S, Chen L, Marinov O, Chen CH, Mondal T, Deen MJ. Noncontact Wearable Wireless ECG Systems for Long-Term Monitoring. *IEEE Rev Biomed Eng.* 2018;11:306-321.
25. Rehg JM, Murphy SA, Kumar S. *Mobile Health: Sensors, Analytic Methods, and Applications.* Springer Nature;2017:1-542.
26. Castaneda D, Esparza A, Ghamari M, Soltanpur C, Nazeran H. A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care. *Int J Biosens Bioelectron.* 2018;4(4):195-202.
27. Al-Daraghme MY, Stone RT. A review of medical wearables: materials, power sources, sensors, and manufacturing aspects of human wearable technologies. *J Med Eng Technol.* 2023;47(1):67-81.
28. Boehmer JP, Cremer S, Abo-Auda WS, et al. Impact of Heart Failure Management Using Thoracic Fluid Monitoring from a Novel Wearable Sensor: Results of the Benefits of Microcor (μ Cor™) in Ambulatory Decompensated Heart Failure (BMAD) Trial. Paper Presented at: The American College of Cardiology Annual Scientific Session; May 4-6; 2023; New Orleans, LA, USA. Accessed October 31, 2024. <https://www.tctmd.com/slide/impact-heart-failure-management-using-thoracic-fluid-monitoring-novel-wearable-sensor-results>
29. Lala A, Barghash MH, Giustino G, et al. Early use of remote dielectric sensing after hospitalization to reduce heart failure readmissions. *ESC Heart Fail.* 2021;8(2):1047-1054.
30. Abraham WT, Anker S, Burkhoff D, et al. Primary Results of the Sensible Medical Innovations Lung Fluid Status Monitor Allows Reducing Readmission Rate of Heart Failure Patients (smile) *Trial J Card Fail.* 2019;25(11):938.
31. Sung SH, Huang CJ, Cheng HM, Huang WM, Yu WC, Chen CH. Effect of Acoustic Cardiography-guided Management on 1-year Outcomes in Patients With Acute Heart Failure. *J Card Fail.* 2020;26(2):142-150.
32. Neill L, Etemadi M, Klein L, Inan OT. Novel Noninvasive Biosensors and Artificial Intelligence for Optimized Heart Failure Management. *JACC Basic Transl Sci.* 2022;7(3):316-318.
33. Mace MI. A Novel Multisensor Device for Absolute Intracardiac Pressure Measurement, Detection, and Management of Heart Failure. *JACC Basic Transl Sci.* 2023;8(4):377-379.
34. Stehlik J, Schmalfluss C, Bozkurt B, et al. Continuous Wearable Monitoring Analytics Predict Heart Failure Hospitalization: The LINK-HF Multicenter Study. *Circ Heart Fail.* 2020;13(3):e006513.
35. Boehmer JP, Hariharan R, Devecchi FG, et al. A Multisensor Algorithm Predicts Heart Failure Events in Patients With Implanted Devices: Results From the MultiSENSE Study. *JACC Heart Fail.* 2017;5(3):216-225.
36. Cowie MR, Sarkar S, Koehler J, et al. Development and validation of an integrated diagnostic algorithm derived from parameters monitored in implantable devices for identifying patients at risk for heart failure hospitalization in an ambulatory setting. *Eur Heart J.* 2013;34(31):2472-2480.
37. Rebolledo Del Toro M, Herrera Leaña NM, Barahona-Correa JE, Muñoz Velandia OM, Fernández Ávila DG, García Peña AA. Effectiveness of mobile telemonitoring applications in heart failure patients: systematic review of literature and meta-analysis. *Heart Fail Rev.* 2023;28(2):431-452.
38. Frederix I, Caiani EG, Dendale P, et al. ESC e-Cardiology Working Group Position Paper: Overcoming challenges in digital health implementation in cardiovascular medicine. *Eur J Prev Cardiol.* 2019;26(11):1166-1177.
39. Eerikäinen LM, Bonomi AG, Dekker LRC, Vullings R, Aarts RM. Atrial fibrillation monitoring with wrist-worn photoplethysmography-based wearables: State-of-the-art review. *Cardiovasc Digit Health J.* 2020;1(1):45-51.
40. Verbrugge FH, Proesmans T, Vijgen J, et al. Atrial fibrillation screening with photo-plethysmography through a smartphone camera. *Europace.* 2019;21(8):1167-1175.
41. Kobe EA, McVeigh T, Hameed I, Fudim M. Heart Failure Remote Monitoring: A Review and Implementation How-To. *J Clin Med.* 2023;12(19):6200.
42. Bourge RC, Abraham WT, Adamson PB, et al.; COMPASS-HF Study Group. Randomized controlled trial of an implantable continuous hemodynamic monitor in patients with advanced heart failure: the COMPASS-HF study. *J Am Coll Cardiol.* 2008;51(11):1073-1079.

43. Nyboer J, Bango S, Barnett A, Halsey RH, Halsey J. Radio- cardiograms: electrical impedance changes of the heart in relation to electrocardiograms and heart sounds. *J Clin Invest.* 1940;19:773.
44. Amir O, Rappaport D, Zafir B, Abraham WT. A novel approach to monitoring pulmonary congestion in heart failure: initial animal and clinical experiences using remote dielectric sensing technology. *Congest Heart Fail.* 2013;19(3):149-155.
45. Napoli N. ACC Press Releases. Accessed May 5, 2023. <https://www.acc.org/%20About-ACC/Press-Releases/2023/03/06/14/01/Stick-on-Device-Provides-Early-Warning-of-HF-Complications>
46. Ware P, Ross HJ, Cafazzo JA, Boodoo C, Munnery M, Seto E. Outcomes of a Heart Failure Telemonitoring Program Implemented as the Standard of Care in an Outpatient Heart Function Clinic: Pretest-Posttest Pragmatic Study. *J Med Internet Res.* 2020;22(2):e16538.
47. Brahmhatt DH, Ross HJ, Sullivan MO, Artanian V, Rac V, Seto E. Use of a remote telemonitoring platform significantly improves medication optimization in heart failure patient. *Eur Heart J.* 2022;43(Suppl 2):ehact44.1094.
48. Bhavnani SP, Parakh K, Atreja A, et al. 2017 Roadmap for Innovation-ACC Health Policy Statement on Healthcare Transformation in the Era of Digital Health, Big Data, and Precision Health: A Report of the American College of Cardiology Task Force on Health Policy Statements and Systems of Care. *J Am Coll Cardiol.* 2017;70(21):2696-2718.
49. Adamson PB, Abraham WT, Aaron M, et al. CHAMPION trial rationale and design: the long-term safety and clinical efficacy of a wireless pulmonary artery pressure monitoring system. *J Card Fail.* 2011;17(1):3-10.
50. Givertz MM, Stevenson LW, Costanzo MR, et al.; CHAMPION Trial Investigators. Pulmonary Artery Pressure-Guided Management of Patients With Heart Failure and Reduced Ejection Fraction. *J Am Coll Cardiol.* 2017;70(15):1875-1886.
51. Shavelle DM, Desai AS, Abraham WT, et al.; CardioMEMS Post-Approval Study Investigators. Lower Rates of Heart Failure and All-Cause Hospitalizations During Pulmonary Artery Pressure-Guided Therapy for Ambulatory Heart Failure: One-Year Outcomes From the CardioMEMS Post-Approval Study. *Circ Heart Fail.* 2020;13(8):e006863.
52. Zile MR, Mehra MR, Ducharme A, et al. Hemodynamically-Guided Management of Heart Failure Across the Ejection Fraction Spectrum: The GUIDE-HF Trial. *JACC Heart Fail.* 2022;10(12):931-944.
53. Angermann CE, Assmus B, Anker SD, et al.; MEMS-HF Investigators. Pulmonary artery pressure-guided therapy in ambulatory patients with symptomatic heart failure: the CardioMEMS European Monitoring Study for Heart Failure (MEMS-HF). *Eur J Heart Fail.* 2020;22(10):1891-1901.
54. Brugs JJ, Radhoe SP, Clephas PRD, et al.; MONITOR-HF investigators. Remote haemodynamic monitoring of pulmonary artery pressures in patients with chronic heart failure (MONITOR-HF): a randomised clinical trial. *Lancet.* 2023;401(10394):2113-2123. Erratum in: *Lancet.* 2023;401(10394):2112.
55. Guichard JL, Cowger JA, Chaparro SV, et al. Rationale and Design of the Proactive-HF Trial for Managing Patients With NYHA Class III Heart Failure by Using the Combined Cordella Pulmonary Artery Sensor and the Cordella Heart Failure System. *J Card Fail.* 2023;29(2):171-180.
56. D'Amario D, Meerkin D, Restivo A, et al.; VECTOR-HF Trial Investigators. Safety, usability, and performance of a wireless left atrial pressure monitoring system in patients with heart failure: the VECTOR-HF trial. *Eur J Heart Fail.* 2023;25(6):902-911.
57. Ivey-Miranda JB, Wetterling F, Gaul R, et al. Changes in inferior vena cava area represent a more sensitive metric than changes in filling pressures during experimental manipulation of intravascular volume and tone. *Eur J Heart Fail.* 2022;24(3):455-462.
58. Coorey GM, Neubeck L, Mulley J, Redfern J. Effectiveness, acceptability and usefulness of mobile applications for cardiovascular disease self-management: Systematic review with meta-synthesis of quantitative and qualitative data. *Eur J Prev Cardiol.* 2018;25(5):505-521.
59. Indraratna P, Tardo D, Yu J, et al. Mobile Phone Technologies in the Management of Ischemic Heart Disease, Heart Failure, and Hypertension: Systematic Review and Meta-Analysis. *JMIR Mhealth Uhealth.* 2020;8(7):e16695.
60. Kitsiou S, Vatani H, Paré G, et al. Effectiveness of Mobile Health Technology Interventions for Patients With Heart Failure: Systematic Review and Meta-analysis. *Can J Cardiol.* 2021;37(8):1248-1259.
61. Tekkeşin Aİ, Hayıroğlu Mİ, Çinier G, et al. Lifestyle intervention using mobile technology and smart devices in patients with high cardiovascular risk: A pragmatic randomised clinical trial. *Atherosclerosis.* 2021;319:21-27.
62. Li Y, Gong Y, Zheng B, et al. Effects on Adherence to a Mobile App-Based Self-management Digital Therapeutics Among Patients With Coronary Heart Disease: Pilot Randomized Controlled Trial. *JMIR Mhealth Uhealth.* 2022;10(2):e32251.

Asistan Eğitiminde Yapay Zeka

Dr. Mehmet Ali Gelen¹, Dr. Gökhan Demirci², Dr. Özkan Bekler³

¹Fethi Sekin Devlet Hastanesi, Elazığ, Türkiye

²Mehmet Akif Ersoy Göğüs Kalp ve Damar Cerrahisi Eğitim ve Araştırma Hastanesi, İstanbul, Türkiye

³Medipol Üniversitesi, İstanbul, Türkiye

Giriş

Yapay zeka, insan zekası süreçlerinin makineler, özellikle de bilgisayar sistemleri tarafından simüle edilmesini ifade eder. Makineler insan davranışını ve düşüncesini, anlamasını ve taklit etmesini sağlamak için program geliştirmeye odaklanan bir bilimdir.¹ Bu süreçler arasında öğrenme (bilgi edinme ve bunları kullanma kuralları), akıl yürütme (yaklaşık veya kesin sonuçlara ulaşmak için kuralları kullanma) ve kendi kendini düzeltme yer alır.²

Bu geniş kapsamlı kavram ilk olarak 1956 yılında John McCarthy tarafından ortaya atılmıştır.³ Makine öğrenimi ve derin öğrenme olmak üzere iki ana alanı vardır. Makine öğrenimi, yapay zekanın özelleşmiş bir alanını ifade eder; burada karmaşık hesaplama ve istatistiksel algoritmalar, bilgisayarlar veri kümelerini analiz eder hızlı ve verimli bir şekilde kullanır. Makine öğrenimi üç farklı alana ayrılabilir. Tahmine dayalı algoritmaların öğrenme biçimine göre türler ve karmaşık veri kümelerini analiz etmek için kendini eğitir. Bunlar arasında (1) daha önce insan tarafından yapılan analizlere dayanan denetimli öğrenme gelecekteki olay tahmini için modeller geliştirmek üzere etiketlenmiş veri kümeleri, (2) eğitim veri setinin eğitim verisi olmadığı denetimsiz öğrenme önceden kategorize edilmiştir ve (3) takviyeli öğrenme sistemi ortamıyla etkileşimlerin olumlu ya da olumsuz bir takviyenin oluşmasına yol açtığı ödül temelli bir sistemdir.⁴ Olumlu takviyeler, yapay zeka modeli en iyi performansı göstermeyi öğrenir. Derin öğrenme insan beynine benzer ve karmaşık yapılardan anlamlı örüntüler çıkarmak için sinir ağlarını kullanır. Veri kümeleri, sinir ağları, insan nöronal devrelerine benzer, derin öğrenmenin çekirdeğini oluşturur ve onu yüksek performanslı bir tanıma tabanlı sistemdir.³ Evrişimli sinir ağı (CNN), en popüler derin öğrenme sistemi olarak kabul edilir. Görüntü tanıma için standart ve özellik çıkarma işlemini kullanır insanlardaki görsel kortekse benzer görsel girdilere yanıt veren ağlar oluşturur.

Yapay Zekanın Temel Alanları

Makine Öğrenimi: Bilgisayarların verilerden öğrenmesine ve verilere dayalı kararlar almasına olanak tanıyan algoritmaların geliştirilmesine odaklanan bir yapay zeka alt

kümesidir. Buna denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme dahildir.⁵

Doğal Dil İşleme: Doğal dil aracılığıyla bilgisayarlar ve insanlar arasındaki etkileşime odaklanan bir yapay zeka alanıdır. Konuşma tanıma, dil oluşturma ve dil çevirisi gibi görevleri içerir.

Bilgisayarla Görme: Bu alan, bilgisayarların dijital görüntülerden veya videolardan nasıl anlayış kazanabileceği ile ilgilenir. Görüntü tanıma, nesne algılama ve görüntü oluşturmaya içerir.

Robotik: Robotikte yapay zeka, görevleri otonom veya yarı otonom olarak gerçekleştirebilen robotlar yaratmayı içerir. Bu, hareket, manipülasyon ve çevre ile etkileşim gibi hususları kapsar.

Uzman Sistemler: Bunlar, bir insan uzmanın karar verme yeteneğini taklit eden bilgisayar sistemleridir. Belirli sorunları çözmek için insan uzmanlığının bir bilgi tabanını ve bir çıkarım motorunu kullanırlar.

Tarihsel Dönüm Noktaları

1956: "Yapay zeka" terimi, yapay zekanın bir alan olarak doğduğu yer olarak kabul edilen Dartmouth Konferansı'nda ortaya atılmıştır.

1960'lar ve 1970'ler: Yapay zekadaki ilk araştırmalar, problemleri çözebilen ve teoremleri kanıtlayabilen algoritmalar üretmiştir. Ancak, hesaplama gücü ve verilerdeki sınırlamalar, finansman ve ilginin azaldığı yapay zeka kış dönemlerine yol açmıştır.

1980'ler: Uzman sistemler ticari uygulamalarda popülerlik kazanmıştır.

1990'lar ve 2000'ler: Özellikle destek vektör makineleri ve sinir ağlarının geliştirilmesiyle makine öğreniminde önemli ilerlemeler olmuştur.

2010'lar ve Günümüz: Makine öğreniminin bir alt alanı olan derin öğrenmenin yükselişi, görüntü ve konuşma tanımadan oyun oynamaya kadar çeşitli yapay zeka uygulamalarında atılımlara yol açmıştır.⁶

Etik ve Sosyal Çıkarımlar

Yapay zeka, aşağıdakiler de dahil olmak üzere çeşitli etik ve sosyal sorunları gündeme getirmektedir:

Ön Yargı ve Adalet: Yapay zeka sistemleri, eğitim verilerinde mevcut olan ön yargıları sürdürebilir ve hatta güçlendirebilir.

Gizlilik: Yapay zekanın gözetim ve veri analizinde kullanılması, gizlilik ve rıza ile ilgili endişeleri artırmaktadır.

Işın Yerinden Edilmesi: Otomasyon ve yapay zeka, iş piyasasında önemli değişikliklere yol açabilir ve potansiyel olarak belirli iş türlerini yerinden edebilir.

Otonom Karar Verme: Yapay zeka sistemlerinin şeffaf, açıklanabilir ve insani değerlerle uyumlu bir şekilde karar vermesini sağlar.

Güncel Trendler

Disiplinler Arası Araştırma: Yapay zeka araştırmaları nörobilim, psikoloji ve bilişsel bilim gibi alanlarla giderek daha fazla kesişmektedir.

Sosyal Fayda İçin Yapay Zeka: İklim değişikliği, sağlık hizmetleri ve eğitim gibi küresel zorlukları ele almak için yapay zeka kullanımına giderek daha fazla vurgu yapılmaktadır.

Yapay Zeka Yönetişimi: Güvenli ve etik dağıtımını sağlamak için yapay zekanın düzenlenmesi ve yönetişimine ilişkin tartışmalardır.

Yapay zeka, yeteneklere, işlevlere ve temel teknolojilere dayalı olarak çeşitli şekillerde kategorize edilebilir. İşte bazı yaygın sınıflandırmalar:

Kabiliyete Göre

Dar Yapay Zeka (Zayıf Yapay Zeka): Belirli bir görev veya dar bir görev yelpazesi için tasarlanmıştır.

Genel Yapay Zeka (Güçlü Yapay Zeka): İnsan zekasına benzer şekilde, geniş bir görev yelpazesinde bilgiyi anlama, öğrenme ve uygulama becerisine sahiptir.

Süper Zeki Yapay Zeka: İnsan zekasını her açıdan aşan bir zeka seviyesidir.

İşlevselliğe Göre

Reaktif Makineler: Yalnızca belirli girdilere tepki verebilen temel yapay zeka sistemleridir. Anıları veya geçmiş deneyimleri depolamazlar.

Sınırlı Bellek: Geçmiş deneyimlerini güncel kararları bilgilendirmek için kullanabilir.

Zihin Kuramı: Duyguları, inançları ve niyetleri anlayabilen yapay zeka sistemleridir.

Kendinin Farkında Yapay Zeka: Öz farkındalığa ve bilince sahip yapay zeka sistemleridir.

Teknoloji ve Tekniklere Göre

Makine Öğrenimi: Sistemlerin verilerden öğrenmesini sağlayan bir yapay zeka alt kümesidir.

Derin Öğrenme: Çok katmanlı sinir ağlarını içeren makine öğreniminin bir alt kümesidir, görüntü ve konuşma tanıma gibi görevlerde üstündür.

Doğal Dil İşleme: Bilgisayarlar ve insan dili arasındaki etkileşime odaklanır.

Uzman Sistemler: Bir insan uzmanın karar verme yeteneğini taklit eden yapay zeka sistemleridir; tıbbi teşhis sistemleri, finansal danışmanlık sistemleri.

Robotik: İnsan benzeri yetenekler gerektiren görevleri yerine getirmek için robotlara entegre edilmiş yapay zeka sistemleridir.

Bilgisayarla Görme: Makinelerin görsel verileri yorumlamasını ve bunlara dayalı kararlar almasını sağlar.

Bulanık Mantık: Sabit ve kesin olmaktan ziyade yaklaşık olan akıl yürütme ile ilgilenen çok değerli bir mantık biçimidir.

Bu sınıflandırmalar, yapay zekanın farklı yönlerini ve yeteneklerini anlamaya yardımcı olarak çeşitli alanlarda geliştirme ve uygulamaya rehberlik etmektedir.

Yapay zeka tıbbi teşhis ve tedavi alanında önemli ilerleme kaydetmiştir. İşte bazı önemli kullanım alanları:

Tıbbi Tanı

Görüntüleme ve Radyoloji

- Görüntü Analizi:** Yapay zeka algoritmaları, tümörler, kırıklar veya enfeksiyonlar gibi anormallikleri yüksek doğrulukla tespit etmek için tıbbi görüntüleri (X-ışınları, manyetik rezonans görüntüleme, bilgisayarlı tomografi taramaları) analiz edebilir.
- Erken Tespit:** Yapay zeka kanser, Alzheimer ve kardiyovasküler rahatsızlıklar gibi hastalıkların erken belirtilerini tespit ederek başarılı tedavi şansını artırabilir.

Patoloji

- Dijital Patoloji:** Yapay zeka, patoloğlara biyopsi örneklerini analiz etmede, kanserli hücreleri tespit etmede ve geleneksel yöntemlerden daha hızlı doğru teşhisler sağlamada yardımcı olabilir.

Genomik

- Genetik Analiz:** Yapay zeka, belirli hastalıklara yatkınlığı gösterebilecek genetik mutasyonların ve varyasyonların belirlenmesine yardımcı olarak kişiselleştirilmiş tıbbi yardımcı olur.

Oftalmoloji

- Retina Görüntüleme:** Yapay zeka sistemleri diyabetik retinopati, glokom ve yaşa bağlı makula dejenerasyonunu tespit etmek için retina görüntülerini analiz edebilir.

Dermatoloji

- Cilt Lezyonu Analizi:** Yapay zeka araçları, melanom gibi iyi huylu ve kötü huylu durumları ayırt etmek için görüntülerden cilt lezyonlarını sınıflandırabilir.

Kardiyoloji Alanında Yapay Zekanın Kullanımı

1950'li yıllarda ilk kez önerilen yapay zeka kavramı, sağlık sektöründe ancak son zamanlarda geniş bir uygulama alanına sahip olmuştur. Yapay zekanın faydası, büyük miktarda veriyi

işleyebilme yeteneğinden kaynaklanmakta olup, kardiyoloji alanında risk tahmini, kardiyovasküler görüntüleme ve elektrofizyoloji gibi alanlarda uygulama alanı bulmuştur.⁴ Yapay zeka, yakın gelecekte kardiyovasküler hastalıkların teşhis ve yönetiminde büyük bir etki yaratarak bir paradigma değişikliğine yol açacaktır.

Koruyucu Kardiyolojide Yapay Zeka

Yapay zekanın potansiyel rol oynayabileceği heyecan verici alanlardan biri, makine öğrenimi tabanlı modellerin risk sınıflandırması için kullanılabilmesi koruyucu kardiyoloji alanıdır. Bu veri odaklı yaklaşım, komplikasyon riski yüksek olan hastaları belirleyerek koruyucu kardiyolojiyi güçlendirebilir. Makine öğrenimi algoritmaları, çok daha fazla sayıda değişkeni kullanabilir, önemli değişkenlerin önceden seçilmesini gerektirmez ve önceki varsayımlardan kaçınır; bu nedenle klinik risk tahmin modellerinin geliştirilmesi için en uygun yöntemdir.⁷ Makine öğrenimi modelleri, hem geleneksel hem de geleneksel olmayan ve bilinmeyen risk faktörlerini doğru risk sınıflandırması için içerebilir. Naive Bayes, k-en yakın komşu (KNN), karar ağacı, rastgele orman ve XGBoost gibi çeşitli makine öğrenimi modelleri, ST elevasyonlu miyokart enfarktüsü sonrası olumsuz kardiyak olayların risk tahmini için daha önce kullanılmıştır.⁸ Düşük ve orta gelirli ülkelerde ST elevasyonlu miyokart enfarktüsü hastaları arasında yakın zamanda önerilen MERC modeli, geleneksel lojistik regresyon tabanlı modellere kıyasla 30 günlük ölüm oranı tahmininde iyileşme sağlamıştır.⁷

Tanısal Kardiyovasküler Görüntüleme Yapay Zeka

Yapay zeka, büyük miktarda veriyi entegre ederek kardiyovasküler görüntüleme önemli bir rol oynamıştır. Yapay zeka, kardiyovasküler görüntüleme büyük bir etki yaratmaktadır; bu etki, doğru hastayı seçmekten, en fazla fayda sağlayacak hastayı belirlemeye ve belirli bir tanı ile ilişkili çeşitli görüntüleme özelliklerini öğrenmeye kadar uzanmaktadır.³ Yapay zekanın derin öğrenme alanı, ekokardiyogramların, kardiyak bilgisayarlı tomografların ve kardiyak manyetik rezonans görüntülemenin analizinde yardımcı olabilir. Mevcut yapay zeka uygulamaları kardiyovasküler görüntüleme, çeşitli kardiyak yapıların tanımlanması ve segmentasyonu, lezyonların tanımlanması ve farklı durumlarla ilişkili görüntülerin sınıflandırılması gibi alanları kapsamaktadır.⁹ Yapay zeka, ekokardiyografi, kardiyak bilgisayarlı tomografi ve manyetik rezonans görüntüleme ile nükleer görüntüleme dahil olmak üzere tüm kardiyovasküler görüntüleme modüllerinde kullanılabilirliğini bulmuştur. Ekokardiyografi, hem tanısal hem de yerinde uygulamalar için en yaygın kullanılan kardiyovasküler görüntüleme modülüdür. Ekokardiyografik görüntülerin elde edilmesi ve yorumlanması yüksek oranda operatöre bağlıdır; bu nedenle görüntülerin kalitesinde ve tanısal yorumlanabilirliğinde önemli değişiklikler meydana gelebilir. Bu durum, yapay zekanın ekokardiyog-

rafinin tanısal görüntüleme yeteneklerini geliştirmede önemli bir rol oynamasına neden olur.¹⁰ Yapay zeka, kardiyak odacık boyutlarının ve hacimlerinin otomatik olarak ölçülmesinde, bölgesel duvar hareket anormalliklerinin, kapak anormalliklerinin ve strain görüntülemenin tespitinde yardımcı olur.^{11,12} Ayrıca, yapay zeka, özellikle eğitilmiş ve nitelikli personelin bulunmadığı gelişmekte olan ülkelerde, yerinde ekokardiyografik tanımlarda önemli bir fayda sağlamıştır. Yapay zeka tabanlı ekokardiyografik yorumlama, geleneksel yöntemlere kıyasla daha yüksek tanısal güven, daha büyük tekrarlanabilirlik ve daha az işlem süresi ile daha tekrarlanabilir sonuçlar sağlar.⁹ Bu, otomatik Heart Model A.I. yazılımı (Philips, Andover, MA) kullanılarak gösterilmiştir; burada görüntü elde etme ve analiz için toplamda %82 zaman tasarrufu sağlanmış, bu oran manuel 3D ölçümlerle kıyaslanmıştır.¹³ Kardiyak bilgisayarlı tomografi, genellikle koroner vaskülaritedeki ateromatik plakların yerini ve yaygınlığını belirlemek ve kalsiyum skorlama için kullanılır. CNN tabanlı Hounsfield birimlerinin tahminiyle oluşturulan yapay zeka modelleri, koroner kalsiyum skorlama için kullanılmıştır.¹⁴ Lessman ve ark.,¹⁵ koroner kalsiyum skorlarının tahminine dayalı olarak yüksek riskli bireylerin taranması ve tespiti için bir CNN modeli geliştirmişlerdir. Yakın zamanda, bir çok merkezli çalışma, plak hacmi ve stenoz şiddetinin koroner bilgisayarlı tomografi anjiyografisi kaynaklı ölçümleri için bir derin öğrenme sistemi geliştirmiş ve doğrulamıştır.¹⁶ Benzer şekilde, CNN, bilgisayarlı tomografi koroner anjiyografisi tabanlı fraksiyonel akış rezervinin (FFR) otomatik tahmininde de kullanılmış, makine öğrenimi tabanlı değerler ile invaziv olarak ölçülen değerler arasında iyi bir uyum sağlanmıştır.¹⁷ Son zamanlarda kardiyak manyetik rezonans görüntüleme, geniş bir klinik uygulama yelpazesi ile umut verici bir kardiyovasküler görüntüleme modülü olarak ortaya çıkmıştır. CNN tabanlı yapay zeka modelleri, kardiyak hacim tahmininde kardiyak odacıkların otomatik segmentasyonu için kullanılmıştır.¹⁸ Ayrıca, CNN tabanlı otomatik ventriküler fonksiyon değerlendirmesi, manuel olarak elde edilen sol ve sağ ventriküler fonksiyonlarla iyi bir korelasyon göstermiştir.¹⁹ Nükleer görüntüleme alanında, tek foton emisyonlu bilgisayarlı tomografi (SPECT) kullanılarak yapılan miyokardiyal perfüzyon görüntüleme, koroner perfüzyonun değerlendirilmesine ve koroner arter hastalığının tespitine yardımcı olur. Derin öğrenme algoritmaları kullanan makine öğrenimi modelleri, miyokardiyal perfüzyon görüntülemeye dayalı olarak koroner arter hastalığında risk tahmini için kullanılmıştır. Makine öğrenimi modelleri, miyokardiyal perfüzyon görüntüleme sonrası daha iyi risk tahmini için klinik ve görüntüleme verilerini de içermiştir. Bu, koroner arter hastalığı riskinin, revaskülarizasyon gereksiniminin ve büyük olumsuz kardiyovasküler olayların (MACE) gelişiminin daha iyi tahmin edilmesini sağlar.^{4,9}

Elektrokardiyografide Yapay Zeka

Elektrokardiyografi (EKG), basit ve invaziv olmayan testlerden biri olarak kardiyovasküler uygulamaların merkezini

oluşturur. Çalışmalar daha önce makine öğrenimi modellerinin, uzun QT ve atriyal fibrilasyon gibi çeşitli EKG bazlı durumları tanımlamada insanlarınkinden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur.^{20,21} Yapay zeka kullanılarak yapılan otomatik EKG analizi, çeşitli aritmilere ve ST segmenti anormalliklerine erken teşhis koymayı kolaylaştırır.²² Makine öğrenimi algoritmalarına dayalı otomatik EKG analizi, birinci basamak hekimleri ve kardiyolog olmayanlar için özel kardiyak bakım gereksinimi hakkında kendinden emin ve hızlı kararlar almalarını sağlayacaktır.⁴ Bu makine öğrenimi tabanlı EKG algoritmaları sadece normal ile anormal EKG arasında ayırım yapmakla kalmaz, aynı zamanda atriyal fibrilasyon, ventriküler taşikardi ve miyokart enfarktüsü gibi durumların teşhisini de güvenle yapabilir. EKG bazlı atriyal fibrilasyon tespiti için yapay zeka kullanan çalışmalar iyi bir duyarlılık (%79) ve özgüllük (%79,5) göstermiştir. Ayrıca, EKG analizlerine dayalı olarak ejeksiyon fraksiyonunun azalmasının tespitinde yapay zeka tabanlı modeller kullanılmış, bu modeller iyi bir duyarlılık (%86,3) ve özgüllük (%85,7) göstermiştir.²³ Yakın zamanda, EKG tabanlı yapay zeka modeli koronavirüs hastalığından (COVID-19) iyileşmiş hastalar arasında kalp atış hızı değişkenliği izleme uygulaması bulunmuştur.²⁴ Ayrıca, yapay zeka, genel popülasyonda rutin EKG izleme ve aritmi tespiti için Apple akıllı saat gibi akıllı giyilebilir cihazlarda da geniş bir uygulama alanı bulur.²⁵ Kalp yetersizliği, önemli morbidite ve mortaliteye yol açan büyük bir kardiyovasküler hastalıktır. Kalp yetersizliğinin erken tanınması ve hızlı tedavisi, kalp yetersizliği yönetim stratejilerinin temel taşı oluşturmaktadır. Yapay zeka, hem kalp yetersizliğinin önlenmesinde, kalp yetersizliğinde yeniden hastaneye yatışlarının azaltılmasında hem de kalp yetersizliğinin popülasyon bazlı yönetiminde önemli bir rol oynamaktadır. Yeni makine öğrenimi algoritmaları, gelecekteki kalp yetersizliği olaylarını tahminde üstün bir yetenek göstermiştir.²⁶ Bu algoritmaların elektronik sağlık kayıt sistemine entegre edilmesi, doktorlara risk bilgilerini otomatik olarak sağlayabilir ve daha fazla müdahale gereksinimini bildirebilir. Yapay zeka, uygun klinik karar verme konusunda doktorlara yardımcı olan bir sağlık bilgi teknolojisi olan klinik karar destek sistemine sorunsuz bir şekilde entegre edilebilir. Bir yakın tarihli çalışmada, poliklinik bölümüne dispne ile başvuran hastalar arasında, yapay zeka tabanlı klinik karar destek sisteminin kalp yetersizliği için kalp yetersizliği uzmanı olmayanlara kıyasla son derece yüksek tanılabilirlik sağladığı ve kalp yetersizliği uzmanlarıyla kıyaslandığında ise benzer tanılabilirlik doğruluk gösterdiği bildirilmiştir. Yapay zeka tabanlı klinik karar destek sistemi, özellikle kaynak kısıtlaması olan düşük ve orta gelirli ülkelerde bu hasta gruplarında kalp yetersizliği teşhisinde yardımcı olabilir.²⁷ Ayrıca, yapay zeka tabanlı yöntemler, kalp yetersizliğinin erken teşhisi için ucuz, invaziv olmayan bir yerde tarama aracı olarak hizmet verebilir. Bu, yapay zeka tabanlı EKG çalışmasında açıkça görülmüştür; burada, bir EKG destekli stetoskop muayenesi sırasında kaydedilen tek kapalı EKG'ye uygulanan yapay zeka tabanlı al-

goritma, sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu <%40 tespiti için iyi bir tanılabilirlik doğruluk sağlamıştır.²⁸ Risk altındaki hastaların tanımlanmasının yanı sıra yapay zeka tabanlı sistemler hastaneye yatışları önlemede de rol oynayabilir. Geleneksel istatistiksel modellerin yeniden hastaneye yatış tahmini konusunda önemli sınırlamaları vardır ve makine öğrenimi algoritmaları, kalp yetersizliğinin yeniden hastaneye yatış riski taşıyanları daha iyi tanımlayabilir. Ayrıca, yapay zeka tabanlı modeller, kardiyak resenkronizasyon tedavisine ihtiyaç duyan düşük sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu ve uzamış QRS süresi olan hastalar gibi belirli kalp yetersizliği tedavilerine ihtiyaç duyan hastaları tanımlayabilir. Yapay zeka tabanlı modeller, iki yakın çalışmada olduğu gibi kardiyak resenkronizasyon tedavilerine yanıt veren ve yanıt vermeyen hastaların tanımlanmasına yardımcı olabilir.²⁹⁻³¹

Girişimsel Kardiyolojide Yapay Zeka

Son zamanlarda, girişimsel kardiyoloji özellikle intravasküler görüntüleme, hemodinamikler ve robotik alanlarda olmak üzere birçok teknolojik ilerlemenin öncüsü olmuştur. Yapay zeka da girişimsel kardiyoloji alanında yenilikçi uygulamalar bulunmuştur. Yapay zekanın klinik karar destek araçlarındaki rolü, makine öğrenimi algoritmaları ve desen tanıma kullanarak kendini geliştiren sistemlerle araştırılmıştır ve bu sistemler insan düşünce süreçlerini taklit etme eğilimindedir. Bu, CEREBRIA-1 (Makine Öğrenimi vs. Uzman İnsan Görüşü ile Fizyolojik Olarak Optimize Edilmiş Koroner Revaskülarizasyon Stratejilerini Belirleme) çalışmasında gösterilmiştir.³² Bu çalışmada anlamlı dalgasız oran izlerinin hesaplamalı yorumu üzerine kurulu bir makine öğrenimi algoritması, stabil koroner arter hastalığı olan hastalarda insan yorumuyla karşılaştırılmıştır. Çalışmanın bulguları, makine öğrenimi algoritmalarının PCI uygunluğunu belirlemede ve optimal PCI stratejisini belirlemede uzman görüşüne kıyasla daha düşük performans göstermediğini ortaya koymuştur. Benzer şekilde, hemodinamik olarak önemli lezyonların tahmininde yapay zeka tabanlı FFR (Autocath FFR) kullanan bir çalışmada, tel bazlı FFR'nin tahmininde mükemmel doğruluk rapor edilmiştir.³³ Kateterizasyon laboratuvarındaki diğer yapay zeka uygulama alanları, intravasküler görüntüleme alanıdadır. Makine öğrenimi algoritmaları, intravasküler ultrason görüntülerinde damar luminal alanın ve plak yükünün otomatik hesaplanmasında kullanılmıştır.³⁴

Gelecekte Yapay Zeka

Kardiyolojide yapay zekanın uygulanması hala gelişim aşamasındadır ve mevcut teknoloji klinik doğrulama, uygulama ve düzenleme konularında zorluklarla karşılaşmaktadır. Yapay zeka, özellikle risk stratifikasyonunda daha iyi sonuçlar sağlayarak koruyucu kardiyoloji alanında oyun değiştirici olarak görülmektedir. Yapay zekanın avantajı, sürekli olarak mevcut veriler üzerinde öğrenme ve iyileştirme yaparak pozitif

tif bir geri bildirim döngüsü oluşturmasıdır. Bu döngü, yapay zeka tabanlı tahmin modellerini kullanım arttıkça daha doğru hale getirir. Yapay zeka alanındaki teknolojik gelişmeler, risk tahmini için dijital ve hesaplamalı biyomarkerlerin geliştirilmesine ve hastalıkların önlenmesi veya ilerlemesinin durdurulması için erken hedeflenmiş müdahalelere yol açacaktır. Gelecekte, yapay zeka tabanlı araçlar klinik karar verme sürecindeki gereksizlikleri ortadan kaldırarak hekimlerin iş yükünü azaltacak ve iş verimliliğini artıracaktır. Şekil 1, yapay zekanın çeşitli kardiyoloji alanlarındaki mevcut uygulama kanıtlarını özetlemektedir.

Yapay Zekanın Mevcut Sınırlılıkları

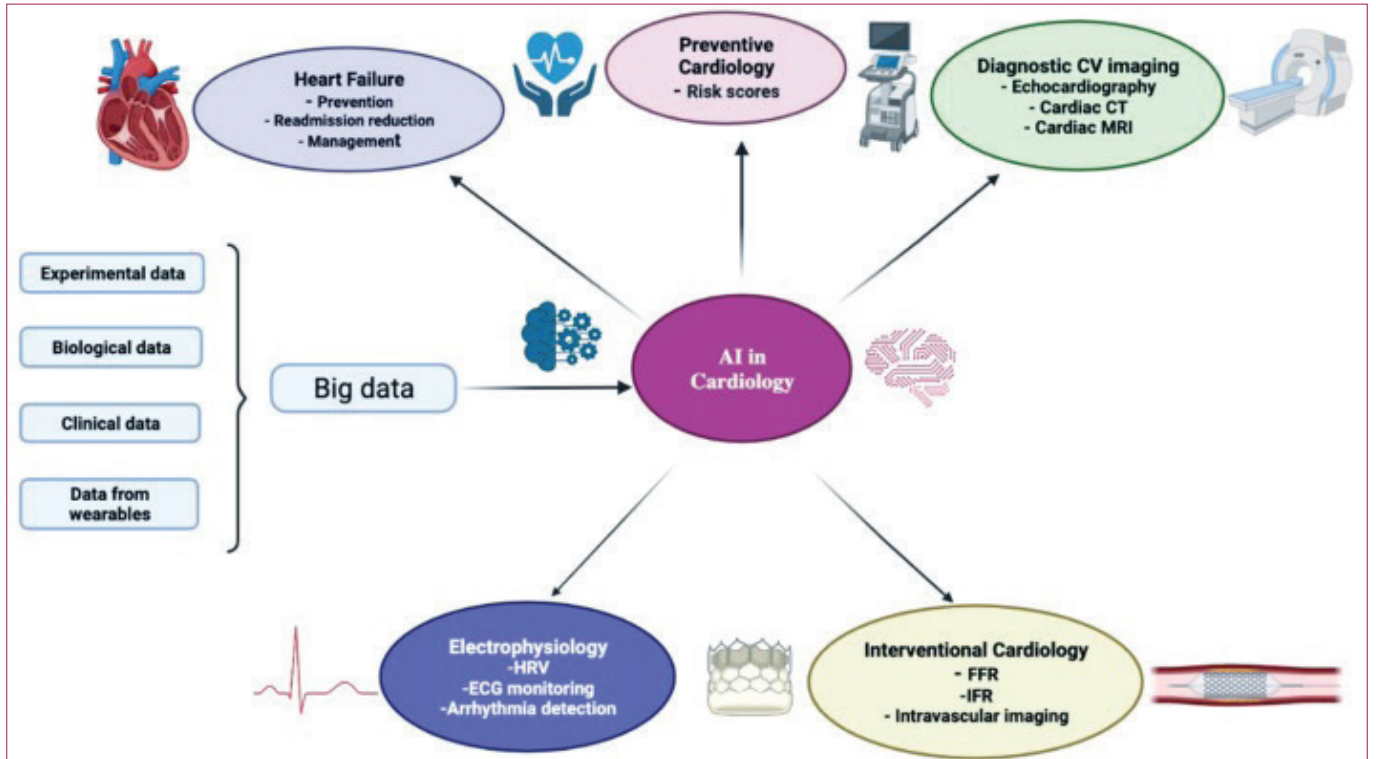
Yapay zeka, hızlı ilerlemesi ile insan beyninin bazı özelliklerini taklit edebilir, ancak onu asla geçemez. Tanısal kardiyovasküler görüntüleme alanında yapay zeka büyük adımlar atmış olsa da yapay zekanın yeniden üretilebilirliği uzman insan gözlemlerinden daha iyi olmamıştır. Yapay zeka ve makine öğreniminin, hekimi ve onun klinik becerilerini desteklemesi gerektiği, onları yerine geçirmemesi gerektiği açıkça anlaşılmalıdır.³⁵ Makine öğrenimi algoritmaları, büyük veri hacmi temelinde desenleri tanımlayabilir ve genellikle bir hastanın ortalama özelliklerini belirlemeye eğilimlidir, ancak istisnaları genellikle göz ardı eder. Ancak tıpta her bireysel olgu farklıdır ve yapay zeka bu tür durumlarda özellikle de istisnai olgularda hata yapma olasılığı taşıyabilir. Yapay zeka, kardiyolojide bir karar destek aracı

olarak kullanılmalı ve kararları bizzat vermemelidir. Ancak, insan zekası ve yapay zekanın doğru bir kombinasyonu klinik hata sayısını azaltabilir. Ayrıca, hiçbir yapay zeka algoritması kusursuz değildir ve makine öğrenmesi algoritması düzgün bir şekilde eğitilmemişse hatalı olabilir. Yapay zeka algoritmalarının genellikle yüksek hassasiyete ancak düşük özgüllüğe sahip olduğu, bu durumun aşırı teşhis ve ek değerlendirme riskini artırdığı sıkça görülmüştür. Yapay zeka ve makine öğreniminin kullanımı ile ilgili bir diğer sorun, büyük veri hacimlerinin işlenmesi sırasında ortaya çıkan hukuki ve etik endişelerdir. Özellikle büyük veri hacimlerinin değerlendirildiği durumlarda, paylaşılan verilerin türleri ve kime verildiği konusunda daha fazla şeffaflık gereklidir ve paylaşılma amacının netleştirilmesi önemlidir. Ayrıca, verilerin paylaşımı ve erişiminin güvenliği için Avrupa'da Genel Veri Koruma Yönetmeliği gibi sıkı düzenlemelerin getirilmesi gerekmektedir.³

Tedavi

Kişiselleştirilmiş Tıp

- **Tedavi Planları:** Yapay zeka, bir hastanın genetik bilgilerini, yaşam tarzını ve tıbbi geçmişini analiz ederek kişiselleştirilmiş tedavi planları oluşturabilir, etkinliği artırabilir ve yan etkileri azaltabilir.
- **İlaç Geliştirme:** Yapay zeka, farklı bileşiklerin hedef hastalıklarla nasıl etkileşime gireceğini tahmin ederek ilaç keşfini hızlandırır ve potansiyel yeni ilaçları daha verimli bir şekilde tanımlar.



Şekil 1. Yapay zekanın çeşitli kardiyoloji alanlarındaki mevcut uygulama kanıtları.

Robotik Cerrahi

- Hassas Cerrahi: Yapay zeka destekli robotik sistemler, cerrahların karmaşık prosedürleri gelişmiş hassasiyet, azaltılmış invazivlik ve daha hızlı iyileşme süreleri ile gerçekleştirmelerine yardımcı olur.

Sanal Sağlık Asistanları

- Hasta İzleme: Yapay zeka destekli sanal asistanlar, hastaların sağlık verilerini gerçek zamanlı olarak izler, ilaçlar için hatırlatıcılar sağlar ve sağlık hizmeti sağlayıcılarını kritik değişiklikler konusunda uyarır.
- Kronik Hastalık Yönetimi: Yapay zeka, hasta verilerini analiz ederek ve tedavi planlarında ayarlamalar için iç görüler sağlayarak kronik hastalıkların yönetilmesine yardımcı olur.

Kestirimci Analitik

- Sonuç Tahmini: Yapay zeka modelleri, komplikasyon olasılığı veya hastalığın ilerlemesi gibi hasta sonuçlarını tahmin ederek klinisyenlerin bilinçli kararlar almasına yardımcı olabilir.
- Kaynak Tahsisi: Yapay zeka, hasta ihtiyaçlarını ve eğilimlerini tahmin ederek yoğun bakım yatakları ve ventilatörler gibi hastane kaynak tahsisini optimize etmeye yardımcı olur.

Teletıp

- Uzaktan Teşhis: Yapay zeka destekli platformlar, uzaktan konsültasyon ve teşhis olanağı sağlayarak sağlık hizmetlerini uzak veya yetersiz hizmet alan bölgelerdeki hastalar için erişilebilir hale getirir.
- Semptom Denetleyicileri: Yapay zeka sohbet robotları ve uygulamaları, hastaların semptomlarını anlamalarına ve uygun eylemler veya konsültasyonlar önermelerine yardımcı olur.

Araştırma ve Klinik Denemeler

Veri Analizi

- Klinik Veri Madenciliği: Yapay zeka, yeni iç görüleri ve tedavi yaklaşımlarına yol açabilecek kalıpları ve korelasyonları belirlemek için büyük miktarda klinik veriyi analiz edebilir.
- Hasta İşe Alımı: Yapay zeka, elektronik sağlık kayıtlarını ve diğer veri kaynaklarını analiz ederek klinik araştırmalar için uygun adayların belirlenmesine yardımcı olur.

Tahmine Dayalı Modelleme

- Hastalık Salgını Tahmini: Yapay zeka modelleri, çeşitli kaynaklardan gelen verileri analiz ederek hastalık salgınlarını ve salgınları tahmin edebilir ve proaktif önlemler alınmasını sağlayabilir.

Yapay zekayı tıbbi teşhis ve tedaviye entegre ederek, sağlık hizmetleri daha hassas, kişiselleştirilmiş ve verimli hale gelebilir ve sonuçta daha iyi hasta sonuçları ve optimize edilmiş sağlık sistemleri elde edilebilir.

Sonuç

Yapay zekanın tıptaki rolü, teknoloji ve sağlık hizmetlerinin evrimi ile birlikte gelişmeye devam edecektir. Yapay zekanın potansiyelini en iyi şekilde kullanabilmek için sürekli araştırma, gelişim ve etik standartların belirlenmesi gerekecektir.

Kaynaklar

1. Johnson KW, Torres Soto J, Glicksberg BS, et al. Artificial Intelligence in Cardiology. *J Am Coll Cardiol.* 2018;71(23):2668-2679.
2. Xu Y, Liu X, Cao X, et al. Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *Innovation (Camb).* 2021;2(4):100179.
3. Sermesant M, Delingette H, Cochet H, Jais P, Ayache N. Applications of artificial intelligence in cardiovascular imaging. *Nat Rev Cardiol.* 2021;18(8):600-609.
4. Lopez-Jimenez F, Attia Z, Arruda-Olson AM, et al. Artificial Intelligence in Cardiology: Present and Future. *Mayo Clin Proc.* 2020;95(5):1015-1039.
5. Russell SJ, Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach.* 3rd ed. Pearson:2016.
6. Mitchell M. Abstraction and analogy-making in artificial intelligence. *Ann N Y Acad Sci.* 2021;1505(1):79-101.
7. Shetty MK, Kunal S, Girish MP, et al. Machine learning based model for risk prediction after ST-Elevation myocardial infarction: Insights from the North India ST elevation myocardial infarction (NORIN-STEMI) registry. *Int J Cardiol.* 2022;362:6-13.
8. D'Ascenzo F, Biondi-Zoccai G, Moretti C, et al. TIMI, GRACE and alternative risk scores in Acute Coronary Syndromes: a meta-analysis of 40 derivation studies on 216,552 patients and of 42 validation studies on 31,625 patients. *Contemp Clin Trials.* 2012;33(3):507-514.
9. Seetharam K, Shrestha S, Sengupta PP. Cardiovascular Imaging and Intervention Through the Lens of Artificial Intelligence. *Interv Cardiol.* 2021;16:e31.
10. Sengupta PP, Adjeroh DA. Will Artificial Intelligence Replace the Human Echocardiographer? *Circulation.* 2018;138(16):1639-1642.
11. Madani A, Arnaout R, Mofrad M, Arnaout R. Fast and accurate view classification of echocardiograms using deep learning. *NPJ Digit Med.* 2018;1:6.
12. Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice. *Circulation.* 2018;138(16):1623-1635.
13. Medvedofsky D, Mor-Avi V, Amzulescu M, et al. Three-dimensional echocardiographic quantification of the left-heart chambers using an automated adaptive analytics algorithm: multicentre validation study. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging.* 2018;19(1):47-58.
14. Eng D, Chute C, Khandwala N, et al. Automated coronary calcium scoring using deep learning with multicenter external validation. *NPJ Digital Medicine.* 2021;4(1):88.
15. Lessmann N, Işğum I, Setio AA, et al. Deep convolutional neural networks for automatic coronary calcium scoring in a screening study with low-dose chest CT. *Medical Imaging.* 2016;9785:255-260.

16. Lin A, Manral N, McElhinney P, et al. Deep learning-enabled coronary CT angiography for plaque and stenosis quantification and cardiac risk prediction: an international multicentre study. *Lancet Digit Health*. 2022;4(4):e256-e265. Erratum in: *Lancet Digit Health*. 2022;4(5):e299.
17. Morais TC, Assunção-Jr AN, Dantas Júnior RN, et al. Diagnostic Performance of a Machine Learning-Based CT-Derived FFR in Detecting Flow-Limiting Stenosis. *Arq Bras Cardiol*. 2021;116(6):1091-1098. English, Portuguese.
18. Bai W, Sinclair M, Tarroni G, et al. Automated cardiovascular magnetic resonance image analysis with fully convolutional networks. *J Cardiovasc Magn Reson*. 2018;20(1):65.
19. Wang S, Patel H, Miller T, et al. AI Based CMR Assessment of Biventricular Function: Clinical Significance of Intervendor Variability and Measurement Errors. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2022;15(3):413-427.
20. Viskin S, Rosovski U, Sands AJ, et al. Inaccurate electrocardiographic interpretation of long QT: the majority of physicians cannot recognize a long QT when they see one. *Heart Rhythm*. 2005;2(6):569-574.
21. Attia ZI, Sugrue A, Asirvatham SJ, et al. Noninvasive assessment of dofetilide plasma concentration using a deep learning (neural network) analysis of the surface electrocardiogram: A proof of concept study. *PLoS One*. 2018;13(8):e0201059.
22. Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nat Med*. 2019;25(1):65-69. Erratum in: *Nat Med*. 2019;25(3):530.
23. Attia ZI, Noseworthy PA, Lopez-Jimenez F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: a retrospective analysis of outcome prediction. *Lancet*. 2019;394(10201):861-867.
24. Shah B, Kunal S, Bansal A, et al. Heart rate variability as a marker of cardiovascular dysautonomia in post-COVID-19 syndrome using artificial intelligence. *IPEJ*. 2022;22(2):70-76.
25. Perez MV, Mahaffey KW, Hedlin H, et al.; Apple Heart Study Investigators. Large-Scale Assessment of a Smartwatch to Identify Atrial Fibrillation. *N Engl J Med*. 2019;381(20):1909-1917.
26. Ng K, Steinhubl SR, deFilippi C, Dey S, Stewart WF. Early Detection of Heart Failure Using Electronic Health Records: Practical Implications for Time Before Diagnosis, Data Diversity, Data Quantity, and Data Density. *Circ Cardiovasc Qual Outcomes*. 2016;9(6):649-658.
27. Choi DJ, Park JJ, Ali T, Lee S. Artificial intelligence for the diagnosis of heart failure. *NPJ Digit Med*. 2020;3:54.
28. Bachtiger P, Petri CF, Scott FE, et al. Point-of-care screening for heart failure with reduced ejection fraction using artificial intelligence during ECG-enabled stethoscope examination in London, UK: a prospective, observational, multicentre study. *Lancet Digit Health*. 2022;4(2):e117-e125.
29. Kalscheur MM, Kipp RT, Tattersall MC, et al. Machine Learning Algorithm Predicts Cardiac Resynchronization Therapy Outcomes: Lessons From the COMPANION Trial. *Circ Arrhythm Electrophysiol*. 2018;11(1):e005499.
30. Feeny AK, Rickard J, Patel D, et al. Machine Learning Prediction of Response to Cardiac Resynchronization Therapy: Improvement Versus Current Guidelines. *Circ Arrhythm Electrophysiol*. 2019;12(7):e007316.
31. Cikes M, Sanchez-Martinez S, Claggett B, et al. Machine learning-based phenogrouping in heart failure to identify responders to cardiac resynchronization therapy. *Eur J Heart Fail*. 2019;21(1):74-85.
32. Davies JE. CEREBRIA-1: machine learning vs expert human opinion to determine physiologically optimized coronary revascularization strategies. Accessed October 22, 2024. <https://www.tctmd.com/slide/cerebria-1-machine-learning-vs-expert-human-opinion-determine-physiologically-optimized>
33. Roguin A, Abu Dogosh A, Feld Y, Konigstein M, Lerman A, Koifman E. Early Feasibility of Automated Artificial Intelligence Angiography Based Fractional Flow Reserve Estimation. *Am J Cardiol*. 2021;139:8-14.
34. Zhang J, Han R, Shao G, Lv B, Sun K. Artificial Intelligence in Cardiovascular Atherosclerosis Imaging. *J Pers Med*. 2022;12(3):420.
35. Yan Y, Zhang JW, Zang GY, Pu J. The primary use of artificial intelligence in cardiovascular diseases: what kind of potential role does artificial intelligence play in future medicine? *J Geriatr Cardiol*. 2019;16(8):585-591.

Kardiyak Görüntüleme Yapay Zeka

Dr. Muhammed Esad Çekin

Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Bolu, Türkiye

Giriş

Kabaca yapay zeka görsel algı, örüntü tanıma, planlama, dil anlama, öğrenme, analiz etme, problem çözme ve karar verme gibi normalde insan zekası gerektiren görevleri makinelerin taklit etmesi olarak tanımlanabilir. Yapay zeka terimi 60 yılı aşkın bir süredir kullanılmasına rağmen, son 10 yılda kullanımı hızla artmıştır. Pubmed (<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov>) istatistiklerine bakıldığında da içerisinde “machine learning” veya “deep learning” anahtar kelimeleri geçen bilimsel yayın sayısında son 10 yılda logaritmik bir artış olduğu görülmektedir.

Birçok sektörde olduğu gibi sağlık sektöründe de teknolojiye gelişmelerle doğru orantılı olarak oluşturulan veri hacmi hızlı bir şekilde artmaktadır. 2021 yılı itibarıyla sağlık bakımı sırasında yıllık 2 zettabit (2 trilyongigabit) verinin ortaya çıktığı tahmin edilmiştir.¹ Bu büyük veriden anlamlı bilgilerin çıkarılabilmesi geleneksel yöntemlerin ve insan aklının kapasitesini aştığı için yapay zekanın sağlık sektöründe de kullanılmasını kaçınılmaz hale getirmiştir.²

Yapay zekanın ana yakıtı mevcut veri miktarıdır. Çöp girerse, çöp çıkar kuralınca; verilerin titiz bir şekilde toplanması ve temiz olması çok önemlidir. Çünkü verilerin kalitesi, doğruluğu ve zenginliği, yapay zekanın ne kadar etkili olacağını belirleyecektir. Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesine göre, yapay zeka teknolojileri, sağlık hizmetinde üretilen büyük veriden yeni ve önemli iç görüler elde ederek sağlık hizmetlerini dönüştürme potansiyeline sahiptir. Bunun için, temel ön koşul “büyük verinin” mevcudiyetidir.³

Büyük veri terimi, geleneksel veri işleme yöntemleri ile analiz edilemeyen, yorumlanamayan veya depolanamayan son derece büyük veri kümelerini ifade eder. Tıpta bunlar klinik kayıtlardan, laboratuvar sonuçlarından, moleküler verilerden (OMICS verileri; genomik, transkriptomik, proteomik vb.), görüntüleme verilerinden ve bunların kombinasyonlarından elde edilebilir.⁴ Büyük verinin 5V özelliği vardır; veri kümeleri büyük olmalı (volume), hızlı şekilde oluşturulmalı ve işlenmeli (velocity), farklı kaynaklardan gelmeli (variety), güvenilir olmalı (veracity) ve önemli sorulara yanıt sağlamalı (value).³ Yapay zeka dijital sağlık kayıtlarından elde edilen “büyük veri”yi kullanarak hassas tıbbın geliştirilmesine olanak sağlayabilir ve tıbbın nihai hedeflerinden olan bireyselleştirilmiş tıbbi mümkün kılabilir gibi gözüküyor.⁵

Günümüzde teşhis işlemleri çok büyük oranda uzman doktorlar tarafından geleneksel yöntemlerle yapılmaktadır. Manuel tespit işlemi zaman alıcıdır ve karar verici insan olduğu için yorgunluk, psikolojik durum vb. insani faktörler potansiyel hatalara neden olabilir. Ayrıca değerlendirme kişiden kişiye ve uzmanlık seviyelerine göre değişebilir.⁶ Yapay zeka ise görüntü alma ve yorumlama sırasındaki tutarsızlık, gözlemciler arası ve gözlemciler içi değişkenlik sorunlarını çözebilir, karar destek sistemleri ile teşhisleri iyileştirir, maliyetleri düşürebilir.^{7,8}

Yapay zekanın bir alt kümesi makine öğrenimidir. Makine öğrenimi yapay zeka uygulamalarının çoğunu mümkün kılan algoritmaları tanımlayan bir şemsiye terimdir (Şekil 1).⁹

Bu algoritmaların her birinin kendine özgü özellikleri ve nitelikleri vardır. Hangi görev için hangi algoritmanın en uygun olduğunun araştırmacı tarafından belirlenmesi gerekir. En sık kullanılan iki temel makine öğrenimi türü denetimli ve denetimsiz öğrenmedir.

Denetimli öğrenmede makine öğrenimi algoritması, ilgililenen görev için etiketlenmiş eğitim verilerine dayalı olarak



Şekil 1. Yapay zeka, makine öğrenimi ve derin öğrenme arasındaki hiyerarşinin şematik gösterimi.

öğrenir. Bunun için büyük etiketli eğitim veri kümelerine ve doğrulama veri kümelerine ihtiyaç vardır. Büyük miktarlardaki bu verilerin manuel olarak etiketlenmesini zaman alıcı olabilir ve algoritmalar yalnızca açıkça tanımlanmış bilinen sonuçları tahmin edebilir.¹⁰ Denetimli makine öğrenimi, sınıflandırma veya regresyon algoritmaları olarak alt kategorilere ayrılabilir. Sınıflandırma yöntemleri arasında destek vektör makineleri, rastgele ormanlar ve yapay sinir ağları yer almaktadır.^{11,12}

Buna karşılık, denetimsiz öğrenme minimum rehberlikle ve önceden tanımlanmış veri kümeleri olmadan ilişkileri tanımlayabilir. Algoritma, bilinmeyen sonuçları tahmin etmek için etiketlenmemiş verileri kullanarak, gizli kalıpları keşfeder. Denetimsiz makine öğrenimi örnekleri arasında kümeleme algoritmaları ve temel bileşen analizi yer alır. Tıbbi uygulamalarda daha az yaygın olarak kullanılmasına rağmen verilerin etiketlenme sürecinin zaman alıcı ve pahalı olduğu tıp alanında geniş bir potansiyele sahiptir.¹³

Derin öğrenme ise insan beyninin işleyişini taklit eden yapay sinir ağlarıyla programlanan bir makine öğrenimi türüdür. En yaygın kullanılan derin öğrenme türü bir veya daha fazla katman evrişimli sinir ağlarıdır (CNN).¹⁴ Derin öğrenme verileri kendisi analiz edip öğrenebilir ve ardından uygun kararlar verebilir; oysa geleneksel makine öğrenimi hala kapsamlı rehberlik gerektirir ve tasarlayıcının algoritmanın düzgün çalışması için devreye girmesi gerekebilir.¹⁵ Derin öğrenme algoritmaları veri kümeleri büyüdükçe önemli ölçüde iyileşir. Çağdaş algoritmalar için bir sonraki geçiş noktası olarak görülebilir sürücüsüz araçlar, robotlar, ses ve görüntü tanıma sistemleri gibi günlük teknolojilerde sıklıkla kullanılmaktadır ve kardiyovasküler görüntüleme uygulamaları içinde sınırsız potansiyel sağlar.¹⁶

Başlangıçta yapay zeka algoritmaları radyolojik olarak statik görüntüleri değerlendirmek için kullanılmıştır. Kardiyak görüntüleme modalitelerinin dinamik yapısı, yapay zeka için bir zorluk teşkil etmektedir ancak, artık ekokardiyografi, kardiyak bilgisayarlı tomografi (BT), kardiyak manyetik rezonans ve nükleer tıp görüntülemeleri gibi kardiyovasküler görüntülemenin her adımında kullanılabilir. ¹⁷

Ekokardiyografi ve Yapay Zeka

Ekokardiyografi dünya çapında en sık kullanılan kardiyovasküler görüntüleme yöntemidir. Kolay ulaşılabilir olması, taşınabilirliği, yan etkisinin olmaması ve maliyet-etkin olması gibi birçok avantajları vardır. Bununla birlikte yorumlanmasının insan tecrübesine bağlı olması ise ekokardiyografinin tam potansiyelini sınırlayan bir faktördür. Değerlendirmede gözlemciler arası ve gözlemciler içi önemli değişiklikler olması, değişen görüntü kalitesi, yapısal sınırların tespitindeki zorluk, özel eğitim gerektirmesi gibi dezavantajları vardır. Tüm bunlar bilimsel çalışma sonuçlarında tutarsızlıklara neden olmaktadır.¹⁷ Ayrıca hem ekokardiyografi cihazlarının teknolojisindeki gelişmeler hem de kardiyolojik gelişmeler

nedeniyle ekokardiyografiye olan talep her geçen gün daha da artmakta ve değerlendirme daha kompleksleşmektedir. Bu nedenle, verimliliği artırmak, gözlemciler arası ve gözlemciler içi değişkenliği azaltmak, çalışmalardaki tutarsızlığı azaltmak, işlem süresini kısaltmak için çözüm yolları bulmak gereklidir. Tüm bu problemlerin çözümünü yapay zeka vadedebilir.¹⁸

Ekokardiyografi, standartlaştırılmış görüntüler, çoklu ölçümler ve birçok kurumdan uzmanlar tarafından etiketlenmiş büyük ekokardiyogram veri tabanlarının varlığı nedeniyle yapay zeka uygulamaları için oldukça uygun görünmektedir.^{19,20}

Yapay zeka algoritmaları kaliteli görüntü elde edilmesi, görüntü pencerelerinin tanınması, otomatik ölçümler yapılması veya tanı koyma gibi farklı basamaklarda kullanılabilir.²¹ Görüntü kalitesini optimize etmek için kullanılan yapay zeka algoritması sayesinde tarama süresinin azaldığı, artefaktların ortadan kaldırıldığı ve gözlemciler arası ve gözlemciler içi değişkenliğin azaltıldığı gösterilmiştir.^{18,22}

Yeni başlayanlara yardımcı olmak için, standart ekokardiyografik görüntülerin elde edilmesi için görüntüyü gerçek zamanlı anatomik rehberlikle bütünleştiren yapay zeka algoritmaları ile görüntü alma süreci iyileştirilebilmektedir. Bu algoritmalar mevcut görüntüyü ve prob konumunu analiz edebilir, ardından kullanıcıya probu görüntüyü optimize edeceği tahmin edilen bir şekilde hareket ettirmesi için talimatlar verebilir.²³ Deneyimsiz görüntülemecilere doğru görüntüleri elde etmeleri için rehberlik eden yapay zeka teknolojileri halihazırda ticari olarak mevcuttur.²⁴ 2020 yılında kullanıcıyı doğru görüntüyü alması için yönlendiren yapay zeka temelli ilk ultrason yazılımı Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesinin onayını almıştır.²⁵ Bu yazılım sayesinde başlangıç düzeyindeki kullanıcıların doğru ekokardiyografik görüntüleri çıkarması mümkün olmuştur. Daha önce ekokardiyografik görüntü alma deneyimi olan hemşirelerin bu yazılımın yönlendirmesi ile aldığı görüntülerin yeterliliğinin uzman görüntülemeciler tarafından değerlendirildiği bir çalışmada, alınan görüntülerin sol ventrikül ve sağ ventrikül boyutları ve fonksiyonları ile perikart sıvısının varlığını değerlendirmek için yeterli olduğu saptanmıştır.²³

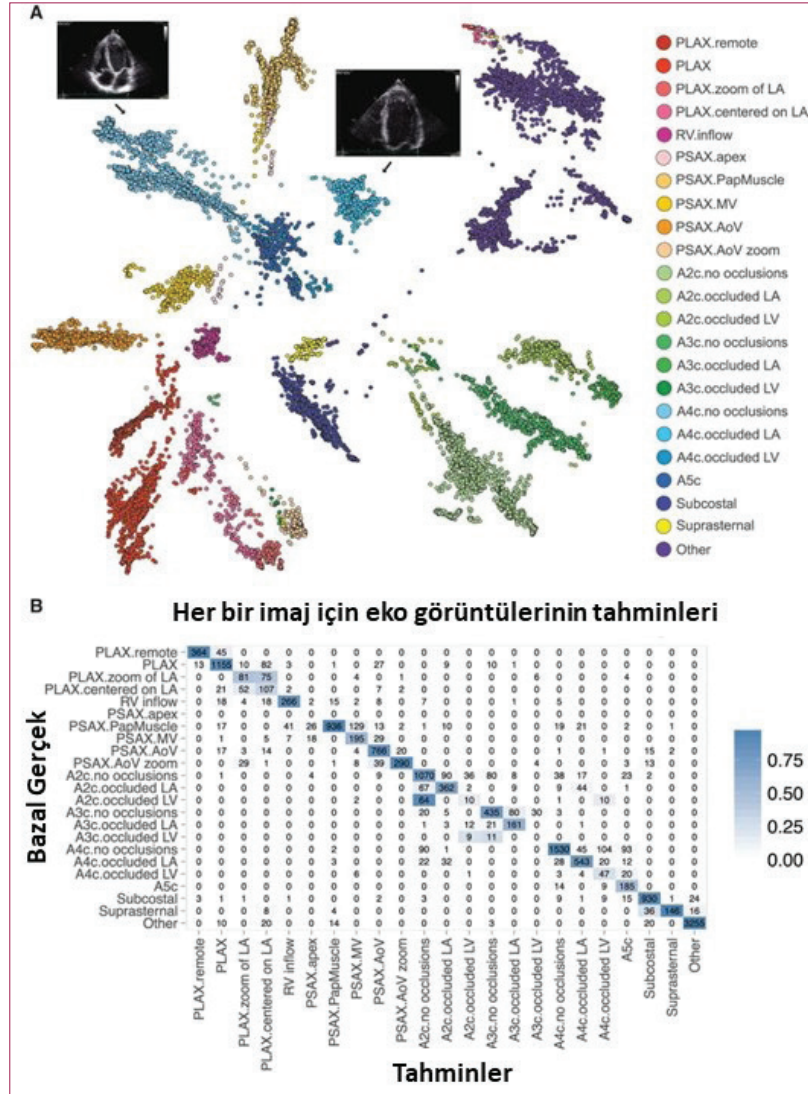
Ekokardiyografide sol ventrikül hacim ve fonksiyonunun otomatik olarak kantifiye edilmesi ilk yapay zeka uygulamalarından biridir. Knackstedt ve ark.,²⁶ 255 hastada 432 video görüntüsünden sol ventrikül hacimlerinin ve ejeksiyon fraksiyonunun değerlendirilmesi için bir yapay zeka modeli geliştirmiş ve referans olarak manuel değerlendirme ile kıyasladıklarında algoritmanın %92,1 doğruluk oranı ile çalıştığını tespit etmişlerdir. Echonet-RCT çalışmasında ejeksiyon fraksiyonu saptanmasında yapay zeka aracılığı ile ejeksiyon fraksiyonu hesaplama modelinin ekokardiyografi teknisyenlerine göre uzman kardiyologlara daha yakın bir sonuç verdiği gösterilmiştir.²⁷

Bir sonraki önemli adım yapay zeka ile standartlaştırılmış transtorasik ekokardiyografik görüntülerin sınıflandırılması olmuştur. Madani ve ark.,²⁸ 267 ekokardiyografi kaydından elde edilen 800.000'den fazla görüntü ile eğiterek bir derin öğrenme

modeli geliştirmişlerdir. Model 15 ana ekokardiyografik görüntüyü %97,8 doğrulukla sınıflandırarak, board sertifikalı görüntülemecilerden daha yüksek bir doğruluk oranı göstermiştir.

Dönüm noktası olarak kabul edilebilecek başka bir çalışmada Zhang ve ark.²⁹ tarafından yapılmıştır. CNN ile 14.035 ekokardiyogram kullanılarak görüntü tanımlama, görüntü

segmentasyonu, yapı ve fonksiyonların ölçülmesi ve hipertrofik kardiyomiyopati, kardiyak amiloidoz ve pulmoner arteriyel hipertansiyon gibi hastalıkların tespit edilmesini içeren tam otomatik bir ekokardiyogram yorumlama modeli geliştirilmiştir (Şekil 2). Model görüntü pencerelerini doğru şekilde tanımlamış ve deneyimli görüntülemecilerin yaptığı şekilde her



Şekil 2. Evrişimli sinir ağları kullanılarak ekokardiyografik görüntülerin başarılı bir şekilde ayırtılması. (A) Her bir test görüntüsü kümesi, sol atriyum tıkanıklığı olan veya olmayan apikal görüntüler de dahil olmak üzere 23 farklı ekokardiyografik görünümde birine karşılık gelmektedir. Ekokardiyografik hareketsiz görüntüler, sol atriyum tıkanıklığı olan ve olmayan dört odacıklı görünüm örnekleri sunmaktadır. (B) Test veri setinin matris gösteriminde başarılı ve başarısız görünüm sınıflandırmaları. Başarılı sınıflandırmalar diyagonal boyunca sayılar olarak gösterilirken, yanlış sınıflandırmalar diyagonal dışı girişler olarak belirtilmiştir.

A2c, apikal 2 odacık; A3c, apikal 3 odacık; A4c, apikal 4 odacık; eko, ekokardiyogram; LV, sol ventrikül; PLAX, parasternal uzun eksen. Görüntü Zhang ve ark.³⁰ tarafından üretilmiştir.

*Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice. *Circulation*. 2018;138(16):1623-1635.

bir pencerede miyokardın segmentlerini belirleyebilmiştir. Bu segmentasyon sayesinde boşluk hacimleri, kütle, ejeksiyon fraksiyonu ve hatta miyokardiyal strain değerlerini güvenilir bir şekilde elde etmiş, hipertrofik kardiyomyopati, kardiyak amiloidoz ve pulmoner arteriyel hipertansiyonu sırasıyla 0,93, 0,87 ve 0,85 C-istatistikleri ile tespit etmiştir.

Kardiyak patolojilerin saptanması için geliştirilen algoritmalarda ise, Narula ve ark.³⁰ 143 hastada hipertrofik kardiyomyopati ve fizyolojik hipertrofiyi ayırt etmek için yapay zeka kullanmış ve model %87 duyarlılık, %82 özgüllük göstermiştir. Sengupta ve ark.³¹ 94 hastada restriktif perikarditi restriktif kardiyomyopatiden ayırmak için strain ekokardiyografi kullanan makine öğrenimi algoritması kullanmış ve 0,962 eğri altında kalan alan (AUC) ve %93,7 doğruluk oranı tespit etmişlerdir. Kusunose ve ark.³² tarafından duvar hareket anormalliklerini tespit etmek için bir derin öğrenme algoritması kullanılmış, algoritmanın performansının AUC değeri ile uzman kardiyologlarınki birbirine benzer saptanmıştır (AUC: 0,99'a karşı 0,98).

Korunmuş ejeksiyon fraksiyonlu kalp yetersizliğinin (HFpEF) karakterize edilmesi, yapay zeka uygulamaları için bir başka tanı alanıdır. HFpEF'nin heterojen profili ve gerçek bir standart tanımının olmaması, bu hastaların yönetimini zorlaştırmaktadır.³³ HFpEF'li hastaları sağlıklı ancak hipertansif/nefes darlığı olanlardan ayırt etmek için yapılan bir çalışmada, yapay zeka algoritması HFpEF'li hastaları sınıflandırmada %81 oranında doğru sonuç vermiştir.³⁴

Yapay zeka modelleri kalp kapak hastalıklarının değerlendirilmesine de yardımcı olabilir. Moghaddasi ve ark.³⁵ mitral yetersizliğinin ciddiyetini belirlemek için destek vektör makinesi sınıflandırıcısını kullanmış ve algoritma mitral yetersizliği olmaması, hafif, orta ve şiddetli mitral yetersizliğin tespitinde sırasıyla %99,5, %99,38, %99,31 ve %99,59'lük doğruluk oranı göstermiştir. Playford ve ark.³⁶ sol ventrikül çıkış yolu boyutunu veya hızını kullanmadan aort kapağının fenotipik özelliklerini kullanarak, aort darlığının şiddetini tespit eden bir algoritma geliştirmiş ve doğruluğunu süreklilik denklemi ile kıyaslamışlardır. Yapay zeka ile aort darlığının derecesi %95,3 oranında doğru tespit edilirken, süreklilik denklemi için bu oranın %73,9 olduğu saptanmıştır. Algoritma, sistolik sol ventrikül fonksiyonundan bağımsız olarak düşük akımlı ve düşük gradientli ciddi aort darlığında da eşit derecede iyi performans göstermiştir. Fenotipik yapay zeka algoritması, transaortik gradientler ve atım hacmi indeksi için ayarlama yapıldıktan sonra bile uzun vadeli mortalitenin önemli bir öngörücüsü olmuştur. Transkateter aort kapak implantasyonu yapılan 47 hasta ile yapılan bir başka çalışmada ise, yapay zeka destekli ekokardiyografi ile yapılan periprosedural aortik annulus ölçümleri, bilgisayarlı tomografiden elde edilen ölçümlerle normal ekokardiyografik ölçümlere kıyasla daha fazla korelasyon göstermiştir.³⁷

Strain analizlerinin ortaya çıkmasıyla birlikte ekokardiyografi, geleneksel ölçümlerin ötesinde miyokardiyal fonksiyonla ilgili de bir dizi bilgi sağlamaktadır. Bu bilgi bolluğu,

makine öğrenimi algoritmalarına analiz için ek fırsatlar sunar. Yapay zeka ile iki boyutlu global longitudinal strain in (GLS) tam otomatik, hızlı ve tekrarlanabilir değerlendirilmesi mümkündür. Değerlendirme sekiz saniyeden daha kısa sürek, konvansiyonel yöntemlerden çok daha hızlı olmaktadır.²⁶ Salte ve ark.,³⁸ görüntü kalitesinden bağımsız olarak, akut miyokart enfarktüsü veya de novo kalp yetersizliği olan hastaların derin öğrenmeye dayalı tam otomatik GLS ölçümlerini test etmişlerdir. GLS, derin öğrenme yöntemi için $-11,6 \pm \%4,5$ ve konvansiyonel yöntem için $-\%12,8 \pm \%5$ saptanmıştır. Derin öğrenme algoritması, standart görüntüleri otomatik olarak tanımlamayı ve sınıflandırmayı, miyokart takibi ve hareket tahmini yapmayı ve GLS'yi değerlendirmeyi başarmıştır.

Üç boyutlu görüntüleme ekokardiyografide ana gelişmelerden biridir. Yapay zeka uygulamaları bu alanda da umut vericidir. Üç boyutlu ekokardiyografi ölçümlerinin iki boyutlu görüntülemeye kıyasla kardiyak manyetik rezonans görüntüleme ölçümleriyle daha iyi korelasyon gösterdiği bilinmektedir.³⁹ Amerikan Ekokardiyografi Derneği ve Avrupa Kardiyovasküler Görüntüleme Derneği, ventriküler boşluk hacimlerini ölçmek için üç boyutlu ekokardiyografinin kullanılmasını tavsiye etse de yüksek uzmanlık seviyesi gerektirdiğinden günlük klinik uygulamada kullanımı sınırlıdır.⁴⁰ Üç boyutlu ekokardiyogramlardan yapay zeka ile otomatik odacık ölçümleri, daha az deneyimli sonografların bile üç boyutlu görüntüleme potansiyelinden tam olarak yararlanmasına olanak tanıyarak, üç boyutlu incelemenin standart hale gelmesini sağlayabilir. Yine üç boyutlu ekokardiyografi için yapay zekanın klinik pratiğe dahil edilmesi, büyük üçüncü basamak tıp merkezlerinin dışında kolaylıkla bulunamayan kardiyak manyetik rezonans görüntülemeye olan ihtiyacı azaltacak bir adım olabilir. Medvedofsky ve ark.,⁴² üç boyutlu ekokardiyografi ile 180 hastada sol atriyal ve ventriküler hacimleri ve ejeksiyon fraksiyonunu ölçmek için yapay zeka kullanmışlardır. Otomatik yapay zeka ölçümü manuel ölçümler ile sol ventrikül diyastol sonu hacmi için %97, sol atriyal hacim için %0,96 ve ejeksiyon fraksiyonu için %88 korelasyon göstermiştir.

Samad ve ark.,⁴³ 171.510 hastada tüm nedenlere bağlı mortaliteyi tahmin etmek için makine öğrenimi algoritması kullanmışlardır. Algoritma 300.000'den fazla hastada ekokardiyografik ve klinik parametreleri kullanarak tüm sağkalım aralıkları için klinik risk skorlarından daha yüksek bir tahmin modeli sergilemiştir. (AUC: 0,79'a karşı 0,69).

Tüm bu veriler ışığında yapay zeka kullanımı ekokardiyografik değerlendirmelerde kendine önemli bir yer edinecek gibi gözükmektedir.

Bilgisayarlı Tomografi ve Yapay Zeka

Kardiyak BT, tüm kalp segmentasyonu, koroner anatomi değerlendirmesi, plak karakterizasyonu, fonksiyonel darlık tespiti ve koroner arter kalsiyum (KAK) skorlaması için kulla-

nılan köklü bir görüntüleme yöntemidir; ancak değerlendirilmesi zaman alıcıdır ve yüksek düzeyde uzmanlık gerektirir. Büyük miktarda veri üretimi ve analizi gerekmesi nedeniyle de yapay zeka uygulamaları için uygun bir tetkik olarak gözükmektedir.

Gerçekten kardiyak BT'de yapay zeka kullanımı son 10 yılda giderek artmıştır. Yapay zeka, kardiyak yapıların objektif tespiti ve segmentasyonu, tanısal sınıflandırma, fraksiyonel akış rezervi (FFR) tespiti ve prognoz tahmini için kullanılabilir. Ayrıca ALARA (as low as reasonably achievable) ilkesine uygun olarak, görüntü kalitesini korurken radyasyon dozunu düşürmekte ana hedeflerden biridir. Bu, hem görüntü elde etmenin hem de oluşturmanın optimizasyonu ile sağlanabilir.⁴⁴

Wolterink ve ark.⁴⁵ daha düşük radyasyon dozlarıyla BT görüntüleri elde etmek için derin öğrenme temelli bir yöntem geliştirmişler ve başarıyla valide etmişlerdir.⁴⁶ Başka bir algoritma ile de normal koroner BT anjiyografiden kalsiyum skorunu hesaplamış ve hasta için radyasyon maruziyetini azaltmışlardır.

Yapay zeka görüntü iyileştirmede de kullanılabilir. Kontrastlı kardiyak BT taramaları kontrastsız hale dönüştürülerek KAK tespitinde kullanılabilir gibi, kontrastsız kardiyak BT taramaları da kontrastlı olanlara dönüştürülerek radyasyon ve kontrast maruziyeti azaltılabilir.⁴⁸ Ayrıca, yapay zeka ile tek enerjili BT taramalarından daha hassas olan çift enerjili BT taramaları üretmek de mümkündür.⁴⁸

BT anjiyografiden kardiyak yapıların otomatik segmentasyonu için Baskaran ve ark.⁵⁰ bir makine öğrenimi algoritması kullanmış ve algoritmanın genel Dice skoru 0,932 olarak saptanmıştır. Otomatik segmentasyon manuel veya yarı otomatik segmentasyondan çok daha hızlı olacak şekilde ortalama 440 saniye sürmüştür. Zreik ve ark.⁵⁰ da koroner BT anjiyografide CNN ile sol ventrikülün otomatik segmentasyonunun güvenli bir şekilde yapılabileceğini göstermiştir.

Koroner arter hastalığının teşhisi için ise BT anjiyografiden elde edilen kantitatif plak ölçümleri, fizyolojik özellikler, kalp segmentasyonunda elde edilen hesaplamalar ve koroner anatomisinin geometrik özellikleri gibi parametreler kullanan modeller kullanılabilir. Kang ve ark.⁵¹ tarafından yapılan bir çalışmada, bir makine öğrenimi algoritması \geq %25 koroner arter darlığını tespit için üç uzman okuyucuyla karşılaştırılmış ve %93 duyarlılık, %95 özgüllük ve %95 doğruluk elde edilmiştir (AUC: 0,94).

Son yıllarda BT anjiyografiden fizik tabanlı modeller ile noninvaziv şekilde FFR değeri tespit edilebilmektedir. Bununla birlikte, bu modellerin yüksek hesaplama gereksinimi vardır ve bu durum klinik pratikte benimsenmelerini sınırlamaktadır. Itu ve ark.⁵² fizik tabanlı FFR ölçümüne alternatif olması için makine öğrenimi tabanlı bir algoritma geliştirmiş ve makine öğrenimi ile fizik tabanlı ölçümler arasında %99 korelasyon saptamışlardır. Makine öğrenimi tabanlı FFR, invaziv FFR ile valide edildiğinde ise %81,6 duyarlılık, %83,9 özgüllük ve %83,2 doğruluk göstermiştir. Hesaplama süresi

ise makine öğrenimi ile 80 kattan fazla azalmış ve neredeyse gerçek zamanlı FFR değerlendirmesine olanak sağlamıştır (yaklaşık $2,4 \pm 0,44$ saniye). Başka çalışmalarda da yapay zeka ile BT aracılı FFR değerlendirmeleri, invaziv FFR ile tutarlı sonuçlar göstermiş ve sadece görsel değerlendirmeye kıyasla lezyon ciddiyetini daha yüksek bir doğrulukla tespit edebilmiştir.^{53,54}

Bunların yanında yapay zeka kardiyak BT'de prognostik amaçla da kullanılmıştır. Motwani ve ark.⁵⁵ CONFIRM kaydının veri setini kullanarak, koroner arter hastalığı olduğu düşünülen 10.030 hastada tüm nedenlere bağlı beş yıllık mortaliteyi tahmin etmek için bir makine öğrenimi algoritması kullanmış, makine öğrenimi risk skoru, tek başına Framingham risk skoru (AUC: 0,61) ve BT anjiyografi şiddet skorları (AUC: 0,64) ile karşılaştırıldığında, tüm nedenlere bağlı mortaliteyi öngörmede anlamlı derecede daha yüksek bir AUC (0,79) göstermiştir. Benzer şekilde, koroner arter hastalığı şüphesi olan hastalarda majör kardiyovasküler olayları öngörmek için BT değişkenleri ile birlikte yapay zeka kullanılan bir başka çalışmada, makine öğrenimi algoritması 0,77 AUC ile 0,68-0,70 arasında AUC sergileyen BT ciddiyet skorlarına göre daha üstün bulunmuştur.⁵⁶

Manyetik Rezonans Görüntüleme ve Yapay Zeka

Kardiyak manyetik rezonans görüntüleme, ejeksiyon fraksiyonu ve ventrikül hacminin noninvaziv olarak gösterilmesinde standart bir tetkik kabul edilmektedir. Ayrıca kardiyak manyetik rezonans görüntüleme, doku karakterizasyonunu kolaylaştırmakta ve mükemmel zamansal ve uzamsal çözünürlük sağlamaktadır.⁵⁷ Sonuç olarak kardiyak manyetik rezonans görüntüleme, kardiyolojideki bir dizi patolojik oluşumun değerlendirilmesinde günden güne daha önemli bir araç haline gelmiştir. Yapay zeka algoritmalarının uygulanmasıyla mevcut yetenekleri daha yüksek seviyelere çıkarılabilir. Yapay zeka, kardiyak manyetik rezonans görüntüleme görüntüleme zincirinin tüm adımlarında (görüntü elde etme, yeniden yapılandırma, segmentasyon, miyokardiyal doku karakterizasyonu, tanı ve prognoz) uygulanabilir.

Görüntü alınması işlemi, yapay zeka ile kalbin otomatik lokalizasyonu, görüntü düzlemlerinin planlanması, frekans ayarının optimum yapılması ve artefaktların azaltılması ile optimize edilebilir.^{58,59} Ayrıca, görüntülerin elde edilmesini ve yeniden yapılandırılmasını hızlandırmak için de yapay zeka kullanılabilir.

Yapay zeka için bir başka umut verici alan ise tümü hızlandırma teknikleri gerektiren geç gadolinyum güçlendirilmesi, hemodinamik akış ve perfüzyon dahil olmak üzere üç boyutlu, dört boyutlu manyetik rezonans gibi yüksek boyutlu görüntülemelerdir.⁵⁸

Otomatik sol ventriküler segmentasyonu, kardiyak patolojilerin daha sonraki yönetimine yardımcı olmak amacıyla

kardiyak fonksiyonun ve morfolojinin etkili bir şekilde ölçülmesi için çok önemlidir. Şu anda, kütle ve hacimleri hesaplamak için manuel endokardiyal ve epikardiyal sınır tespiti gereklidir ve çok zaman alıcıdır. Avendi ve ark.,⁶⁰ yapay zeka ile görüntü segmentasyonu ve sol ventrikül şekil tespiti için 45 manyetik rezonans görüntüleme veri setini kullanmışlar ve %90 oranında doğruluk göstermişlerdir. Yine Winther ve ark.,⁶¹ bir dizi veri setinden kardiyak kütle ve fonksiyon parametrelerini hesaplamak için sağ ve sol ventrikül endo ve epikardiyal otomatik segmentasyonu için yapay zeka kullanmışlardır. Küçük örnek boyutları sınırlı bulgulara neden olsa da yapay zeka algoritması insan uzmanlar tarafından tespit edilenlere benzer veya daha başarılı sonuçlar elde etmiştir. Tan ve ark.,⁶² kısa eksenli kesit ve fazlarda sol ventrikül segmentasyonunu otomatikleştirmek için CNN kullanımı ve oldukça başarılı bir sonuç elde etmişlerdir (0,77 Jaccard endeksi). Bir başka otomatik segmentasyon algoritması ise manuel izlemeyle karşılaştırıldığında 0,97 Dice korelasyon katsayısına ve %96 doğruluk oranına ulaşılmıştır.⁶³

Yapay zeka algoritmaları kalp kası ve boşluğunu tanımladıktan sonra ejeksiyon fraksiyonu gibi fonksiyonel parametreleri de hesaplayabilmektedir. Otomatik geç gadolinyum güçlendirme ölçümü (hem iskemik hem de iskemik olmayan skarlar için), yaygın interstisyel fibrozun, miyokardiyal ödemin veya lipid birikiminin saptanması gibi miyokardiyal doku karakterizasyonu da yapay zeka temelli otomatik segmentasyon ile yapılabilir.^{64,65} Ayrıca, yapay zeka ile doku analizinin kardiyak manyetik rezonans görüntülemedeki ilk uygulamaları da umut verici bir potansiyel göstermektedir. Doku analizi, akut ve kronik miyokart enfarktüsünü ayırt etmede başarılıdır ve hasarlı miyokardın daha iyi görüntülenmesini ve çevre doku hakkında bilgi edinilmesini sağlar.⁶⁶ Baessler ve ark.⁶⁷ tarafından yapılan bir çalışmada, yapay zeka subakut ve kronik miyokart enfarktüsü geçiren hastalar ile sağlıklı kontrol denekleri arasında ayırım yapmak için sine görüntülerinden türetilen doku özelliklerinin seçilmesini sağlamıştır. Kontrastsız sine manyetik rezonans görüntülerinin doku analizinin subakut ve kronik miyokart enfarktüsü tanısına yüksek doğrulukla olanak tanıdığı gösterilmiştir (AUC: 0,92). Bu algoritmanın klinik uygulamada kullanılması gadolinyum ile güçlendirilmiş kardiyak manyetik rezonans görüntüleme ihtiyacını ortadan kaldırarak maliyetleri azaltabilir.

Yapay zekanın kardiyak manyetik rezonans görüntüleme-deki başka bir çalışma alanı ise prognostik değerlendirmedir. Bin kırk dokuz hastayı kapsayan bir çalışmada miyokardiyal kan akışında ve miyokardiyal perfüzyon rezervindeki azalma, diğer klinik risk belirteçlerinden bağımsız olarak hem ölüm hem de majör advers kardiyak olaylarla bağımsız olarak ilişkilendirilmiştir.⁶⁸

Beş bin dört hastayı kapsayan bir çalışma, yapay zeka ile kardiyak manyetik rezonans görüntülemeye elde edilen sol ventrikül sferisite indekslerinin kalp yetersizliği, koroner arter hastalığı ve atriyal fibrilasyonun güçlü belirleyicileri olduğunu ortaya koymuştur.⁶⁹ Derin öğrenme ile skar dokusu

özellikleri ve sağ ventrikül hareket paternlerinin analizinin, miyokart enfarktüsü sonrası aritmi oluşumu ve pulmoner hipertansiyonlu hastalarda sonlanımı tahmin etmek için kullanılabilceği saptanmıştır.⁷⁰ Yapay zeka ile prediktif modelleme yapılan başka bir çalışmada, pulmoner hipertansiyonlu hastalarda sağ ventrikülün üç boyutlu hareketini kullanarak sağ kalım tahmin edilebilmiştir. Konvansiyonel kardiyak manyetik rezonans görüntüleme özellikleri ve sağ kalp kateterizasyonundan elde edilen özelliklere, klinik, fonksiyonel ve üç boyutlu kardiyak manyetik rezonans görüntüleme özellikleri eklendiğinde algoritma 0,73'lük bir AUC göstermiştir (üç boyutlu kardiyak manyetik rezonans görüntüleme özellikleri olmadan AUC: 0,60).⁷¹

Nükleer Tıp ve Yapay Zeka

Tek foton emisyonlu bilgisayarlı tomografi (SPECT) ve pozitron emisyon tomografisi ile miyokardiyal perfüzyon görüntüleme (MPG), koroner arter hastalığının tanı ve tedavisinde önemli rol oynayan testlerdir.⁷² Pozitron emisyon tomografisi daha düşük radyasyon maruziyeti ve daha kısa çekim süresi avantajına sahip olsa da SPECT dünya çapında daha fazla kullanılmaktadır.

MPG'den elde edilen esas bilgi kantitatif perfüzyon değerlendirmedir. Yanı sıra ejeksiyon fraksiyonu, sistolik ve diyastolik hacimler, geçici iskemik dilatasyon, miyokardiyal kütle ve kan akışı ve disenkroni parametreleri gibi diğer görüntüleme değişkenleri de değerlendirilebilir. Dinlenme ve stres safhalarını içeren eksiksiz bir MPG'den birkaç yüz farklı değişken elde edilebilir. Veriler genellikle kantitatif olsa da nihai MPG raporu bir uzman tarafından oluşturulmaktadır, bu nedenle yapay zeka değerlendirmede büyük önem kazanabilir.⁷³

Aslında zaten uzun yıllardır SPECT'te endokardiyal sınır izleme yazılımı gibi temel formda yapay zeka uygulamaları kullanılmaktadır. Ancak yapay zeka algoritmaları koroner arter hastalığı ve kardiyovasküler komplikasyonları tahmin etme vb. çok farklı alanlarda da kullanılabilir.⁷⁴ Çalışmalarda, tanısal doğruluğu artırmak, perfüzyon kusurlarını ve yerlerini belirlemek, erken revaskülarizasyonu ve kardiyovasküler olay riskini tahmin etmek için makine öğrenimi kullanılmıştır.

Nakajima ve ark.,⁷⁵ 12 merkezden alınan 1.001 dinlenme/stres SPECT görüntüsünün uzman yorumları ile eğiterek bir yapay zeka algoritması geliştirmişler ve yapay zekanın stres kusurlarını nükleer kardiyoloji uzmanlarından daha iyi saptadığını tespit etmişlerdir (AUC sırasıyla 0,92'ye karşı 0,82).

Betancur ve ark.,⁷⁶ MPG ile koroner arter hastalığını öngörmek için REFINE SPECT kayıtlarından 1.638 hastalık veri ile eğittikleri bir derin öğrenme algoritması kullanmışlardır. Koroner arter hastalığı tespiti için derin öğrenme, total perfüzyon defisitinden daha iyi bir performans göstermiştir (AUC'ler hasta başına 0,80'e karşı 0,78, damar başına 0,76'ya karşı 0,73). Yeni bir hastanın eğitilmiş modelle değerlendirildi-

rilmesi için gereken süre <1 saniye olarak belirtilmiştir. Çalışmacılar daha sonra yarı dik ve sırtüstü halde uygulanan MPG'de total perfüzyon defisiti ve derin öğrenme algoritmasının obstrüktif koroner arter hastalığı tespit performansını karşılaştırmışlar ve derin öğrenme ile daha yüksek performans saptamışlardır (AUC'ler hasta başına 0,81'e karşı 0,78, damar başına 0,77'ye karşı 0,73).⁷⁷

Arsanjani ve ark.,⁷⁸ obstrüktif koroner arter hastalığı tahmini için 1.181 hastada otomatik tek foton MPG analizi ile bir makine öğrenimi modeli kullanmış ve makine öğrenimi modeli hem iki farklı uzman okuyucudan hem de total perfüzyon defisitinden daha yüksek bir AUC göstermiştir. Arsanjani ve ark.⁷⁹ bir başka çalışmada da 713 istirahat/stres SPECT ve bunlara karşılık gelen koroner anjiyografileri dahil ederek, erken revaskülarizasyonun gereksinimin makine öğrenimi ile başarılı bir şekilde tahmin edilip edilemeyeceğini araştırmışlardır. Üç yüz yetmiş iki hasta MPG'den sonraki 90 gün içinde revaskülarize edilmiştir. Makine öğrenimi algoritmasının (LogitBoost) sonuçları, standart perfüzyon ölçümleri ve iki uzmanın görsel analizi ile karşılaştırılmıştır. Makine öğreniminin revaskülarizasyon tahmini için duyarlılığı uzmanlar ve perfüzyon ölçümleri ile benzer, özgüllüğü ise hepsinden daha yüksek saptanmıştır.

Alonso ve ark.,⁸⁰ 8.321 hastada ve 551 kardiyak ölüm olgusunda, adenoazin miyokart perfüzyon SPECT ve klinik özelliklerle kardiyak ölüm riskini tahmin etmek için makine öğrenimi algoritması kullanmışlardır. Makine öğrenimi lojistik regresyondan önemli ölçüde daha iyi bir performans ve (AUC: 0,76) ve daha yüksek bir ayırt edici kapasite göstermiştir (AUC: 0,83; $P < 0,0001$).

Sonuç

Yapay zeka uygulamalarının ilk sonuçları muazzam olsa da günlük pratiğe yerleşebilmesi için bazı sorunların çözülmesi gerekmektedir. İlk olarak randomize kontrollü çalışmalar da dahil olmak üzere daha fazla çalışmaya ihtiyaç vardır. Ayrıca sağlık kayıtlarından güvenli bilgi alabilmek, hastaların kişisel verilerinin mahremiyetini korumak gibi bazı etik ve yasal endişeler mevcuttur.

Yaygın bir yanlış kanı da yapay zekanın her şeyi bildiği veya başlangıçtan itibaren hazır olduğudur, ancak durum böyle değildir.⁸¹ Tüm makine öğrenimi algoritmalarının etkili bir şekilde çalışabilmesi için öncelikle bir eğitimden ve validasyon sürecinden geçmesi gerekir. Yeterli heterojenitenin sağlanabilmesi için büyük eğitim veri kümeleri gerekmektedir, küçük çaplı akademik merkezlerin bu denli geniş veri setlerine ulaşma imkanı olmayabilir. Ayrıca algoritmaların oluşturulması ve eğitilmesinin önemli bir maliyeti vardır.⁷²

"Kara Kutu" olarak adlandırılan yapay zeka modellerinin karar mekanizmasında iç işleyişlerinin tam olarak bilinemesi de dikkat edilmesi gereken önemli bir husustur.⁸² Tek-

nolojik cihazlardaki görüntü tanıma, ses tanıma gibi görevlerin yerine getirildiği müddetçe yapay zekanın nasıl yerine getirdiğinin anlaşılması kullanıcı ve geliştirici için çok önemli olmasa bile, en ufak bir hatanın katastrofik sonuçlara yol açabileceği ve fizyopatolojik süreçlerin ancak bu şekilde anlaşılabilmesi için tıp gibi hassas bir alanda karar mekanizmasının tüm şeffaflıkla anlaşılabilmesine ihtiyaç vardır.⁸³

Tüm bunlara rağmen yapay zekanın sağlık hizmetlerinde yeni bir çağı başlatabilecek potansiyeli olduğu da göz ardı edilmemelidir. Bu potansiyeli en üst düzeye çıkarmak için hekimlerin bu sistemlere olabildiğince aşına edilmesi, tıp fakültesi veya uzmanlık eğitimine yapay zeka eğitiminin dahil edilmesi düşünülmelidir.

Hekimler, yapay zeka sayesinde tamamen otomatikleştirilebilecek birçok iş yükünden kurtulduğu takdirde daha verimli çalışabilir. Bu durum yorgunluğu önleyerek hekimlerin memnuniyetini ve performansını artırabilir. Yakın gelecekte raporlanmamış incelemeler, potansiyel patolojik bulgular varlığında yapay zeka ile "kırmızı bayrak" konularak triyajlanabilir. Bu sayede olası patolojik testlerin yorumlanmasına öncelik tanınarak tanı gecikmesi engellenebilir. Bunlar sayesinde yapay zeka gereksiz testleri azaltıp, hızlı ve kişiselleştirilmiş tedavi sağlayarak sağlık hizmeti maliyetlerini de düşürecektir.³

Yapay zekanın genel istatistiksel performansı doktorlarından daha yüksek olsa da uzman bir klinisyenin daha iyi yanıt verebileceği spesifik, karmaşık veya nadir bireysel hasta olguları her zaman olacaktır.

En azından yakın gelecekte yapay zeka doktorların yerini almayacak, onların daha iyi birer doktor olmalarını sağlayacak gibi gözüküyor. Nasıl ki elektriğin icadı ile kullanabildiğimiz ışık kaynakları gözlerimizin yerini almadı ve daha iyi görebilmemiz için bir araç olduysa, tıpta da yapay zeka doktorların yerini almaktan ziyade onların daha iyi görebilmesini sağlayacak bir araç olacaktır.

Kaynaklar

1. Quer G, Arnaout R, Henne M, Arnaout R. Machine Learning and the Future of Cardiovascular Care: JACC State-of-the-Art Review. *J Am Coll Cardiol*. 2021;77(3):300-313.
2. Szczepan M. Economic impacts of artificial intelligence (AI). Accessed October 30, 2024 [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2019/637967/EPRS_BRI\(2019\)637967_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/BRIE/2019/637967/EPRS_BRI(2019)637967_EN.pdf)
3. Badano LP, Keller DM, Muraru D, Torlasco C, Parati G. Artificial intelligence and cardiovascular imaging: A win-win combination. *Anatol J Cardiol*. 2020;24(4):214-223.
4. Baro E, Degoul S, Beuscart R, Chazard E. Toward a Literature-Driven Definition of Big Data in Healthcare. *Biomed Res Int*. 2015;2015:639021.
5. Krittanawong C, Zhang H, Wang Z, Aydar M, Kitai T. Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine. *J Am Coll Cardiol*. 2017;69(21):2657-2664.

6. Paul JS, Plassard AJ, Landman BA, Fabbri D. Deep learning for brain tumor classification. Paper presented at: SPIE Medical Imaging 2021; February 14-18; 2021; San Diego, USA. Accessed October 30, 2024. https://spie.org/Publications/Proceedings/Volume/11600#_=_
7. Davis A, Billick K, Horton K, et al. Artificial Intelligence and Echocardiography: A Primer for Cardiac Sonographers. *J Am Soc Echocardiogr.* 2020;33(9):1061-1066.
8. National Academy of Medicine; The Learning Health System Series. *Artificial Intelligence in Health Care: The Hope, the Hype, the Promise, the Peril.* Whicher D, Ahmed M, Israni ST, Matheny M, editors. Washington (DC): National Academies Press (US); 2023.
9. Dey D, Slomka PJ, Leeson P, et al. Artificial Intelligence in Cardiovascular Imaging: JACC State-of-the-Art Review. *J Am Coll Cardiol.* 2019;73(11):1317-1335.
10. Al'Aref SJ, Anchouche K, Singh G, et al. Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiac imaging. *Eur Heart J.* 2019;40(24):1975-1986.
11. Deo RC. Machine Learning in Medicine. *Circulation.* 2015;132(20):1920-1930.
12. Shameer K, Johnson KW, Glicksberg BS, Dudley JT, Sengupta PP. Machine learning in cardiovascular medicine: are we there yet? *Heart.* 2018;104(14):1156-1164.
13. Krittanawong C, Tunhasiruwet A, Zhang H, Wang Z, Aydar M, Kitai T. Deep Learning With Unsupervised Feature in Echocardiographic Imaging. *J Am Coll Cardiol.* 2017;69(16):2100-2101.
14. Litjens G, Ciompi F, Wolterink JM, et al. State-of-the-Art Deep Learning in Cardiovascular Image Analysis. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2019;12(8 Pt 1):1549-1565.
15. Seetharam K, Sengupta PP, Bianco CM. Cardiac mechanics in heart failure with preserved ejection fraction. *Echocardiography.* 2020;37(11):1936-1943.
16. Krittanawong C, Johnson KW, Rosenson RS, et al. Deep learning for cardiovascular medicine: a practical primer. *Eur Heart J.* 2019;40(25):2058-2073.
17. Nagata Y, Kado Y, Onoue T, et al. Impact of image quality on reliability of the measurements of left ventricular systolic function and global longitudinal strain in 2D echocardiography. *Echo Res Pract.* 2018;5(1):27-39.
18. Asch FM, Poilvert N, Abraham T, et al. Automated Echocardiographic Quantification of Left Ventricular Ejection Fraction Without Volume Measurements Using a Machine Learning Algorithm Mimicking a Human Expert. *Circ Cardiovasc Imaging.* 2019;12(9):e009303.
19. Gahungu N, Trueick R, Bhat S, Sengupta PP, Dwivedi G. Current challenges and recent updates in artificial intelligence and echocardiography. *Curr Cardiovasc Imaging Rep.* 2020;13(2):5.
20. Yi J, Kang HK, Kwon JH, et al. Technology trends and applications of deep learning in ultrasonography: image quality enhancement, diagnostic support, and improving workflow efficiency. *Ultrasonography.* 2021;40(1):7-22.
21. Kusunose K. Steps to use artificial intelligence in echocardiography. *J Echocardiogr.* 2021;19(1):21-27.
22. Alsharqi M, Woodward WJ, Mumith JA, Markham DC, Upton R, Leeson P. Artificial intelligence and echocardiography. *Echo Res Pract.* 2018;5(4):R115-R125.
23. Narang A, Bae R, Hong H, et al. Utility of a Deep-Learning Algorithm to Guide Novices to Acquire Echocardiograms for Limited Diagnostic Use. *JAMA Cardiol.* 2021;6(6):624-632.
24. U.S. Food and Drug Administration. FDA Authorizes Marketing of First Cardiac Ultrasound Software That Uses Artificial Intelligence to Guide User. 2020. Accessed October 30, 2024. <https://www.fda.gov/news-events/press-announcements/fda-authorizes-marketing-first-cardiac-ultrasound-software-uses-artificial-intelligence-guide-user>
25. Voelker R. Cardiac Ultrasound Uses Artificial Intelligence to Produce Images. *JAMA.* 2020;323(11):1034.
26. Knackstedt C, Bekkers SC, Schummers G, et al. Fully Automated Versus Standard Tracking of Left Ventricular Ejection Fraction and Longitudinal Strain: The FAST-EFs Multicenter Study. *J Am Coll Cardiol.* 2015;66(13):1456-1466.
27. Ouyang D. EchoNet-RCT: Safety and Efficacy Study of AI LVEF. Paper presented at: ESC 2022. August 27; 2022; Barcelona, Spain. <https://esc365.escardio.org/presentation/255290>
28. Madani A, Arnaout R, Mofrad M, Arnaout R. Fast and accurate view classification of echocardiograms using deep learning. *NPJ Digit Med.* 2018;1:6.
29. Zhang J, Gajjala S, Agrawal P, et al. Fully Automated Echocardiogram Interpretation in Clinical Practice. *Circulation.* 2018;138(16):1623-1635.
30. Narula S, Shameer K, Salem Omar AM, Dudley JT, Sengupta PP. Machine-Learning Algorithms to Automate Morphological and Functional Assessments in 2D Echocardiography. *J Am Coll Cardiol.* 2016;68(21):2287-2295.
31. Sengupta PP, Huang YM, Bansal M, et al. Cognitive Machine-Learning Algorithm for Cardiac Imaging: A Pilot Study for Differentiating Constrictive Pericarditis From Restrictive Cardiomyopathy. *Circ Cardiovasc Imaging.* 2016;9(6):e004330.
32. Kusunose K, Abe T, Haga A, et al. A Deep Learning Approach for Assessment of Regional Wall Motion Abnormality From Echocardiographic Images. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2020;13(2 Pt 1):374-381.
33. Ponikowski P, Voors AA, Anker SD, et al; ESC Scientific Document Group. 2016 ESC Guidelines for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure: The Task Force for the diagnosis and treatment of acute and chronic heart failure of the European Society of Cardiology (ESC) Developed with the special contribution of the Heart Failure Association (HFA) of the ESC. *Eur Heart J.* 2016;37(27):2129-2200. Erratum in: *Eur Heart J.* 2018;39(10):860.
34. Tabassian M, Sunderji I, Erdei T, et al. Diagnosis of Heart Failure With Preserved Ejection Fraction: Machine Learning of Spatio-temporal Variations in Left Ventricular Deformation. *J Am Soc Echocardiogr.* 2018;31(12):1272-1284.e9.
35. Moghaddasi H, Nourian S. Automatic assessment of mitral regurgitation severity based on extensive textural features on 2D echocardiography videos. *Comput Biol Med.* 2016;73:47-55.
36. Playford D, Bordin E, Mohamad R, Stewart S, Strange G. Enhanced Diagnosis of Severe Aortic Stenosis Using Artificial Intelligence: A Proof-of-Concept Study of 530,871 Echocardiograms. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2020;13(4):1087-1090.
37. Thalappillil R, Datta P, Datta S, et al. Artificial Intelligence for the Measurement of the Aortic Valve Annulus. *J Cardiothorac Vasc Anesth.* 2020;34(1):65-71.

38. Salte IM, Østvik A, Smistad E, et al. Artificial Intelligence for Automatic Measurement of Left Ventricular Strain in Echocardiography. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2021;14(10):1918-1928.
39. Lang RM, Addetia K, Narang A, Mor-Avi V. 3-Dimensional Echocardiography: Latest Developments and Future Directions. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2018;11(12):1854-1878.
40. Lang RM, Badano LP, Mor-Avi V, et al. Recommendations for cardiac chamber quantification by echocardiography in adults: an update from the American Society of Echocardiography and the European Association of Cardiovascular Imaging. *J Am Soc Echocardiogr*. 2015;28(1):1-39.e14.
41. Narang A, Mor-Avi V, Prado A, et al. Machine learning based automated dynamic quantification of left heart chamber volumes. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*. 2019;20(5):541-549.
42. Medvedofsky D, Mor-Avi V, Amzulescu M, et al. Three-dimensional echocardiographic quantification of the left-heart chambers using an automated adaptive analytics algorithm: multicentre validation study. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*. 2018;19(1):47-58.
43. Samad MD, Ulloa A, Wehner GJ, et al. Predicting Survival From Large Echocardiography and Electronic Health Record Datasets: Optimization With Machine Learning. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2019;12(4):681-689.
44. van den Oever LB, Vonder M, van Assen M, et al. Application of artificial intelligence in cardiac CT: From basics to clinical practice. *Eur J Radiol*. 2020;128:108969.
45. Wolterink JM, Leiner T, de Vos BD, van Hamersvelt RW, Viergever MA, Išgum I. Automatic coronary artery calcium scoring in cardiac CT angiography using paired convolutional neural networks. *Med Image Anal*. 2016;34:123-136.
46. Wolterink JM, Leiner T, Viergever MA, Išgum I. Generative Adversarial Networks for Noise Reduction in Low-Dose CT. *IEEE Trans Med Imaging*. 2017;36(12):2536-2545.
47. Santini G, Zumbo LM, Martini N, Valvano G, Leo A, Ripoli A, et al. Synthetic contrast enhancement in cardiac CT with Deep Learning. *ArXiv*. July 2, 2018. doi: 10.48550/arXiv.1807.01779 [Epub ahead of print].
48. Zhao W, Lv T, Lee R, Chen Y, Xing L. Obtaining dual-energy computed tomography (CT) information from a single-energy CT image for quantitative imaging analysis of living subjects by using deep learning. *Pac Symp Biocomput*. 2020;25:139-148.
49. Baskaran L, Maliakal G, Singh G, et al. Automatic Segmentation of Cardiovascular Structures Imaged on Cardiac Computed Tomography Angiography using Deep Learning. *J Cardiovasc Comput Tomogr*. 2019;13(3):S9.
50. Zreik M, Leiner T, de Vos BD, van Hamersvelt RW, Viergever MA, Išgum I. Automatic Segmentation of the Left Ventricle in Cardiac Ct Angiography Using Convolutional Neural Networks. *Arxiv*. April 19, 2017. doi: 10.48550/arXiv.1704.05698. [Epub ahead of print].
51. Kang D, Dey D, Slomka PJ, et al. Structured learning algorithm for detection of nonobstructive and obstructive coronary plaque lesions from computed tomography angiography. *J Med Imaging (Bellingham)*. 2015;2(1):014003.
52. Itu L, Rapaka S, Passerini T, et al. A machine-learning approach for computation of fractional flow reserve from coronary computed tomography. *J Appl Physiol (1985)*. 2016;121(1):42-52.
53. Coenen A, Kim YH, Kruk M, et al. Diagnostic Accuracy of a Machine-Learning Approach to Coronary Computed Tomographic Angiography-Based Fractional Flow Reserve: Result From the MACHINE Consortium. *Circ Cardiovasc Imaging*. 2018;11(6):e007217.
54. Tesche C, De Cecco CN, Baumann S, et al. Coronary CT Angiography-derived Fractional Flow Reserve: Machine Learning Algorithm versus Computational Fluid Dynamics Modeling. *Radiology*. 2018;288(1):64-72.
55. Motwani M, Dey D, Berman DS, et al. Machine learning for prediction of all-cause mortality in patients with suspected coronary artery disease: a 5-year multicentre prospective registry analysis. *Eur Heart J*. 2017;38(7):500-507.
56. van Rosendael AR, Maliakal G, Kolli KK, et al. Maximization of the usage of coronary CTA derived plaque information using a machine learning based algorithm to improve risk stratification; insights from the CONFIRM registry. *J Cardiovasc Comput Tomogr*. 2018;12(3):204-209.
57. Seetharam K, Lerakis S. Cardiac magnetic resonance imaging: the future is bright. *F1000Res*. 2019;8:F1000 Faculty Rev-1636.
58. Leiner T, Rueckert D, Suinesiaputra A, et al. Machine learning in cardiovascular magnetic resonance: basic concepts and applications. *J Cardiovasc Magn Reson*. 2019;21(1):61.
59. Frick M, Paetsch I, den Harder C, et al. Fully automatic geometry planning for cardiac MR imaging and reproducibility of functional cardiac parameters. *J Magn Reson Imaging*. 2011;34(2):457-467.
60. Avendi MR, Kheradvar A, Jafarkhani H. A combined deep-learning and deformable-model approach to fully automatic segmentation of the left ventricle in cardiac MRI. *Med Image Anal*. 2016;30:108-119.
61. Winther HB, Hundt C, Schmidt B, et al. v-net: Deep Learning for Generalized Biventricular Mass and Function Parameters Using Multicenter Cardiac MRI Data. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2018;11(7):1036-1038.
62. Tan LK, Liew YM, Lim E, McLaughlin RA. Convolutional neural network regression for short-axis left ventricle segmentation in cardiac cine MR sequences. *Med Image Anal*. 2017;39:78-86.
63. Bernard O, Lalande A, Zotti C, et al. Deep Learning Techniques for Automatic MRI Cardiac Multi-Structures Segmentation and Diagnosis: Is the Problem Solved? *IEEE Trans Med Imaging*. 2018;37(11):2514-2525.
64. Fahmy AS, El-Rewaify H, Nezafat M, Nakamori S, Nezafat R. Automated analysis of cardiovascular magnetic resonance myocardial native T1 mapping images using fully convolutional neural networks. *J Cardiovasc Magn Reson*. 2019;21(1):7.
65. Fahmy AS, Rausch J, Neisius U, et al. Automated Cardiac MR Scar Quantification in Hypertrophic Cardiomyopathy Using Deep Convolutional Neural Networks. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2018;11(12):1917-1918.
66. Beliveau P, Cheriet F, Anderson SA, Taylor JL, Arai AE, Hsu LY. Quantitative assessment of myocardial fibrosis in an age-related rat model by ex vivo late gadolinium enhancement magnetic resonance imaging with histopathological correlation. *Comput Biol Med*. 2015;65:103-113.
67. Baessler B, Mannil M, Oebel S, Maintz D, Alkadhi H, Manka R. Subacute and Chronic Left Ventricular Myocardial Scar: Accuracy of Texture Analysis on Nonenhanced Cine MR Images. *Radiology*. 2018;286(1):103-112.

68. Knott KD, Seraphim A, Augusto JB, et al. The Prognostic Significance of Quantitative Myocardial Perfusion: An Artificial Intelligence-Based Approach Using Perfusion Mapping. *Circulation*. 2020;141(16):1282-1291.
69. Ambale-Venkatesh B, Yang X, Wu CO, et al. Cardiovascular Event Prediction by Machine Learning: The Multi-Ethnic Study of Atherosclerosis. *Circ Res*. 2017;121(9):1092-1101.
70. Bello GA, Dawes TJW, Duan J, et al. Deep learning cardiac motion analysis for human survival prediction. *Nat Mach Intell*. 2019;1:95-104.
71. Dawes TJW, de Marvao A, Shi W, et al. Machine Learning of Three-dimensional Right Ventricular Motion Enables Outcome Prediction in Pulmonary Hypertension: A Cardiac MR Imaging Study. *Radiology*. 2017;283(2):381-390.
72. Seetharam K, Shrestha S, Mills JD, Sengupta PP. Artificial Intelligence in Nuclear Cardiology: Adding Value to Prognostication. *Current Cardiovascular Imaging Reports*. 2019;12(5).
73. Slomka PJ, Dey D, Sitek A, Motwani M, Berman DS, Germano G. Cardiac imaging: working towards fully-automated machine analysis & interpretation. *Expert Rev Med Devices*. 2017;14(3):197-212.
74. Hachamovitch R, Hayes SW, Friedman JD, Cohen I, Berman DS. Stress myocardial perfusion single-photon emission computed tomography is clinically effective and cost effective in risk stratification of patients with a high likelihood of coronary artery disease (CAD) but no known CAD. *J Am Coll Cardiol*. 2004;43(2):200-208.
75. Nakajima K, Kudo T, Nakata T, et al. Diagnostic accuracy of an artificial neural network compared with statistical quantitation of myocardial perfusion images: a Japanese multicenter study. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*. 2017;44(13):2280-2289.
76. Betancur J, Commandeur F, Motlagh M, et al. Deep Learning for Prediction of Obstructive Disease From Fast Myocardial Perfusion SPECT: A Multicenter Study. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2018;11(11):1654-1663.
77. Betancur J, Hu LH, Commandeur F, et al. Deep Learning Analysis of Upright-Supine High-Efficiency SPECT Myocardial Perfusion Imaging for Prediction of Obstructive Coronary Artery Disease: A Multicenter Study. *J Nucl Med*. 2019;60(5):664-670.
78. Arsanjani R, Xu Y, Dey D, et al. Improved accuracy of myocardial perfusion SPECT for detection of coronary artery disease by machine learning in a large population. *J Nucl Cardiol*. 2013;20(4):553-562.
79. Arsanjani R, Dey D, Khachatryan T, et al. Prediction of revascularization after myocardial perfusion SPECT by machine learning in a large population. *J Nucl Cardiol*. 2015;22(5):877-884.
80. Haro Alonso D, Wernick MN, Yang Y, Germano G, Berman DS, Slomka P. Prediction of cardiac death after adenosine myocardial perfusion SPECT based on machine learning. *J Nucl Cardiol*. 2019;26(5):1746-1754.
81. Johnson KW, Torres Soto J, Glicksberg BS, et al. Artificial Intelligence in Cardiology. *J Am Coll Cardiol*. 2018;71(23):2668-2679.
82. Seetharam K, Shrestha S, Sengupta PP. Artificial Intelligence in Cardiovascular Medicine. *Curr Treat Options Cardiovasc Med*. 2019;21(6):25.
83. De Fauw J, Ledsam JR, Romera-Paredes B, et al. Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease. *Nat Med*. 2018;24(9):1342-1350.

Elektrokardiyografi Değerlendirilmesinde Yapay Zeka

Doç. Dr. Serdar Bozyel¹, Doç. Dr. Faysal Şaylık²

¹Kardiyoloji Anabilim Dalı, Kocaeli Şehir Hastanesi, İzmit, Türkiye

²Kardiyoloji Anabilim Dalı, Van Eğitim ve Araştırma Hastanesi, Van, Türkiye

Giriş

Elektrokardiyografi (EKG) en popüler ve en eski dijital kardiyovasküler veridir. EKG'nin elde edilmesi, analiz edilmesi için dijital teknolojilerin ve yapay zeka kullanımı giderek artmakta ve bu bilgiler klinik karar destek sistemlerinin merkezine yerleşmektedir. EKG verilerinin analizi ve yorumlanması ile birçok kardiyovasküler hastalığın tanı, sınıflandırma ve yönetimine yardımcı olması gelecek beklentilerden biridir.

EKG temelinde oluşturulan yapay zeka algoritmaları kardiyolojide birçok alanda kullanılabilir:

- (1) Kardiyak aritmilerin, iskemik EKG değişikliklerinin ve diğer EKG anormalliklerinin yorumlanması ve tespiti;
- (2) Klinik değişkenlerle birlikte veya bunlar olmadan risk tahmini (aritmileri, ani kardiyak ölümü, felç ve diğer kardiyovasküler olayları tahmin etme);
- (3) Kardiyak implante edilebilir elektronik cihazlardan ve giyilebilir cihazlardan gelen EKG sinyallerinin gerçek zamanlı olarak izlenmesi ve zamanlama, süre ve duruma göre önemli değişiklikler meydana geldiğinde klinisyenleri veya hastaları uyarma;
- (4) Sinyal işleme, gürültüyü/yapıları/paraziti ortadan kaldırarak ve insan gözüyle görülemeyen özellikleri (kalp atış hızı değişkenliği, atımdan atıma aralıklar, dalgacık dönüşümleri, örnek düzeyinde çözünürlük vb.) çıkararak EKG kalitesini ve doğruluğunu iyileştirme;
- (5) Hasta seçimine yardımcı olmak, tedavileri optimize etmek, semptom-tedavi sürelerini iyileştirmek ve maliyet etkinliği (ST segment yükselmesi olan hastalarda kod enfarktüsünün erken aktivasyonu, antiaritmik ilaçlara veya kardiyak implante edilebilir yanıtın öngörülmesi) konusunda terapi rehberliği cihaz tedavileri);
- (6) EKG verilerinin diğer yöntemlerle (görüntüleme, genomik, proteomik, biyobelirteçler vb.) entegrasyonunu kolaylaştırmak.

Gelecekte, daha fazla veri elde edildikçe ve daha karmaşık algoritmalar geliştirildikçe yapay zekanın EKG tanısı ve yönetiminde giderek daha önemli bir rol oynaması beklen-

mektedir. Ancak, bu uygulamaların klinik uygulamaya entegrasyonu ve doğruluk seviyeleri dikkatlice değerlendirilmelidir. Ayrıca, yapay zekanın kullanımıyla ilgili etik ve güvenlik konuları da göz önünde bulundurulmalıdır.

Bu bölümümüzde, EKG temelinde oluşturulan yapay zeka algoritmalarının kardiyolojideki klinik kullanım alanlarından ve yine EKG temelli bir yapay zeka modeli oluştururken izlenmesi ve dikkat edilmesi gerekli adımlardan bahsedeceğiz.

1980'li yıllardan itibaren neredeyse tüm standart EKG cihazlarındaki makine yazılımları, hastaların EKG'lerinin doğru yorumlanmasını geliştirmek, sağlık bakımıyla ilgili karar almayı kolaylaştırmak ve maliyetleri azaltmak için kullanılmaktadır.

Dünya çapında her yıl milyonlarca EKG kaydedilmekte, çoğunluğu otomatik olarak analiz edilmekte ve ardından anında yorumlanmaktadır. Ancak, bu otomatik EKG analizinin klinik uygulamadaki rolü, mevcut modellerin doğruluğu ile sınırlıdır. Ne yazık ki EKG isteyen deneyimsiz doktorlar yorumlama hatalarını fark edemeyebilir ve otomatik tanıyı eleştirmeden kabul edebilirler. Hastaları gereksiz araştırmalara veya potansiyel olarak tehlikeli tedaviye maruz bırakma riskiyle birlikte klinik yanlış yönetime yol açabilirler. Birçok birinci basamak uzmanı ya da hemşireler, bir EKG'de ritim bozukluklarını doğru bir şekilde tespit edemez ve bu yorumlayıcı yazılımlar, bir pratisyen hekimin yorumuyla birleştirildiğinde bile bu sorunu aşmak için yeterince doğru sonuçlar sunamazlar.¹

SAFE (yaşlı atriyal fibrilasyon için tarama) çalışması, standart EKG makinesi yazılımının atriyal fibrilasyon (AF) olgularının %20'sini kaçırdığını ve ayrıca hastaların %8'inde yanlış pozitif AF tanısı olduğunu göstermiştir. Bu yüzden ritim bozuklukları teşhisinde, EKG'lerin uygun şekilde eğitilmiş kişiler tarafından okunması ya da standart EKG cihazlarının yüksek hassasiyet ve özgüllüğe sahip yapay zeka uygulamalarıyla geliştirilmesi gerekmektedir. Bunun yanı sıra; üreticiler arası iş birliği, mevcut algoritmaların karşılaştırılması ve değerlendirilmesi, üretici algoritmaların standardizasyonu, geniş EKG veritabanlarını kullanarak algoritmaların test edilmesi, algoritmalara yaş/cinsiyet/ırkın dahil edilmesi, yazılımın per-

formansını optimize etmek için klinik EKG uzmanları ve üreticiler arasında yakın iş birliğine ihtiyaç vardır.²

EKG Temelli Yapay Zeka Modelleri - Klinik Kullanım Alanları

Kardiyovasküler Risk Değerlendirilmesi ve Yönetimi

Kardiyovasküler risk tahmini için EKG verilerine dayanan yapay zeka algoritmaları kullanılabilir. Örneğin, implante edilebilir cihazlardan alınan EKG verileri, paroksizmal AF'den kalıcı AF'ye ilerlemeyi tahmin ederek elektriksel yeniden modellemeyi doğru bir şekilde tahmin edebilir ve derin bir öğrenme modeli, yeni başlayan AF için yüksek risk altındaki hastaları tanımlayabilir.^{3,4}

Ventriküler fibrilasyonu olan hastaların EKG'lerinin yapay zeka analizleri, spektral değişiklikleri akut serebral hasar, mortalite ve kardiyak arrest sonrası serebral performans ile ilişkilendirebilmiştir.⁵ EKG temelli bir yapay zeka modeli, kalp yetersizliği nedeniyle tekrar hastaneye yatışın doğru bir şekilde erken tespit edilmesini sağlayabilmekte ya da şiddetli hipo ve hiperkalemiyi hızlı bir şekilde tanımlayabilmektedir.^{6,7}

EKG değerlendirmesi kardiyologlar tarafından yapıldığında bile, EKG istenen hastanın klinik özelliklerinin bilinmesi, daha iyi EKG değerlendirmesi ve daha yüksek doğrulukla sonuçlanır. EKG verilerinin klinik değişkenlerle (yaş, cinsiyet, komorbiditeler, önceki kardiyovasküler olaylar ve ilaçlar gibi) yapay zeka modeline entegrasyonu, aritmiler, miyokart enfarktüsü, felç ve ani kalp ölümü dahil gelecekteki kardiyovasküler olay riskini tahmin etmede daha etkilidir.⁸ Topluluklarda Ateroskleroz Riski (ARIC) verilerini kullanan yapay zeka modeli, yalnızca EKG'yi kullanarak Framingham Kalp Çalışması kalp yetersizliği risk hesaplayıcısına (0,78) benzer şekilde 0,76'lık eğri altında bir alan elde etmiştir. Fakat, klinik değişkenler [yaş, cinsiyet, ırk, beden kitle indeksi, sigara içme durumu, koroner arter hastalığı (KAH), diyabet, sistolik kan basıncı ve kalp atış hızı] entegre edilince eğri altındaki en yüksek alan (0,82) elde edilmiştir.⁹

Koroner Arter Hastalığı

Koroner arter hastalığı ciddi morbidite ve mortalite ile ilişkilidir ve şu anda dünyada önde gelen ölüm nedenidir. Güncel kılavuzlar, erken tanının ve uygun yöntemlerle risk sınıflandırmasının önemini vurgulamaktadır. Birçok risk tahmin modeli geliştirilmiş olmasına rağmen regresyon modellerine dayandıkları için doğası gereği tasarımıyla sınırlıdır. KAH'ın karmaşık doğası ve çok faktörlü patolojisi, bu tür regresyona dayalı araçların farklı popülasyonlar arasında daha az genellenebilir olmasını sağlar. Yapay zeka tabanlı modellerin geliştirilmesi önemli faydalar sağlayabilir.¹⁰

EKG temelli yapay zekanın kullanılabileceği en ideal alanlardan birisi akut koroner sendromların (AKS) erkenden tanısı haliyle akut oklüzyonlara müdahalenin gecikmesini önlemektir. ST segment elevasyonu her ne kadar akut oklüzyon ile ilişkili olsa da hastaların %10-20'sinde altta yatan başka

sebepler de olabilir. LESTONNAC (The ST-segment elevation not associated with acute cardiac necrosis) prospektif çalışmasında araştırmacılar, AKS ile ilişkili olmayan ST segment elevasyonu EKG'leri ayırt etmek için EKG temelli yapay zeka modeli ortaya koymuşlar ve validasyon çalışmasına koyulmuşlardır.¹¹ Tam tersi ST segment elevasyonu olmayan hastalarda da total koroner oklüzyonlar gelişebilir ve bunların da ayırt edilmesi erken reperfüzyon stratejileri için oldukça önemlidir.¹²

Huang ve ark.¹³ kanıtlanmış KAH olan ve kontrol hastalarının EKG'leri ile oluşturduğu model, KAH'ı saptamada 0,87'lik eğri altında bir alan elde etmiştir. Bununla kalmayıp model, obstrüksiyonun lokalizasyonunu da tahmin etmek için eğitilmiş ve sol ön inen koroner arter (LAD) lezyonlarını saptamak için 0,885, sağ koroner arter lezyonları için 0,776 ve sol sirkümfleks lezyonları için ise 0,816'lık eğri altında bir alan elde etmiştir. Koroner arter obstrüksiyonu olmayan hastalar için ise bu oran 1,0 olarak saptanmıştır.

Hastaneye başvurmadan, 12 derivasyonlu EKG temelinde gerçek zamanlı yapay zeka destekli uzaktan tespit uygulamasıyla ST segment yükselmeli miyokart enfarktüsü tanısını (tanısının) da yüksek tanısal doğruluk oranıyla mümkün olduğu ve gecikmelerin en aza indirilmesini mümkün kıldığı gösterilmiştir.¹⁴ Başka bir çalışmada, 0,88'lik eğri altında kalan alan ile 6-lead EKG temelinde de miyokart enfarktüslerinin tespit edilebileceği gösterilmiştir.¹⁵

Kalp Yetersizliği

Kalp yetersizliği, önde gelen morbidite ve mortalite sebeplerinden birisidir. Beş yıllık mortalite oranları %50 civarındadır ve akut kalp yetersizliği nedeni kötüleşme 65 yaş üstü en sık hospitalizasyon nedenidir.¹⁶ Kalp yetersizliğinin yol açtığı olumsuz sonuçları önlemede hastalığın erken teşhisi ve tedavinin erkenden başlatılması oldukça önemlidir. Ayrıca geleceğe yönelik risk sınıflandırılmasının yapılması, seçilmiş hastalarda özellikli tedavi seçeneklerinin (kalp pili, yapay kalp cihazları, kalp nakli vs.) gündeme getirilmesi açısından da önemlidir. Kalp yetersizliği erkenden tanısı, kötüleşmenin tahminine dair EKG temelli birçok yapay zeka modeli ortaya çıkarılmıştır.

Asemptomatik sol ventriküler disfonksiyon (ALVD) genel popülasyonun %3-6'sında mevcuttur. Mayo Klinik Ekibi, kardiyomyopatik süreçle ilişkili metabolik ve yapısal bozukluklar, EKG'ye gizli paternler şeklinde yansiyabilir ve böylece toplumda tanısı konulmamış EF düşüklüğü, uygun şekilde eğitilmiş bir sinir ağı tarafından güvenilir bir şekilde tespit edilebilir denilmiştir. Hastaların EKG verileri kullanılarak, Sol ventrikül ejeksiyon fraksiyonu (SVEF) düşüklüğü olasılığını tahmin eden yapay zeka tabanlı bir model ortaya çıkarılmıştır. Modelde, evrimsel sinir ağları (CNN) temelli derin öğrenme modeli kullanılmış olup, normal ve dilate kardiyomyopati (kalbin büyümesi) ile ilişkili EKG'ler analiz edilmiştir. EKG verileri temelinde, hastanın düşük SVEF olasılığı hesaplanmıştır. Doğrulama seti için ROC eğrisi, AUC

(eğri altında kalan alan-Area Under the Curve) değeri 0,933 ve test seti için ROC eğrisi, AUC değeri 0,932 olarak bulunmuştur (Şekil 1). Model, hem doğrulama hem de test setlerinde yüksek doğrulukla performans göstermiştir. Model, AUC, duyarlılık, özgüllük ve doğruluk değerlerini sırasıyla %93, %86,3, %85,7 ve %85,7 olarak sağlamıştır. Bu değerler modelin yüksek performansını gösterir. Eğitim, doğrulama ve test veri setleri arasında AUC değerlerinin benzer olması, algoritmanın farklı veri setlerine karşı robust (dayanıklı) olduğunu gösterir. Bilinen komorbiditesi olmayan hastalarda AUC %98'e çıkmış, duyarlılık %95,6, özgüllük %92,4, negatif prediktif değeri %99,8 ve doğruluk %92,5 olarak ölçülmüştür. Bu, modelin komorbidite içermeyen durumlar için özellikle güçlü performans sergilediğini göstermiştir.¹⁷

Yapay zeka modellerinde önemli bir husus, performansının klinik pratikte test edilmesi ve dolayısıyla günlük pratikte yerini almasıdır. Yukarıda sözünü ettiğimiz SVEF düşüklüğünü EKG temelli tahmin edebilen model, kontrol ve girişim grubu olarak adlandırılan iki ayrı hekim grubunda test edilmiştir. Nefes darlığı, göğüs ağrısı, ameliyat öncesi tetkik ya da tarama gibi nedenlerle hastane acil servisleri ya da polikliniklere başvuran hastalar dahil edilmiştir. Girişim grubuna denk gelen hastaların EKG'leri hekimlerince yapay zeka modeline tabi tutulmuştur. SVEF düşüklüğü açısından uyarı vermesi durumunda hekimlerince hastalarına ekokardiyografi istenmiştir. Kontrol grubuna göre kıyaslandığında, girişim grubunda hastalara daha fazla ekokardiyografi istendiği ve o güne kadar tanı almamış daha fazla SVEF düşüklüğü saptandığı tespit edilmiştir. Düşük SVEF tanısı kontrol grubundaki %14,5 iken, müdahale grubunda %19,5 olarak saptanmıştır [OR 1,43 (1,08-1,91), P = 0,01].¹⁸

Çocuklarda kalp yetersizliği erken belirtileri olarak nörohormonal aktivasyonun faydalı bir gösterge olabileceği düşünülmektedir. Erişkinlerde EKG'lerle kalp yetersizliği değerlendirilmesi yaygındır ancak çocuklarda bu yöntemlerin etkinliği kanıtlanmamıştır. Bir çalışmada, toplam 21.378 EKG'den oluşan ve 8.324 çocuğa ait veriler üzerinde, B-tipi natriüretik peptit (BNP) ve elektrokardiyografik kalp yetersizliği göstergesi (EHFI) ile karşılaştırılarak bir CNN modeli eğitilmiştir. Modelin, çocuklarda ciddi kardiyovasküler olayları (MACE) tahmin etme kabiliyeti 295 çocuktan alınan 813 EKG ile test edilmiştir. Model, 180 gün içinde MACE tahmininde BNP'den daha iyi performans göstermiştir (AUC: 0,826'e karşı 0,691, P = 0,003). EHFI ve BNP'nin her ikisi de MACE ile güçlü bir ilişki göstermiş, ancak EHFI'nin zamanla değişen doğruluk oranları BNP'ye kıyasla daha yüksek bulunmuştur. Ayrıca, MACE oranları EHFI arttıkça monotonik olarak artarken, BNP'de belirli bir seviyede (yaklaşık 100 pg/mL) doruğa ulaşmış ve sonrasında azalmıştır. Bu çalışma, çocuklarda kalp yetersizliği riskini belirlemede geleneksel biyomarkerlerin yanı sıra yapay zeka tabanlı yöntemlerin kullanılmasının potansiyelini göstermiştir.¹⁹

EKG temelli yapay zeka modelleri, kalp yetersizliği ve düşük ejeksiyon fraksiyonu (EF) olan hastaların yönetiminde

önemli olabilmekte ve böylece klinisyenlerin hastaları daha etkin bir şekilde izlemelerine ve tedavi etmelerine olanak tanımaktadır. Mayo klinikte geliştirilen ve 12 kanallı EKG'ye entegre edilen yapay zeka modelinin, sol dal bloku alanına yerleştirilen kalp pili (LBBAP) ile tedavi edilen kalp yetersizliği hastalarında kardiyak resenkronizasyon terapisinin (KRT) sonuçlarını tahmin etme potansiyeli değerlendirilmiştir. LBBAP işlemi geçiren hastalar dahil edilmiş olup, işlem sonrası EKG'ler gözden geçirilmiş ve düşük EF olasılığı toplanmıştır. SVEF'de %5'ten fazla artış, LBBP yanıtı olarak kabul edilmiş ve hastalara üç ay sonra ekokardiyografi tetkiki yapılmıştır. LBBAP sonrası yapay zeka EKG ile elde edilen düşük EF olasılığı, ekokardiyografik yanıtızlık ile orta derecede ilişkilendirilmiştir (AUC 0,69, P = 0,002). Model tarafından postprosedür tahmin edilen düşük EF olasılığı %50'nin altındaki hastalar, %50 ve üzeri olanlara göre daha büyük ekokardiyografik SVEF iyileşmesi göstermiştir (ortalama %11,6'ya karşı %4,9, P < 0,001). Sonuç olarak, yapay zeka destekli EKG modeli, fizyoloji pacing sonuçlarını öngörmekte potansiyel bir gösterge olarak kullanılabilir.²⁰

Kardiyak Aritmiler

EKG temelli yapay zeka modelleri, kardiyak aritmilerin tanısı, sınıflandırılması, klinik sonuçlarının tahmin edilmesi gibi birçok alanda kendine yer bulmuştur. Halihazırda özellikle girişimsel işlemlerin gerçekleştirildiği elektrofizyoloji sistemlerinde kardiyak aritmilerin tedavi öncesi haritalanmasındaki çoğu süreç yapay zeka temelli yazılımlarla gerçekleştirilmektedir.

Makine öğrenimi ya da derin öğrenme modelleri ile gerçekleştirilen birçok modelin yanı sıra yakın zamanda bu iki modelin kesişim kümesi olan büyük dil modelleri ile de çalışmalar ortaya çıkarılmaya başlanılmıştır. Büyük dil modelleri, hedefte yer alan tüm veritabanlarına ulaşarak bilgisayarların belirli kavramları ve bunların bağlantılarını tanıyarak metni anlayıp analiz etmelerini sağlar. Diğer yeteneklerin yanı sıra özetleyebilir, tercüme edebilir, soruları yanıtlayabilir ve rehberlik sunabilirler. Klinik ortamlarda yapay zeka destekli büyük dil modelleri hasta verilerini, tıbbi geçmişlerini ve teşhis görüntülerini analiz ederek teşhis doğruluğunu ve tedavi etkinliğini artırır, hasta sonuçlarını iyileştirmek için özel içgörüler ve öneriler sunar.²¹ Bir çalışmada büyük dil modellerinin öncülerinden Chat-GPT'ye (Open-AI), acil servis hekimlerine ve kardiyologlara yaklaşık 40 EKG örneği sorulmuş olup, yapay zeka modelinin daha yüksek oranda doğru cevap verdiği gösterilmiştir. Bu da gösteriyor ki, yakın zamanda tüm basamak sağlık kurumlarında, ambulans araçlarında EKG çekilen cihazların tanısallık doğruluğu yüksek oranda artacak ve bu da klinik pratiğe yansiyacaktır.²²

EKG çekilen cihazların tanısallık doğruluğunda şüphesiz en önemli husus, onlarca aritmiyi birbirinden doğruca ayırt edebilmesidir. Bir çalışmada, 12 kanallı EKG kayıtları kullanılarak çeşitli kardiyak aritmileri otomatik olarak sınıflandırmak için geliştirilen derin öğrenme tabanlı bir model oluşturulmuş

ve geliştirilen modelin çeşitli EKG verilerini analiz ederek hastalık tanısını koyma yeteneği test edilmiştir. Model, alıcı işletim karakteristiği eğrisi (AUC) altında 0,970 gibi yüksek bir ortalama alana ve 0,813 ortalama F1 puanına ulaşarak, uzman özelliklerinden öğrenilen dört makine öğrenimi modelinden daha üstün performans göstermiştir. Çalışma, tek bir EKG elektrodundan elde edilen verilerin tüm 12 elektrot kullanılarak elde edilen verilere kıyasla daha düşük performans gösterdiğini belirlemiştir. En iyi performans gösteren elektrotlar I, aVR ve V5 olarak bulunmuştur. Bu çalışma, kardiyak aritmi tanısı ve tedavisinde kullanılmak üzere gelişmiş yapay zeka modellerinin potansiyelini göstermektedir ve klinik uygulamalarda kullanımı için daha fazla araştırma ve validasyon gerektirmektedir.²³

Çarpıntı şikayetiyle başvuran hastalarda çoğu zaman istirahat EKG'sinde tanı konulamamaktadır. Bu durumda tercih edilen yöntem, uzun süreli ritim kaydı yapan giyilebilir ya da implante edilebilen ritim monitör cihazlarının kullanılmasıdır. Bu cihazları kullanırken de istenen ritim bozukluklarını tespit etmesi ve doğru sınıflandırabilmesidir. Hastaların kalp ritmini sürekli olarak izleyen ve aritmi tespiti yapan cihazın verileri bir yapay zeka algoritmasına tabi tutulmuş ve performansı kardiyologlarla karşılaştırılmıştır. Yapay zeka modelinin, hekimlerce klasik görsel incelemeyle karşılaştırıldığında zaman tasarrufu sağladığı görülmüş, aynı zamanda zaman tasarrufu da sağladığı gösterilmiştir. Bu teknolojiler, özellikle kalp ritim bozukluklarını erken tespit etmek ve tedaviye yönlendirmek için büyük öneme sahiptir. Yapay zeka destekli analizler, kardiyologların veri yorumlama süreçlerini hızlandırarak daha etkin ve verimli bir hastane içi izleme olanağı sunmaktadır.²⁴

EKG temelli yapay zeka modellerinin en sık test edildiği alanlardan biri de aritmilerin intrakardiyak lokalizasyonudur ve en sık da prematür ventriküler kontraksiyonları (PVK) sınıflandırmak için yapay zeka tabanlı EKG analiz sistemleri oluşturulmuştur. Bir çalışmada, PVK'nın kaynağını EKG'den tahmin eden makine öğrenimi algoritmaları geliştirilmiş ve değerlendirilmiştir. PVK'ları dört farklı kategoriye ayıran bir sınıflandırma yapısı kullanılmış [sol ventriküler çıkış yolu taşikardisi (LVOT), diğer sol ventrikül (diğer LV), sağ ventriküler çıkış yolu taşikardisi (RVOT) ve diğer sağ ventrikül (diğer RV)] ayrıca PVK'ları sadece sol ventrikül (LV) ve sağ ventrikül (RV) olarak sınıflandıran ikili bir sınıflandırma modeli de sunulmuştur. Sistemde, EKG verileri işlenerek farklı türdeki PVK'ları tanımak için hem destek vektör makineleri (SVM) hem de evrişimli sinir ağları (CNN) kullanılmıştır. Dört sınıflı sınıflandırmanın ağırlıklı doğrulukları şu şekilde bulundu: SVM 0,85, CNN 0,80, elektrofizyologlar 0,73 ve mevcut algoritma 0,86. Makine öğrenimi modellerindeki hassasiyet, geri çağırma ve F1 skoru, doktorlara göre daha iyi ve mevcut algoritmayla karşılaştırılabilir düzeyde saptandı. Özetle, PVK'ların kökenini tahmin eden yapay zeka destekli algoritma, elektrofizyologlara kıyasla üstün doğruluk ve mevcut algoritmayla karşılaştırılabilir doğruluk elde etmiştir. Bu tarz

sistemler, EKG verilerini analiz ederek çeşitli PVK türlerini otomatik olarak tanıyabilmekte ve kardiyoloji pratiğinde zaman ve emek tasarrufu sağlayabilmektedir. Ayrıca, modelin yorumlanabilirliği sayesinde kardiyologlar yapay zeka tarafından yapılan tahminlerin nedenlerini anlayabilir ve bu bilgileri klinik karar verme süreçlerine dahil edebilirler.²⁵ Tıpkı PVK'lar gibi diğer taşiaritmilerin (atriyal taşikardi, aksesuar yol taşikardileri v.) intrakardiyak lokalizasyonunda da yine yapay zeka temelli algoritmalar kullanılabilir.²⁶

EKG temelli yapay zeka modelleri, hastaların istirahat EKG'lerini kullanarak risk stratifikasyonunda da kullanılabilmektedir. Brugada sendromu EKG'sine sahip hastalarda kardiyak arrest, hemodinamiyi bozan ventriküler taşikardi, aile öyküsü gibi belirgin risk faktörleri olmadığında implante edilebilir kardiyoverter defibrilatör endikasyonu koymak oldukça güç hale gelmektedir. Hastaların istirahat Brugada EKG'lerinden (tip 1 ya da tip 2 EKG) ventriküler fibrilasyon (VF) gelişimini öngörmek için, Brugada sendromu şüphesi olan 157 hastadan toplanan 2.053 EKG ile bir CNN tabanlı bir yapay zeka algoritması geliştirilmiştir. Algoritma, EKG bazında yapılan değerlendirmelerde ortalama olarak %79,0 doğruluk, %73,0 hassasiyet ve %75,0 F1 skoru elde etmiştir. Eğri altında kalan alan (AUROC) ortalama %81,0 olarak hesaplanmıştır. Hasta bazında değerlendirme yapıldığında, model VF varlığını %93,0 hassasiyet ve %77,0 geri çağırma ile tahmin etmiştir. Negatif prediktif değer %94,0, pozitif prediktif değer ise %44,0 olarak saptanmıştır. Çalışma, yapay zeka tabanlı bir algoritmanın VF'nin varlığını yüksek performansla tahmin edebileceğini göstermektedir. Bu bulgular, yapay zeka modelinin, insanların tespit edemediği ince EKG değişikliklerini algılayabileceğini öne sürmektedir.²⁷ Yine başka bir çalışmada, hasta sinüs ritmi esnasındaki EKG'den PVK geçimini öngördüren yapay zeka modeli üretilmiştir.²⁸

Yapısal Kalp Hastalıkları (Kardiyomiyopatiler, Konjenital Kalp Hastalıkları)

Kardiyomiyopatiler (KMP) yapısal ve hemodinamik fenotiplere göre dilate, hipertrofik, restriktif, aritmijenik sağ ventriküler, sınıflandırılmayan kardiyomiyopatiler ve endokardiyal fibroelastozis gibi olarak sınıflandırılabilir. KMP'lerde yaklaşım, kapsamlı bir aile geçmişi, fenotipik/genetik değerlendirme ve belirli ilaç ve/veya cihaz tedavilerini içermektedir. Dilate KMP hastalarının birinci derece akrabaları hastalığı geliştirme riski altındadır ve ani ölümle sonuçlanabilir, bu nedenle bu kişilere düzenli kardiyak tarama önerilmektedir.¹

Yapay zeka teknikleri, KMP'lerin tanı ve sınıflandırılmasında, risk tahmininde ve klinik karar verme süreçlerinde de önemli iyileştirmeler sağlama potansiyeline sahiptir. Düşük SVEF saptanması, zamanında müdahale gerektiren durumların değerlendirilmesini tetikleyebilir ve optimal tıbbi tedavinin erken başlatılması sonuçları iyileştirebilir. Yapay zeka destekli EKG taraması, modellerin rutin klinik bakımda kullanılmasıyla LV sistolik disfonksiyonunun daha yüksek oranla tespit edilmesine olanak tanımıştır.¹

METODOLOJİ

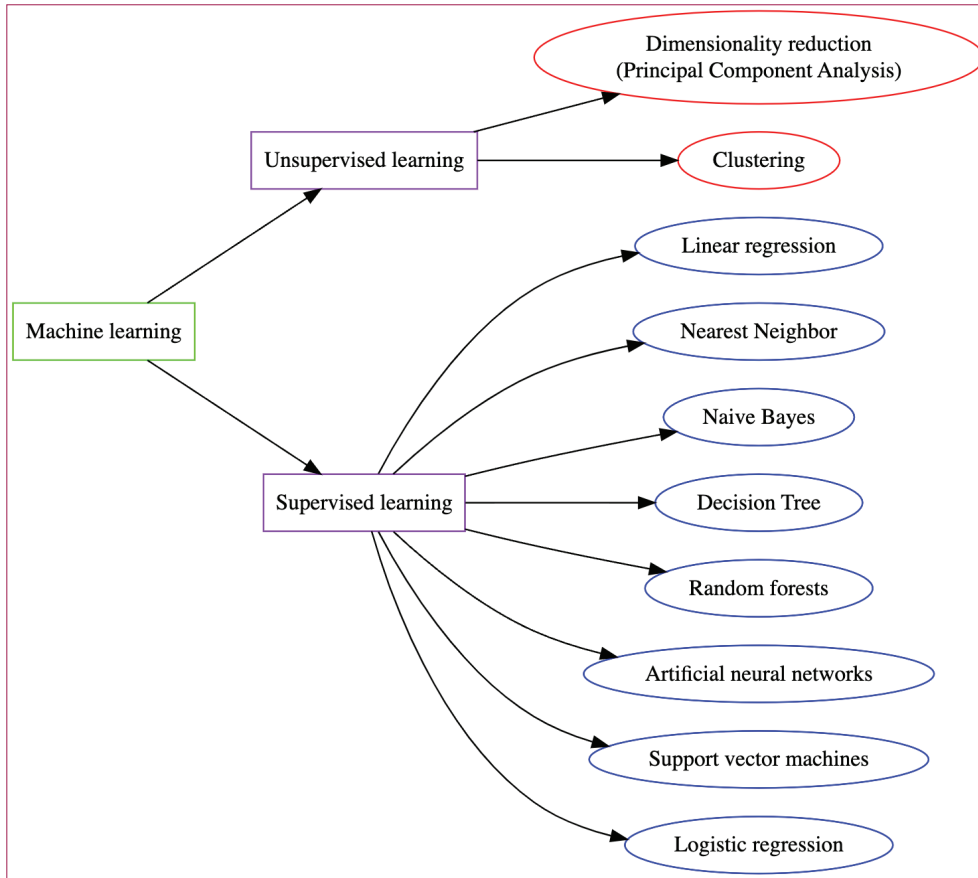
Derin Öğrenme Mi, Yoksa Makine Öğrenimi Mi?

Makine öğrenimi (machine learning), bir bilgisayar programının performansının, bazı görev sınıflarına ve performans ölçütlerine ilişkin deneyimle birlikte arttığı anlamına gelir. Bu nedenle, nesne tespiti veya doğal dil çevirisi gibi bilişsel görevleri gerçekleştirmek için analitik model oluşturma görevini otomatikleştirmeyi amaçlamaktadır. Bu, bilgisayarların açıkça programlanmadan, gizlenmiş ve kompleks paternleri bulmasına olanak tanıyan, probleme özgü deneme dasetinden tekrarlama yoluyla öğrenen algoritmaların uygulanmasıyla elde edilir.²⁹ Özellikle sınıflandırma (classification), regresyon ve kümeleme (clustering) gibi yüksek boyutlu verilerle ilgili görevlerde makine öğrenimi iyi uygulanabilirlik göstermektedir. Önceki kompleks modellemelerden öğrenerek ve çok büyük veri tabanlarından sonuçları çıkararak güvenilir ve tekrarlanabilir kararlar alınmasına yardımcı olabilir.³⁰

EKG analizinde, makine öğrenimi için öncelikle EKG atımını tanımlayan bir özellik vektörü (feature vector) tanımlanması gerekmektedir. Saptanan özelliklerin çıkarılması (feature extraction) ile classifier'in çıkarılmış özellikler üzerinde denenmesi aşaması gerçekleştirilir. Klasifikasyon çalışmalarında en çok kullanılan EKG özellikleri, klinik de-

ğerlendirilebilirliği olduğu için QRS süresi, QT süresi ve kalp hızı gibi zaman aralıkları ya da dalga görünümü veya Hermite katsayısı gibi morfolojik özelliklerdir.³¹ Makine öğrenimi, denetimli öğrenme (supervised learning), denetimsiz öğrenme (unsupervised learning) ve güçlendirilmiş öğrenme (reinforcement learning) olmak üzere üç kategoriye ayrılabilir.³² Support vector machine, k-Nearest Neighbour (KNN), Decision Trees (DT), Random Forests (RF) ve convolutional neural networks (CNNs) içeren artificial neural networks (ANNs) denetimli öğrenme temelinde çalışan makine öğrenimi mimarilerinden bazılarıdır. Clustering trees, k-means, distance metric learning ve dimensionality reduction (Principal Component Analysis (PCA) denetimsiz öğrenme ile çalışmaya örnek olarak verilebilir (Şekil 1).³³

Derin öğrenme (deep learning), tipik olarak derinlemesine iç içe geçmiş network mimarilerinde organize edilmiş birden fazla gizli tabakadan oluşur. Derin öğrenme, makine öğreniminde olduğu gibi özellik mühendisliğine ihtiyaç duymadan makine öğrenimi şemaları sağlarken, aynı zamanda oldukça esnek kalırlar. Derin öğrenme, özellikle büyük ve yüksek boyutlu verilere sahip alanlarda kullanışlıdır. Bu nedenle derin nöral ağlar (deep neural networks), metin, görüntü, video, konuşma ve ses verilerinin işlenmesi gereken çoğu uygulama için makine öğrenimi algoritmalarından daha iyi



Şekil 1. Makine öğrenimi (machine learning) teknikleri ve yöntemleri.

performans gösterir.³⁴ Özellikle makine öğreniminin bir alt kümesi olan derin öğrenme algoritmaları, önceden bilgiye ihtiyaç duymadan veriler arasındaki ilişkileri öğrenebilen ve karmaşık biyomedikal verilerdeki gizli kalıpları ortaya çıkarabilen güçlü modeller üretebilir.

Derin öğrenme modelleri büyük veri kümelerine daha iyi uyum sağlar ve çoğu durumda daha fazla verinin eklenmesiyle kendini geliştirmeye devam eder, böylece çoğu klasik makine öğrenimi yaklaşımından daha iyi performans göstermelerine olanak tanır.^{35,36} Birçoğunun, ne kadar veri elde ettiğine bakılmaksızın öğrenme kapasitesi sınırlı olan çoğu geleneksel makine öğrenimi algoritmasının aksine, derin öğrenme sistemleri genellikle daha fazla veriye erişim sağlayarak performanslarını artırabilir.³⁷ Her ne kadar değerlendirmesi zor da olsa, derin öğrenme, makine öğreniminde olduğu gibi önceden belirlenmiş karakter seçimi yerine, özel bir görevi yerine getirmek üzere en uygun karakter seçimini otomatik olarak yapar.

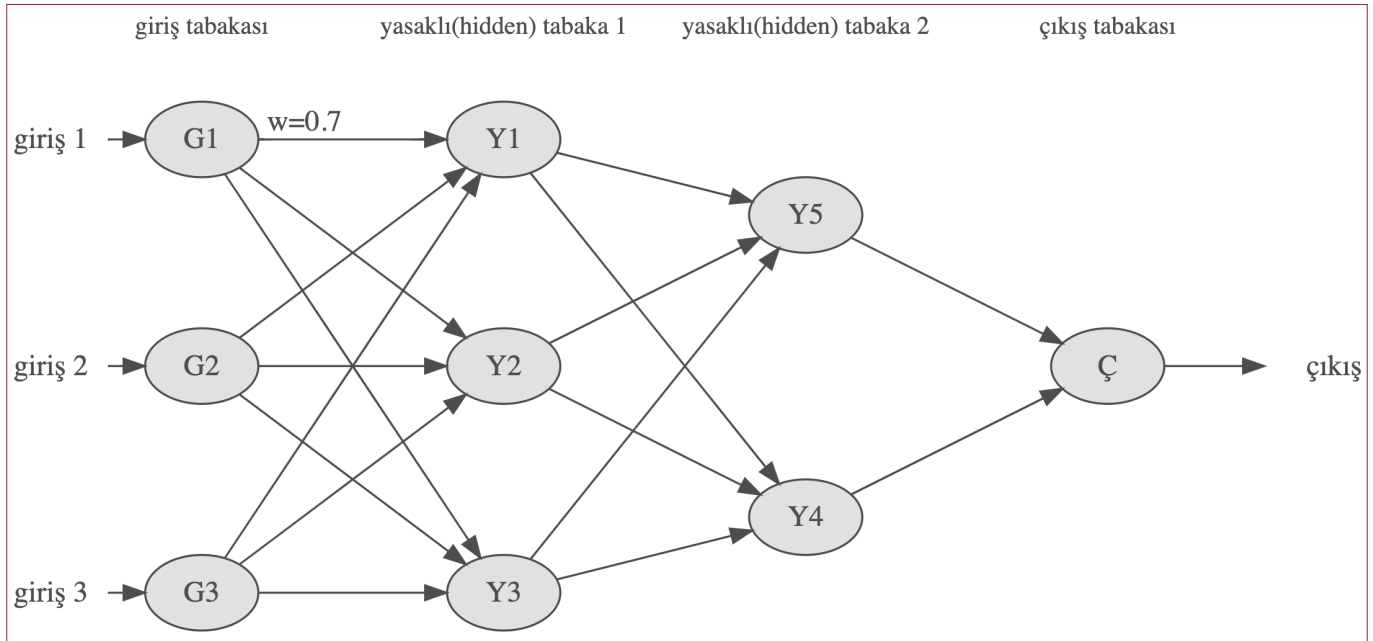
Derin öğrenme birden çok yasaklı (hidden) katman içeren derin ağ mimarisi temelinde oluşturulur. Derin öğrenmenin en küçük yapı birimi beyindeki nöronlar gibi çalışan perceptrondur. Perceptrona gelen transfer fonksiyonu (gelen inputların ağırlıklandırılmış toplamı) burada sigmoid, rectifier linear Unit (ReLU), tanh, Leaky ReLU, Maxout ya da ELU adı verilen aktivasyon fonksiyonlarından birini kullanarak devam eder ve bu perceptrondan output olarak sonlanmış olur.³² Eğer aktivasyon fonksiyonu belirlenen bir eşik değeri geçer ise bir sonraki perceptrona veri input olarak aktarılır ancak eğer eşik değeri aşamazsa veri bu perceptronda sonlanmış olur ve iletilmez. Bu şekilde veri birçok saklı katmanda işlenmiş olur ve en sonunda son tabakaya gelir ve karar verici bir sonlanım

olarak veri elde edilmiş olur (Şekil 2). En çok kullanılan derin öğrenme algoritması obje tanıma ve resim klasifikasyonunda kullanılan CNN'dir.³⁷ Yine residual neural networks (ResNets), recurrent neural networks (RNNs), autoencoders ve generative adversarial networks (GANs) gibi derin öğrenme mimarileri geliştirilmiştir (Şekil 3).³⁸

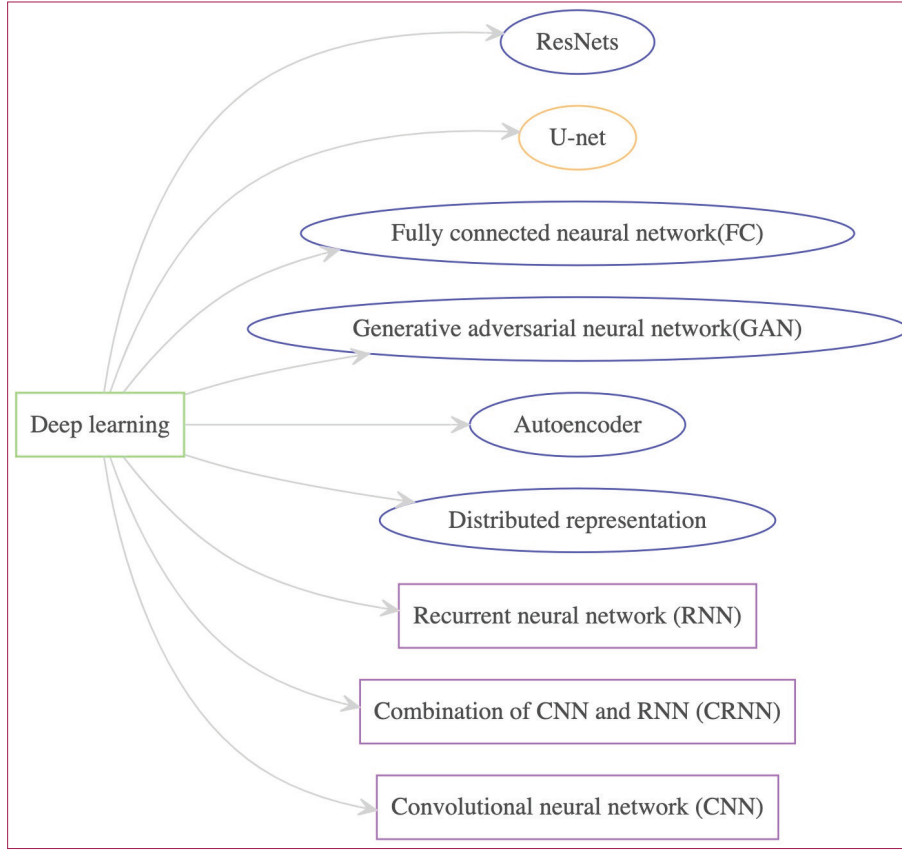
EKG analizi için kullanılan medikal biyosinyal içeren datalar, internet, giyilebilir teknoloji ve implante edilebilir sinyal sağlayıcılar sayesinde çok büyük boyut ve çeşitliliğe ulaşmıştır. Bu kadar büyük bir veriyi klasik makine öğrenimi modelleri ile çözümlenmek uygun değildir. Yine makine öğrenimi, elde uzmanlık gerektiren, zaman alan ve hata payı yüksek olabilen değişkenlere ihtiyaç duymaktadır. Bunun yanında makine öğrenimi, datanın sığ (shallow) kısmı ile ilgilenmekte ve datanın ulaşılması zor olan derin kısmındaki karmaşık ve kompleks ilişkiler ile ilgilenmemektedir. Son olarak, makine öğrenimi aşırı uyum (overfitting) sorununa da sahiptir ve bu nedenle tüm bunların üstesinden daha iyi gelebilecek yöntem derin öğrenmedir. Derin öğrenmenin, EKG veri modellemesinde geleneksel makine öğrenimine göre çok daha üstün olduğu gösterilmiştir.³⁹

Kaç Lead EKG Kullanmalıyız?

Derin öğrenme, 12 lead EKG'den yaygın görülen anormalliklerin saptanmasında umut verici performanslara ulaşmıştır. Ancak, 12 lead EKG'den ortaya çıkan tanısal fazlalık sistematik overfittinge neden olarak derin öğrenmenin geliştirilebilirliğini zayıflatır. Bu durum, araştırmacıları ideal EKG lead seçimini araştırmaya yöneltmiştir. Lai ve ark.⁴⁰ geliştirdikleri modellemede 12 lead EKG yerine, DII, aVR, V1, ve V4'ü içeren dört lead modellemenin çok daha yüksek doğruluğa sahip olduğu ve EKG değerlendirilmede bahsedilen



Şekil 2. Yapay sinir ağı (neural network) yapısı.



Şekil 3. Derin öğrenme (deep learning) teknikleri ve türleri.

4-lead kullanımının genellenebilirliği artırabileceği vurgulanmıştır. Yine bu bulgulara zıt olarak bir diğer çalışma Zhang ve ark.²³ tarafından raporlanmıştır. Bu çalışma sonucunda normal sinüs ritmi, AF, birinci derece AV blok, sol ve sağ dal bloku, erken atriyal ve ventriküler atım, ST segment çökmesi ve elevasyonunu içeren anormalliklerin saptanmasında bütün anormallikler ele alındığında 12 lead EKG'nin tek lead kullanımına göre daha yüksek F1 skoruna sahip olduğu görülmüştür.²³ Yine en yüksek performansa sahip tek leadler DI, avR ve V5 iken, en kötü performansı V4 lead seçimi göstermiştir. Ayrıca PVK saptanmasında 12 lead EKG'nin daha az lead kullanımına göre daha yüksek performansa sahip olduğu gösterilmiştir.³⁹

AF tanısının ayırımında ayrı ayrı kullanılan tek leadlerin, 12 leade yakın F1 skoruna sahip olduğu görülmüş (F1 skor > 0,90) ve bunun yanı sıra DII ve avR'nin 12 lead EKG'den daha iyi performans gösterdiği saptanmıştır. Sağ dal bloku sınıflamasında V1 lead en yüksek performansa sahip iken, sol dal blokunda en iyi performansa DI leadin sahip olduğu gösterilmiştir. Apple watch tarafından kullanılan lead I'in iyi performans gösterdiği görülmüştür. Her ne kadar 12 lead, çoğu EKG anormalliğinin ayırımında tek leadlere göre daha iyi performans gösterse de AF tanısında avR, sol dal blokunda DI, sağ dal bloğında V1, ST segment elevasyonunda V4'ün daha iyi performans gösterdiği saptanmıştır. avR leadini tanı

koymada geleneksel olarak kullanılsa da, EKG değerlendirilmesinde derin öğrenme modellemelerinde iyi performans göstermektedir.⁴¹

Sol ventrikül yetmezliğinin saptanmasında akıllı dijital saatlerden elde edilen tek lead verinin kullanıldığı yapay zeka modellemesi 12 lead EKG ile benzer performans göstermiştir.⁴¹⁻⁴⁴ Yine korunmuş kalp yetersizliğini saptamaya yönelik oluşturulan derin öğrenme modelinin 12 lead yerine 6 lead kullanılmasıyla da benzer performansa sahip sonuç elde ettiği saptanmıştır.⁴⁵ Pulmoner hipertansiyonu saptamada 12 lead yerine sadece V2 lead kullanımının da aynı performansa sahip olduğu gösterilmiştir.⁴⁶

EKG kaydında standart 12 lead EKG verisinde her bir lead farklı hastalıkların ayırımında aynı performans özelliklerine sahip değildir. Her hastalık için ayrı leadlerin performansları ön plana çıkmaktadır. Örneğin, EKG verisi kullanılarak yapılan bir sol kalp yetersizliği tarama çalışmasında en yüksek performansa sahip lead sol ventriküle en yakın lead olan V6 (accuracy=0,96, F1 skor=0,94 ve spesifite=0,97) olduğu görülmüştür. Yine I, AVL ve V5'in de diğer leadlere göre daha iyi performans gösterdiği saptanmıştır. Ayrıca 12 leadin tamamının kullanılmasına kıyasla sadece V5-V6 leadlerinin kullanımının daha yüksek doğruluğa sahip olduğu gösterilmiştir.⁴⁷ Sol kalp yetersizliğinin araştırıldığı başka bir yapay zeka çalışmasında 12 leadin tamamı yerine sadece lead I kullanımı

nın benzer performansa sahip olduğu gösterilmiştir.⁹ Yine hipertrofik kardiyomiyopati hastalarla yapılan diagnostik bir CNN EKG çalışmasında 12 lead kullanımı ile iyi bir performans sergilenirken (AUC=0,96, %11 olasılık eşik değeri ile duyarlılık=%87, özgüllük=%90) yalnızca lead I kullanımı ile diagnostik güç daha az saptanmıştır (AUC=0,91, duyarlılık=%83, özgüllük=%81).⁴⁸ Yine EKG ile sol atriyal genişlemenin (LA>50 mm) tespit etmede yapay zeka modellemenin 12 lead ile yapılması, V1 ya da V2 ile yapılan modelleme ile benzer performansa sahip olduğu gösterilmiştir.⁴⁹

İdeal EKG Verisi Nereden Alınabilir?

Yapay zeka, EKG verisini kullanarak klinisyeni ve hastayı, normalden sapmış olan AF, bradikardi, QT uzaması ya da PVK gibi anormal ritimleri zaman ve günlük yaşam içinde (egzersiz, stres veya uyku) saptayarak uyarabilmektedir. Bunun için 12 lead ölçüm yapabilen yüzeyel EKG kullanılabileceği gibi, 24 saatlik Holter EKG ile üç ya da daha fazla elektrot kullanarak ölçüm yapılabilen daha portatif araçlar kullanılabilir. Yine software tabanlı geliştirilmiş olan ve uzun süreli EKG takibi yapabilen akıllı saatler gibi giyilebilir medikal cihazlar geliştirilmiştir. Bu giyilebilir cihazlar, kronik hastalığa sahip olan hastaları ve uzun süreli bakımevlerindeki yaşlıları izlemeyi kolaylaştırmanın yanı sıra anlık sağlık ve yaşam tarzı bilgileri ve ölçümleriyle fitness ve sağlıklı yaşama odaklanan kullanıcılar için önemli anlık veri sağlamaktadır. Apple Watch, Cardia (AliveCor), Fitbit (Google) bunlardan bazılarıdır.

Elektriksel dalga kalbin bir ucundan diğer tarafına doğru yayılır. Bu sinyal, cilt üzerinde uygun pozisyonlara yerleştirilen elektrik iletken elektrotlar kullanılarak ölçülebilir. EKG'den elde edilen grafikler, iki elektrot arasındaki elektriksel potansiyel farkının hesaplanmasıyla üretilir. Bu nedenle, farklı elektrot yerleştirmelerinin aynı sinyalin farklı dalga formlarını ve şekillerini üretebileceği EKG ölçümünde, elektrot yerleşimi önemli bir faktördür. Tek lead EKG ölçümü için iki elektrot kullanılmalıdır. Tek derivasyonlu EKG'lerin temel avantajları düşük maliyet ve artan kullanıcı konforudur. Tek lead EKG, 12 lead EKG'ye göre daha az donanım bileşeni kullanır ve vücuda çok fazla sayıda rahatsız edici bağlantı gerektirmediği için hastanın konforu ve hareketinde artışa imkan sağlar. Ancak tek derivasyonlu EKG'lerin önemli dezavantajı, kalp hastalıklarının tıbbi tanısında sağlıklı ve gerekli bütün bilgileri bulunduramayabilmesidir. Bazı kalp hastalıkları tek derivasyonla tespit edilemediğinden, 12 derivasyonlu bir sistemin sunduğu kalbin birden fazla açısından daha fazla bilgi alması gerekebilir. Ancak yine de yapılan çalışmalarda örneğin, akıllı telefon temelli çalışan ve iki elektrot ile ölçüm yaparak tek lead EKG verisi elde edebilen Kardia'nın, AF saptanmasında %93 duyarlılık ve %84 özgüllüğe sahip olduğu gösterilmiştir.¹² Yine Kardia'nın diğer aritmilerin saptanmasında da yüksek doğruluğa sahip olduğu gösterilmiştir.⁵⁰ Yine tek lead EKG kaydı yapabilen Apple Watch, 22 yaşın üzerindeki kişiler için AF tespitinde sınıf II tıbbi cihaz olarak Amerika Birleşik Devletleri Gıda ve İlaç Dairesi tarafından onaylanmıştır.⁵¹ Bunun yanı sıra bu cihazların bazı dezavantajları

vardır. Cihazın sürekli olarak takıldığı ve ölçüm yaptığının bilinmesi hastada anksiyeteye yol açmaktadır. Yine 40 Hz altındaki sinyaller dominant bir QRS dalgası oluşturamamaktadır. Ek olarak, hareket ile gürültü (noise) çok fazla artmakta ve bu da tanı olasılığını azaltmaktadır.⁵² Ancak her ne kadar 12 lead EKG'nin veri boyutu ve işleme süreci zor olsa da 12 lead EKG'nin sunabileceği veri her zaman tek lead EKG'den fazla olacağı için ve spesifik hastalıklarda başarı performansı, ayrı ayrı bütün leadlerin içerdiği bilgiyi kapsadığı için daha yüksektir ve genellenebilirliği daha iyidir.⁵²

Sinyal İşleme (Pre-processing) ve Gürültü (Noise) Temizleme

Bir EKG sinyali, onu benzersiz kılan birçok özellik içerebilir ve sınıflandırma ve analizde kolaylıkla kullanılabilir. Birçok sinyal analiz algoritmasının temel amacı, kullanıcının elindeki sinyali veya sinyalin bir kısmını belirlemesine yardımcı olabilecek bir model veya bir dizi değer tanımlamaktır. EKG sinyalinin kalitesi doğru sonuç elde etme açısından da önemli bir basamaktır. İyi kaliteli bir sinyal, düşük kaliteli bir sinyal ile karşılaştırıldığında tanı koymada yardımcı olabilecek net bir EKG dalga formu sunacaktır. Net ve gürültüsüz bir sinyal aynı zamanda kalp hızı ve aritmi tespit algoritmalarının çıktı doğruluğunu da arttıracaktır.

Sinyal işleme ve gürültü filtreleme teknikleri, kalp hızı değişkenliği tahmini, kalp hızı, aritmi tespiti ve genel sağlık verisi izleme dahil her türlü uygulamada kullanılabilen net bir PQRST dalga formunun elde edilmesine yardımcı olan EKG analiz algoritmasında çok önemli bir adım haline gelmiştir. Çoğu biyomedikal sinyal amplitüd olarak zayıftır ve aynı ortamda bulunan diğer birçok kaynaktan gelen çok çeşitli sinyaller ile kolaylıkla bozulabilir. İşte bu tür herhangi bir veri taşımayan istenmeyen sinyallere karışıklık, artefakt ya da gürültü (noise) denilir. Biyomedikal sinyallerin karşılaştığı gürültüler değişkenlik gösterir ve sinyal işleme sürecinin performansını önemli ölçüde düşürür.

Fizyolojik ortam, alet ve ölçümsel ortam ve deneysel ortamlar gürültünün kaynağı olabilir. EKG ölçümünde nefes almak ve öksürmek ya da hastanın elektrolit düzeyi fizyolojik ortam gürültülerine örnek olarak verilebilir. Yine elektrot özellikleri, cilt empedansı EKG'de gürültülere sebep olabilmektedir. Bir EKG sinyalinde bulunabilecek en yaygın gürültüler arasında taban çizgide gezinme, hareket artefaktları, elektromanyetik girişim ya da güç hattı paraziti [electromagnetic inference (EMI)], elektrot teması ve elektrot hareket artefaktları, kas kasılması ve diğer istenmeyen elektrofizyolojik gürültüler yer alır.⁵³ Temel çizgide gezinme, esas olarak solunumun neden olduğu düşük frekanslı bir gürültüdür. Frekansı 0,15 Hz'den birkaç Hz'e kadar değişebilir.⁵⁴ Hareket artefaktları fiziksel aktiviteye bağlı olarak düşük ve/veya yüksek frekansa sahip nitelikte olabilir. Ayrıca kas kasılmaları EKG ile aynı frekans bandına sahip EMG dalgaları oluşturarak karışıklığa neden olabilir. Bugüne kadar hareket artefaktlarını ortadan kaldırmak için etkili bir çözüm halen bulunamamıştır.⁵³

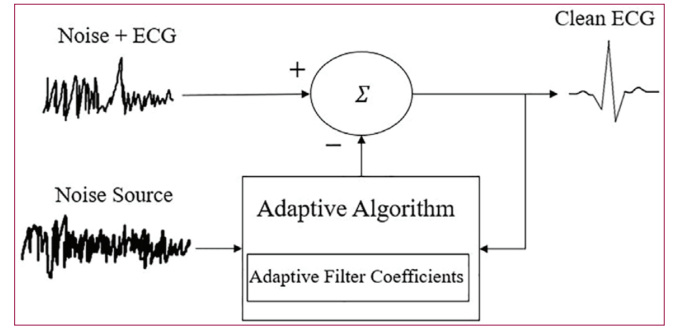
EMI, bir sinyal işleme tekniğinde ortadan kaldırılan ilk gürültü kaynaklarından biridir. EMI, elektrik prizleri gibi güç kaynaklarından üretilen 50/60 Hz ile karakterize edilen güç hattı parazit gürültüleridir. Ayrıca EMI, son derece hassas EKG işleme devresine etki edebilen, cep telefonları gibi elektronik cihazlar tarafından üretilen elektromanyetik dalgaları da içerir. Gürültü giderme (denoising), EKG sinyalini derin öğrenme modeline almadan önce gürültüyü gidermek için gerekli bir ön işleme adımındır.¹² EKG'de denoising için kullanılan yöntemler şekilde gösterilmiştir (Şekil 4).

EKG'de gerekli bilgiler birkaç Hz ile 100 Hz civarında bulunabilir. Ancak bu frekans bandında halen gürültü mevcut olabilir. Denoising için kullanılan bir yöntem filtreleme yöntemidir. Sinyal içindeki istenmeyen gürültüyü ortadan kaldırmak için belirli bir frekansı bastırarak çentik filtreleri (notch filter) kullanılabilir. Örneğin, güç hattındaki parazit gürültüsünü ortadan kaldırmak için 50 Hz'lik bir çentik filtresi kullanılır.

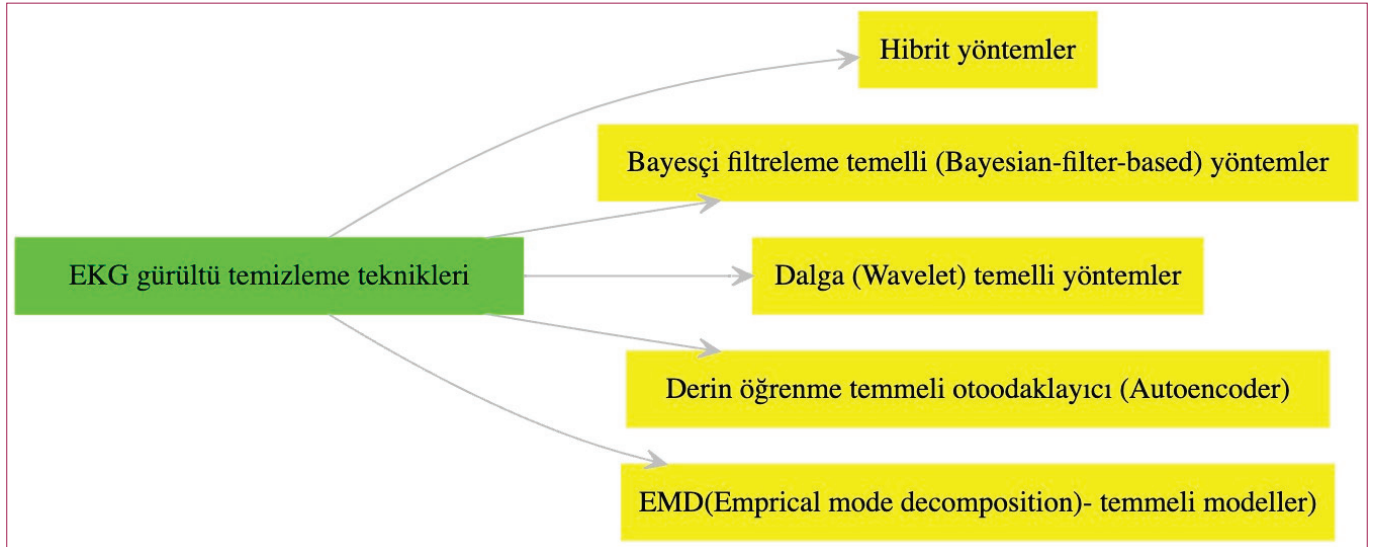
Konvansiyonel ve adaptif filtreleme, dijital dalga transformasyonu (DWT) ve ampirik mod ayrıştırması [empirical mode decomposition (EMD)] kullanılan birkaç filtreleme yöntemlerinden bazılarıdır.^{54,55} Adaptif filtreler, üst üste binen sinyal ve gürültü bileşenlerini ayırmak için daha optimal filtre katsayıları geliştirmek amacıyla çıkış sinyalinden üretilen hatayı dikkate alarak ve bu bilgiyi dijital filtreye geri besleyerek iyileşen gürültü giderme yaklaşımlarıdır (Şekil 5). Öte yandan DWT, EKG filtrelemesinde giriş sinyalini benzersiz çözünürlüklerde farklı frekans bantlarına ayırarak kullanılır.⁵⁷ Başka bir ifade ile dalga temelli yöntem gürültüyü azaltmak için dalganın transformasyonu yöntemini kullanır.⁵⁸ Yine başka bir çok dalga dönüştürme yöntemleri kullanılmaktadır.⁵⁹⁻⁶² DWT yönteminin notch filtrelemeye göre güç hattı parazitini önlemede daha etkili olduğu gösterilmiştir.⁶³ Ancak DWT, sinyalin ilk bozulmasında kullanılan, önceden seçilmiş bir te-

mel fonksiyon gerektirmektedir. Bu sorun, herhangi bir başlangıç fonksiyon yapılandırması gerektirmeyen EMD tabanlı gürültü giderme algoritmalarının gelişmesine yol açmıştır. EMD, sinyalleri içsel mod işlevleri (intrinsic mode functions) olarak bilinen M sayıda sinyale ayrıştırır. En yüksek alçak geçişli ve yüksek geçiş frekanslı gürültüye sahip IMF'ler, tanıma algoritmaları kullanılarak belirlenir ve karmaşık filtrelemeye tabi tutulur. Baskın IMF'lerle birlikte gürültüsüz IMF'ler daha sonra EKG sinyalinin yeniden yapılandırılmasında kullanılır.⁶⁴

Empirical mode decomposition (EMD) temelli yöntem lineer ve durağan olmayan gürültü sinyalleri için kullanışlıdır.⁶⁵ Adaptif filtreleme signal-to-noise oranı açısından daha iyi performansa sahip iken, kesikli dalga transformasyonu (DWT) ortalama kare hataları (mean square error) açısından daha iyi saptanmıştır.⁵⁷ EMD, DWT ve bazı adaptif filtreleme teknikleri, yüksek karmaşıklık ve hesaplama maliyeti nedeniyle uzun EKG izlemi için ideal değildir. Bunun için düşük dereceli düşük karmaşıklığa sahip filtreleme (low-order low-



Şekil 5. Gürültüyle karışmış bir elektrokardiyogram sinyalini temizlemek için kullanılan adaptif (uyarlamalı) bir filtreleme sistemi.



Şekil 4. Elektrokardiyogram verileri gürültü temizleme teknikleri.

complexity) gibi basit aritmetik tabanlı filtreleme yöntemleri bu uygulamalar için idealdir.⁵³ Bayesian filtreleme temelli yöntemler filtreleme özelliği kullanan genişletilmiş Kalman filtresi (extended Kalman filter), genişletilmiş Kalman smoother ve unscented Kalman filtreleme yöntemlerini içerir.

Yapay zeka temelli EKG, gürültüyü, artefaktları ve parazitleri ortadan kaldırarak EKG kayıtlarının kalitesini ve doğruluğunu artırabilir.¹² Derin öğrenme temelli otoodaklayıcı (autoencoder), dalga (wavelet) temelli yöntemler gibi gürültü temizlemede istatistiksel analizleri kullanmakta ve gürültü içeren resminin rejenere edilerek temiz hale getirilmesi prensibine dayanmaktadır.⁵⁸ Autoencoder (otoodaklayıcı) yeni geliştirilen bir öğrenme mimarisidir ve giriş görüntüsüne çok benzer bir çıktı görüntüsü elde eder. Yine yapay zeka ve makine öğrenimindeki gelişmeler neticesinde çok katmanlı algılayıcılar (multi-layer perceptron) gürültü temizleme de kullanılmaya başlanmıştır.⁶⁶⁷ U-net, Denoising CNN (DnCNN) ve generative adversarial network (GAN) yaygın kullanılan gürültü temizleme mimarileridir.⁶⁷⁻⁶⁹ Blok eşleştirme (block-matching) ve 3D filtreleme (3D filtering) diğer görüntü filtreleme yöntemlerinden bazılarıdır.⁷⁰ Seyreklik temelli yöntemler EKG'nin seyreklik özelliğini kullanarak optimizasyon sağlar. Hibrit yöntemlerde literatürde bildirilen değişik denoising yöntemlerinin karışımı kullanılması ile elde edilir.⁵⁸

Hangi yöntemin daha iyi olduğu araştırılan bir konudur ve tek bir model olan GAN2'nin tüm gürültü sinyallerini temizlemede üstünlüğü gösterilmiş bir yöntemdir.⁷² Yine sparsity ve spektrum analizine dayanan GSSSA algoritmasının tüm EKG özellikleri için gürültü gidermede yüksek performansa sahip olduğu gösterilmiştir.⁷² Extended Kalman filter olan MP-EKF'nin partikül ağırlıklandırma yöntemi ile non-linearity prensibi ile denoising de üstünlüğü gösterilmiştir. Empirical mode decomposition temelli EMD-MAF'ın QRS dalga kalitesini artırmada etkililiği olduğu gösterilmiştir.⁵⁸ Şekil 6'da hangi yöntemin hangi gürültü durumunda daha iyi performans sergilediği gösterilmiştir.

Özellik çıkarma (feature extraction), elde edilen EKG'de gizlenen ve hem analiz hem de makine öğrenimi uygulamalarında önemli bir kullanıma sahip olabilecek verileri tanımlama sürecidir. EKG'deki değişken türleri dört farklı alana ayrılmıştır: zaman alanı (time domain), frekans alanı (frequency domain), ortak zaman-frekans (joint time-frequency), sinyal ayrıştırma (signal decomposition) ve seyrek alan özellikleri (sparse domain features) Zaman alanı sinyalin karakteristiğinin zaman içindeki değişimi olarak tanımlanır. Sinyalin ortalama, standart sapma ve varyans gibi istatistiksel verileri zaman bağımlı özellikleridir. Zaman alanı özellikleri, özellikle aritmi tespitinde kullanılır. Frekans alanı özellikleri, sinyalin değerlerinin değişim hızıyla ilgili özelliklerdir. Bu özellikler, çoğu durumda hızlı Fourier dönüşümü [fast Fourier transform (FFT)] kullanılarak sinyalin zaman (gerçek) alanından frekans alanına dönüştürüldüğü frekans dönüşümü hesaplamaları kullanılarak hesaplanabilir. Öte yandan, ortak zaman-frekans alanı özellikleri, zaman ve frekans bilgilerini birlikte vererek her alanın ayrı ayrı dezavantajını azaltmaya çalışır. Yukarıdaki üç yaklaşım klasik Nyquist örnekleme oranını kullanır ve özellik çıkarımı için tam sinyal gerektirir.⁵³ Özellik çıkarımında seyreklik tekniklerinin amacı, sinyalleri daha iyi sınıflandırmak için ayırt edici paternler biçiminde daha az miktarda veri kullanmaktır.

Bir EKG için P, QR, S, T dalgası için çıkarılan yaygın özellikler (features); zaman alanı, morfolojik, dalgacık, istatistiksel ve doğrusal olmayan özelliklerdir.⁷³ Zaman alanı özellikleri için özellik çıkarma yöntemleri otoregresif modelleme [autoregressive modelling (AR)], doğrusal tahmine dayalı kodlamadır [linear predictive coding (LPC)]. Öte yandan, EKG için frekans alanı çıkarma yöntemleri genellikle FFT, discrete cosine transform (DCT) ve discrete orthogonal stockwell transform (DOST)'dur.⁴⁸ DOST, bir EKG'deki morfolojik özellikleri çıkarmak için kullanılır. Zaman-frekans çıkarma yöntemleri short-time Fourier transform (STFT) ve DWT'yi içerir.⁵⁵ Zaman-frekans analizi yoluyla elde edilen feature extraction yöntemi ile %95'in üzerinde ortalama performansa ulaşıldığını ortaya koymuştur.⁵²

Gaussian gürültü

Wavelet-VBEEMD-MAF, GAN2, GSSSA, MP-EKF, DLSR, ve AKF

Kas artefakt gürültüsü

GAN1, MP-EKF, DLSR, ve AKF

Temel çizgi ve elektrod hareket gürültüsü

GAN1

Güç hattı gürültüsü

GAN1

Karışık gürültü

FCN temelli DAE, DWT (Sym6) soft, MABWT (soft), CPSD sparsity, ve UWT

Şekil 6. Gürültü tiplerini azaltmak için kullanılan yöntem ve algoritmalar.

Supervised, Unsupervised ya da Reinforcement Learning?

Araştırılan konu ve mevcut olan dataya göre üç çeşit makine öğrenimi vardır. Bunlar; supervised, unsupervised ya da reinforcement learningdir. Supervised learning, giriş için örnek veriler ve ayrıca çıktı için etiketli yanıtlar ve hedef değerleri içermelidir. Supervised learningte amaç etiketlenmiş ya da açıklanmış deneme datası kullanarak fonksiyonlar ya da skorlar hakkında çıkarımlar sağlamaktır. Başka bir deyişle supervised learning sonlanımı bilinen bir görevi değerlendirir. İki ana supervised learning teknik classification ve regressiondur ve sonlanımları sırası ile kategorik ve sayısal değişkenlerden oluşur. Bunlara örnek olarak, uzman tarafından hastalık tanısı konularak etiketlenmiş bir data da hastaların saptanmaya çalışılması supervised learning classificationa, yine aynı data setinde girilmiş olan yaş değerinin diğer değişkenler kullanılarak tahmin edilmeye çalışılması supervised learning regressiona örnektir.

Supervised yaklaşımla değişik kalp ritimlerinin sınıflandırılması makine öğreniminin en çok geliştirilen uygulamalarındandır.^{74,75} Supervised learningin en popüler algoritmaları lojistik regresyon, support vector machine, artificial neural networks (ANN) ve random foresttir (Şekil 1). Unsupervised learningde etiketler ya da referans sonlanımlar daha önceden belirtilmeden makinenin gizlenmiş paterni kendi bulması beklenmektedir.²⁹ En çok bilinen unsupervised learning yöntemi, benzer veri yapısına sahip data özelliklerini bir araya getiren tabakalamadır (clustering). Bir diğer unsupervised learning yöntemi ise veriyi temsil eden ve daha küçük bir data alanına indirgeyen boyutsal küçülmedir (dimensionality reduction) ve en iyi bilinen örneği geleneksel EKG analizinde kullanılan principal component analizidir.⁷⁶ Bunun iyi bir örneği hipertrofik kardiyomyopati hastalarda, QRS ve T dalga

polaritesini kullanarak EKG fenotipik subgrupları tanımlamayı başaran bir çalışmadır (Şekil 7).⁷⁷

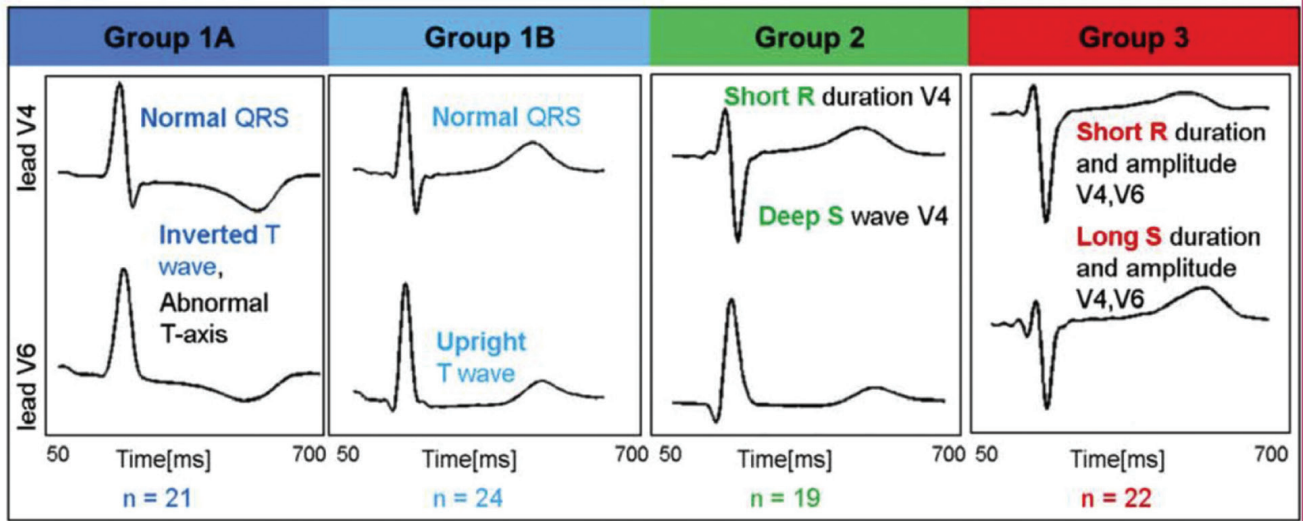
Reinforcement learningde ise oyun oynamayı öğrenmeye çalışmak gibi bazı hedeflenen başarıyı en üst düzeye çıkarmak için eylemleri yinelemeli olarak gerçekleştirerek öğrenmeyi içermektedir.⁸⁰ EKG analizinde, teşhis veya risk sınıflandırmasını amaçlayan makine öğrenimi çalışmalarının çoğu supervised learning tekniğini kullanır.³³ Ancak unsupervised learning daha ilgi çekicidir çünkü supervised learning gibi zaman alıcı ve pahalı bir yöntem değildir ve yine özellikle tıp alanında sonlanımların bir uzman tarafından belirlenmesi gerekmediği için hata içerme ihtimali daha düşüktür.⁷⁸

Model Performansında Kullanılan Parametreler

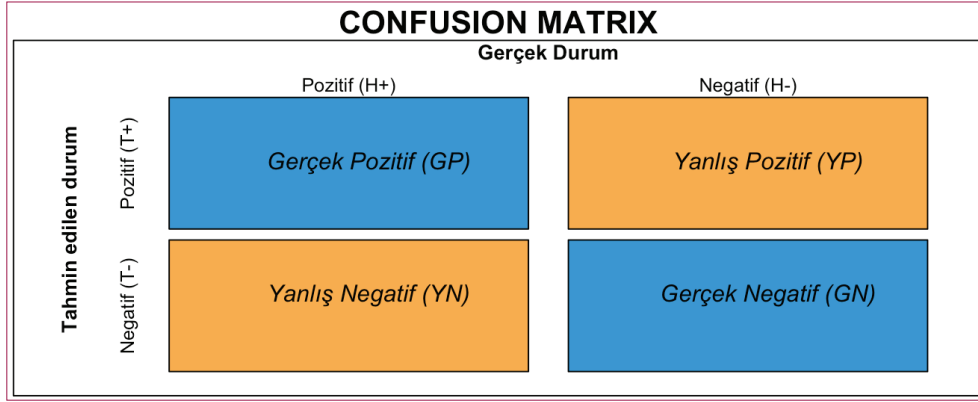
Model performans ölçütleri, makine öğreniminin klasifikasyon ve regresyon amaçlarına göre iki farklı grupta ele alınabilir. Klasifikasyon amaçlı modellemelerde birçok parametre kullanılabilir. Confusion matrix (konfüzyon matrisi) sınıflandırıcının (classifier) performansını ölçmede kullanılan bir yöntemdir (Şekil 8). Aslında bir ölçüt değildir ama model performansını görsel olarak sunabilmektedir. Birçok performans ölçütü konfüzyon matrisinden türetilir. Matrisi oluşturan bileşenler gerçek pozitif (GP), gerçek negatif (GN), yalancı pozitif (YP) ve yalancı negatif (YN). GP, pozitif hastaların doğru bir şekilde pozitif olarak sınıflandırıldığını gösterir. YN, normal de hasta olan ancak classifier tarafından yanlışlıkla negatif olarak sınıflandırılan hastaları yansıtır. GN, negatif hastaların doğru bir şekilde negatif olarak sınıflandırıldığını gösterir. YP ise gerçekte negatif olup yanlışlıkla pozitif olarak sınıflandırılan hasta sayısını gösterir.⁷⁹

Basit ölçütler duyarlılık (Recall), özgüllük, pozitif prediktif değeri (PPD, positive predictive value, Precision), negatif prediktif değeridir (NPD, negative predictive value). Bu değerler classifier ile ilgili bazal sınıflandırma ölçütlerini verir. PPD ve

ECG Phenotypes extracted from hypertrophic cardiomyopathy dataset



Şekil 7. Hipertrofik kardiyomyopati hastaları elektrokardiyogram veri setinden çıkarılan farklı elektrokardiyogram fenotipleri.



Şekil 8. Karışıklık (konfüzyon) matrisi örneği.

Ölçüt formülasyonu	Tahmin ettiği
Classification ölçütleri	
Bazal ölçütler:	
$Sensitivite(Recall) = \frac{GP}{GP+YN}$	Tahmin edilen = P(T+ / H+)
$Spesifite = \frac{GN}{GN+YP}$	Tahmin edilen = P(T- / H-)
$Pozitif tahmin değeri (Precision) = \frac{GP}{GP+TP}$	Tahmin edilen = P(D+ / T+)
$Negatif tahmin değeri = \frac{GN}{GN+YN}$	Tahmin edilen = P(D- / T-)
Özet Ölçümler	
$Kesinlik (Accuracy) = \frac{GP+GN}{GP+YN+GN+YP}$	
$Balanced accuracy = \frac{Sensitivite + Spesifite}{2}$	
$F1 skoru = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Sensitivite}} = \frac{2GP}{2GP+YP+YN}$	
$Mathews korelasyon katsayısı (MKK) = \frac{(GP \times GN) - (YP \times YN)}{\sqrt{(GP+YP) \times (GP+YN) \times (GN+YP) \times (GN+YN)}}$	
$Markedness = \frac{GP}{GP+YP} - \frac{YP}{YP+GN} = PTD + NTD - 1$	
Çoklu eşik değer ölçümleri	
ROC AUC (Area under the curve of receiver operating characteristics)	
PR AUC (Area under the precision – recall curve)	
Regression ölçütleri	
$Mean absolute error = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j - \hat{y}_j $	
$Mean squared error = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$	
$Root mean squared error = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$	
$Coefficient of determination(R^2) = \frac{Sum Squared Regression Error}{Sum Squared Total Error} = \frac{\sum_i (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2}$	
Cosine similarity	

Şekil 9. Model performans (tahmin modellerinin) değerlendirilmesinde kullanılan ölçütler.

NPD değerleri hastalığın prevalansı ile doğrudan ilişkilidir ve prevalans arttıkça PPD artar, prevalans azaldıkça NPD artar.⁸⁰ Bu nedenle bu iki parametre model performans ölçümünde kullanışlı değildir. Bazal ölçütlerden üretilen global performans ölçütlerini kullanmak model hakkında daha iyi bilgi verir.

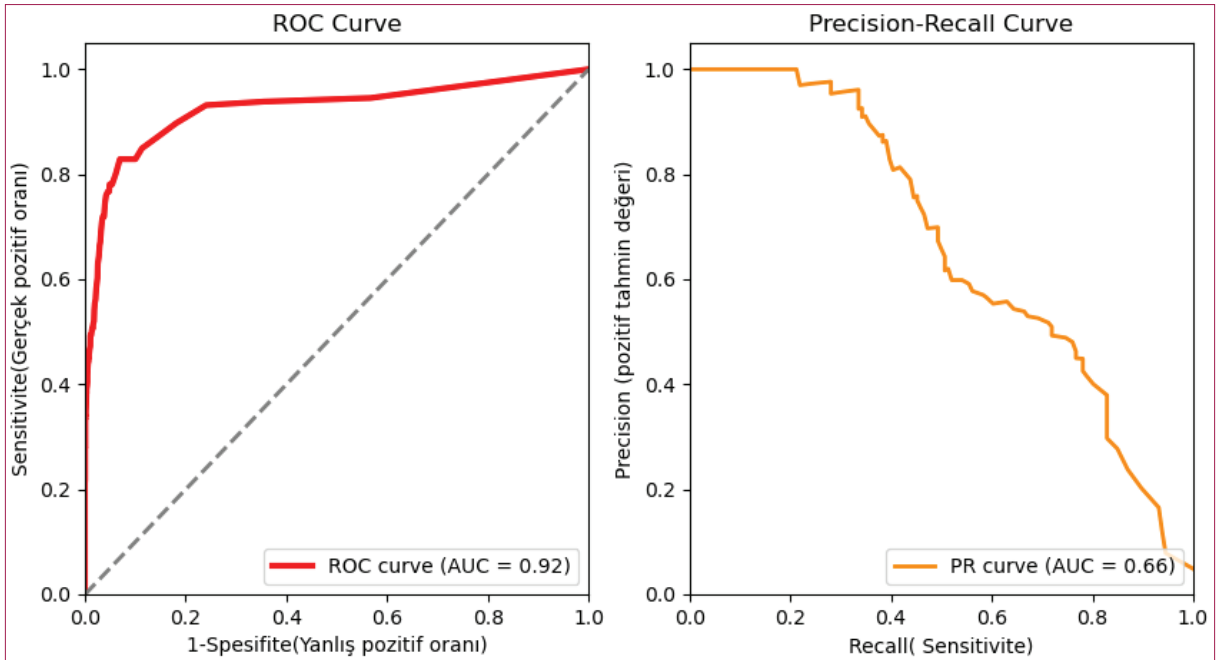
Global özet ölçütler ise kesinlik (accuracy), balanced accuracy, F1 score, Mathews korelasyon katsayısı, Markedness, AUC (area under curve) ve area under the precision-recall curve'dür (PR AUC ya da average Precision) (Şekil 9). Bunlardan en çok kullanılanı, değerlendirilebilirliği kolay olan

kesinlik (accuracy) ve doğru sınıflandırılan hasta oranını gösterir. Ancak kesinlik, dengeli olmayan örneklerde yanıltıcı olabilir.⁸¹ Bunu aşabilmek amacıyla balanced accuracy (dengeli kesinlik) geliştirilmiştir. F1 skor, duyarlılık ve PPD'nin harmonik ortalamasıdır. F1 skor makine öğrenimi model skorlamasında çok popüler olmasına rağmen en büyük problem prevalansın yüksek olduğu durumlarda yanlış sonuç verebilir. Yapılmış olan sınıflandırma tersine çevrilerek böyle bir durumun üstesinden gelinebilir ve F1 skor yeniden performans hakkında iyi bilgi verir hale gelir. Bu durum F1 skorun hesaplanmasında gerçek negatifler hesaba katılmadığı için gerçekleşir ve bu durum F1 skorunun segmentasyon için neden bu kadar popüler bir ölçüt olduğunu açıklar.⁸¹ Resim segmentasyonunda F1 skora Dice katsayısı adı verilir ve gerçek negatifler incelenen görüntünün sınırlarının hafif değiştirilmesiyle bile abartılı bir şekilde yüksek çıkabilir ve bu nedenle hesaba katılmaması daha doğru sonuçlar verir. Matthews korelasyon katsayısı (MKK) tamamen konfüzyon matrisi kullanılarak hesaplanır ve prevalansın etkilenmez ancak kullanımı çok yaygın değildir. Markedness yine bir diğer nadir bilinen ölçüttür ve PPD ve NPD kullanılarak hesaplandığı için düşük prevalanslı gözlemler için uygundur ancak en büyük dezavantajı makine öğrenimi modelinden daha çok çalışılan popülasyona bağımlıdır.⁸²

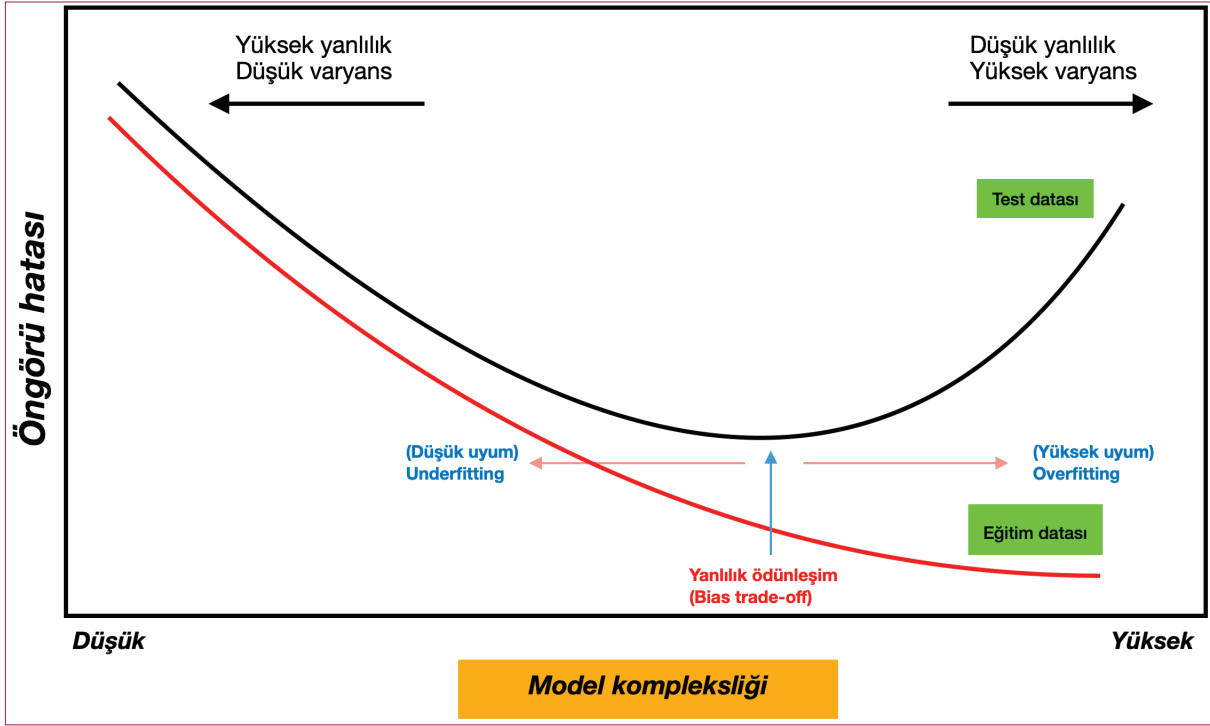
Görüldüğü gibi modelin kendisine bağlı parametreler (duyarlılık, özgüllük, kesinlik) hedef popülasyon ve prevalansa bağlı değişkenleri (PPD, NPD, MKK, Markedness) ayırt etmek önemlidir. İlk grup parametreler hangi örnekte kullanıldığına bağımlı değil iken ikinci grup ölçütler hedef popülasyon ve prevalans bağımlıdır. Yukarıda saydığımız tüm değişkenler bir olasılık eşik değeri (genellikle 0,5) temelinde

hesaplanır. Seçilen eşik değere göre performans ölçütleri değişmektedir. Örneğin, eşik olasılık değeri düşük seçildiğinde pozitif saptanan sonlanım sayısı artacaktır.⁸³

ROC AUC (area under the curve of receiver operating characteristics) ya da c-statistics, bir modelin, eldeki örnekte pozitif ve negatif sonlanımı ne kadar iyi ayırt edebildiğinin (diskriminasyon) bir ölçütüdür. Başka bir ifade ile AUC bize rastgele seçilen pozitif bir örneğin rastgele seçilen negatif örnekten daha yüksek bir kalsifikasyon skoruna sahip olma olasılığını verir.⁸² Gerçek pozitif oranı (duyarlılık) y ekseninde, yanlış pozitif oranı (1-özgüllük) ise x eksenine yerleştirilerek değerlendirilir ve tek bir parametre, AUC (eğri altında kalan alan) ile model performansı değerlendirilir ve 1 değeri mükemmel bir klasifikasyona, 0,5 değeri ise şans eseri bir klasifikasyona sahip olduğunu gösterir. Eğri grafiğin sol üst köşesine ne kadar yakınsa, AUC değeri 1'e yaklaşır ve modelin ayırt edebilir (diskriminasyon) özelliği o kadar yüksek demektir. ROC eğrisinin en büyük dezavantajı dengeli olmayan (imbalanced) data varlığında ortaya çıkmaktadır. Dengesiz bir dağılım varlığında AUC ROC değeri aşırı optimistik çıkar.⁸³ Bunun nedeni gerçek negatiflerin sayısının fazla olup yanlış pozitif oranının (false positive rate) çok düşük çıkmasından kaynaklanmaktadır. Bu nedenle model performansı değerlendirilmesi ROC eğrisinden sonra imbalanced datadan daha az etkilenen ölçüt olan Precise-recall curve çizdirilmesi ile tamamlanır. Precise-recall eğrisi y ekseninde precision (PTD) ve x ekseninde Recall (duyarlılık) yerleştirilmesi ile çizdirilir ve yine tek bir ölçüt olan PR AUC değeri elde edilir (Şekil 10). Çapraz entropi (Cross entropy), belirli bir rastgele değişken için iki olasılık dağılımı arasındaki farkın bir ölçüsüdür. Araştırılan durum için tahmin edilen ve gerçekte göz-



Şekil 10. ROC (receiver operating characteristic curve) eğrisi ve kesinlik-duyarlılık (precision-recall) eğrisi.



Şekil 11. Yanlılık-varlık dengesini (bias-variance trade-off) ve model karmaşıklığının etkisini gösteren eğri.

lenen sonuçlarının dağılımları arasındaki farkın ölçüsüdür ve düşük sapması modelin klasifikasyonda kötü olduğunu göstermektedir.

Regresyon amaçlı modellerde kullanılan performans ölçütlerinden ilki ortalama mutlak hatadır (mean absolute error). Beklenen ve gözlenen değerlerin farkının mutlak değerlerinin toplamının örneklem sayısına bölünmesi ile elde edilir. Uç değerlere karşı dirençlidir. Bir diğer ölçüt ortalama kareler toplamıdır (mean squared error, MSE). MAE'nin negatif değerlerinin etkisinden kurtarmak için hataların karelerinin toplamı alınarak hesaplanır. Uç değer varlığında sonuç olduğundan yüksek gösterilebileceği için kullanışlı değildir. Ayrıca ölçülen değişken ile aynı birime sahip olmadığı için değerlendirilebilirliği zordur. Bunu aşabilmek için kullanılan bir diğer ölçüt, Root mean squared error (RMSE), MSE'nin kare kökünün alınması ile elde edilir ve regresyon model performans ölçümünde kullanılan en popüler ölçüttür. Düşük MAE, MSE ve RMSE değerleri modelin iyi olduğu anlamına gelmektedir. Belirtme katsayısı (Coefficient of determination, R^2), hata ölçümü üzerine kurulan önceki parametrelerin aksine bağımlı değişkendeki değişimin (varyans) ne kadarının model tarafından açıklandığını belirtir. 0 ile 1 arasında değer alabilmektedir ve 1'e yakın olması modelin iyi olduğunu gösterir. Ancak en büyük dezavantajı, modelde araştırılan durum ile ilişkisiz alınan değişken sayısı artırıldığı zaman R^2 değerinin gerçekte olduğundan daha yüksek çıkmasıdır. Bu kısıtlılığı engelleyen performans ölçütü adjusted R^2 değeridir. Burada modele alınan ilişkisiz değişken sayısı artırıldığı zaman R^2 'nin aksine adjusted R^2 değeri gerçeği daha iyi yansıtabilecek şekilde

azalmaktadır.⁸³ Cosine similarity, aynı uzamsal düzlemde bulunan iki veya daha fazla vektör arasındaki benzerliği ölçen bir ölçümdür ve vektörler arasındaki açının kosinüsüdür ve iki vektör ne kadar birbirine yakın ise cosine similarity o kadar küçüktür. Sonuç, -1 ile +1 arasında değişmektedir ve bu değer, -1 ise benzer olmadığını ve ters yönde olduklarını, 0 ise dik olduğunu ve bağımsız olduklarını, 1 ise tamamen benzer olduğunu göstermektedir. Model ne kadar yüksek doğruluğa sahip ise cosine similarity +1'e yaklaşır.

Model Validasyonu

İstatistiksel modeller temelinde makine öğrenimi algoritmaları, eğitim (training) verileri üzerinde model oluşturarak öğrenme oluştururlar.⁸⁴ Model oluştururken dikkat edilmesi gereken en önemli konu aşırı öğrenmedir (overfitting). Aşırı öğrenme, modelin eğitim verisini çok yakın takip etmesi sonucunda veridaki rastgele özellikleri bile yakalayıp ilişkilendirmesinden kaynaklanmaktadır. Böyle bir durumda, bu rastgele özellikler yeni ve görülmemiş bir veri setinde bulunamayacağı için modelin performansı test verisinde başarısızlık ile sonuçlanabilmektedir.

Model karmaşıklığı, modele daha fazla değişken alınması ile elde edilebilir ve bu durumda eğitim verisinde öngörü hatasını (prediction error) en aza indirebilirsiniz ancak bu sefer belli bir noktadan sonra test verisinde öngörü hatasını artırabilirsiniz (Şekil 11). Pratikte bunun önüne geçebilmek için birçok model geçirme (validation) yöntemleri geliştirilmiştir. Bunlardan en çok kullanılanı, genellikle hold-out metodu, gözlem sayısı imkan verdiği ölçüde veriyi eğitim ve test verisi

olarak ikiye ayırmak suretiyle elde edilen datalarda modeli geliştirme ve test etme prensibine dayanmaktadır. Genelde data %80 eğitim ve % 20 test datası olarak belirlenir. Eğitim datası değişik form ve komplekslikten düşük öngörü hatasına sahip modeller geliştirilmesi için kullanılır. Sonrasında modelin test datasında öngörü hatası açısından test edilmesini içerir. En son aşamaya genelleme (generalization) ya da test hatası denilir.⁸⁵ Hold-out metodun dezavantajlarından birisi mevcut veri ikiye ayrıldığı için örneklem hacminin çok yüksek olması gerekliliğidir. Ayrıca aynı örneklemelerde yapılan tekrarlayan eğitim ve test data ayırma farklı performansa sahip farklı modeller oluşturabilir. Yine bu metod ile en iyi modeli bulana kadar yapılacak ardışık data bölme işlemleri sonucunda tip 1 hata (yanlış pozitiflik) oranında artış söz konusu olacaktır. Ancak çoğu zaman eldeki data seti iki bölüme ayırma açısından yeterli olamayabilir bu durumda çapraz geçерleme (cross validation) yöntemi kullanılabilir. Seçilen tabaka sayısına göre k-fold çapraz geçерleme adını alır. Data k sayısı kadar bölüme ayrılır. Daha sonra model her seferinde ayrılan bir bölümün dışında olan kısmı (k-1) eğitim datası olarak kabul edilip, model geliştirilir ve ayrılan bir bölüm ise test datası olarak kullanılır. Bu işlem bütün parçalar bir kez test datası olarak kullanılıncaya kadar devam eder. Her bir k parçası için yapılan test öngörü hataları daha sonra ortalamaları alınarak toplam hata saptanmış olur. Böylece hold-out yöntemine göre daha doğru bir öngörü hata saptaması yapılmış olacaktır. Burada k sayısı datadaki gözlem sayısına eşit olduğu zaman buna birini dışarıda bırakarak (leave-one-out) çapraz geçерleme adı verilir. Ancak datadaki gözlem sayısının çok fazla olması durumunda böyle bir durumda hem işlem yükü çok fazla olur hem de öngörü hatasının saptanmasındaki doğruluk düşük olacaktır. Bunun için genellikle k değeri 5 ya da 10 olarak saptanır ve geçерleme yöntemi beş kat ya da on kat çapraz geçерleme adını almaktadır.

Diskriminasyon, validasyonda önemli bir parametredir ancak tahmin edilen riskin doğru olup olmadığı da önemlidir. Model validasyonunda, tahmin edilen risk ile gözlenen olay oranları arasındaki uyumun doğruluğuna kalibrasyon denilir ve kalibrasyon parametreleri ve kalibrasyon grafikleri ile değerlendirilebilir.⁸⁶ Kalibrasyonda kullanılan parametreler kesişim (intercept) ve eğimdir (slope). Kesişim, tahmin edilen risk değerlerinin ortalamasının gözlenen olay oranı ile karşılaştırılması ile elde edilir ve eğer 0'dan küçük ise risk tahminlerinin olduğundan fazla (overestimation), 0'dan büyük olması halinde ise risk tahminlerinin olduğundan küçük (underestimation) olduğunu göstermektedir. Anlaşıldığı üzere ideal kesişim değeri 0 olarak kabul edilmektedir. Yine eğim (slope) tahmin edilen risklerin dağılımını gösterir ve olması gereken değer 1'dir. Eğer eğim 1'in altında ise düşük riskli hastalar için tahmin edilen riskler daha düşük, yüksek riskli hastalar için ise daha yüksek olarak saptandığını belirtmektedir. Yine eğimin 1'in altında olması halinde ise çok düşük ve çok yüksek riskli hastaların daha ortalama riske yakın tahmin edildiği anlamına gelmektedir. Kısacası kesişimin 0'dan, eğimin 1'den uzaklaştığı durumlarda düşük kalibrasyondan bahsedilir ve modelin yeni bir veri setinde düşük performansa sahip olabileceği anlamına gelmektedir. Ancak kalibrasyonu test etmede en ideal yöntem kalibrasyon grafikleridir ve x ekseninde tahmin edilen risk, y ekseninde gözlenen olay oranlarının yerleştirilmesi ile elde edilir. Tahmin edilen ve gözlenen olay oranlarının hesaplanması ile çizdirilmiş esnek bir çizginin, x ve y ekseninin kesiştiği yerden 45 derecelik açı ile çizilen diyagonal çizgiye ne kadar yakın ise kalibrasyonun yani model uyumunun iyi olduğu söylenebilmektedir (Şekil 12).

Black-box Problemi

Makine öğreniminde, predictive (tahmin edici) modeller kurulurken değişkenlerin o kadar karmaşık fonksiyonları olabilir ki, hiçbir insan, nihai bir tahmine ulaşmak için



Şekil 12. Bir modelin performansını ve bir referans ölçütü ile karşılaştırmalarını gösteren eğri.

değişkenlerin birbirleriyle nasıl ilişkili olduğunu anlayamaz. Ortaya çıkan bu durum kara kutu (black box) olarak tarif edilmektedir.⁸⁷ Yorumlanabilir modeller, kullanılan parametrelerden sonlanımın nasıl yapıldığı hakkında yeterli bilgi sağlar. Ancak makine öğrenimi, modelin pratikte nasıl kullanılacağı konusunu ele almadan sadece eldeki mevcut statik datayı en iyi şekilde kullanarak en doğru tahmini yapabilen makineler dizayn etme amacını taşır.⁸⁷ Doğruluğun yorumlanabilirlik için feda edilmesi gerektiği inancı yanlıştır. Örneğin, random forest kullanılarak miyokart enfarktüsünün tanısının EKG kullanılarak tanımlanmaya çalışıldığı bir basit modelde çok yüksek bir doğruluk oranı elde edilmesine rağmen bu sonuca varırken kullanılan EKG segmentleri uluslararası EKG değerlendirme kılavuzunda miyokart enfarktüsü için bahsedilen EKG segmentleriyle uyuşmamaktadır.⁸⁸

Black box makine öğrenimi modellemelerinin kullanılmasının bazı avantajları; yüksek tahmin doğruluğu, hızlı sonuç vermesi, düşük işlem gücüne ihtiyaç duyması ve insan kararına ihtiyaç duymayan güçlü otomatik karar verme yetisine sahip olmasıdır. Kara kutuyu açmak ve derin öğrenme yöntemlerinin nasıl kararlar aldığını anlamak için araştırmacılar, model sonuçlarını yorumlamak ve açıklamak için farklı yaklaşımlar geliştirmişlerdir ve böylece genellikle "Açıklanabilir Yapay Zeka (Explainable Artificial Intelligence)" olarak adlandırılan yeni bir bilimsel araştırma dizisinin ortaya çıkmasına neden olmuşlardır.³⁴

Yapay Zekanın Odaklanması Gereken EKG Bölgesi

Yapay zeka tahmin edilmeye çalışılan hastalık ya da olaya göre EKG'nin farklı bölgelerine odaklanabilmektedir. Örneğin, AF'nin predikte edilmeye çalışıldığı bir EKG çalışmasında yapılan saliency map (dikkati çeken haritalama) ile yapay zekanın AF predikte ederken en çok hangi dalgadaki voltajın risk tahmininde daha fazla etkiye sahip olduğunun araştırılması sonucunda, en çok p dalgası ve çevresindeki bölgelerin AF risk hesaplamada etkili olduklarını göstermiştir. Yine yapay zeka algoritmasının EKG'de nereye odaklandığını gösteren duyarlılık haritalamasında, ciddi aort darlığının saptanmaya çalışıldığı bir çalışmada algoritmanın göğüs derivasyonlarındaki T dalgasına odaklandığı görülmüştür.⁸⁹ Bunun gibi Grad-CAM, Hapley Additive exPlanations (SHAP), global ağırlık önemliliği (global weights importance) kullanılan duyarlılık haritalarından bazılarıdır.^{23,90,91} Yine hipertrofik kardiyomiyopatinin saptanmaya çalışıldığı yapay zeka modellemesinde kullanılan saliency map ile modelin en çok ST-T segmente odaklandığı saptanmıştır.⁹² Mitral yetmezliğin erkenden tahmin edilmeye çalışıldığı bir yapay zeka modellemesinde duyarlılık haritası modelin en çok P ve T dalgalarına odaklandığını saptamıştır.⁹³

Bazen yapay zeka algoritması EKG'de bulunan diğer dalga paternlerine göre farklı dalgalara da odaklanabilmektedir. Örneğin, pulmoner hipertansiyonu saptamaya çalışan bir yapay zeka modellemesinde, modelin dar QRS varlığında R dalgasına, orta genişlikte QRS varlığında P dalgasına ve ge-

niş QRS varlığında T dalgasına odaklandığı gösterilmiştir.⁴⁷ Korunmuş kalp yetersizliğine EKG'den tanı koymak için geliştirilen bir yapay zeka modellemesinde yine duyarlılık haritasından anlaşıldığı üzere yapay zekanın en çok QRS ve T dalgasına odaklandığı gösterilmiştir.⁴⁶

Sonuç olarak, yapay zeka algoritmaları her hastalık için EKG'nin farklı bir dalga ya da dalgaların paternleri üzerine odaklanmakta ve daha çok bu dalgaları kullanarak çıkarım sağlamaktadır.

Klinik Prediksiyon Modeli ile Kombine Edilmeli Mi veya Karşılaştırılmalı Mı?

Yapay zeka tabanlı risk prediksiyon araştırmalarının oranı son yıllarda giderek artmış ve elde mevcut olan, validasyonu kanıtlanmış klinik risk prediksiyon modelleri ile karşılaştırılmıştır. Örneğin AF'nin insidansının araştırıldığı bir çalışmada 12 lead EKG'nin kullandığı CNN algoritmasında (EKG-yapay zeka) daha önce geniş kohort çalışmalarında validasyonu kanıtlanmış CHARGE-AF skoru ile karşılaştırılmış ve benzer prediktif etkiye sahip olduğu gösterilmiştir. Yine CHARGE-AF skorunun bileşenlerinin ayrı birer değişken olarak yapay zeka modeline alındığı CH-YZ skorlama, en yüksek diskriminasyona sahip olduğu gösterilmiştir. Klinik bir skorlama sistemi EKG'yi hesaba katmadığı için, hem CHARGE-AF hem de CH-YZ'nin EKG-yapay zeka ile kombine edilmesi durumunda her bir skora göre çok daha yüksek diskriminasyon ve kalibrasyona sahip olduğu gösterilmiştir.⁹⁴ Yine EKG temelli yapay zekanın 10 yıllık kalp yetersizliğini tahmin etmek için kullanıldığı bir çalışmada, yapay zeka-EKG'nin klinik prediksiyon skoruna göre üstün olmadığı gösterilmiş ancak yine yapay zeka-EKG ve klinik skorun COX regresyon analizi ile kombine edilmesinin, bileşenlerine göre daha yüksek performansa sahip olduğu gösterilmiştir.⁹⁵ Yine EKG-yapay zekanın sol kalp yetersizliğini saptamada, Framingham ve ARIC klinik risk prediksiyon modelleri ile karşılaştırıldığı bir çalışmada EKG-yapay zeka CNN'nin istatistiksel olarak anlamlı olmasa da klinik skorlama sistemlerine göre daha düşük AUC değerine sahip olduğu ama kombine edilmesi ile en yüksek AUC değerine ulaşılmıştır.⁴⁹ Sonuç olarak EKG-yapay zekanın bugüne kadar validasyonu yapılmış olan klinik prediksiyon skorlarına üstünlüğü gösterilmemiştir ancak yapay zeka-EKG'den gelen outputun bu skorlara ilave değişken olarak kullanıldığı regresyon ya da makine öğrenimi modellemelerinin en yüksek performansa sahip olduğu saptanmıştır.

Kaynaklar

1. Bozyel S, Şimşek E, Koçyiğit Burunkaya D, et al. Artificial Intelligence-Based Clinical Decision Support Systems in Cardiovascular Diseases. *Anatol J Cardiol.* 2024;28(2):74-86.
2. Mant J, Fitzmaurice DA, Hobbs FD, et al. Accuracy of diagnosing atrial fibrillation on electrocardiogram by primary care practitioners and interpretative diagnostic software: analysis of data from screening for atrial fibrillation in the elderly (SAFE) trial. *BMJ.* 2007;335(7616):380.

3. Lillo-Castellano JM, González-Ferrer JJ, Marina-Breyse M, et al. Personalized monitoring of electrical remodelling during atrial fibrillation progression via remote transmissions from implantable devices. *Europace*. 2020;22(5):704-715.
4. Raghunath S, Pfeifer JM, Ulloa-Cerna AE, et al. Deep Neural Networks Can Predict New-Onset Atrial Fibrillation From the 12-Lead ECG and Help Identify Those at Risk of Atrial Fibrillation-Related Stroke. *Circulation*. 2021;143(13):1287-1298.
5. Filgueiras-Rama D, Calvo CJ, Salvador-Montañés Ó, et al. Spectral analysis-based risk score enables early prediction of mortality and cerebral performance in patients undergoing therapeutic hypothermia for ventricular fibrillation and comatose status. *Int J Cardiol*. 2015;186:250-258.
6. Stehlik J, Schmalfluss C, Bozkurt B, et al. Continuous Wearable Monitoring Analytics Predict Heart Failure Hospitalization: The LINK-HF Multicenter Study. *Circ Heart Fail*. 2020;13(3):e006513.
7. Lin C, Chau T, Lin CS, et al. Point-of-care artificial intelligence-enabled ECG for dyskalemia: a retrospective cohort analysis for accuracy and outcome prediction. *NPJ Digit Med*. 2022;5(1):8.
8. Anh D, Krishnan S, Bogun F. Accuracy of electrocardiogram interpretation by cardiologists in the setting of incorrect computer analysis. *J Electrocardiol*. 2006;39(3):343-345.
9. Akbilgic O, Butler L, Karabayir I, et al. ECG-AI: electrocardiographic artificial intelligence model for prediction of heart failure. *Eur Heart J Digit Health*. 2021;2(4):626-634.
10. Şimşek E, Korkmaz Y, Bozyel S, et al. Digital Technologies in Heart Failure Management. *Turk Kardiyol Dern Ars*. 2024;52(1):52-60.
11. Martínez-Sellés M, Juárez M, Marina-Breyse M, Lillo-Castellano JM, Ariza A. Rational and design of ST-segment elevation not associated with acute cardiac necrosis (LESTONNAC). A prospective registry for validation of a deep learning system assisted by artificial intelligence. *J Electrocardiol*. 2021;69:140-144.
12. Martínez-Sellés M, Marina-Breyse M. Current and Future Use of Artificial Intelligence in Electrocardiography. *J Cardiovasc Dev Dis*. 2023;10(4):175.
13. Huang PS, Tseng YH, Tsai CF, et al. An Artificial Intelligence-Enabled ECG Algorithm for the Prediction and Localization of Angiography-Proven Coronary Artery Disease. *Biomedicines*. 2022;10(2):394.
14. Chen KW, Wang YC, Liu MH, et al. Artificial intelligence-assisted remote detection of ST-elevation myocardial infarction using a mini-12-lead electrocardiogram device in prehospital ambulance care. *Front Cardiovasc Med*. 2022;9:1001982. Erratum in: *Front Cardiovasc Med*. 2022;9:1078223.
15. Cho Y, Kwon JM, Kim KH, et al. Artificial intelligence algorithm for detecting myocardial infarction using six-lead electrocardiography. *Sci Rep*. 2020;10(1):20495.
16. Jones NR, Roalfe AK, Adoki I, Hobbs FDR, Taylor CJ. Survival of patients with chronic heart failure in the community: a systematic review and meta-analysis. *Eur J Heart Fail*. 2019;21(11):1306-1325.
17. Shrivastava S, Cohen-Shelly M, Attia ZI, et al. Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiography to Screen Patients with Dilated Cardiomyopathy. *Am J Cardiol*. 2021;155:121-127.
18. Yao X, Rushlow DR, Inselman JW, et al. Artificial intelligence-enabled electrocardiograms for identification of patients with low ejection fraction: a pragmatic, randomized clinical trial. *Nat Med*. 2021;27(5):815-819.
19. Nogimori Y, Sato K, Takamizawa K, et al. Prediction of adverse cardiovascular events in children using artificial intelligence-based electrocardiogram. *Int J Cardiol*. 2024;406:132019.
20. Chen J, Ezzeddine FM, Liu X, et al. Using artificial intelligence-enabled electrocardiogram to predict cardiac resynchronization therapy outcomes of left bundle branch area pacing. *Europace*. 2023;26(1):euae007.
21. Gurbuz DC, Varis E. Is ChatGPT knowledgeable of acute coronary syndromes and pertinent European Society of Cardiology Guidelines? *Minerva Cardiol Angiol*. 2024;72(3):299-303.
22. Günay S, Öztürk A, Özerol H, Yiğit Y, Erenler AK. Comparison of emergency medicine specialist, cardiologist, and chat-GPT in electrocardiography assessment. *Am J Emerg Med*. 2024;80:51-60.
23. Zhang D, Yang S, Yuan X, Zhang P. Interpretable deep learning for automatic diagnosis of 12-lead electrocardiogram. *iScience*. 2021;24(4):102373.
24. Quartieri F, Marina-Breyse M, Toribio-Fernandez R, et al. Artificial intelligence cloud platform improves arrhythmia detection from insertable cardiac monitors to 25 cardiac rhythm patterns through multi-label classification. *J Electrocardiol*. 2023;81:4-12.
25. Nakamura T, Nagata Y, Nitta G, et al. Prediction of premature ventricular complex origins using artificial intelligence-enabled algorithms. *Cardiovasc Digit Health J*. 2020;2(1):76-83.
26. Krummen DE, Villongco CT, Ho G, et al. Forward-Solution Noninvasive Computational Arrhythmia Mapping: The VMAP Study. *Circ Arrhythm Electrophysiol*. 2022;15(9):e010857.
27. Tse G, Lee S, Liu T. Prediction of the Presence of Ventricular Fibrillation From a Brugada Electrocardiogram Using Artificial Intelligence. *Circ J*. 2023;87(7):1015.
28. Chang SN, Tseng YH, Chen JJ, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for identifying ventricular premature contraction during sinus rhythm. *Eur J Med Res*. 2022;27(1):289.
29. Jordan MI, Mitchell TM. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*. 2015;349(6245):255-260.
30. Janiesch C, Zschech P, Heinrich K. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*. 2021;31(3):685-695.
31. Lyon A, Mincholé A, Martínez JP, Laguna P, Rodriguez B. Computational techniques for ECG analysis and interpretation in light of their contribution to medical advances. *J R Soc Interface*. 2018;15(138):20170821.
32. Mincholé A, Camps J, Lyon A, Rodriguez B. Machine learning in the electrocardiogram. *J Electrocardiol*. 2019;57S:S61-S64.
33. Bodini M, Rivolta MW, Sassi R. Opening the black box: interpretability of machine learning algorithms in electrocardiography. *Philos Trans A Math Phys Eng Sci*. 2021;379(2212):20200253.
34. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436-444.
35. Awan SE, Sohel F, Sanfilippo FM, Bennamoun M, Dwivedi G. Machine learning in heart failure: ready for prime time. *Curr Opin Cardiol*. 2018;33(2):190-195.
36. Lai Y. A Comparison of Traditional Machine Learning and Deep Learning in Image Recognition. *Journal of Physics: Conference Series*. 2019;1314(1):012148.
37. Petmezias G, Stefanopoulos L, Kilintzis V, et al. State-of-the-Art Deep Learning Methods on Electrocardiogram Data: Systematic Review. *JMIR Med Inform*. 2022;10(8):e38454.

38. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. Paper presented at: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR); June 27-30, 2016; Las Vegas, USA. Accessed November 4, 2024. https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2016_paper.pdf
39. Musa N, Gital AY, Aljojo N, et al. A systematic review and Meta-data analysis on the applications of Deep Learning in Electrocardiogram. *J Ambient Intell Humaniz Comput.* 2023;14(7):9677-9750.
40. Lai C, Zhou S, Trayanova NA. Optimal ECG-lead selection increases generalizability of deep learning on ECG abnormality classification. *Philos Trans A Math Phys Eng Sci.* 2021;379(2212):20200258.
41. Gorgels AP, Engelen DJ, Wellens HJ. Lead aVR, a mostly ignored but very valuable lead in clinical electrocardiography. *J Am Coll Cardiol.* 2001;38(5):1355-1356.
42. Attia ZI, Kapa S, Lopez-Jimenez F, et al. Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram. *Nat Med.* 2019;25(1):70-74.
43. Cho J, Lee B, Kwon JM, et al. Artificial Intelligence Algorithm for Screening Heart Failure with Reduced Ejection Fraction Using Electrocardiography. *ASAIO J.* 2021;67(3):314-321.
44. Attia ZI, Harmon DM, Dugan J, et al. Prospective evaluation of smartwatch-enabled detection of left ventricular dysfunction. *Nat Med.* 2022;28(12):2497-2503.
45. Kwon JM, Kim KH, Eisen HJ, et al. Artificial intelligence assessment for early detection of heart failure with preserved ejection fraction based on electrocardiographic features. *Eur Heart J Digit Health.* 2020;2(1):106-116.
46. Kwon JM, Kim KH, Medina-Inojosa J, Jeon KH, Park J, Oh BH. Artificial intelligence for early prediction of pulmonary hypertension using electrocardiography. *J Heart Lung Transplant.* 2020;39(8):805-814.
47. Chiou YA, Syu JY, Wu SY, et al. Electrocardiogram lead selection for intelligent screening of patients with systolic heart failure. *Sci Rep.* 2021;11(1):1948.
48. Ko WY, Siontis KC, Attia ZI, et al. Detection of Hypertrophic Cardiomyopathy Using a Convolutional Neural Network-Enabled Electrocardiogram. *J Am Coll Cardiol.* 2020;75(7):722-733.
49. Chou CC, Liu ZY, Chang PC, et al. Comparing Artificial Intelligence-Enabled Electrocardiogram Models in Identifying Left Atrium Enlargement and Long-term Cardiovascular Risk. *Can J Cardiol.* 2024;40(4):585-594.
50. Himmelreich JCL, Karregat EPM, Lucassen WAM, et al. Diagnostic Accuracy of a Smartphone-Operated, Single-Lead Electrocardiography Device for Detection of Rhythm and Conduction Abnormalities in Primary Care. *Ann Fam Med.* 2019;17(5):403-411.
51. U.S Food & Drug Administration (FDA). Electrocardiograph Software for Over-the-counter Use 2018. Accessed November 4, 2024. https://www.accessdata.fda.gov/cdrh_docs/pdf18/DEN180044.pdf
52. Safdar MF, Nowak RM, Pałka P. Pre-Processing techniques and artificial intelligence algorithms for electrocardiogram (ECG) signals analysis: A comprehensive review. *Comput Biol Med.* 2024;170:107908.
53. Abdou A, Krishnan S. Horizons in Single-Lead EKG Analysis From Devices to Data. *Front Signal Process.* 2022;2.
54. Kher R. Signal Processing Techniques for Removing Noise from EKG Signals. *J Biomed Eng Res.* 2019;1:1-9.
55. Joshi SL, Vatti RA, Tornekar RV. A survey on ECG signal denoising techniques. Paper presented at: 2013 International Conference on Communication Systems and Network Technologies; 2013; 6-8 April; Gwalior, India. Accessed November 4, 2024. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6524358>
56. Marque C, Bisch C, Dantas R, Elayoubi S, Brosse V, Pérot C. Adaptive filtering for ECG rejection from surface EMG recordings. *J Electromyogr Kinesiol.* 2005;15(3):310-315.
57. Malghan PG, Hota MK. A review on EKG filtering techniques for rhythm analysis. *Biomed Eng Res.* 2020;36(2):171-186.
58. Chatterjee S, Thakur RS, Yadav RN, Gupta L, Raghuvanshi DK. Review of noise removal techniques in EKG signals. *IET Signal Processing.* 2020;14(9):569-590.
59. Rabbouch H, Saâdaoui F. A wavelet-assisted subband denoising for tomographic image reconstruction. *J Vis Commun.* 2018;55:115-130.
60. Kaur G, Kaur R. Image de-noising using wavelet transform and various filters. *IJORCS.* 2012;2(2):15-21.
61. Song Q, Ma L, Cao J, Han X. Image Denoising Based on Mean Filter and Wavelet Transform. Paper presented at: 4th International Conference on Advanced Information Technology and Sensor Application (AITS); 2015; 21-23 August; Harbin, China. Accessed November 4, 2024. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7396441>
62. Vyas A, Paik J, editors. Applications of multiscale transforms to image denoising: Survey. 2018 International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC); 2018; 24-27 January; Honolulu, USA. Accessed November 4, 2024. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8330574>
63. de Oliveira BR, Duarte MAQ, de Abreu CCE, Vieira Filho J. A wavelet-based method for power-line interference removal in EKG signals. *Biomed Eng Res.* 2018;34(1):73-86.
64. Jain S, Bajaj V, Kumar A. Effective de-noising of EKG by optimised adaptive thresholding on noisy modes. *IET Science, Measurement & Technology.* 2018;12(5):640-644.
65. Singh G, Kaur G, Kumar V. ECG denoising using adaptive selection of IMFs through EMD and EEMD. 2014 International Conference on Data Science & Engineering (ICDSE); 2014; 26-28 August Konch, India. Accessed November 4, 2024. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6974643>
66. Li Y, Zhang B, Florent R. Understanding neural-network denoisers through an activation function perspective. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP); 2017 17-20 September; Beijing, China. Accessed November 4, 2024. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8296827>
67. Komatsu R, Gonsalves T. Effectiveness of u-net in denoising rgb images. *Comput Sci Inf Techn.* 2019;1-10. Accessed November 4, 2024. <https://csitcp.net/paper/9/92csit01.pdf>
68. Zhang K, Zuo W, Chen Y, Meng D, Zhang L. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising. in *IEEE Transactions on Image Processing.* 2017;26(7):3142-3155.
69. Yang L, Shangguan H, Zhang X, Wang A, Han Z. High-frequency sensitive generative adversarial network for low-dose CT image denoising. *IEEE access.* 2019;PP(99):930-943.

70. Abubakar A, Zhao X, Li S, Takruri M, Bastaki E, Bermak A. A Block-Matching and 3-D Filtering Algorithm for Gaussian Noise in DoFP Polarization Images. *IEEE Sensors Journal*. 2018;18(18):7429-7435.
71. Singh P, Pradhan G. A New ECG Denoising Framework Using Generative Adversarial Network. *IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform*. 2021;18(2):759-764.
72. Mourad N. EKG denoising algorithm based on group sparsity and singular spectrum analysis. *Biomed Signal Process Control*. 2019;50:62-71.
73. Saini SK, Gupta R. Artificial intelligence methods for analysis of electrocardiogram signals for cardiac abnormalities: state-of-the-art and future challenges. *Artificial Intelligence Review*. 2022;55(2):1519-1565.
74. Raj S, Ray KC. EKG Signal Analysis Using DCT-Based DOST and PSO Optimized SVM. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2017;66(3):470-478.
75. Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nat Med*. 2019;25(1):65-69. Erratum in: *Nat Med*. 2019;25(3):530.
76. Castells F, Laguna P, Sörnmo L, Bollmann A, Roig JM. Principal Component Analysis in EKG Signal Processing. *JASP*. 2007;2007:074580.
77. Lyon A, Ariga R, Mincholé A, et al. Distinct ECG Phenotypes Identified in Hypertrophic Cardiomyopathy Using Machine Learning Associate With Arrhythmic Risk Markers. *Front Physiol*. 2018;9:213.
78. Colliot O. Machine Learning for Brain Disorders. 1st ed. USA: Springer; 2023.
79. Ahirwal MK, Londhe ND, Kumar A. Artificial Intelligence Applications for Health Care. 1st ed. CRC Press; 2022.
80. Monaghan TF, Rahman SN, Agudelo CW, et al. Foundational Statistical Principles in Medical Research: Sensitivity, Specificity, Positive Predictive Value, and Negative Predictive Value. *Medicina (Kaunas)*. 2021;57(5):503.
81. Colliot O. Machine Learning for Brain Disorders. New York: Humana; 2023.
82. Powers DM. Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. *J Mach Learn*. 2011;2(1):37-63.
83. Smith AFM, Roberts GO. Bayesian Computation Via the Gibbs Sampler and Related Markov Chain Monte Carlo Methods. *J R Stat Soc Series B Stat Methodol*. 1993;55(1):3-23.
84. Burzykowski T, Geubbelmans M, Rousseau AJ, Valkenborg D. Validation of machine learning algorithms. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 2023;164(2):295-297.
85. Hastie T. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer; 2009.
86. Van Calster B, McLernon DJ, van Smeden M, et al. Calibration: the Achilles heel of predictive analytics. *BMC Medicine*. 2019;17(1):230.
87. Rudin C, Radin J. Why are we using black box models in AI when we don't need to? A lesson from an explainable AI competition. *Harvard Data Science Review*. 2009;1(2).
88. Bodini M, Rivolta MW, Sassi R. Interpretability Analysis of Machine Learning Algorithms in the Detection of ST-Elevation Myocardial Infarction. *Computing in Cardiology*. 2020;47:1-4.
89. Kwon JM, Lee SY, Jeon KH, et al. Deep Learning-Based Algorithm for Detecting Aortic Stenosis Using Electrocardiography. *J Am Heart Assoc*. 2020;9(7):e014717.
90. Makimoto H, Höckmann M, Lin T, et al. Performance of a convolutional neural network derived from an ECG database in recognizing myocardial infarction. *Sci Rep*. 2020;10(1):8445.
91. Krasteva V, Christov I, Naydenov S, Stoyanov T, Jekova I. Application of Dense Neural Networks for Detection of Atrial Fibrillation and Ranking of Augmented ECG Feature Set. *Sensors (Basel)*. 2021;21(20):6848.
92. Siontis KC, Suárez AB, Sehwat O, et al. Saliency maps provide insights into artificial intelligence-based electrocardiography models for detecting hypertrophic cardiomyopathy. *J Electrocardiol*. 2023;81:286-291.
93. Kwon JM, Kim KH, Akkus Z, Jeon KH, Park J, Oh BH. Artificial intelligence for detecting mitral regurgitation using electrocardiography. *J Electrocardiol*. 2020;59:151-157.
94. Khurshid S, Friedman S, Reeder C, et al. ECG-Based Deep Learning and Clinical Risk Factors to Predict Atrial Fibrillation. *Circulation*. 2022;145(2):122-133.
95. Butler L, Karabayir I, Kitzman DW, et al. A generalizable electrocardiogram-based artificial intelligence model for 10-year heart failure risk prediction. *Cardiovasc Digit Health J*. 2023;4(6):183-190.

