

Derleme/Review

Acil Tıpta yapay zeka

Artificial intelligence in Emergency Medicine Mehmet Ali Çalışkan¹,  Onur Polat^{2*}¹Sağlık Bakanlığı Edirne Keşan Devlet Hastanesi, Edirne, Türkiye²Acil Tıp Anabilim Dalı, Ufuk Üniversitesi, Dr. Rıdvan Ege Hastanesi Ankara, Türkiye

Öz

Bu derleme, acil serviste yapay zekâ ve makine öğrenimi uygulamalarının triyaj, yatış kararları ve tıbbi görüntüleme alanlarındaki etkilerini güncel bilimsel çalışmaların bulgularına dayanarak özetlemektedir. Triage süreçlerinde elektronik sistemler ve derin öğrenme modelleri, manuel yöntemlere kıyasla kritik bakım ve hastaneye yatış gereksinimini daha doğru öngörmektedir. Yatış kararlarının desteklenmesinde doğal dil işleme teknikleri ve sinir ağı tabanlı modeller, erken kapasite planlamasını iyileştirerek kaynak kullanımını optimize etmektedir. Tıbbi görüntülemede derin öğrenme uygulamaları, bilgisayarlı tomografi ve radyografi incelemelerinde acil müdahale gerektiren bulguların daha hızlı saptanmasını sağlamaktadır. Genel olarak yapay zekâ ve makine öğrenimi tabanlı karar destek sistemleri, acil servislerde hız, doğruluk ve hasta güvenliğini artırma potansiyeline sahiptir; bu teknolojilerin yaygın klinik kullanımı için çok merkezli, ileriye dönük doğrulama çalışmaları ve entegrasyon süreçlerinin desteklenmesi gerekmektedir.

Anahtar Kelimeler: yapay zekâ, makine öğrenimi, acil servis, triyaj, yatış, yoğun bakım, tıbbi görüntüleme, karar destek sistemi

Abstract

This review summarizes current evidence on the impact of artificial intelligence and machine learning in triage, hospital admission decisions, and medical imaging within emergency departments. In triage, electronic systems and deep learning models outperform manual assessments in predicting the need for critical care and hospitalization. For admission decisions, natural language processing and neural network-based models enhance early capacity planning and optimize resource utilization. In medical imaging, deep learning applications accelerate the detection of urgent findings in computed tomography and radiography, improving diagnostic accuracy. Overall, artificial intelligence and machine learning based decision support systems have the potential to improve speed, accuracy, and patient safety in emergency care; multicenter prospective validation studies and integration into clinical workflows are essential for widespread implementation.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, emergency department, triage, admission, intensive care, medical imaging, decision support system

Sorumlu Yazar*: Prof. Dr. Onur Polat. Ufuk Üniversitesi, Dr. Rıdvan Ege Hastanesi Acil Tıp Anabilim Dalı, Ankara, Türkiye.

E-posta: onurpolat1971@yahoo.com

Orcid: 0000-0002-4850-8052

Doi: 10.62351/gmhs.2025.0027

Gönderim: 07.09.2025 kabul: 02.11.2025

Giriş

Acil servisler, artan başvuru hacmi, sınırlı kaynaklar ve yoğun zaman baskısı nedeniyle modern tıbbın en karmaşık çalışma alanlarından birini oluşturmaktadır. Bu durum, hasta önceliklendirmesi, yatış öngörüsü ve tıbbi görüntüleme süreçlerinde hız-doğruluk dengesinin korunmasını güçleştirmektedir. Son yıllarda yapay zekâ ve makine öğrenimi temelli yaklaşımlar, özellikle bu üç alanda klinik kararları destekleme ve hasta yönetimini iyileştirme potansiyeliyle önem kazanmıştır. Bu makale, triyaj (hasta karşılama ve aciliyet belirleme), acil servisten kliniğe yatış kararları ve tıbbi görüntüleme alanlarındaki güncel bilimsel verileri bütüncül biçimde özetleyerek yapay zekânın acil tıptaki uygulanabilirliğini değerlendirmeyi amaçlamaktadır. Bu konularla ilgili Almagharbeh ve çalışma arkadaşları, acil hastaların yönetiminde yapay zekâ uygulamalarının genel çerçevesini incelemek amacıyla kapsayıcı bir derleme gerçekleştirmiştir. Ocak 2013 ile Mart 2025 arasında yayımlanan 24 sistematik derlemeyi kapsayan bu çalışma; triyaj ve risk sınıflaması, tanısal süreçlerin desteklenmesi, klinik karar destek sistemleri ve acil servis iş akışının yönetimi olmak üzere 4 ana başlıkta yapay zekânın etkisini özetlemiştir. Makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı modellerin, klasik klinik skorlama yöntemlerine kıyasla mortalite, yoğun bakım gereksinimi ve hastaneye yatış öngörüsünde daha yüksek EAA (Eğri Altında Kalan Alan) değerlerine ulaştığı; görüntüleme ve hasta akışı yönetiminde ise tanısal hızı ve karar tutarlılığını artırdığı bildirilmiştir. Bununla birlikte, bu teknolojilerin rutin klinik kullanımı önünde veri entegrasyonu güçlükleri, açıklanabilirlik eksikliği, bilgi güvenliği kaygıları ve hukuki sorumluluk sorunları gibi önemli engeller bulunduğu vurgulanmıştır. Çalışmanın sonunda, çok merkezli prospektif araştırmaların ve klinik akışa doğrudan entegre edilebilecek, açıklanabilir yapay zekâ çözümlerinin geliştirilmesinin öncelikli gereksinimler olduğu belirtilmiştir (1).

Tıbbi Triyaj ve Hasta Kabul Süreçlerinde Yapay Zekâ Uygulamaları

Acil tıpta yapay zekâ uygulamaları, klinik karar destek sistemlerinden görüntü analizi ve hasta yönetimine kadar geniş bir kullanım alanına sahiptir. Bu teknolojilerin en yoğun şekilde geliştirildiği ve uygulandığı alanların başında triyaj süreci gelmektedir. Acil servislerde hastaların değerlendirilmesi, kritik vakaların önceliklendirilmesi ve uygun bölümlere yönlendirilmesi zaman açısından kritik süreçlerdir. Artan hasta yoğunluğu ve iş yükü, karar doğruluğunu azaltabilir. Bu nedenle yapay zekâ destekli sistemlerin entegrasyonu, triyaj sürecini hızlandırmak ve hasta kabul kararlarını daha nesnel hale getirmek için önemli bir fırsat sunmaktadır.

Cameron ve çalışma arkadaşları, acil serviste hemşirelerin yatış tahminlerini triyaj verilerinden hesaplanan Glasgow Yatış Tahmin Skoru (GAPS) ile karşılaştırmıştır. Sonuçlara göre GAPS çoğu hastada hemşirelerden daha doğru tahmin yapmıştır. Ancak hemşirenin kendi değerlendirmesinden tamamen emin olduğu, yani “bu hasta kliniğe kesin yatar” veya “kesin yatmaz” diye düşündüğü az sayıdaki olguda hemşire tahminleri de yüksek doğruluk göstermiştir. Hemşirenin emin olmadığı daha geniş hasta grubunda ise GAPS belirgin şekilde daha üstün bulunmuştur. Bu durum, belirsiz vakalarda yapay zekâ tabanlı skorların yatış kararlarını desteklemede önemli bir katkı sağlayabileceğini göstermektedir (2).

Scott Levin ve arkadaşları, acil servis triyajındaki öznel değerlendirme payını azaltmak amacıyla, makine öğrenmesine dayalı bir elektronik triyaj (e-triyaj) sistemi geliştirmiştir. Çok merkezli, retrospektif ve kesitsel tasarımıyla yürütülen çalışmada 172.726 acil servis başvurusu analiz edilmiştir. Model, triyajda rutin olarak kaydedilen değişkenleri (yaş-cinsiyet, geliş yolu, yaşamsal bulgular, başvuru şikâyeti ve aktif tıbbi öykü) kullanarak random forest algoritmasıyla üç birincil sonlanımı paralel biçimde öngörmüştür: yoğun bakım gereksinimi veya hastane içi mortaliteyi içeren “kritik bakım”, 12 saat içinde ameliyat ihtiyacı gereken “acil işlem” ve “hastane yatışı”. Bu olasılıklar, risk eşiklerine dönüştürülerek bir triyaj düzeyine haritalanmıştır. Modelin ayırıcı gücü, EAA ile değerlendirildiğinde; kritik bakım için 0,90–0,92, acil işlem için 0,73–0,82, hastane yatışı için 0,82–0,84 aralığında bulunmuştur. e-triyaj, standart manuel yöntem olan ESI (“Emergency Severity Index” - Acil Servis Şiddet İndeksi) ile karşılaştırıldığında, özellikle ESI-3 grubundaki heterojen hastaları yeniden sınıflamada belirgin üstünlük sağlamıştır. ESI dağılımına eşleştirilmiş kalibrasyona rağmen, e-triyaj ESI-3 hastalarının %10’dan fazlasını daha yüksek risk düzeyine “yukarı triyaj” etmiştir; bu alt grupta kritik bakım veya acil işlem gerçekleşme oranı %1,7’den %6,2’ye, hastaneye yatış oranı ise %18,9’dan %45,4’e yükselmiştir. Ayrıca e-triyaj, ikincil nesnel belirteçler olan yüksek troponin ve laktat düzeylerini de ESI’ye kıyasla en az eşdeğer, çoğu zaman daha iyi oranda üst düzey triyaj kategorilerine yerleştirmiştir. Çalışmanın pratik katkısı, tek bir merkezin hasta profiline göre e-triyaj dağılımının yeniden kalibre edilebilmesidir; bu sayede “orta şiddet (ESI-3)” yığılması azaltılarak hasta akışı ve güvenliği iyileştirilebilir. Bununla birlikte, bulgular retrospektif veri tabanına dayanmakta, performans elektronik sağlık kayıtlarının kalitesine bağlıdır ve prospektif doğrulama gereksinimi sürmektedir (3).

Joon-Myoung Kwon ve çalışma arkadaşları tarafından geliştirilen DTAS (“Deep-learning-based Triage and Acuity Score” - Derin

Öğrenme Tabanlı Triyaj ve Ciddiyet Skoru) modeli, 11.656.559 hasta verisi kullanılarak oluşturulmuş ve 13.989 bağımsız vaka ile doğrulanmıştır. Model, hastane içi ölüm, yoğun bakım ve yatış gereksinimini öngörmede KTAS ("Korean Triage and Acuity System" - Kore Triyaj ve Aciliyet Sistemi) ve MEWS ("Modified Early Warning Score" - Modifiye Erken Uyarı Sistemi) gibi geleneksel triyaj/ciddiyet skorları ile daha önce kullanılan makine öğrenimi modellerine (lojistik regresyon ve random forest) kıyasla belirgin üstünlük sağlamıştır. Özellikle yanlış pozitif oranını %67 oranında azaltarak, gereksiz yüksek öncelikli sınıflamaları düşürmüş, böylece kaynak kullanımını optimize etmiş ve gerçekten kritik durumda olan hastaların daha erken ve doğru biçimde tanımlanmasına katkı sağlamıştır (4).

Sitthiprawiat ve çalışma arkadaşları, Tayland'da üçüncü basamak bir üniversite hastanesinin acil servisine 2018–2022 yılları arasında başvuran 163.452 yetişkin hastanın verilerini retrospektif olarak inceleyerek, triyaj anındaki bilgilerle yoğun bakıma yatış gereksinimini öngören bir makine öğrenimi modeli geliştirmiştir. Çalışmada yaş, cinsiyet, geliş şekli, vital bulgular, GKS (Glasgow Koma Skoru) ve CTAS ("Canadian Triage and Acuity Scale" - Kanada Triyaj ve Aciliyet Skalası) düzeyi gibi triyaj verilerine ek olarak hemşirelerin yerel dilde yazdığı serbest metin başvuru şikâyetleri de kullanılmıştır. Farklı yöntemler denenmiş, en iyi performans XGBoost modeliyle elde edilmiştir. Modelin hastaları doğru ayırma gücünü gösteren EAA değeri, yalnızca CTAS kullanıldığında 0,882 iken geliştirilen model ile 0,917'ye yükselmiştir. Pozitif vakaları tanıma başarısını yansıtan ikinci performans ölçütü de 0,333'ten 0,629'a yükselmiştir. Yazarlar, özellikle başvuru şikâyetinin serbest metin olarak modele eklenmesinin yoğun bakım ihtiyacı olan hastaları ayırt etme gücünü belirgin biçimde artırdığını ve standart triyaj sistemlerine göre daha hassas bir risk sınıflaması sağladığını vurgulamıştır (5).

Choi ve çalışma arkadaşları, Güney Kore'de üçüncü basamak bir pediatrik acil serviste 2012–2021 yılları arasında başvuran 87.759 çocuk hastanın elektronik sağlık kayıtlarını kullanarak, hekimin triyaj sırasında yazdığı serbest metin notlarından aciliyet düzeyini öngören bir doğal dil işleme modeli geliştirmiştir. Çeşitli makine öğrenimi yöntemleriyle karşılaştırıldığında, Korece tıbbi metinler üzerinde önceden eğitilmiş ve maskeleye tekniğiyle yeniden uyarlanan KM-BERT adlı dil modeli, acil müdahale gerektiren olguları saptamada en yüksek ayırıcı güce ulaşmıştır (EAA 0,839; hassasiyet ve duyarlılığı birlikte özetleyen F1-skoru 0,773; doğruluk 0,749). KTAS puanlarının kayıtlı olduğu 47.968 olguluk alt grupta, aynı modelin performansı daha da belirginleşmiş; acil olguları ayırt etmede EAA 0,849 iken, geleneksel KTAS sınıflamasında

bu değer 0,610'da kalmıştır. Bu bulgular, yalnızca hekimin yazdığı triyaj notlarını analiz eden pediatrik doğal dil işleme modellerinin, klasik triyaj sistemlerine göre gerçek acil hastaları daha isabetli biçimde ayırt edebildiğini ve çocuk acil servislerinde gereksiz yoğunluğu azaltma ile kaynak kullanımını iyileştirme potansiyeli taşıdığını göstermektedir (6).

Chang ve çalışma arkadaşları, CDPM ("Clinical Disposition Prediction Model" - Klinik Taburculuk Öngörü Modeli) adlı yapay zekâ tabanlı bir sistemi geliştirerek triyaj sırasında yatış, yoğun bakım gereksinimi ve erken klinik kötüleşme riskini değerlendirmeyi amaçlamıştır. Model, yapılandırılmış triyaj verilerini hemşirelerin yazdığı serbest metin notlarıyla birleştirerek çalışmıştır. Yoğun bakım gereksinimini %92 doğrulukla, erken kötüleşme riskini ise %90'ın üzerinde doğrulukla öngörmüştür. Model ayrıca, standart triyaj yöntemlerine göre erken kötüleşen hastaların yaklaşık %30'unu daha erken tanımlamıştır. Bu sonuçlar, doğal dil işleme tekniklerini kullanan modellerin triyajda yüksek riskli hastaların erken tespitini anlamlı ölçüde iyileştirebileceğini göstermektedir (7).

Zlotnik ve çalışma arkadaşları, acil servislerde hastaneye yatış ihtimalini öngörmek için yapay zekâ tabanlı bir karar destek sistemi geliştirmiştir. Sistem, Manchester Triyaj Sistemi ve idari verilerden yararlanarak lojistik regresyon ve ANN ("Artificial Neural Network" - Yapay Sinir Ağı) modelleri üzerine kurulmuştur. İspanya'daki Ramon y Cajal Üniversite Hastanesi'nde 2011–2012 yıllarına ait 255.668 acil servis başvurusu analiz edilmiştir. Verilerin %66'sı model eğitimi, %34'ü doğrulama için kullanılmıştır. Lojistik regresyon ve yapay sinir ağı modelleri, yatışı öngörmede benzer doğruluk (EAA $\approx$ 0,85) göstermiş, ancak yapay sinir ağı modeli daha iyi kalibrasyon sağlamıştır. Bu sistem, hemşirelerin kaynakları önceden planlamasına, hızlı taburculuk ve yatış kararlarının daha etkin verilmesine yardımcı olmayı amaçlamaktadır. Çalışmanın dikkat çekici yönü, yalnızca triyaj sonrası elde edilen rutin verilerle yüksek doğrulukta tahmin yapılabilmesidir. Bu sonuç, acil servis yoğunluğunu azaltmak ve kaynak yönetimini optimize etmek açısından yapay zekâ sistemlerinin önemli bir potansiyele sahip olduğunu göstermektedir (8).

Zhang ve arkadaşları, acil servislerde hastaneye yatış olasılığını öngörebilmek amacıyla doğal dil işleme ve yapay zekâ tekniklerini birleştiren bir model geliştirmiştir. Çalışmada 2012–2013 yılları arasında gerçekleşen 47.200 acil servis başvurusu analiz edilmiştir. Geliştirilen model, hastaların demografik bilgileri, triyaj seviyeleri ve başvuru nedenlerini içeren serbest metin kayıtlarını işleyerek daha doğru tahminler üretmiştir. Bulgulara göre, hastaların kendi ifadelerinin analizi yatış olasılığının belirlenmesinde güçlü bir öngörü aracıdır. Özellikle "nefes", "göğüs" ve "kusma" gibi kelimeleri içeren başvuruların,

diğer şikâyetlere göre 4,5 kat daha yüksek yatış olasılığı taşıdığı saptanmıştır. Bu model, acil servislerde yatak planlamasının optimize edilmesi, yoğunluğun azaltılması ve kritik hastaların erken dönemde tanımlanması için önemli bir araç olarak değerlendirilmektedir. Klinik karar destek sistemlerine entegre edildiğinde, sağlık çalışanlarına anlık risk öngörülerini sunarak müdahale süreçlerini hızlandırma potansiyeline sahiptir (9).

Handly ve çalışma arkadaşları, hastaneye yatış tahmin modellerinin doğruluğunu artırmak amacıyla sinir ağı yöntemini kullanarak kodlanmış başvuru şikâyetlerinin ("Coded Chief Complaint") etkisini araştırmıştır. Çalışmada 74.056 hastanın verileriyle geliştirilen model, 85.144 hastalık bir doğrulama grubunda test edilmiştir. Kodlanmış başvuru şikâyetlerinin eklenmesiyle modelin doğruluk oranı 0,840'tan 0,860'a yükselmiştir. Bu artış, hastaneye yatış gereksiniminin daha doğru biçimde tahmin edilebildiğini göstermektedir. Ayrıca hastaların başvuru anındaki şikâyetlerinin sistematik analizi, erken dönemde riskli hastaların tanımlanmasına ve kaynak planlamasının daha verimli yapılmasına katkı sağlamıştır. Bu modelin farklı hastane ortamlarında da test edilmesi önerilmekle birlikte, yapay zekâ tabanlı bu yaklaşımın yatış planlaması ve personel yönetimi süreçlerinde önemli iyileştirmeler sağlayabileceği vurgulanmaktadır (10).

Erken Yatış ve Yoğun Bakım Öngörüsünde Karar Destek Sistemleri

Das ve çalışma arkadaşları, alt gastrointestinal sistem kanaması nedeniyle acil servise başvuran hastalarda risk sınıflandırmasını daha doğru yapabilmek amacıyla yapay sinir ağı temelli bir model geliştirmiştir. Bu modelin performansı, geleneksel BLEED skoru ile karşılaştırılmıştır. BLEED skoru ölüm riskini %21, tekrar kanama riskini %41 ve girişim gereksinimini %46 doğrulukla tahmin ederken, ANN modeli sırasıyla %97, %93 ve %94 doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Bu sonuçlar, derin öğrenme tabanlı modellerin, özellikle yüksek riskli hastalarda klinik sonuçları öngörmede geleneksel skorlamalara göre belirgin üstünlük sağladığını göstermektedir. Ancak, yazarlar bu modelin yalnızca bir klinik karar destek aracı olarak kullanılması gerektiğini, nihai klinik kararların hekim sorumluluğunda verilmesi gerektiğini vurgulamıştır (11).

Tıbbi Görüntüleme ve Derin Öğrenme Tabanlı Analiz Modelleri

Prevedello ve çalışma arkadaşları, yayımladıkları araştırmada, yapay zekânın kontrastsız beyin BT (Bilgisayarlı Tomografi) görüntülerinde kritik bulguların tespitindeki performansını değerlendirmiştir. Derin öğrenme algoritmalarının beyin kanaması, kitle etkisi ve hidrosefali tespitinde yüksek doğruluk gösterdiği; buna karşın akut iskemik inme bulgularında duyarlılığın daha düşük kaldığı bildirilmiştir. Beyin kanaması,

kitle etkisi ve hidrosefali için EAA: 0,91, şüpheli akut inme için EAA: 0,81 olarak hesaplanmıştır. Sonuçlar, yapay zekâ modellerinin radyoloji iş akışında kritik bulguların erken tespiti, önceliklendirilmesi ve raporlama süreçlerinin hızlandırılmasında etkili bir destek aracı olabileceğini göstermektedir (12).

Li ve çalışma arkadaşları, bilgisayar destekli bir teşhis sisteminin kranial BT taramalarında subaraknoid boşluğun otomatik segmentasyonu ve subaraknoid kanama tespitindeki başarısını değerlendirmiştir. Otomatik yöntemle elde edilen sonuçlar manuel segmentasyonla %89 mekânsal örtüşme, %63 bağıl örtüşme ve %76 benzerlik indeksi ile yüksek uyum göstermiştir. Subaraknoid kanama tespitinde ise algoritma %100 duyarlılık, %92 özgüllük ve %91 doğruluk sağlamıştır. Bu sonuçlar, otomatik teşhis sistemlerinin subaraknoid kanama gibi acil müdahale gerektiren durumlarda hızlı tanı konulmasına ve klinik süreçlerin hızlandırılmasına katkı sunabileceğini göstermektedir (13). Ayrıca, Yuh ve çalışma arkadaşları, yayımladıkları araştırmada, travmatik beyin hasarı şüphesiyle çekilen beyin BT görüntülerini değerlendiren bilgisayar destekli bir algoritmanın performansını incelemiştir. 250 ardışık hastadan oluşan doğrulama grubunda, algoritmanın en az bir akut travmatik bulgu tespit etme duyarlılığı %98, negatif prediktif değeri %99 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar, algoritmanın travmatik beyin hasarı taramalarında klinisyenleri destekleyebileceğini, ancak doğruluk ve özgüllüğü artırmak için ileri validasyon çalışmalarının gerekli olduğunu göstermektedir (14).

Xiao ve ekibi, travmatik beyin hasarı olan hastalarda orta hat şiftini otomatik olarak ölçen bir algoritmanın doğruluğunu ve prognostik değerini araştırmıştır. Modelin 5 mm üzerindeki şiftleri tespit etme duyarlılığı %94, özgüllüğü %100 olarak belirlenmiştir. Bu yaklaşım, özellikle acil tıp ve nöroşirürji pratiğinde klinik karar destek sistemlerine entegre edilerek, hızlı ve objektif değerlendirmelere olanak sağlamaktadır (15). Ayrıca, Olczak ve çalışma arkadaşları, derin öğrenme tabanlı yapay zekâ algoritmalarının ortopedik travma radyografilerinde kırık tespit performansını değerlendirmiştir. En başarılı model, kırık tespitinde %83 doğruluk oranına ulaşmış ve bu performans kıdemli ortopedi cerrahlarıyla benzer bulunmuştur. Bu bulgular, yapay zekânın ortopedik radyografi analizinde güvenilir bir destek sağlayabileceğini göstermektedir (16).

Lindsey ve ekibi, acil servis klinisyenlerinin radyografi görüntülerinde kırıkları tespit etme başarısını artırmak amacıyla derin öğrenme temelli bir model geliştirmiştir. Yapay zekâ desteği olmadan klinisyenlerin kırıkları doğru tanıma oranı %80,8, sağlam kemikleri doğru tanıma oranı %87,5 iken, yapay zekâ desteğiyle bu oranlar sırasıyla %91,5 ve %93,9'a yükselmiştir.

Ayrıca, hatalı tanı oranı neredeyse yarı yarıya azalmıştır. Bu çalışma, yapay zekâ destekli görüntüleme sistemlerinin acil tıp pratiğinde tanılabilirliği artırarak hasta güvenliği ve işlem hızında anlamlı katkılar sağlayabileceğini göstermektedir (17).

Bu derlemede, acil serviste triyaj, yatış ve görüntüleme süreçlerinde yapay zekâ uygulamalarının klinik karar destek sistemlerine katkısı ele alınmıştır. Bulgular, bu teknolojilerin nesnelliği artırdığı, kritik hastaya doğru yaklaşımı güçlendirdiği ve mevcut iş yükünün daha verimli yönetilmesine yardımcı olduğunu göstermektedir. Özellikle ESI-3 düzeyindeki heterojen hastalarda riskin yeniden sınıflandırılması, doğal dil işleme destekli şikâyet analizi ve derin öğrenme tabanlı görüntü yorumlama sistemleri; klinik akışta hız, doğruluk ve güvenlik kazandırmaktadır. Görüntülemelerde derin öğrenme, beyin Bilgisayarlı Tomografide (BT) kanama, ödem ve hidrocefali gibi acil müdahale gerektirebilecek lezyonların tespitinde klinisyen performansına yaklaşmakta, ortopedik kırık analizlerinde ise tanılabilir hataları anlamlı ölçüde azaltmaktadır. Mevcut noktada yapay zekâ teknolojileri, acil tıp pratiğinde klinik karar destek aracı olarak giderek daha güçlü bir konuma yerleşmektedir. Ancak bu teknolojilerin potansiyelinden tam anlamıyla yararlanabilmek için gelecekte çok yönlü gelişmelere ihtiyaç vardır. Öncelikle, bugüne dek yapılan çalışmaların çoğu retrospektif tasarımlara dayanmakta olup; prospektif, çok merkezli, gerçek yaşam koşullarında yürütülecek validasyon çalışmaları kritik öneme sahiptir. Bu tür araştırmalar, modellerin farklı hasta popülasyonlarında ve farklı sağlık sistemlerinde ne derece genellenebilir olduğunu ortaya koyacaktır. Bununla birlikte, karar destek sistemlerinin EHR ("Electronic Health Records" - Elektronik Sağlık Kayıtları) ve PACS ("Picture Archiving and Communication System" - Görüntü Arşivleme ve İletişim Sistemi) altyapısına eş zamanlı uyarılar entegre edilmesi, klinisyenlerin iş yükünü azaltarak teknolojinin etkin kullanımını sağlayacaktır.

Geleceğe yönelik bir diğer önemli adım, modellerin açıklanabilirliğinin ve kullanıcı dostu ara yüzlerin geliştirilmesidir. Yapay zekânın kara kutu yapısı, klinisyen güvenini sınırlayabilmekte; bu nedenle şeffaflık, sonuçların görselleştirilmesi ve karar süreçlerinin izlenebilirliği ön plana çıkarılmalıdır. Ayrıca, sistemlerin etik ve hukuki çerçeveler içinde veri gizliliğini koruyacak biçimde tasarlanması, klinik uygulamada sürdürülebilirliğin temel koşuludur. Yapay zekâ modellerinde önyargıların ve sistematik hataların belirlenmesi, bu sorunlara yönelik sürekli kalite kontrol mekanizmalarının geliştirilmesi gerekmektedir. İleriye dönük olarak, triyajda dinamik risk skorlamaları, yatış kararlarında anlık kapasite yönetim sistemleri ve görüntü analizinde multimodal (BT

ve Magnetik Rezonans Görüntüleme klinik veri) entegre yaklaşımlar gündeme gelecektir. Özellikle acil servislerde artan başvuru hacmi ve personel kısıtlılığı göz önüne alındığında, yapay zekâ sistemleri klinisyenleri ikame etmekten ziyade, onların karar verme süreçlerini güçlendiren "ortak karar verici" rolünü üstlenecektir. Dolayısıyla, bu teknolojilerin yaygın klinik kullanımı için sadece teknik doğruluk değil, aynı zamanda organizasyonel adaptasyon, kullanıcı eğitimi ve hasta güvenliğini önceleyen kapsamlı stratejiler geliştirilmelidir.

Uygulama ve Entegrasyon İçin Öneriler

Prospektif doğrulama: Yapay zekâ modellerinin farklı hasta popülasyonlarında ve gerçek yaşam koşullarında test edilmesi, sistemlerin genellenebilirlik ve güvenilirliğini güçlendirmeye yardımcı olur.

Sistem entegrasyonu: Yapay zekâ tabanlı uyarıların elektronik sağlık kayıtları ve PACS altyapısına gerçek zamanlı biçimde yerleştirilmesi, klinik iş akışına kesintisiz entegrasyon sağlar.

Eğitim ve adaptasyon: Hekim ve hemşirelere yönelik kısa eğitim modüllerinin uygulanması, modellerin nasıl çalıştığının anlaşılmasını kolaylaştırır ve karar destek önerilerinin doğru yorumlanmasını sağlar.

Etik ve kalite: Veri gizliliğinin korunması, algoritmik önyargıların izlenmesi ve düzenli performans değerlendirmelerinin yapılması, yapay zekâ uygulamalarının hasta güvenliği açısından sürdürülebilir kullanımını destekler.

Sonuç

Yapay zekâ tabanlı karar destek sistemleri, acil servislerde hız, doğruluk ve güvenlik açısından önemli katkılar sağlamaktadır. Triage riskin etkin ayrıştırılması, yatış öngörüsünde erken planlama ve görüntülemelerde önemli patolojik verilerin hızlı saptanması; klinik verimlilik ve hasta güvenliği için ölçeklenebilir faydalar sunmaktadır. Gelecekte, bu sistemlerin prospektif doğrulama çalışmalarıyla desteklenmesi ve rutin klinik akışa standartlaştırılmış biçimde entegre edilmesi öncelikli olmalıdır.

Araştırmacıların Katkısı

Fikir/Kavram, Tasarım, Veri Toplama, Analiz ve Yorum, Makale Yazımı, yazarlar tarafından ortaklaşa yapılmıştır.

Çıkar Çakışması

Çalışmanın hazırlanırken, veri toplanması ve analizi, sonuçların yorumlanması, makalenin yazılması aşamalarında, herhangi bir çıkar çakışması bulunmamaktadır.

Maddi Destek

Çalışma ile ilgili, hiçbir şekilde kurum, kuruluş, kişiden maddi destek alınmamıştır.

Kaynaklar

1. Almagharbeh HM, Alhamad H, Altarawneh M et al. A scoping umbrella review of artificial intelligence applications in emergency medicine: Current evidence and future directions. *J Am Coll Emerg Physicians Open*. 2025;6(2):e13245.
2. Cameron A, Ibrahim A, McKay GA, Stark A, Lowe DJ. Predicting admission at triage: are nurses better than a simple objective score? *Emerg Med J*. 2017;34(1):2-7.
3. Levin S, Toerper M, Hamrock E, et al. Machine-learning-based electronic triage more accurately differentiates patients with respect to clinical outcomes compared with the emergency severity index. *Ann Emerg Med*. 2018;71(5):565-74.
4. Kwon J-M, Lee Y, Lee S, Park H, Park J. Validation of deep-learning-based triage and acuity score using a large national dataset. *PLoS One*. 2018;13(10):e0205836.
5. Sitthiprawiat P, Wittayachamnankul B, Sirikul W, Laohavisudhi K. Development and internal validation of an AI-based emergency triage model for predicting critical outcomes in emergency department. *Sci Rep*. 2025;15:31212.
6. Choi A, Kim C, Ryoo J, et al. A pediatric emergency prediction model using natural language process in the pediatric emergency department. *Sci Rep*. 2025;15:3574.
7. Chang YH, Lin YC, Huang FW, et al. Using machine learning and natural language processing in triage for prediction of clinical disposition in the emergency department. *BMC Emerg Med*. 2024;24:237.
8. Zlotnik A, Castaño AM, Pérez Pérez MC, Gallardo-Antolín A, Montero Martínez JM. Building a decision support system for inpatient admission prediction with the Manchester Triage System and administrative check-in variables. *Comput Inform Nurs*. 2016;34(5):224-30.
9. Zhang X, Kim J, Patzer RE, Pitts SR, Patzer A, Schrager JD. Prediction of Emergency Department Hospital Admission Based on Natural Language Processing and Neural Networks. *Methods Inf Med*. 2017;56(5):377-89.
10. Handly N, Tennyson D, Li J, Chuirazzi DM, Venkat A. Evaluation of a hospital admission prediction model adding coded chief complaint data using neural network methodology. *Eur J Emerg Med*. 2015;22(2):87-91.
11. Das A, Ben-Menachem T, Cooper GS, et al. Prediction of outcome in acute lower-gastrointestinal haemorrhage based on an artificial neural network: internal and external validation of a predictive model. *Lancet*. 2003;362(9392):1261-6.
12. Prevedello LM, Erdal BS, Ryu JL, et al. Automated critical test findings identification and online notification system using artificial intelligence in imaging. *Radiology*. 2017;285(3):923-31.
13. Li YH, Zhao L, Hu QM, Li HW, Jia FC, Wu JH. Automatic subarachnoid space segmentation and hemorrhage detection in clinical head CT scans. *Int J Comput Assist Radiol Surg*. 2012;7(4):507-16.
14. Yuh EL, Gean AD, Manley GT, Callen AL, Wintermark M. Computer-aided assessment of head computed tomography (CT) studies in patients with suspected traumatic brain injury. *J Neurotrauma*. 2008;25:1163-72.
15. Xiao F, Lee C, Huang KC, Chiang JJ, Wong JM. Automated assessment of midline shift in head injury patients. *Clin Neurol Neurosurg*. 2010;112:785-90.
16. Olczak J, Fahlberg N, Maki A, et al. Artificial intelligence for analyzing orthopedic trauma radiographs: Deep learning algorithms—are they on par with humans for diagnosing fractures? *Acta Orthop*. 2017;88:581-6.
17. Lindsey R, Daluiski A, Chopra S, et al. Deep neural network improves fracture detection by clinicians. *Proc Natl Acad Sci U S A*. 2018;115(45):11591-6.

This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).