



Sepsis Yönetiminde Yapay Zeka: Erken Tanıdan Prognoza

Dr. Öğr. Üyesi Burak SARIKAYA

SBÜ Hamidiye Tıp Fakültesi

Sultan 2. Abdülhamid Han Eğitim ve Araştırma Hastanesi

Enfeksiyon Hastalıkları ve Klinik Mikrobiyoloji

- Yüksek mortalite, kompleks sendrom
- Erken tanı ve hızlı tedavi hayat kurtarıcı
- Klinik karar verme süreçlerinde yeni destek: Yapay Zeka (YZ)

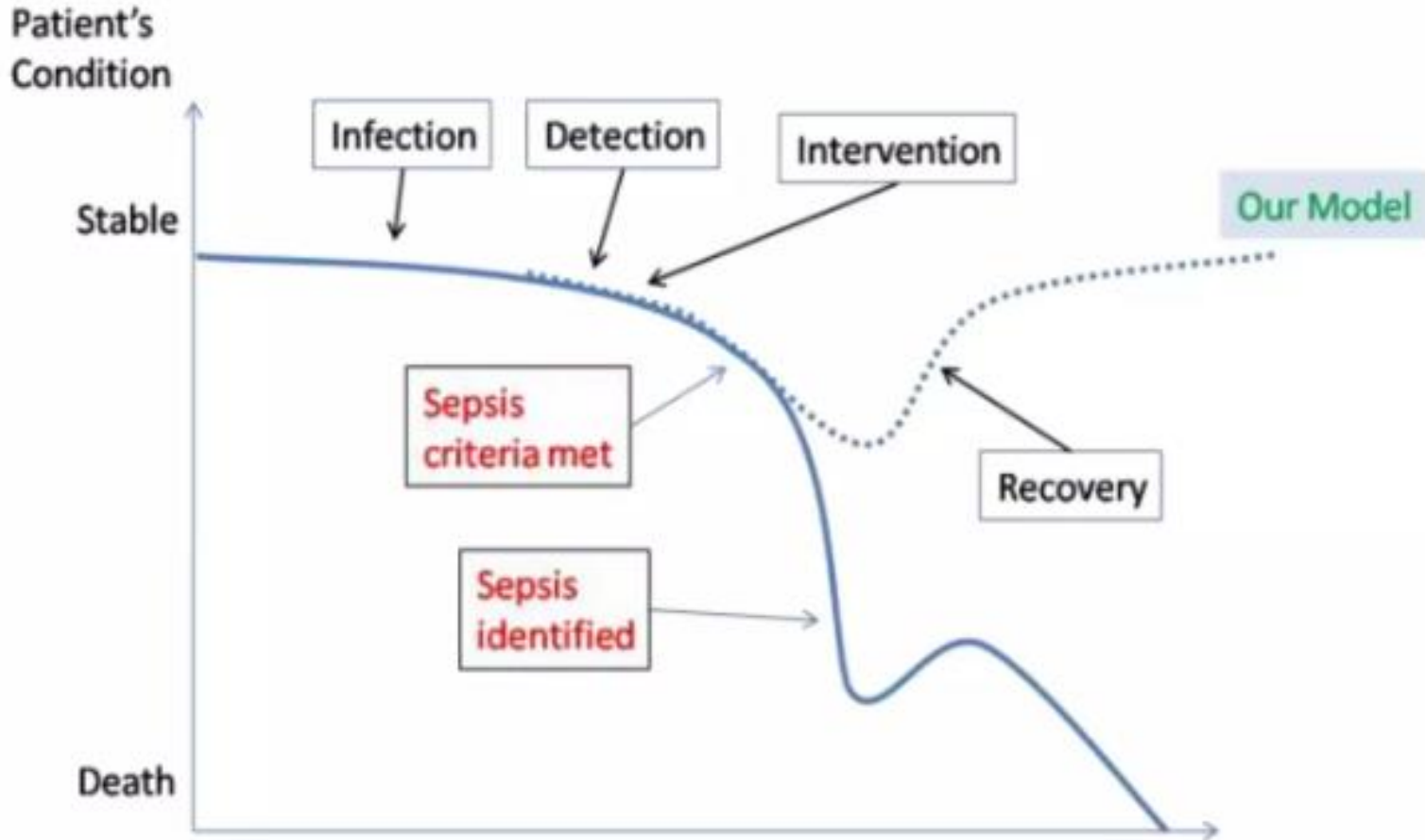


Sunu Planı

- YZ ile erken tanı ve prognoz
- Klinik karar destek sistemleri
- Kullanılan YZ algoritmaları
- Klinik kanıtlar ve performans verileri
- Uygulamadaki avantaj ve kısıtlar
- Etik-hukuki boyutlar
- Gelecek perspektifleri



Hedefimiz



Erken Tanı ve Prognoz Tahmini



YZ ile sepsis tanısı, şoktan
önce 3-4 saat erken
konabilir

Acil servis, YBÜ



Vital bulgular, laboratuvar parametreleri, elektronik
sağlık kayıtları



Risk skorlaması

Mortalite, Yoğun bakım
ihtiyacı, Mekanik ventilatör
veya vazopressör

Bhargava, A.; López-Espina, C.; Schmalz, L.; Khan, S.; Watson, G.L.; Urdiales, D.; Updike, L.; Shapiro, N.I. FDA-authorized AI/ML tool for sepsis prediction: Development and validation. *NEJM AI* **2024**, *1*, A10a2400867.

- **Sepsis ImmunoScore**

- Kasım 2024 NEJM
- Nisan 2024 FDA
- AI/ML algoritması



Sağlık hizmeti sağlayıcılarının, tüm kanser türlerinin toplamından daha fazla insanı öldüren sepsisle mücadele etmelerine yardımcı olur

Sepsis ImmunoScore

- Sepsis riski taşıyan hastaları belirlemek
- İlk FDA onaylı YZ tabanlı yazılım
- Prospektif çalışma
- Nisan 2017 - Temmuz 2022
- Tahmini örneklem 735 kişi
- ABD’de 5 farklı hastane (n:3457)
- Kan kültüründe enfeksiyon şüphesi olan yetişkin hastalar

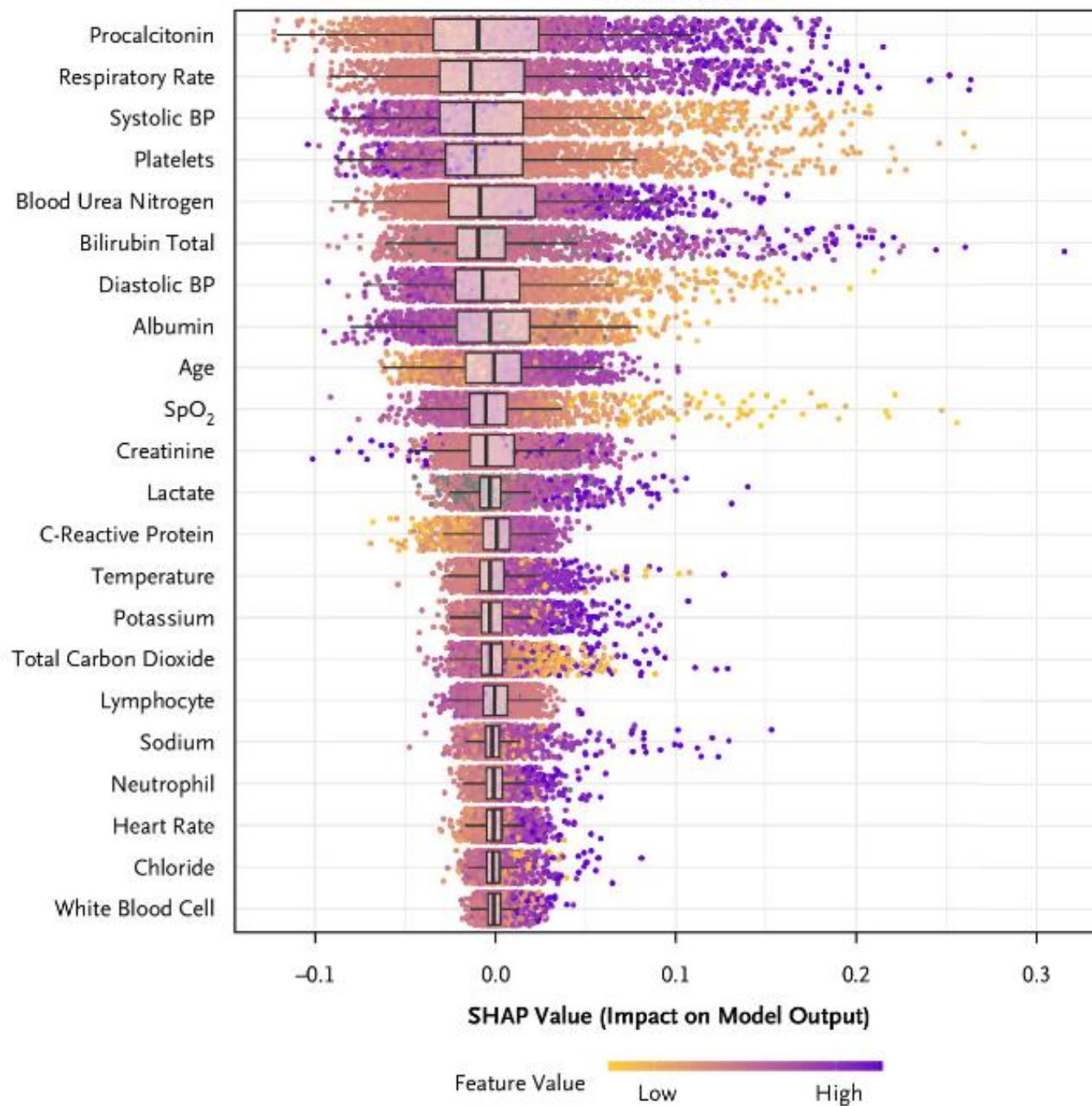


Sepsis ImmunoScore

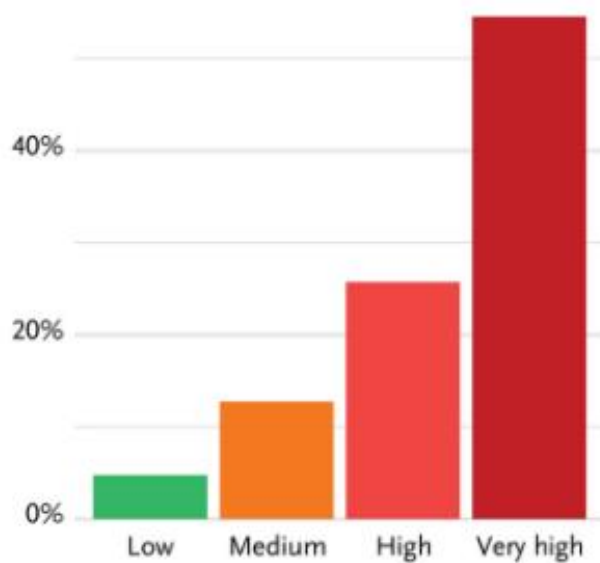
- **Primer sonlanım noktası;**
 - 24 saat içinde sepsis varlığı
- **Sekonder sonlanım noktaları;**
 - Hastanede kalış süresi
 - 24 saat içinde YBÜ yatış
 - 24 saat içinde mekanik ventilasyon
 - 24 saat içinde vazopressör kullanımı
 - Hastane içi mortalite



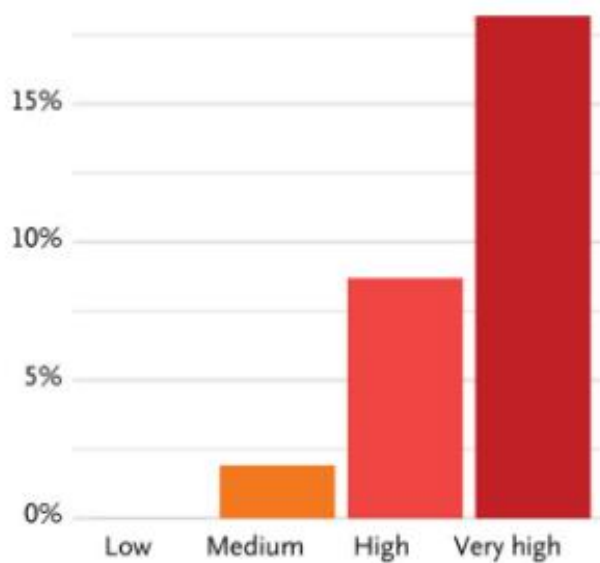
SHAP Values



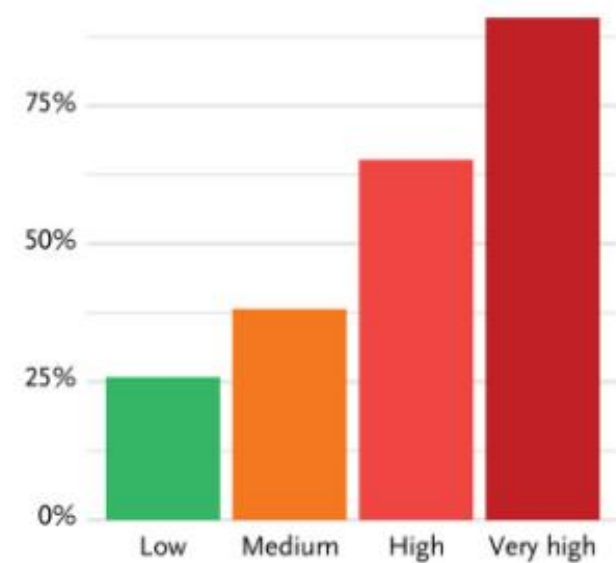
ICU Transfer



In-Hospital Mortality

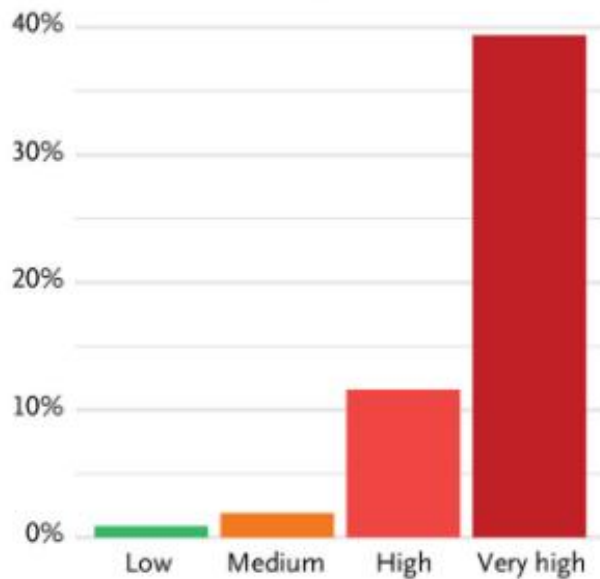


Mechanical Ventilation



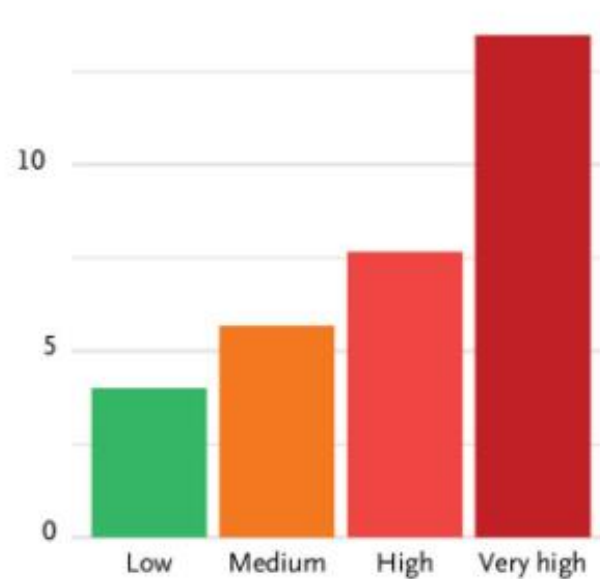
Sepsis ImmunoScore Risk Category

Vasopressors



Sepsis ImmunoScore Risk Category

Length of Stay



Sepsis ImmunoScore Risk Category

Klinik Karar Destek Sistemleri



Elektronik sağlık kayıtları verileri ile entegrasyon



Otomatik uyarılar: hekim, hemşire, RRT ekipleri

SIRS kriterleri, organ disfonksiyonu belirtileri
qSOFA, SOFA



EPIC Sepsis Modeli



Sepsis Watch (Duke)



TREWS (Johns Hopkins)



COMPOSER (UCSD)

EPIC Sepsis Modeli



- Travma merkezi
- Ocak 2018 – Temmuz 2019
- 11512 yatan hasta
- Uyarı sistemi
- Sepsisle ilişkili ölüm oranlarında %44'lük bir azalma

EPIC Sepsis Modeli



Her 15 dakikada bir hastaya bir sepsis risk skoru

Skor > 5 ise; otomatik olarak klinisyene uyarı,
Kültür alma, Antibiyotik başlama

Gereksiz alarm üretme,
hekimlerde **uyarı yorgunluğu**



Sepsis Watch (Duke)

Mart-Ağustos 2018'de Duke Üniversitesi (n:39.918)

Yoğun bakım hızlı yanıt ekibine yönelik

Acil servisteki hastaların verilerini **derin öğrenme modeliyle** analiz ederek riskli hastaları tespit

Hasta önceliklendirme

Kullanıcı dostu arayüz ve ekip koordinasyonunun önemini

Sendak MP, Ratliff W, Sarro D, Alderton E, Futoma J, Gao M, Nichols M, Revoir M, Yashar F, Miller C, Kester K, Sandhu S, Corey K, Brajer N, Tan C, Lin A, Brown T, Engelbosch S, Anstrom K, Elish MC, Heller K, Donohoe R, Theiling J, Poon E, Balu S, Bedoya A, O'Brien C. Real-World Integration of a Sepsis Deep Learning Technology Into Routine Clinical Care: Implementation Study. JMIR Med Inform. 2020 Jul 15;8(7):e15182. doi: 10.2196/15182.

Triage

New patients

Screened
Low and medium
risk patients



Monitoring
High risk patients



Sepsis Bundle
Patients currently treating with
sepsis bundle



Targeted Real-Time Early Warning System

TREWS (Johns Hopkins)



Beş hastaneli bir sağlık ağı



Riskli hastaları tespit ettiğinde hekim ve hemşirelere uyarı göndererek sepsis protokolünü başlatmalarını öneriyor



2022'de Nature Medicine



3 saat içinde klinisyen tarafından onaylanan hastalarda, onaylanmayanlara kıyasla hastane içi mortalitenin anlamlı ölçüde azaldığı gösterildi (mutlak %3.3 azalma; %18.7 göreceli azalma).

COMPOSER (UC San Diego Health)



2024'te yayınlanan bir alıřmada

Derin ğrenme modeli *COMPOSER*'ı

Epic EHR sisteminden gelen sürekli verileri işleyerek sepsis ihtimalini hesaplıyor

En İyi Uygulama Uyarısı (Best Practice Advisory, BPA)

Hastanede sepsis nedeniyle ölüm oranında %1.9'luk mutlak bir azalma (giriřim öncesi %11.2'den sonrası %9.3'e; %17 relatif azalma)

Sepsis tedavi protokolü uyumunda %5'lik artış

Ölüm oranını azaltma potansiyelini gösterdiği için dikkat çekicidir.

Kullanılan Yapay Zeka Algoritmaları – Sepsis Yönetiminde

Kategori	Algoritma / Kavram
Makine Öğrenmesi	- XGBoost - Random Forest
Derin Öğrenme	- RNN (Recurrent Neural Networks) - LSTM (Long Short-Term Memory)
Performans Ölçütleri	- AUC (Alan Altında Kalan Alan) - AUROC (Receiver Operating Characteristic Eğrisi) - Duyarlılık (Sensitivity) - Spesifisite (Specificity) - PPV: Pozitif Prediktif Değer - NPV: Negatif Prediktif Değer
Model Performans Karşılaştırmaları	- EPIC Sepsis Modeli - TREWS (Johns Hopkins) - ImmunoScore (Prenosis)

Yapay Zeka Tabanlı Sepsis Modellerinin Performans Karşılaştırması

Model	AUC	Duyarlılık	Özgüllük	PPV	Öne Çıkan Özellikler
Epic ESM	~0.63	~%33	~%83	%12	Dış doğrulamada zayıf performans, yüksek yanlış pozitif oranı
Sepsis Watch (Duke)	~0.88	Bilinmiyor	Bilinmiyor	Bilinmiyor	İlk validasyon yüksek AUC, ancak gerçek zamanlı uygulama verileri sınırlı (pilot)
TREWS (Johns Hopkins)	~0.79 (genel)	Bilinmiyor	Bilinmiyor	Bilinmiyor	Prospektif doğrulama ile mortalite azalması sağlandı
Sepsis ImmunoScore (Prenosis)	~0.80	Dengeli	Dengeli	Bilinmiyor	Dış validasyonlu, prognostik değer de içeriyor
COMPOSER (UCSD)	~0.85	Bilinmiyor	Bilinmiyor	Bilinmiyor	Yüksek NPV için optimize edilmiş; false positive'leri azaltmaya odaklı
DeepAISE	>0.90	Bilinmiyor	Bilinmiyor	Bilinmiyor	RNN tabanlı, literatürde yüksek performans ancak pratik kullanım verisi mevcut değil

Slayt 1: Klinik Araştırmalar – Etkililik ve Klinik Sonuçlar

Çalışma / Model	Çalışma Türü	Bulgu / Sonuç
TREWS (Johns Hopkins)	Prospektif analiz	Mortalite oranında %18 relatif azalma
COMPOSER (UCSD)	Müdahale öncesi-sonrası analiz	%17 ölüm azalması , protokol uyumunda artış
RKÇ – Suudi Arabistan	Randomize kontrollü çalışma	%15 relatif mortalite azalması , 60.000 hasta verisi

 **Yorum:** Bu çalışmalar YZ sistemlerinin erken uyarı ve protokol uyumunu artırarak **ölüm oranlarını düşürebileceğini** göstermektedir.

Uygulamadaki Avantaj

Erken uyarı: YZ sistemleri sepsisi klinisyen fark etmeden önce tespit ederek, erken müdahale imkânı sağlar. Bu da mortaliteyi azaltabilir.

7/24 veri takibi: YZ, aralıksız çalışarak belirli aralıklarla risk skoru hesaplar. İnsan gözlemine göre daha tutarlı ve yorgunluk yaşamaz.

Çoklu veri analizi: Birçok laboratuvar değeri, vital bulgu ve hasta geçmişi aynı anda değerlendirerek karmaşık desenleri algılayabilir.

Klinik karar desteği: Sepsis protokollerinin zamanında ve standart şekilde uygulanmasına yardımcı olur, deneyim farkını azaltır.

Prognostik öngörü: YZ, yoğun bakım ihtiyacı veya agresif tedavi gerekliliği gibi kritik kararlar için yol gösterici olabilir.

Sürekli öğrenme: Geri bildirimle zamanla gelişir, yanlış alarmları azaltacak şekilde optimize edilebilir.

Uygulamadaki Kısıtlar

Hatalı Pozitif Alarmlar (False Positives): YZ modelleri yüksek duyarlılık için ayarlandığında, gerçekte sepsis olmayan hastalar için de alarm üretebilir. **Alarm yorgunluğu (alert fatigue)** yaratabilir. Gereksiz antibiyotik başlanmasına yol açıp **antibiyotik aşırı kullanımına** yol açabilir.

Hatalı Negatifler (False Negatives): klinisyen modele güvenir ve kendi alarmini gevşetirse, hasta **tedavisiz kalabilir**. Klinik şüphe ve manuel takip tamamen bırakılmamalıdır.

Veri Kalitesi ve Eksik Veri: Eksik girişler, hatalı ölçümler veya gecikmeli kayıtlar olabilir ("**garbage in, garbage out**").

Genelleme Sorunu: Bir model, eğitildiği kurumda iyi çalışsa bile **farklı bir hastane veya popülasyonda performansı düşebilir**. Bu nedenle modellerin yaygın uygulama öncesi çeşitli ortamlarda **dış validasyonu** yapılmalıdır.

Kara Kutu Problemi: Özellikle derin öğrenme modelleri **açıklanabilirlik (explainability)** açısından zayıftır. Bir YZ "bu hasta sepsis olacak" dediğinde, klinisyen bunun hangi verilere dayanarak olduğunu anlamakta zorlanabilir. Bu da **güven sorununa** yol açar.

Klinik uygulamada, modeller genellikle **yüksek NPV** (yanlış negatif az olsun, yani kaçırmayın) hedefiyle tasarlanır, bu da belli ölçüde PPV'den feragat anlamına gelir. "**insan denetimli otomasyon**" yaklaşımı benimsenmelidir.

Etik, Hukuki ve Veri Gizliliği ile İlgili Kaygılar

Veri Gizliliği

(HIPAA, KVKK)

Sorumluluk Sorunu

(yazılım geliştiricisi, hekim,
hastane)

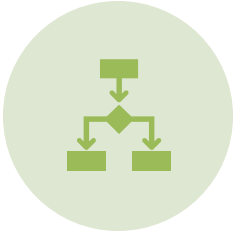
İfade Edilebilirlik

(“bilgisayar böyle önerdi”)

Algoritmik Bias Riski

(tüm popülasyonu yansıtmayabilir)

Gelecek perspektifleri



ÖZELLEŞMİŞ MODELLER
(PEDİYATRİK,
İMMÜNOSUPRESE VB.)



NLP, STREAMİNG
ANALYTİCS, FEDERATİF
ÖĞRENME



TEDAVİ KOÇLUĞU
(REINFORCEMENT
LEARNING)



TIP EĞİTİMİNDE YZ
OKURYAZARLIĞI

1. Auscultation with stethoscope
2. Electrocardiography (ECG)
3. Digital Dermatoscope, with high level skin magnification
4. Digital Otoscope
5. Glucometer
6. Ultrasound with Doppler color flow
7. Visual camera feedback, 360 degree with high zoom level functionality
8. Vital signs measurement (including blood pressure, pulse rate, respiratory rate, temperature and pulse oximetry)





LEO360 Medical AI Robot (EN)



Share



0:03 / 1:51



YouTube





Sepsis Yönetiminde Yapay Zeka: Erken Tanıdan Prognoza

Dr. Öğr. Üyesi Burak SARIKAYA

SBÜ Hamidiye Tıp Fakültesi

Sultan 2. Abdülhamid Han Eğitim ve Araştırma Hastanesi

Enfeksiyon Hastalıkları ve Klinik Mikrobiyoloji