

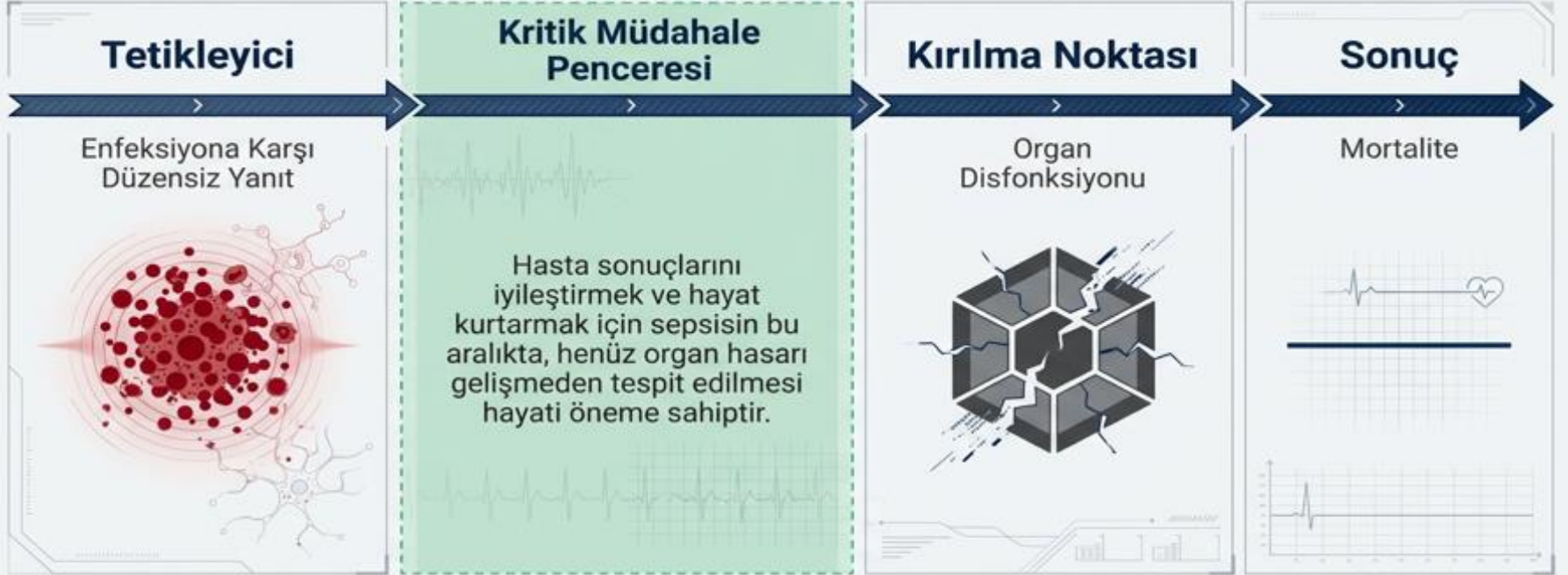
# Yapay Zeka Modelleri, Organ Disfonksiyonu Gelişmeden Önce Sepsisi Tahmin Etmeye Yardımcı Olabilir mi?

**Özlem Güler**

**Kocaeli Üniversitesi  
Enfeksiyon Hastalıkları ve  
Klinik Mikrobiyoloji**



# Sepsis, organ disfonksiyonu gelişmeden durdurulması gereken ardışık bir yıkım sürecidir



# Geleneksel karar destek sistemleri, sepsisin sinsi doğasına karşı yetersiz kalmaktadır

Geleneksel Klinik Karar Destek (CDS) Ajanları

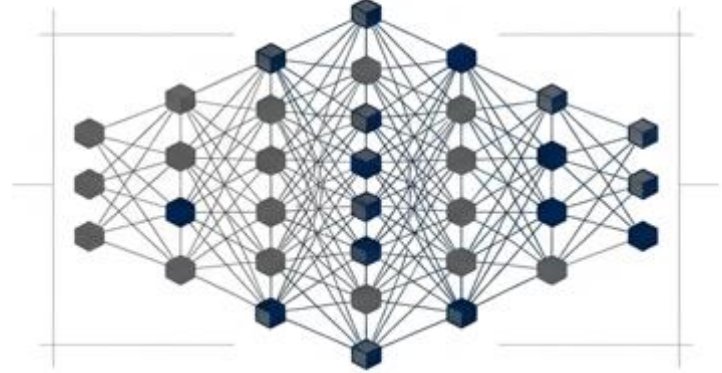
## Az Sayıda Kriter



Yalnızca birkaç temel kurala ve sınırlı eşik değerlere (örn. ateş, nabız) dayanır. Kriz geliştikten sonra tepki verir.

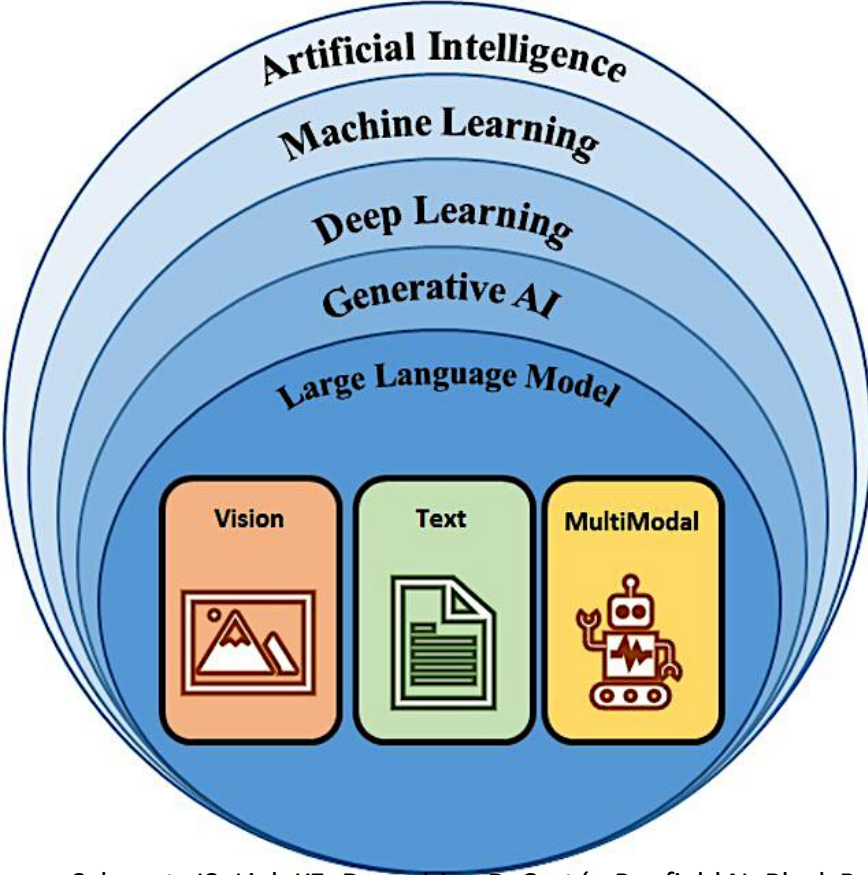
Yeni Nesil Makine Öğrenimi (ML) Sistemleri

## Yüksek Boyutlu Veri



İnsan gözüyle takip edilemeyecek kadar çok değişkeni eş zamanlı analiz ederek riskleri krizden önce öngörür.

# Terminoloji



- **Yapay zeka:** Bilişsel işlemler yapan makine programları
- **Makine öğrenmesi:** Yapay zekanın bir alt grubu, algoritmaları kullanarak insan beyninin çalışmasına benzer bir yapıda öğrenir
- **Derin öğrenme:** Modelleri ise makine öğrenmesinin bir alt grubudur
- **Üretken yapay zeka:** Görüntü müzik, video, metin üretebilir
- **Büyük dil modelleri:** Doğal dili ve görüntüleri işleyebilir, kod yazabilir, otonomik çalışabilir
- **Generative Pretrained Transformer (GPT):** Büyük dil modellerinden biri

• Schwartz IS, Link KE, Daneshjou R, Cortés-Penfield N. Black Box Warning: Large Language Models and the Future of Infectious Diseases Consultation. *Clinical Infectious Diseases*. 2024

• Hadid A, Chakraborty T, Busby D. *Expert Systems*. 2024;41

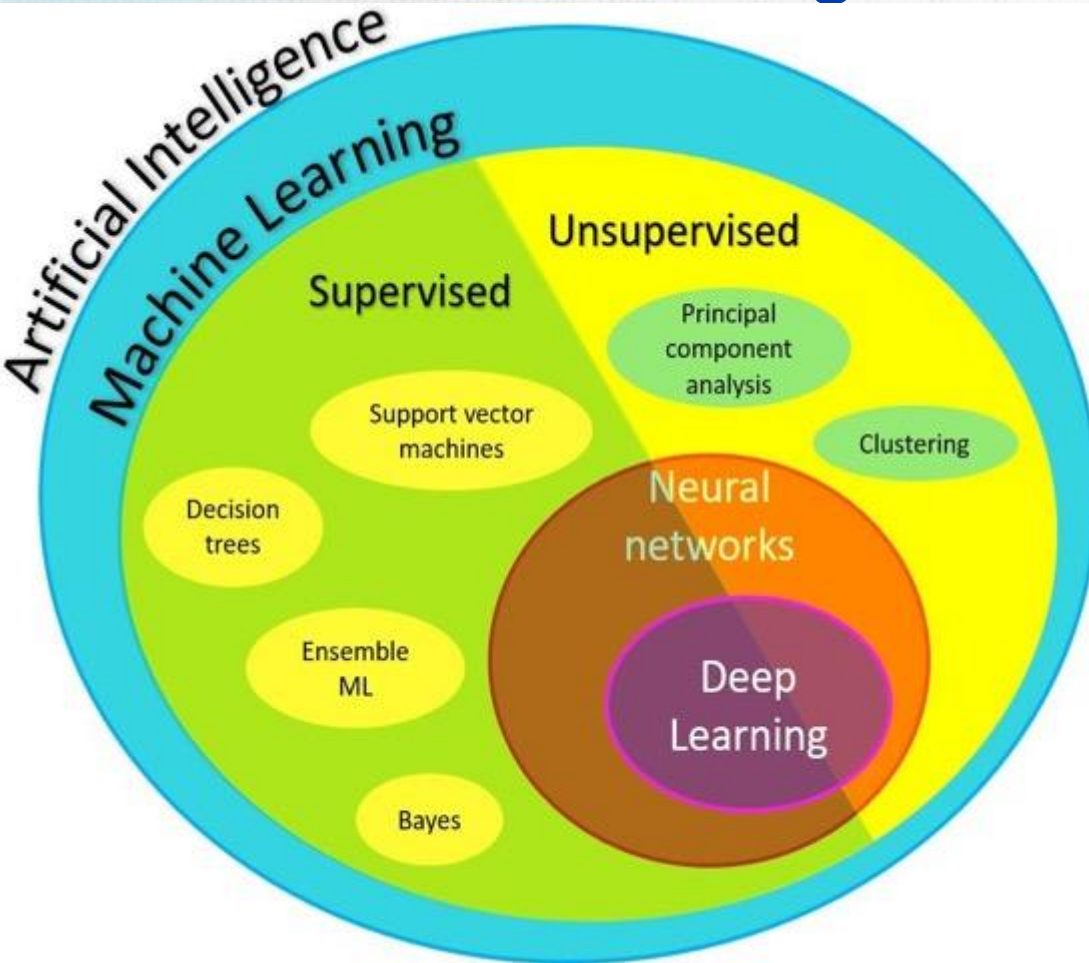
# Yapay Zeka ve Makine Öğrenmesi

Makine Öğrenmesi

İstatistik ve Matematik Modelidir



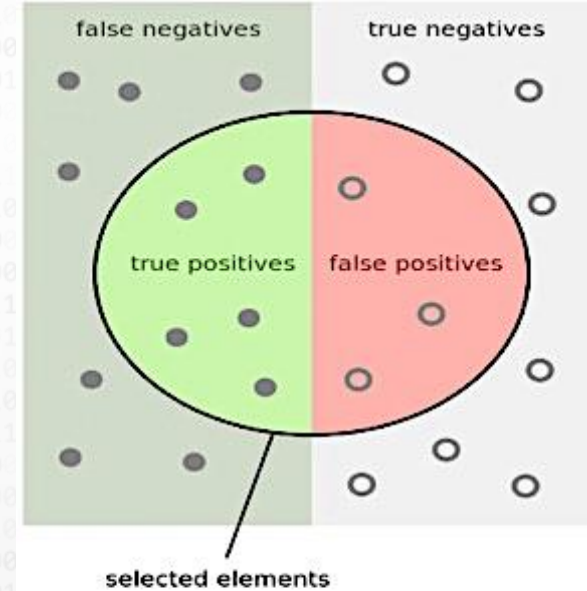
# Makine Öğrenmesi-Denetim



Avanzo M et al. Artificial intelligence applications in medical imaging. *Phys Medica PM Int J Devoted Appl Phys Med Biol Off J Ital Assoc Biomed Phys AIFB*. 2021;83:221-241.

# Yapay Zeka Algoritmalarının Performans Ölçütleri

- Eğri altında kalan alan (AUC)
- Duyarlılık (Recall)
- Özgüllük
- Pozitif Prediktif Değer (Precision)
- Negatif Prediktif Değer



How many selected items are relevant?

Precision =



How many relevant items are selected?

Recall =



# Makine Öğrenmesi-Veriler ve Etiketleme

| İnput  | Fonksiyon  | Output   |
|--|--|--|
| Görüntüler   | <b>Makine Öğrenmesi Modeli</b><br><br><b>Eğitim Seti</b><br><b>Validasyon Seti</b><br><b>Test Seti</b> | Görüntüde akciğer nodülü, cilt kanseri, artrit |
| Yapılandırılmış veri (Laboratuvar, Teşhis kodu)                |  | Kalp krizi, sepsis, mortalite                  |
| Yapılandırılmamış veri (Hemşire izlemleri, patoloji raporları) |  | Son teşhis                                     |

# Güçlü Bir Öngörü İçin Verinin Çeşitliliği Şarttır



## Elektronik Sağlık Kayıtları

Hastanın geçmiş tıbbi öyküsü ve demografik profili.



## Vital Bulgular

Kalp atış hızı, tansiyon ve solunum verilerinin gerçek zamanlı akışı.



## Laboratuvar Verileri

Kan testleri ve kritik biyobelirteçler.



## Yapılandırılmamış Klinik Notlar

Doktor ve hemşirelerin serbest metin gözlemleri.

# Sepsiste Kullanılan Skorlar

| Skor  | Kriterler (Klinik Parametreler)  | Pozitif / Eşik Değer                     |
|-------|--|--|
| SIRS  | ≥2 bulgu: Ateş >38°C veya <36°C; Nabız >90/dk;<br>Solunum >20/dk; Lökosit >12.000/mm <sup>3</sup> veya <4.000/mm <sup>3</sup>                | SIRS ≥2                                  |
| qSOFA | 3 bulgu: Sistolik TA ≤100 mmHg; Solunum ≥22/dk; Değişik mental durum (GKS <15)   | qSOFA ≥2                                 |
| NEWS  | Solunum sayısı, O <sub>2</sub> satürasyonu, ek O <sub>2</sub> , sistolik TA, nabız, bilinç düzeyi (AVPU), vücut ısı (her biri 0–3 puanlanır) | Genelde ≥5 veya tek parametrede 3 puan   |
| MEWS  | Solunum, nabız, sistolik TA, bilinç, ısı (parametreler 0–3 puanlanır)  | Genellikle ≥3–5 (çalışmaya göre değişir) |

Majmudar et al. 2023. "A Comparative Study Between SIRS, QSOFA, NEWS AND MEWS Score As Predictors for Inhospital Mortality of Patients Getting Admitted To ICU of a Tertiary Care Teaching Hospital". *Asian Journal of Research in Infectious Diseases* 12(1):8-14.

## qSepsis: Acil Servislerde Yapay Zeka Destekli Hızlı Sepsis Taraması

### Geleneksel Skorlarla Performans Karşılaştırması



**%86'ya**

Varan Tahmin Başarısı  
(İç Testlerde AUROC 0.862)

**0.766**

qSepsis (LR)  
AUROC Skoru  
(Dış Doğrulama)

SIRS:  
0.704

MEWS:  
0.600

qSOFA:  
0.579



**Geleneksel Yöntemleri Geride Bırakır:**  
Performansı SIRS, qSOFA ve MEWS'ten anlamlı derecede daha yüksektir.



**qSepsis**

Laboratuvar Sonucu Beklemeye Son.  
Sadece Klinik Verilerle Hızlı Tarama.

### Klinik Uygulama ve Gelecek Potansiyeli



**Hastane Öncesi ve Acil Servis Kullanımı:**  
Laboratuvar imkanlarının kısıtlı olduğu ortamlarda hızlı tarama için idealdir.



**600.000+**

**Hasta Verisi ile Doğrulandı:**  
Model, Wuhan ve ABD'den gelen geniş ve farklı hasta grupları üzerinde doğrulanmıştır.



**Klinik Uygulamada Dikkat Notu:**  
Düşük pozitif öngörü değeri nedeniyle yanlış alarmlara yol açabilir.

# Campagner A, et al. Complete Blood Count and Monocyte Distribution Width–Based Machine Learning Algorithms for Sepsis Detection: Multicentric Development and External Validation Study. *Journal of Medical Internet Research*. 2025;27(1):e55492.

## Sepsis Erken Teşhisinde Kontrol Edilebilir Yapay Zeka

Veriden Teşhise:  
Akıllı Analiz Süreci



MDW  
Biyobelirteci



Tam Kan Sayımı  
Parametreleri



**Kontrol Edilebilir Yapay Zeka (AI)**

**Çok Parametrelili Veri Entegrasyonu:** MDW biyobelirteci ile tam kan sayımı parametreleri makine öğrenimi modellerinde birleştirilir.

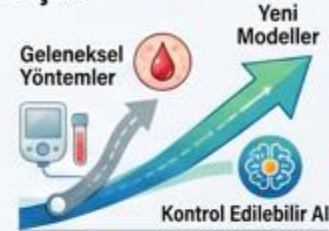


**Açıklanabilir AI ve 'ihtiyatlı sınıflandırma'** ile modelin tahmin yapmama yeteneği birleştirilir.



**Dağılım Kaymalarına Karşı Direnç:** Geliştirilen modeller, farklı hastanelerden gelen değişken veri setlerinde yüksek dayanıklılık gösterir.

**Klinik Performans ve Sonuçlar**



**Geleneksel Yöntemlerden Üstünlük:** Yeni modeller, tek başına kullanılan biyobelirteçleri ve mevcut en iyi ML modellerini geride bırakır.



**5344**  
Hastaya Ait Veri

**Geniş Ölçekli Doğrulama:** 5 farklı hastaneden alınan 5344 hastaya ait verileri modelin başansı kanıtlanmıştır.

| Doğrulama Türü           | AUC Performans Aralığı |
|--------------------------|------------------------|
| İç Doğrulama (Internal)  | 0.91 – 0.98            |
| Dış Doğrulama (External) | 0.75 – 0.95            |

## TREWS: Sepsis Tanısında Gerçek Zamanlı Erken Uyarı Sistemi

### Targeted Real-time Early Warning System

#### Veri Kaynakları: TREWS Neleri Analiz Eder?

##### Çok Boyutlu Veri Entegrasyonu

Hasta demografik verileri, komorbiditeler (eşlik eden hastalıklar) ve ana başvuru şikayeti gibi temel bilgileri analiz merkezine alır.



##### Klinik ve Laboratuvar Takibi

Vital bulgular, geniş kapsamlı laboratuvar verileri ve kullanılan ilaçlar sistem tarafından anlık olarak izlenir.



##### İleri Seviye Takip Verileri

İstenen konsültasyonlar, inotrop desteği ve yoğun bakım ihtiyacı gibi kritik veriler sepsisin gidişatını belirlemek için kullanılır.

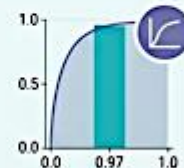


#### Performans ve Doğruluk Analizi



##### %82 Sensitivite (Hassasiyet)

9.805 sepsis vakası üzerinde yapılan denemelerde sistem, vakaların %82'sini doğru bir şekilde tespit etmiştir.



##### 0.97 AUC Değeri

Sistemin ayırt edicilik gücünü gösteren AUC skoru 0.97 gibi mükemmel bir seviyeye ulaşmıştır.



##### %89 Reaksiyon Oranı

Sistem tarafından üretilen uyarıların %89'u sağlık personeli tarafından bir tepki veya aksiyonla sonuçlanmıştır.

#### Klinik Çıktılar ve Zaman Kazancı



**1.85**

##### Saatlik Kritik Kazanım

TREWS kullanımı, sepsis tedavisinde en önemli adım olan antibiyotik başlanma süresinde ortalama 1.85 saatlik bir erken müdahale imkanı sağlamıştır.



# Valik JK, et al. Predicting sepsis onset using a machine learned causal probabilistic network algorithm based on electronic health records data. *Sci Rep.* 2023;13(1):11760

## SepsisFinder: Makine Öğrenmesi ile Sepsis Tahmininde Yeni Dönem

# 82.852

### Hastaneye Yatış Verisi

Model, geniş bir veri kümesi üzerinde eğitilerek yüksek güvenilirlik ve tutarlılık sağlamıştır.

# 8.038

### Sepsis Vakası Analizi

Sınıflandırılan bu vakalar sayesinde model, karmaşık sepsis semptomlarını ayırt etmeyi öğrenmiştir.

### Analiz Edilen Tüm Değişkenler (Variables)



#### Yaşamsal Bulgular

Kalp Hızı

**Solunum Hızı (RR)**

Ortalama Arteriyel Basıncı (MAP)

Oksijen Satürasyonu

Oksijen Desteği

Mental Durum



**Kritik Rol Oynar:**  
Taşipne (hızlı solunum), organ disfonksiyonunun ve sistemik enflamasyonun erken işaretlerinden biri olarak modelin etkili değişkenidir.



#### Laboratuvar Parametreleri

C-reaktif Protein (CRP)

Lökosit Sayısı (WBC)

Trombositler

Bilirubin

Kreatinin

Üre

Albümin

Laktat

Bikarbonat

pH

**Birleşik Risk Sinyalleri:** RR değerindeki değişimler; kalp hızı, CRP ve lökosit sayısındaki artışla birleştiğinde sepsis riskini belirgin şekilde yükseltir.



#### Bağlamsal Özellikler

Hastane Departmanı

Cerrahiden Bu Yana Geçen Süre

### Model Performansı ve Erken Uyarı Gücü



# 0.950

## AUROC Puanı

SepsisFinder, NEWS2 sistemini geride bırakarak son derece yüksek bir ayırma performansı sunar.



# 48 Saat

## Öncesinden Tespit

Model, sepsis riskini klinik olarak ortaya çıkmadan iki gün öncesine kadar öngörebilir.



# Antibiyotik

## Kullanımından

# 5.5 Saat Önce



Erken müdahale şansı tanır.



# Sepsis Başlangıcından

## Ort. 2 Saat Önce Uyarı

# Shashikumar SP, et al. DeepAISE – An interpretable and recurrent neural survival model for early prediction of sepsis. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2021;113:102036

## DeepAISE (Deep Artificial Intelligence Sepsis Expert), a recurrent neural survival model

DeepAISE, yoğun bakım hastalarında sepsis gelişimini 2 ila 12 saat önceden tahmin etmek için geliştirilmiş, açıklanabilir bir derin öğrenme modelidir. Üç farklı bağımsız veri setiyle doğrulanmış olan bu sistem, klinik karar destek mekanizmasıyla doktorlara zamanında müdahale imkanı sunar.

### PERFORMANS VE VERİ KAPSAMI



#### 85.000+ Hasta Verisi ile Doğrulama

Emory, UCSD ve MIMIC-III kohortlarından alınan verilerle kapsamlı dış doğrulama yapılmıştır.



#### 0.90'a Varan Yüksek AUC Skoru



#### 2-12 Saat Önceden Erken Uyarı

Sepsis belirtileri ortaya çıkmadan saatler önce risk skorlaması yaparak klinik müdahale zamanı kazandırır.

### MODEL ÖZELLİKLERİ VE RİSK FAKTÖRLERİ



#### Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI)

Risk skoruna en çok katkı sağlayan değişkenleri hem bireysel hem popülasyon düzeyinde raporlar.

#### 65 Kritik Klinik Değişken

Kalp hızı, ateş, GCS ve beyaz küre gibi parametreler tahminleme sürecinde temel alınır.

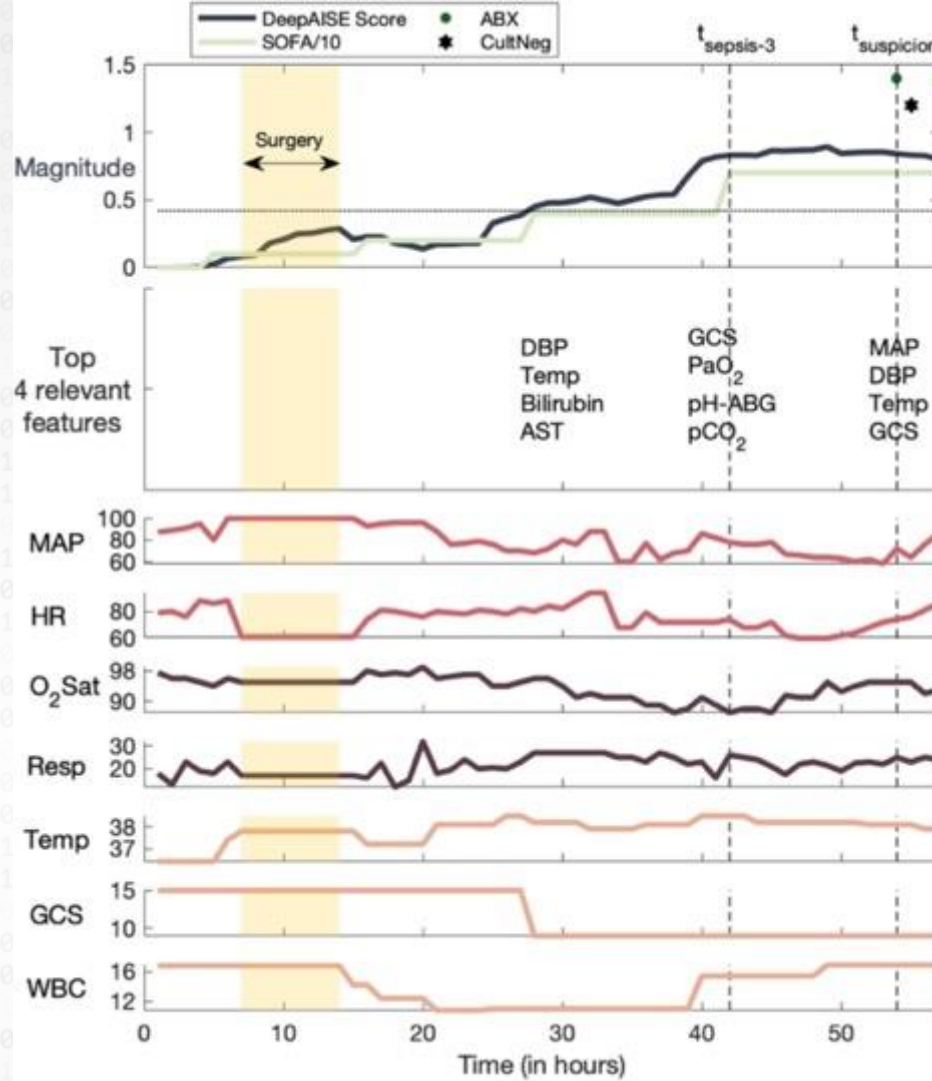
#### Karar Destek Arayüzü

Hastaları risk sırasına göre listelerek klinisyenlerin tedavi protokollerini hızla başlatmasını sağlar.



# DeepAISE (Deep Artificial Intelligence Sepsis Expert), a recurrent neural survival model, sepsis tahmini için

Shashikumar SP, Josef CS, Sharma A, Nemati S. DeepAISE – An interpretable and recurrent neural survival model for early prediction of sepsis. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2021;113:102036



# Shashikumar, S.P., et al. Artificial intelligence sepsis prediction algorithm learns to say "I don't know". npj Digit. Med. 4, 134 (2021)

## COMPOSER: Sepsis Tahmininde "Bilmiyorum" Demeyi Bilen Yapay Zeka

### Sorun ve Yenilikçi Çözüm



#### Sepsis: Erken Teşhis Hayat Kurtarır

Sepsis dünya genelinde ölümlerin başlıca nedenidir; erken müdahale antibiyotik tedavisi için hayati önem taşır.



#### COMPOSER Modeli Nedir?

Hatalı veriler, eksik değerler ve veri kaymaları nedeniyle oluşan yanlış alarmları azaltmak için tasarlanmış çok boyutlu bir derin öğrenme modelidir.



#### "Bilmiyorum" Demeyi Öğrenmek

Model, tanımadığı veya hatalı bulduğu vakaları tahmin etmek yerine "belirsiz" olarak işaretleyerek klinisyenleri yanlış yönlendirmez.



### COMPOSER (CO)nformal Multidimensional Prediction Of SEpsis Risk



Çok Boyutlu Veri Analizi: Vital Bulgular, Laboratuvar Ölçümleri, Demografik Özellikler & Zaman İçi Değişim Trendleri

### Modelin Gücü ve Veri Kapsamı



#### 515.720 Hasta Üzerinde Test Edildi

İki farklı sağlık sisteminden, yoğun bakım (YBÜ) ve acil servis (AS) hastalarını kapsayan 6 farklı grupta doğrulanmıştır.

#### Yüksek Tahmin Doğruluğu (AUC)



YBÜ - 0.925-0.953



Acil Servis - 0.938-0.945

Model, yoğun bakımda 0.925-0.953, acil serviste ise 0.938-0.945 aralığında çok yüksek bir başarı skoru elde etmiştir.

### Erken Uyarı ile Klinik Zaman Kazanımı



#### Yoğun Bakımda 12.2 Saat Önce Uyarı

İlk antibiyotik siparişinden ortalama 12.2 saat önce erken uyarı sağlayarak kritik zaman kazandırır.



#### Acil Serviste 2.1 Saat Önce Uyarı

Acil servis ortamında, müdahale edilebilir bir zaman dilimi olan 2.1 saat öncesinden risk tespiti yapar.



### Belirsiz Vakaların Ayrıştırılması

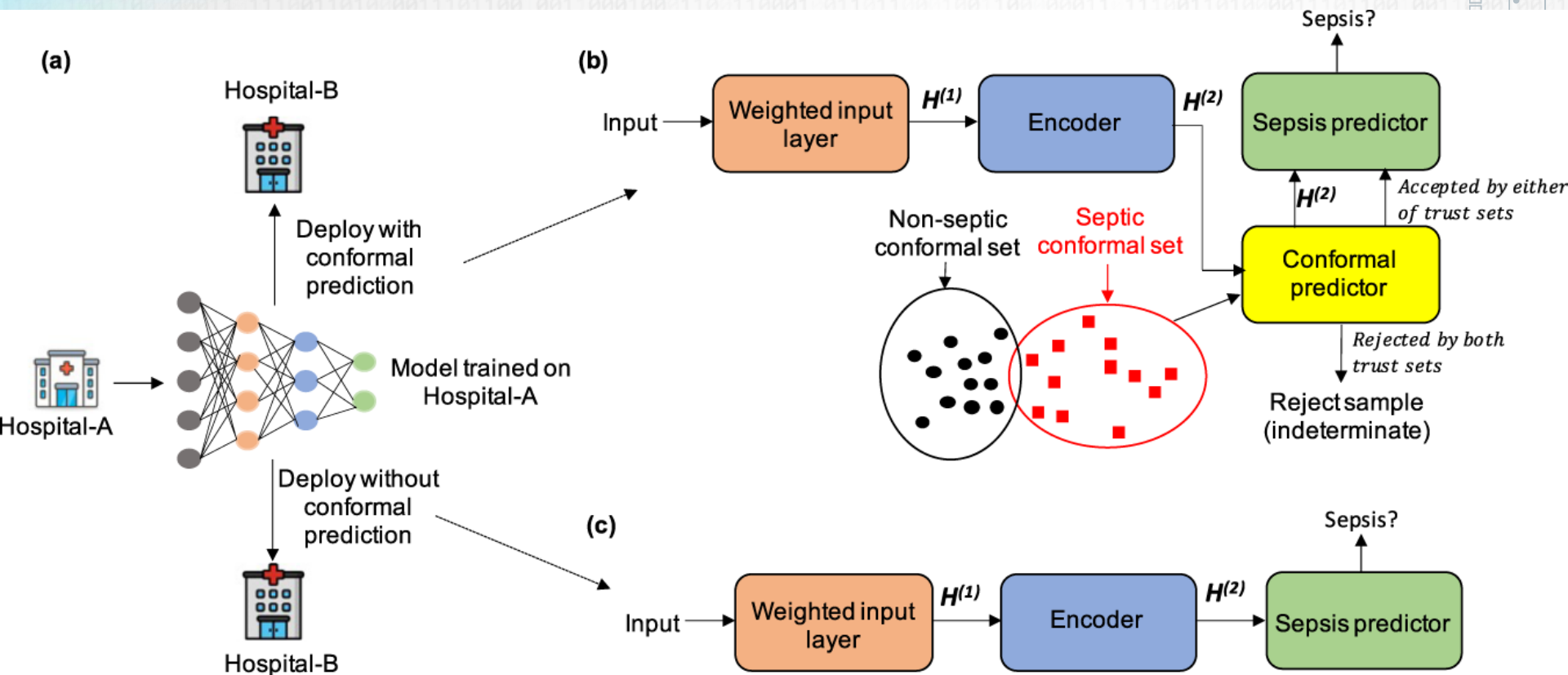
#### Belirsiz Vakalar: Yanlış Alarmları Azaltmak



Sepsis olmayan hastaların %20'si, sepsis olanların ise %8'i "belirsiz" olarak tanımlanarak spurious (sahte) tahminlerin önüne geçilmiştir.

# Shashikumar, S.P., et al. Artificial intelligence sepsis prediction algorithm learns to say “I don’t know”. npj Digit. Med. 4, 134 (2021)

Fig. 1: Schematic diagram of COMPOSER.



# Goh KH, et al. Artificial intelligence in sepsis early prediction and diagnosis using unstructured data in healthcare. *Nat Commun.* 2021;12(1):711

## Sepsis early risk assessment (SERA) algorithm SERA: Yapay Zeka ile Erken Sepsis Teşhisi

### Üstün Tahmin ve Analiz Gücü



### Klinik Notların Gücü

Yapılandırılmamış klinik notların işlenmesi, 12-48 saat öncesindeki tahmin doğruluğunu artırır.



### Klinik Etki: SERA vs. Geleneksel Yöntemler



Hekim tahminlerine kıyasla sepsisin çok daha erken tespit edilmesini sağlar.

### Geleneksel



Hatalı alarmları azaltarak klinik karar verme süreçlerini iyileştirir.



Duyarlılık (Sensitivity): 0.87



Özgüllük (Specificity): 0.87

Goh KH, et al. Artificial intelligence in sepsis early prediction and diagnosis using unstructured data in healthcare. *Nat Commun.* 2021;12(1):711

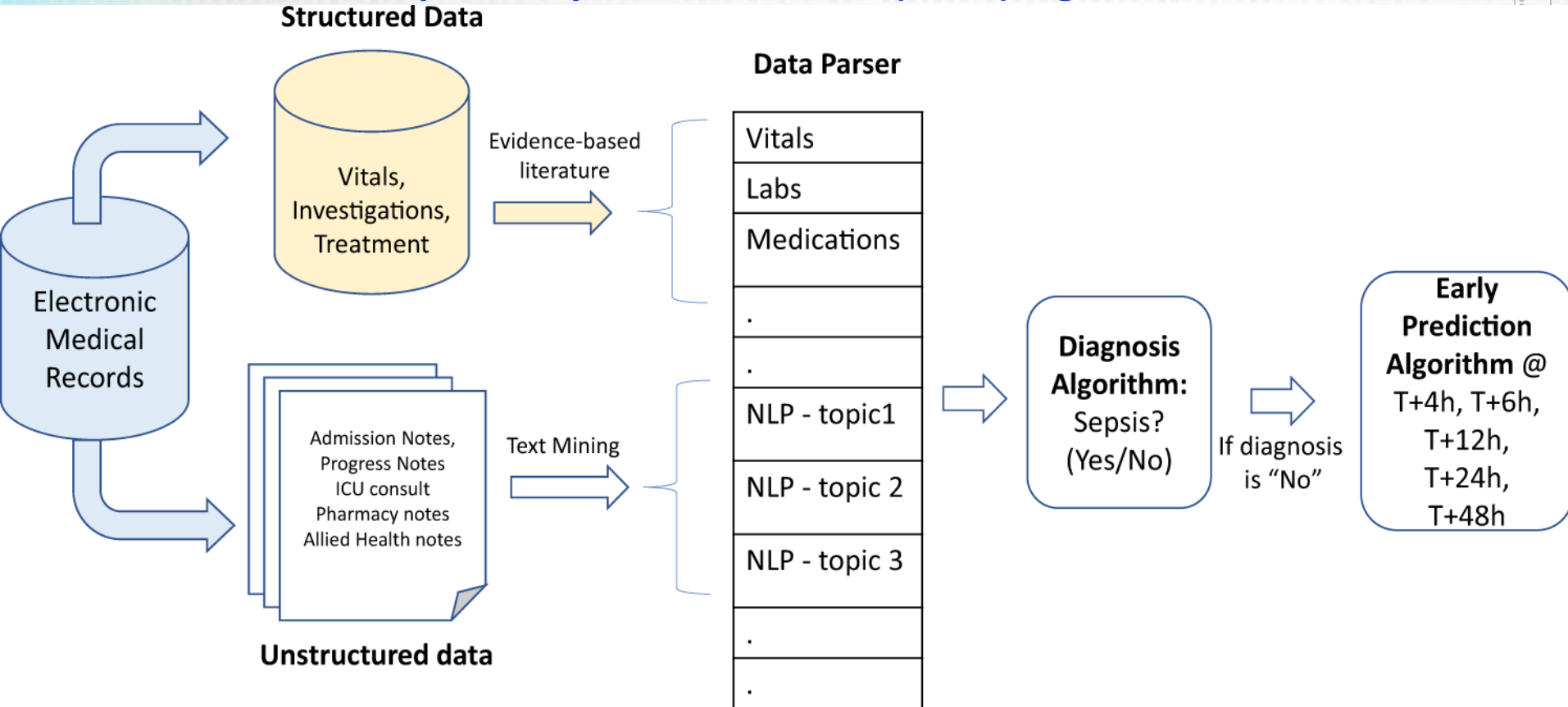
Sepsis early risk assessment (SERA) algorithm

**Sepsis Erken Tahmin Modelinde Kullanılan Yapısal Değişkenler**

|                        |   |
|------------------------|---|
| <b>Hasta bilgileri</b> | Yaş, cinsiyet   |
| <b>Vital bulgular</b>  | Kan basıncı, kalp hızı, vücut ısısı, oksijen satürasyonu, solunum sayısı  |
| <b>Tetkikler</b>       | Total lökosit sayısı, kültür sonuçları, laktat, yüksek duyarlılıklı C-reaktif protein (hs-CRP), prokalsitonin, arteriyel kan gazı |
| <b>Tedavi</b>          | Vazopressör kullanımı, antibiyotik kullanımı  |

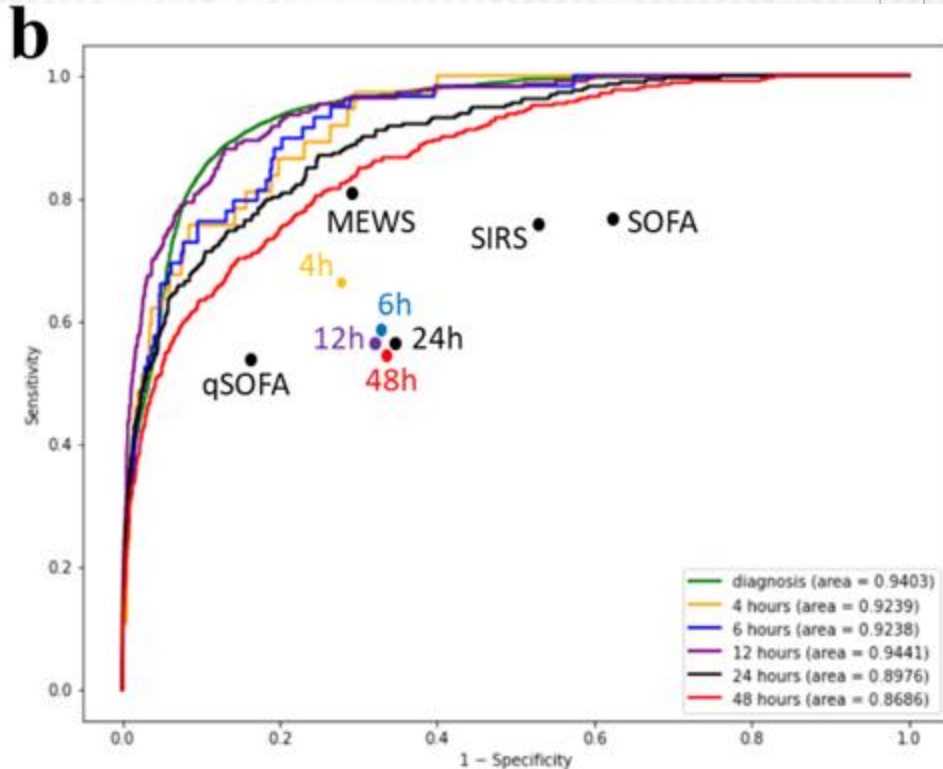
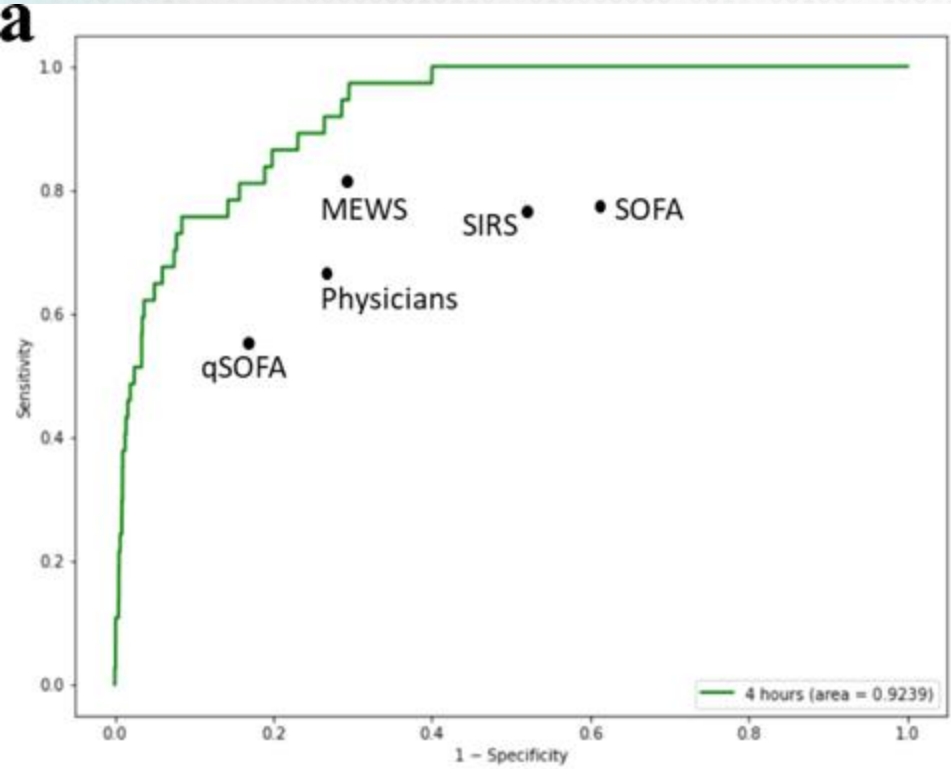
# Goh KH, et al. Artificial intelligence in sepsis early prediction and diagnosis using unstructured data in healthcare. *Nat Commun.* 2021;12(1):711

## Sepsis early risk assessment (SERA) algorithm



Goh KH, Wang L, Yeow AYK, et al. Artificial intelligence in sepsis early prediction and diagnosis using unstructured data in healthcare. *Nat Commun.* 2021;12(1):711

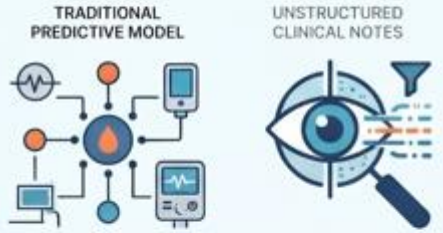
Sepsis early risk assessment (SERA) algorithm



# Shashikumar SP, et al. Development and prospective implementation of a large language model based system for early sepsis prediction. *npj Digit Med.* 2025;8(1):290.

## Advancing Sepsis Detection: The **COMPOSER-LLM** Advantage

### The Data Gap in Sepsis Prediction



Traditional models miss critical context hidden within unstructured clinical notes.



### Integrated LLM Analysis Leveraging Unstructured Data



COMPOSER-LLM extracts clinical context to assess "sepsis-mimics" during high-uncertainty predictions.



Enhances predictive performance by merging traditional electronic health records with linguistic insights.

### Performance Metrics & Results



**Sensitivity Rate**  
Achieved high detection accuracy across 2,500 evaluated patient encounters.

| Metric                          | Result Value |
|---------------------------------|--------------|
| Positive Predictive Value (PPV) | 52.9%        |
| False Alarms per Patient Hour   | 0.0087       |
| Sensitivity                     | 72.1%        |

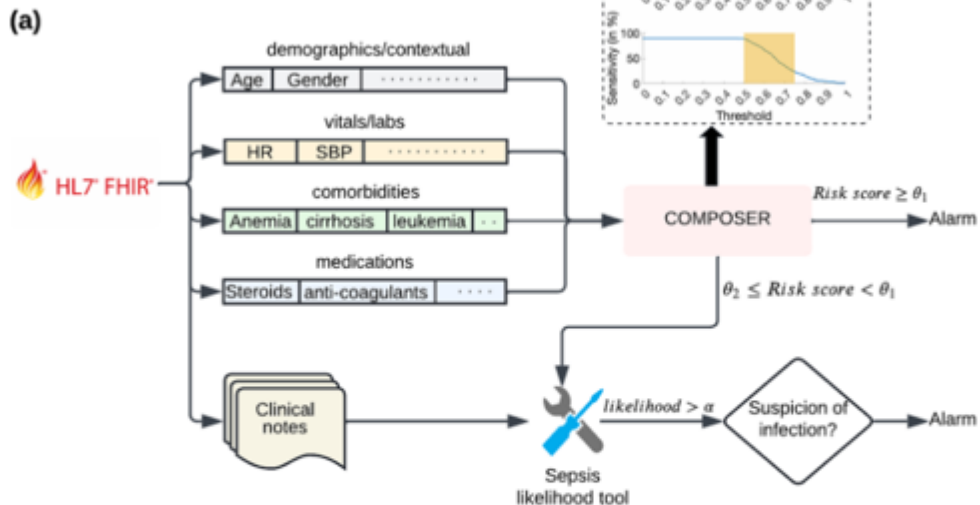


**False Alarms per Hour**  
Outperformed standalone models by maintaining extremely low clinical noise levels.

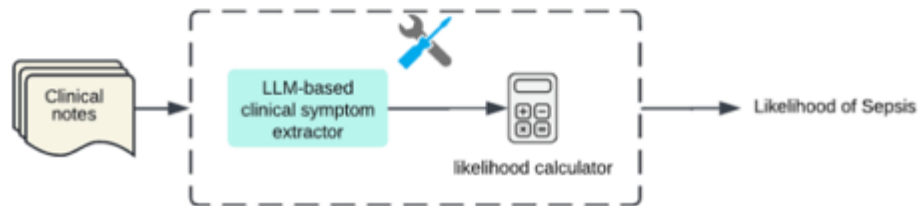


**F-1 Score**  
Demonstrates a robust balance between precision and recall in sepsis prediction.

# Shashikumar SP, et al. Development and prospective implementation of a large language model based system for early sepsis prediction. *npj Digit Med.*



(b) Sepsis likelihood tool



HL7 → Health Level Seven (uluslararası sağlık bilişimi standardizasyon organizasyonu)

FHIR → Fast Healthcare Interoperability Resources

# Sepsiste Yapay Zeka: Temel Zorluklar

## Genelleme ve Model Performansı

### Retrospektif ve Tek Merkezli Çalışmalar

Tek merkezli, geriye dönük veri setleri

Dış doğrulama (external validation)

Zamansal doğrulama (temporal validation)

Çalışmaları yetersiz

### Veri Gizliliği Kısıtları

Hasta mahremiyeti ve yasal düzenlemeler

Aynı model ayrı veri setleriyle test edilemiyor

Karşılaştırmalı değerlendirme süreçleri güç

### Heterojen Tanımlar ve Uç Noktalar

Sepsis tanım kriterleri (Sepsis-2, Sepsis-3)

Zaman pencereleri ve klinik çıktılar farklı

Sonuçların meta-analitik karşılaştırması zor

### Bias ve Overfitting Riski

Modeller, sepsis tanı kriterlerinde kullanılan değişkenlerle aynısı ile eğitiliyor

Yapay yüksek doğruluk (overfitting)

Sistemik bias

# Sepsiste Yapay Zeka: Temel Zorluklar

## Yorumlanabilirlik ve Klinik Güven

### Neden Güven Kritik?

- Klinisyenler, bir uyarının hangi klinik deęişkene dayandığını bilmeden modelin önerisini uygulamaya koymakta isteksiz davranmaktadır.
- Kara kutu yaklaşımı, tıbbi karar alma sürecindeki hesap verebilirlik ilkesiyle çelişir
- Kural tabanlı sistemlere (SIRS, qSOFA) kıyasla ML modelleri klinisyenler arasında daha yüksek güvensizlik oluşturmaktadır.

### → SHAP Deęerleri

Her tahmin için hangi özelliğin ne kadar katkıda bulunduğunu sayısal olarak gösterir; ancak klinik entegrasyonu henüz sınırlıdır.

### → Attention Mekanizmaları

Derin öğrenme modellerinde hangi zaman dilimi veya deęişkenin ağırlıklı rol oynadığını görselleştirir.

### → Otomasyon Yanıllığı Riski

Yorumlanabilirlik araçları olmaksızın klinisyenler modele aşırı güven duyabilir; bu da bağımsız klinik yargının geri planda kalmasına yol açar.

# Sepsiste Yapay Zeka: Temel Zorluklar

## Düzenleyici ve Etik Sorunlar



Yapay zeka destekli klinik karar destek sistemleri için

Evrensel kabul görmüş standartlar ve rehberler henüz yok

Algoritmik yanlılık; Eğitim verilerindeki demografik dengesizlikler (ırk, cinsiyet, sosyoekonomik durum), modelin belirli hasta gruplarında sistematik olarak daha kötü performans göstermesine neden olabilmektedir.

Veri gizliliği ve etik düzenlemeler veri paylaşımını kısıtlamakta

Mugdha Joshi, et al. Implementation approaches and barriers for rule-based and machine learning-based sepsis risk prediction tools: a qualitative study, *JAMIA Open*, Volume 5, Issue 2, July 2022

# Sepsiste Yapay Zeka: Temel Zorluklar

## Teknik ve Operasyonel Zorluklar & Maliyet



### ALTYAPI GEREKSİNİMLERİ

- YÜKSEK DEPOLAMA KAPASİTESİ
- GÜVENLİ AĞ
- EHR ENTEGRASYONU
- VERİ STANDARDİZASYONU



### MODEL YAŞAM DÖNGÜSÜ

- YENİDEN EĞİTİM
- PERFORMANS İZLEME
- SÜRÜM YÖNETİMİ
- KLİNİK ADAPTASYON

# Sepsiste Yapay Zeka: Temel Zorluklar

## Klinik Uygulama Problemleri

- Yüksek yanlış pozitif oranı
- Buna baęlı alarm yorgunluęu (alert fatigue)



Mugdha Joshi, et al. Implementation approaches and barriers for rule-based and machine learning-based sepsis risk prediction tools: a qualitative study, *JAMIA Open*, Volume 5, Issue 2, July 2022



***İlginiz İçin  
Teşekkür  
Ederim***