



# Enfeksiyon Hastalıkları ve Klinik Mikrobiyoloji Patojenlerin Yayılımını Öngörmek: Hastane Ortamında Grafik Sinir Ağları (GNN) Kullanımı

Doç. Dr. Tuğba YANIK YALÇIN  
Enfeksiyon Hastalıkları ve Klinik Mikrobiyoloji

SBÜ Sincan Eğitim ve Araştırma Hastanesi

# *AMR'nin Küresel Yükü*

- Daha pahalı tedaviler
- Daha fazla hastanede kalış
- Artmış komplikasyon
- Artmış mortalite

➤ Artık geç kalma  
lüksümüz yok

**5 million deaths  
2050 → 10 million/year**



# Hastaneler AMR'nin Hızlandırıcısı



Yoğun temas

Yoğun antibiyotik baskısı

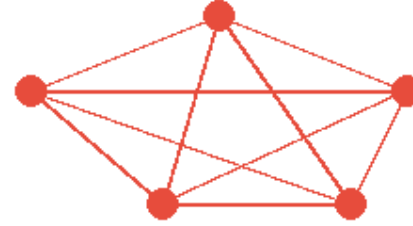
# Klasik yaklaşımlar neden yetmiyor?

## Linear Model



- Bağımsız gözlemler
- Lineer ilişkiler
- Statik yapı

## Reality



- Birbirine bağlı bireyler
- Karmaşık etkileşimler
- Dinamik ağlar

Hastane ortamları dinamik bir ağ...

*Soru: Kim nasıl infekte oluyor??? 5N1K*



# *Şu anda ne yapıyoruz?*

ÇİD  
saptandı



İndeks vaka  
izole et



Risklileri  
tara



İzole et

Reaktif



Maliyetli



Geç  
kalınmış

# Bizim gördüğümüz & GNN'nin gördüğü

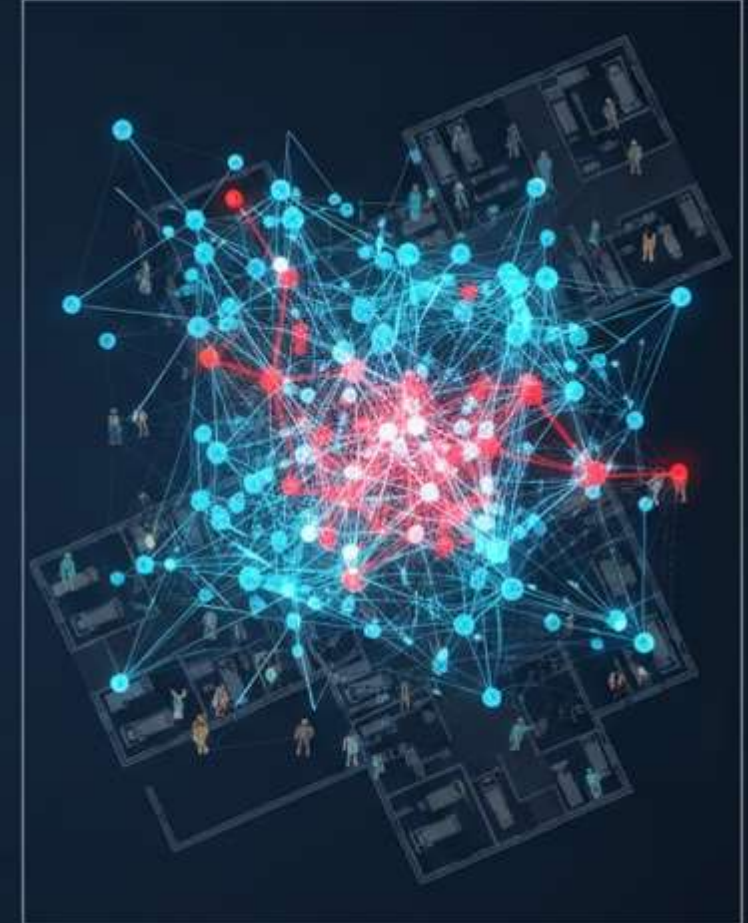
## Klinik Ortam: Gözüken Karmaşa



Hastanedeki karmaşa  
Binlerce transfer,  
binlerce temas...  
bir bakterinin izini  
sürmek imkansız

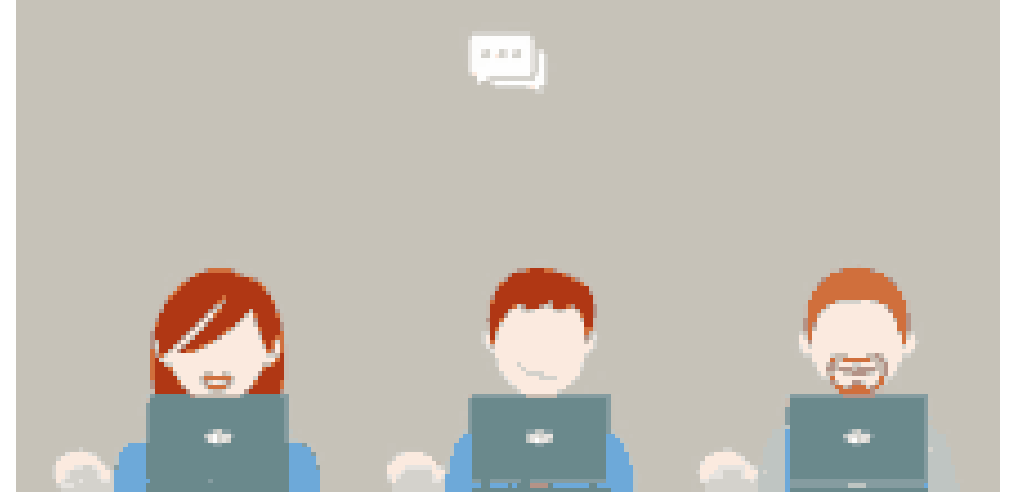
GNN ile matematiksel  
düzen var  
Parlayan hatlar, bir  
sonraki enfeksiyonunun  
öngörücüsü

## GNN Modeli: Gizli Düzen



# GNN Nasıl Çalışır?

- Komşudan Öğrenme (Message Passing)
- Her düğüm (hasta), komşu düğümlerden bilgi toplar
  - Oda arkadaşı  $\rightarrow$  risk +1
  - Aynı hemşire  $\rightarrow$  risk +1
  - Önceki vaka  $\rightarrow$  risk +2
  - Toplam risk: ● Yüksek



# *GNN bize ne saęlar?*



## **Doęruluk**

- Karmaşık ilişkileri yakaladığı için daha kesin sonuçlar

## **Hız**

- Yayılım başlamadan önce uyarı

## **Esneklik**

- Yeni bir hasta girişinde aęın güncellenebilmesi

# Veriyi Grafiğe Dönüştürmek

## Düğümler :

Hastalar, sağlık personeli, tıbbi cihazlar ve odalar

## Bağlantılar:

Fiziksel temas, aynı odayı paylaşma veya aynı personelden hizmet alma

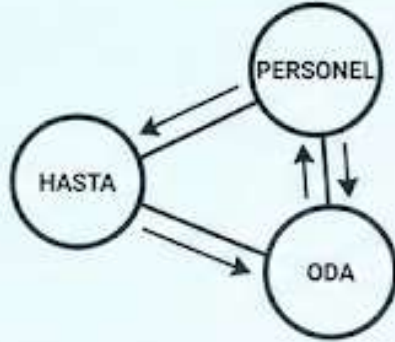
## Öznitelikler :

Hastanın tıbbi geçmişi  
kullanılan antibiyotikler  
Mevcut enfeksiyon



# HASTANEYİ GRAFİK OLARAK DÜŞÜNMEK

## ŞEMA



Düğüm (daire) Kenarlar (çizgi)  
Üzerinde etiketler: patient, nurse, room

## DÜĞÜMLER (NODES)

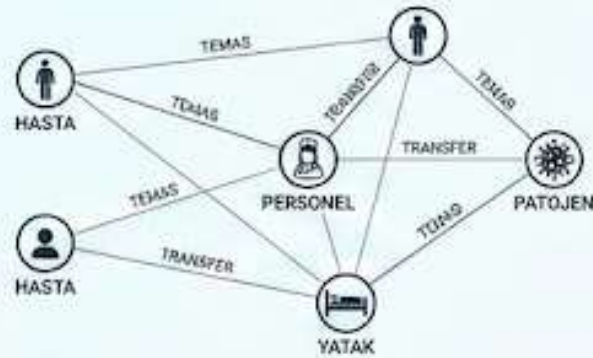


## KENARLAR (EDGES)

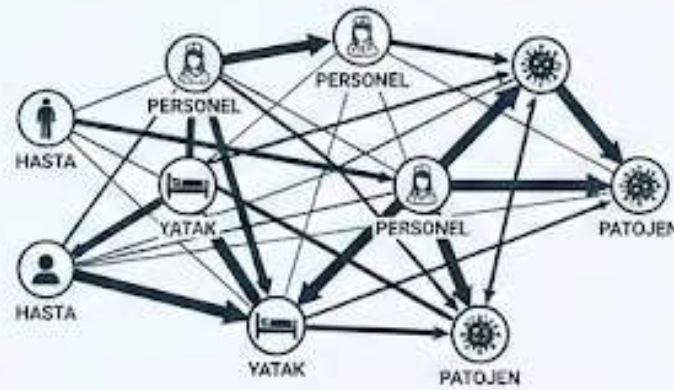


Ok kalınlığı = RISK SEVİYESİ

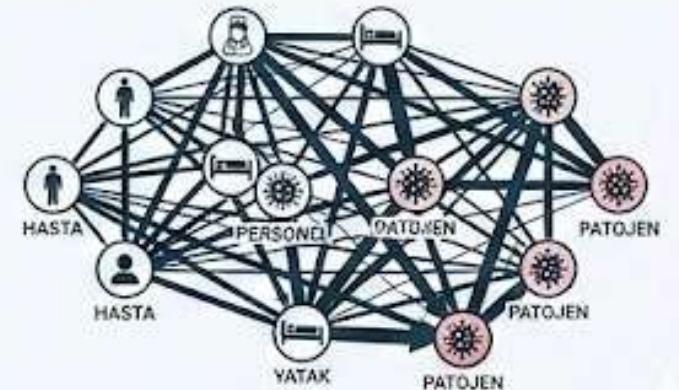
## DİNAMİK AĞ



1. GÜN

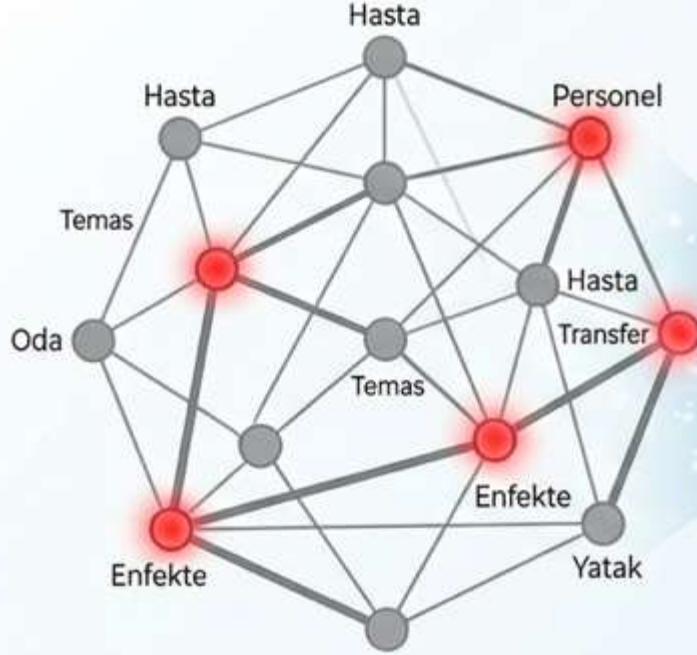


3. GÜN



7. GÜN

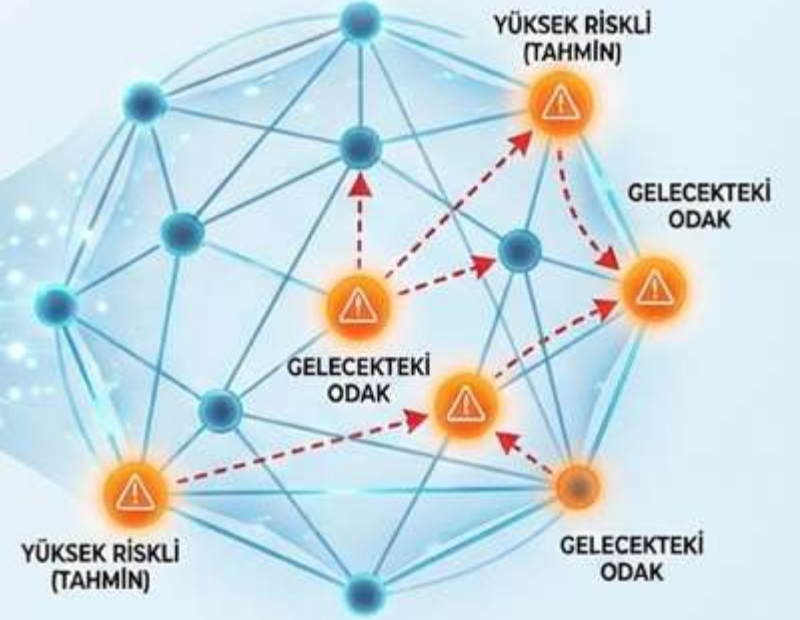
# Öngörücü Analiz ve Erken Uyarı



GEÇMİŞ VERİ AĞI (T-1)



GRAFİK SINIR AĞI (GNN) MODELİ

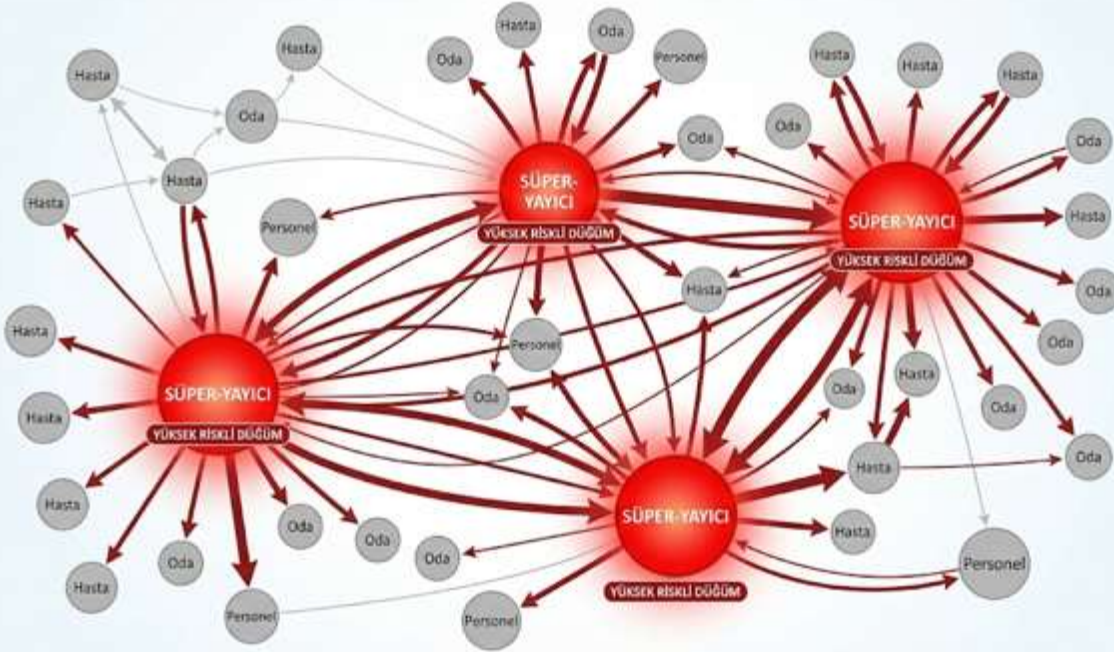


GELECEK YAYILIM TAHMİNİ (T+1)

- Gri Düğüm: Sağlıklı
- Kırmızı Düğüm: Enfekte (Mevcut)
- Turuncu Düğüm: Yüksek Riskli (Tahmin Edilen)
- Mavi Akış: Veri İşleme
- Kırmızı Kesik Ok: Tahmin Edilen Yayılım

# EKK hemşiresi sabah listesi

## IPC AÇISINDAN HASTANE AĞ ANALİZİ: SÜPER-YAYICILAR



- 1-Süperyayıcılar
- 2-Risk skoru yüksek olanlar
- 3-Risk skoru yükselenler

### ⚠️ GNN ERKEN UYARI SİSTEMİ

ODA: 302 (3. KAT)

**RİSK: %85**

Personel hareketliliği ve antibiyotik geçmişi nedeniyle KPC (Karbapenemaz üreten Klebsiella) taşıma riski kritik seviyeye ulaşmıştır.

ÖNERİ: Lütfen aktif süveyans kültürünü BUGÜN alın.

*Literatü  
r..*



# *GNN'nin kullanıldığı diğer alanlardan bazıları*

Bio inspired feature selection and **graph** learning for **sepsis** risk stratification.

Siri D, Kocherla R, Tumkunta S, Udayaraju P, Gogineni KC, Mamidiseti G, Boddu N.

Sci Rep. 2025 May 22;15(1):17875. doi: 10.1038/s41598-025-02889-w.

PMID: 40

However

limited g

and high

Multimodal convolutional **neural networks** for the **prediction** of acute kidney injury in the intensive care.

van Slobbe R, Herrmannsberger D, Bockelmann D, Lippert W, Walter EC, Albrecht A, Medicus J.

Int J Med Inform. 20

PMID: 39914070

**Predicting complications and mortality in myocardial infarction patients using a graph neural network model.**

Guo D, Zhang Z, Zhou D, Meng F, Cheng Y, Wang H.

Sci Rep. 2026 Jan

PMID: 41565987

**Graph Neural Network** Reveals the Local Cortical Morphology of Brain Aging in Normal Cognition and Alzheimers Disease.

Anderson SD, Chaudhari NN, Chowdhury NF, Jomsky J, Zheng XR, Irimia A, Initiative ADN.

ArXiv [Preprint]. 202

PMID: 41647226

An Optimized Strategy for **Brain** Tumor Classification Using  $SO(3)$  Equivariant **Graph Neural Networks** with Snow Geese Algorithm in MRI **Imaging**.

Srinivasulu M, Selvam P, Mallala B, Latha K.

J Mol Neurosci. 2026 Jan 31;76(1):17. doi: 10.1007/s12031-025-02466-w.

PMID: 41619040

## RESEARCH ARTICLE

### Detection of Patients at Risk of Multidrug-Resistant Enterobacteriaceae Infection Using Graph Neural Networks: A Retrospective Study

Racha Gouareb<sup>1\*†</sup>, Alban Bornet<sup>1,2\*†</sup>, Dimitrios Proios<sup>1,2\*</sup>,  
Sónia Gonçalves Pereira<sup>3\*</sup>, and Douglas Teodoro<sup>1,2,4\*</sup>

- MIMIC-III verileri
- >46000 hasta
- >7500 sağlık çalışanı (hmdr) hareketi

**Table 1.** Statistics of the cohort used for model training and evaluation

	Non-colonized (n = 267,100)	Colonized (n = 7,216)
Sex		
Female	116,886 (43.8%)	3,631 (50.3%)
Male	150,214 (56.2%)	3,585 (49.7%)
Age (years)		
0–17	35,446 (13.3%)	152 (2.1%)
18–25	6,325 (2.4%)	130 (1.8%)
26–45	29,023 (10.9%)	754 (10.4%)
46–65	83,912 (31.4%)	2,436 (33.7%)
66–88	101,629 (38.0%)	3,461 (48.0%)
≥89	10,765 (4.0%)	283 (4.0%)
Reason for admission		



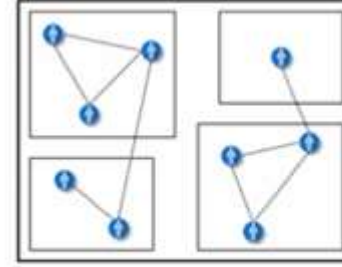
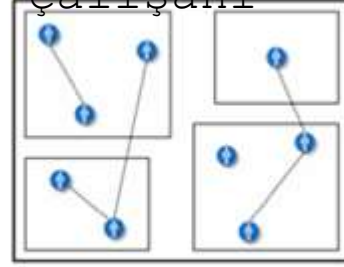
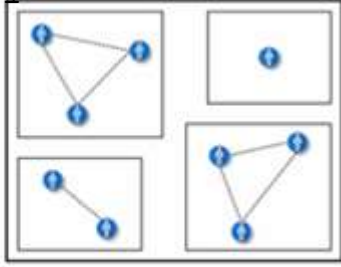
Transferler  
Başvurular  
Mikrobiyolojik  
olaylar

Sadece aynı  
koşuřta  
yatma

Sadece aynı  
saęlık  
çalışanı

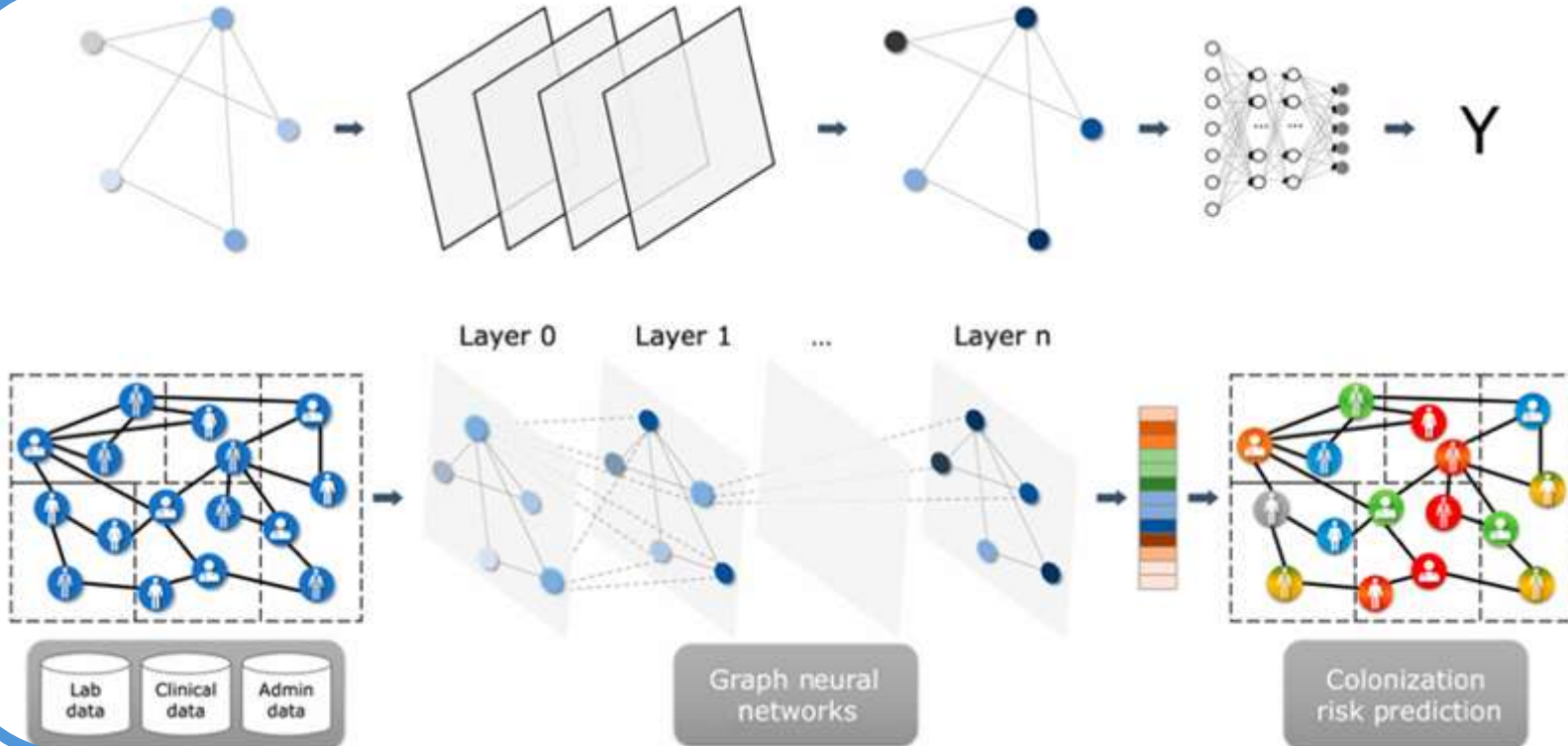
Her ikisi  
de

A



(A) Kolonizasyon  
modelleri

B



(B) Kolonizasyon  
riski tahmini için  
grafik tabanlı makine  
öęrenimi  
Laboratuvar+ klinik+  
yönetim verileri

# Birçok modelleme karşılaştırıldığında

**Table 2.** Performance of the different colonization prediction models. Ensemble model includes predictions from inductive-GNN, random forest, and CatBoost

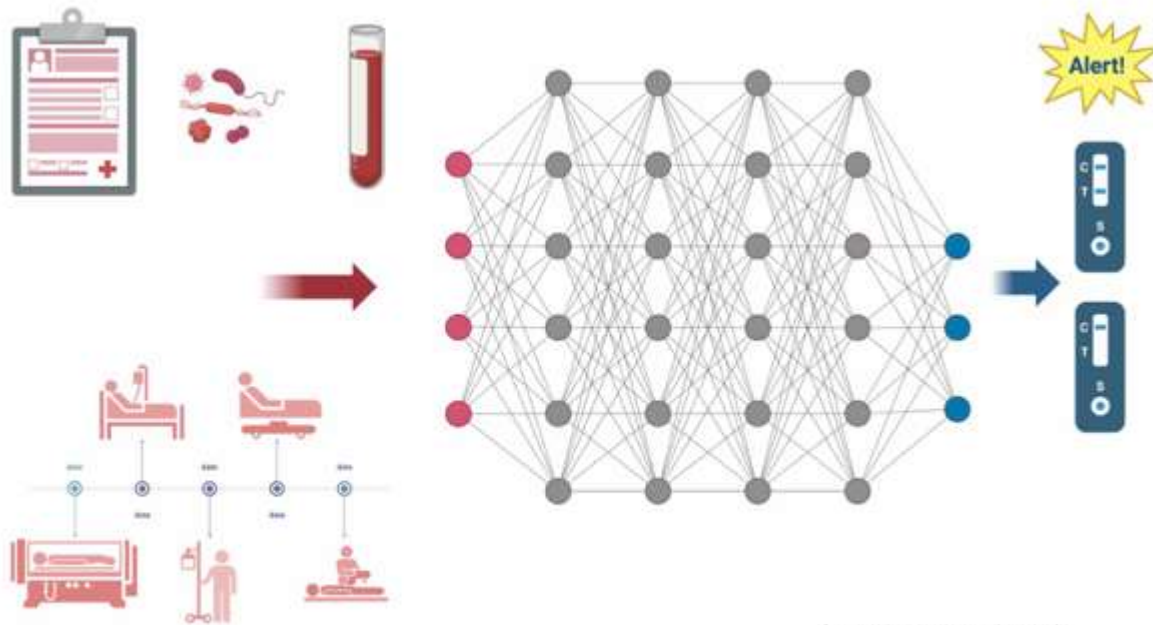
Model	Data balance	Setting	Links	Accuracy (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	AUROC (%) (95% CI)
Logistic regr.	Non	-	-	82.37	74.74	82.58	87.92 (87.17–88.70)
k-NN	Under	-	-	80.15	82.10	80.10	90.14 (89.35–90.83)
Random forest	Non	-	-	97.68	14.92	99.91	90.97 (90.27–91.59)
CatBoost	Non	-	-	97.68	16.79	99.86	90.55 (89.94–91.27)
GNN	Non	Inductive	All	84.23	78.21	84.39	89.67 (88.87–90.35)
GNN	Non	Inductive	In-ward	82.74	83.00	82.73	91.23 (90.61–91.85)
GNN	Non	Inductive	Out-ward	84.89	71.55	85.25	87.90 (87.14–88.67)
GNN	Non	Transductive	All	92.36	80.50	92.68	94.07 (93.59–94.60)
GNN	Non	Transductive	In-ward	96.18	80.57	96.60	96.13 (95.63–96.60)
GNN	Non	Transductive	Out-ward	83.55	79.81	83.65	89.36 (88.62–89.98)
Ensemble	Non	Inductive	In-ward	97.43	31.16	99.22	92.17 (91.68–92.72)

En iyi sonuçlar  
GNN de  
Sensitivite %80  
Spesifite >%90

## RESEARCH ARTICLE

# AI modeling for outbreak prediction: A graph-neural-network approach for identifying vancomycin-resistant enterococcus carriers

Gregor Donabauer<sup>1,2</sup>, Anca Rath<sup>1</sup>, Aila Caplunik-Pratsch<sup>1</sup>, Anja Eichner<sup>1</sup>, Jürgen Fritsch<sup>1</sup>, Martin Kieninger<sup>3</sup>, Susanne Gaube<sup>4</sup>, Wulf Schneider-Brachert<sup>1</sup>, Udo Kruschwitz<sup>2</sup>, Bärbel Kieninger<sup>1\*</sup>

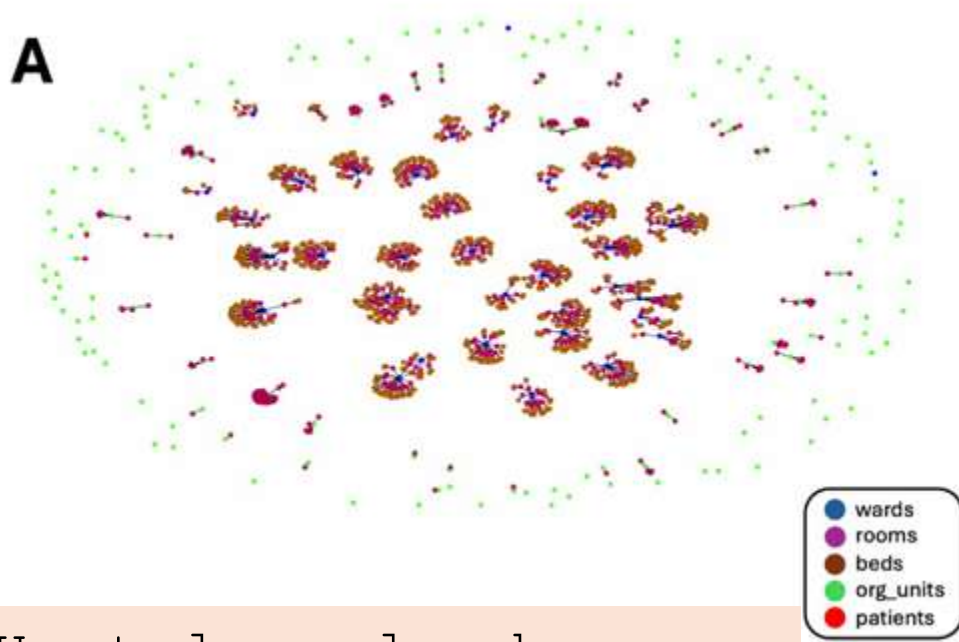


(Created with BioRender.com)

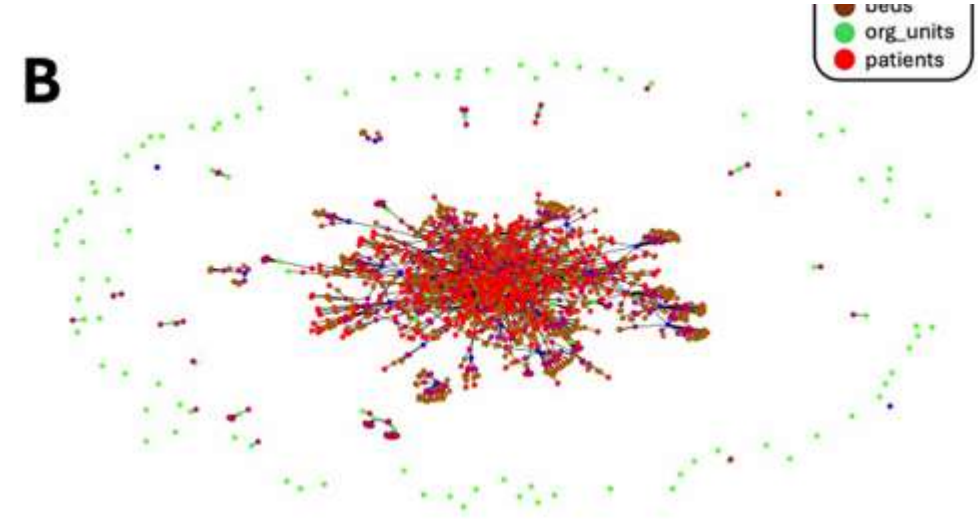
**Fig 1.** The idea behind the learning model presented in this paper is to link as much information as possible that is available as a standard in hospital systems in a time-dependent graph neural network. The output is a classification: Would the patient be positive or negative in a possible test for vancomycin resistant enterococci?

- >8.000 hasta
- >125.000 etkileşim

# Modelin temelini oluşturan hastane grafiği



Hastalar olmadan



Tek bir güne ait hasta hareket verileri ile

# Sinir ağına katılan özellikler

Statik  
model



- Yaş -cinsiyet
- Bası yarası
- Braden risk skoru
- Barthel indeksi
- Tanı kodları
- Prosedür kodları
- Yatış süresi
- Biyokimya sonuçları

Dinamik model



Sonuç: VRE pozitifliğini 3 gün önceden

tahmin %80.8 duyarlılık (sensitivity) ve %94.2

özgüllük (specificity)

# KİM YAPABİLİR?



# İyi yönleri..



**Hız:** Kültür sonucundan önce risk tespiti



**Hassasiyet:** "dolaylı temasları" (paylaşılan cihazlar, personel rotasyonu) yakalama



**Tasarruf:** Gereksiz tarama testlerini azaltıp, kaynakları sadece yüksek riskli odaklara yönlendirme



# Maliyet-Etkinlik ve Güvenilirlik

## Bir Salgının Maliyeti vs. Sistemin Maliyeti

Kapanan servislerin yatak kaybı geliri

Ekstra sarf malzemesi (önlük, eldiven vb.) ve pahalı antibiyotik kullanımı

Hastane imajının zarar görmesi ve tazminat riskleri

## Proaktif İzolasyon

Kültür sonucu çıkmamış ama riskli görülen hastanın önceden izole edilmesi

Belki 20 hastaya bulaşmasını engelledi

## Yanlış Alarm Yönetimi

Tekrarlayan yanlış pozitiflikler değerlendirilir

Sistemsel düzeltmeler yapılabilir



# Madalyonun öteki yüzü: zorluklar ve etik

## Kurulum sürecinde manuel veri girişi

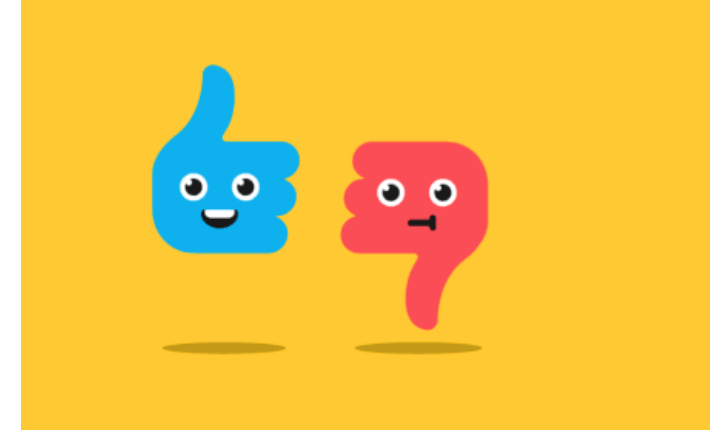
- HBYS: Yatış, transfer ve taburcu trafiği.
- Nöbet Listeleri: Personel-hasta temas haritası.
- Laboratuvar: İzole edilen suşlar ve direnç profilleri.
- Mimari: Oda yakınlığı ve havalandırma bağlantıları.

## Algoritmik Sınırlar (Süreç)

- Alarm Yorgunluğu: Gereksiz izolasyon ve yanlış pozitifler.
- Zaman Algısı: Aylar sonra aynı odaya yatan hastanın "hayalet" teması.

## Etik ve Hukuk (Çıktı)

- KVKK: Hassas sağlık verilerinin paylaşımı ve anonimlik.
- Sorumluluk: Algoritma yanılırsa klinik karar kimin?



# Çok tanıdık bir vaka..



2 kez batın cerrahisi  
Drenleri mevcut  
Entübe,  $\geq 10$  gün YBÜ  
Meropenem + Teikoplanin kullanımı

Bu hastada direnç gelişme ihtimali nedir?

**Yüksek**

Bu hasta, dirençli patojen seçilimi için **ideal ekosisteme** sahip

# Neden Yüksek? (Mantıksal)

## 1. Antibiyotik Baskısı

≥10 gün karbapenem

## 2. Anatomik ve Yapısal Risk

Batın cerrahisi  
Drenler → biofilm  
Kaynak kontrolü tam değil

## 3. YBÜ Maruziyeti

Entübasyon  
Yoğun personel teması  
Ortak ekipman

## 4. Mikrobiyolojik Gerçek

Karbapenem + glikopeptid  
kombinasyonu

Gram-negatif florada:

karbapenemaz ekspresyonu  
non-fermenter seleksiyonu

**kolonizasyon** → **enfeksiyon** geçişi

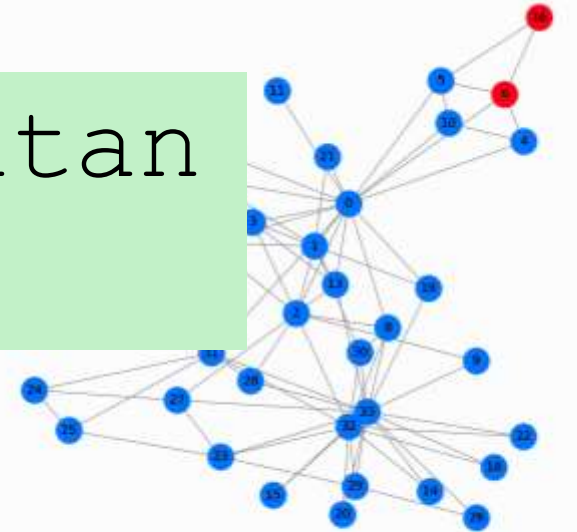
# Bu hasta GNN Perspektifiyle...

Direnç gelişimi yalnızca veriler ile değil,  
**hasta-oda-personel-işlem.....**  
ağı

Biz artık salgınları anlatan değil,

başlamadan <sup>risk artar</sup> bitiren ekip

olabiliriz <sup>EKK stratejisini proaktif hale getirir</sup>



*Geleneksel yöntemlerle bir salgını ancak 3. vakadan sonra fark ediyoruz. GNN ile henüz indeks vakada durdurma şansımız var*

# Enfeksiyon kontrol ekibi için rehberlik edebilir

Ancak onların yerini alamaz.





**SONUÇ:  
YİNE ÖNLEMENE ÇIKIYOR.**

İlginiz için  
tesekkürler...