



# SINTOMA<sup>26</sup>

14 A 16 DE MAIO | HOTEL INTERCONTINENTAL | SÃO PAULO

PARCERIA **soho**  
society of hematologic oncology

APOIO INSTITUCIONAL Faculdade **bp**

GERENCIAMENTO  
E PRODUÇÃO

**RV+**  
EVENTOS

# Inteligência Artificial e Risco Infeccioso: da predição à decisão clínica

## Hugo Manuel Paz Morales

Médico Infectologista

Médico do Serviço de TMO/Hematologia do Hospital Erasto Gaertner

Médico Coordenador SCIRAS do Hospital Angelina Caron

Fundador da Munai



Reload this page

Novo chat

Buscar em chats

Novo projeto

Protocolo de Sepse

Provas Cecília

Recentes

Conceitos de Ecologia

Conceitos Matemáticos Básic...

Finanças Pessoais

Gestão de Altas

Alertas Stewardship

Mais

Seus chats

Infecção pós-cirúrgica abdominal

IA em Saúde no Congresso

Reta concorrente explicada

Hugo Morales Plus

ChatGPT Auto


Compartilhar

faça uma representação gráfica

Imagem criada • Número misto explicado com pizzas

Número misto:  $2\frac{3}{4}$

equivale a:  $2 + \frac{3}{4}$



2 inteiros

3 pedaços de 4 três quartos

$2 + 3\frac{3}{4}$

Pergunte alguma coisa

O ChatGPT pode cometer erros. Confira informações importantes. Consulte as [Preferências de cookies](#).



A sua instituição disponibiliza algum recurso ou solução de IA?

SIM



82,35%

NÃO

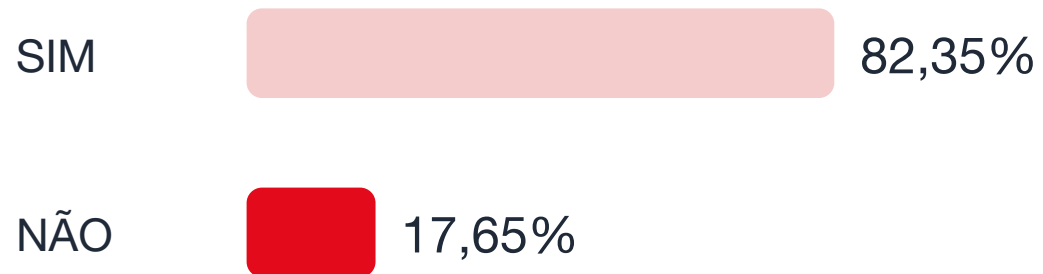


17,65%

**82%**

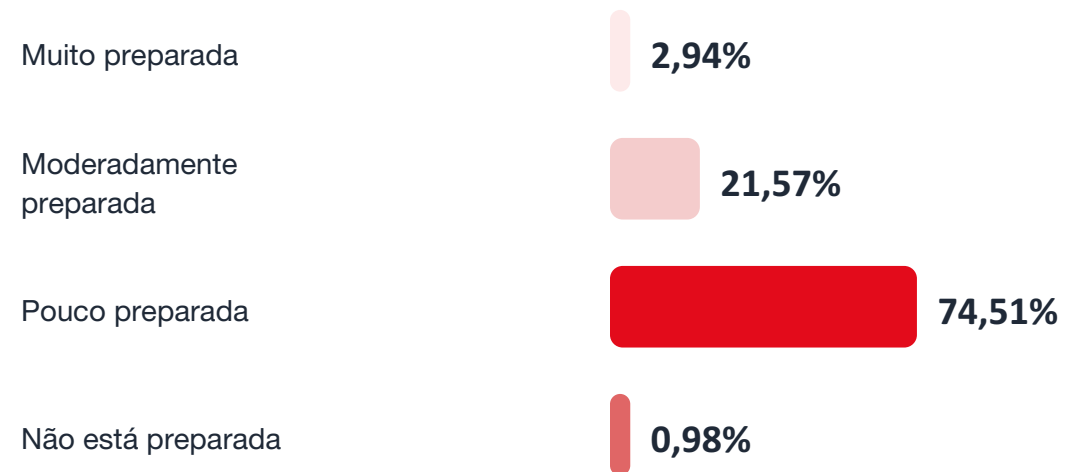
dos hospitais privados  
já utilizam alguma  
solução de IA

A sua instituição disponibiliza algum recurso ou solução de IA?



**82%** dos hospitais privados já utilizam alguma solução de IA

O quão preparada está sua organização para aplicar IA nas áreas clínicas nos próximos 2 anos?



**75,5%** se sentem pouco ou nada preparadas para a IA nas áreas clínicas

O problema não é  
falta de algoritmo.  
É falta de dado integrado,  
confiável e acionável.

---

Governança não é LGPD.

Não é segurança da informação.

Não é comitê.

Governança é a capacidade  
de responder perguntas  
muito objetivas:

 Por onde começar?	 Qual problema atacar primeiro?
 Quais dados entram?	 Quem acompanha?
 Como definir sucesso?	 Como revisar no mundo real?

*Em vez de pensar em IA geral, pense em IA por função.*

## Três funções. Múltiplos usos clínicos.



### Classificar e Prever

*O que tem maior chance de acontecer?*

Machine learning

Deterioração · Readmissão

Sepse · Risco de glosa

Estratificação populacional

*Em vez de pensar em IA geral, pense em IA por função.*

## Três funções. Múltiplos usos clínicos.



### Classificar e Prever

*O que tem maior chance de acontecer?*

Machine learning

Deterioração · Readmissão

Sepsis · Risco de glosa

Estratificação populacional



### Interpretar

*O que essa informação significa?*

LLMs / IA generativa

Síntese clínica · Auditoria

Documentação · Recurso de glosa

Ambient Scribe

*Em vez de pensar em IA geral, pense em IA por função.*

## Três funções. Múltiplos usos clínicos.



### Classificar e Prever

*O que tem maior chance de acontecer?*

Machine learning

Deterioração · Readmissão

Sepsis · Risco de glosa

Estratificação populacional



### Interpretar

*O que essa informação significa?*

LLMs / IA generativa

Síntese clínica · Auditoria

Documentação · Recurso de glosa

Ambient Scribe



### Executar

*O que precisa acontecer agora?*

Automação / Agentes

Autorização · Triage

Switch oral · Alerta de alta

Revenue cycle



Classificar e  
Prever



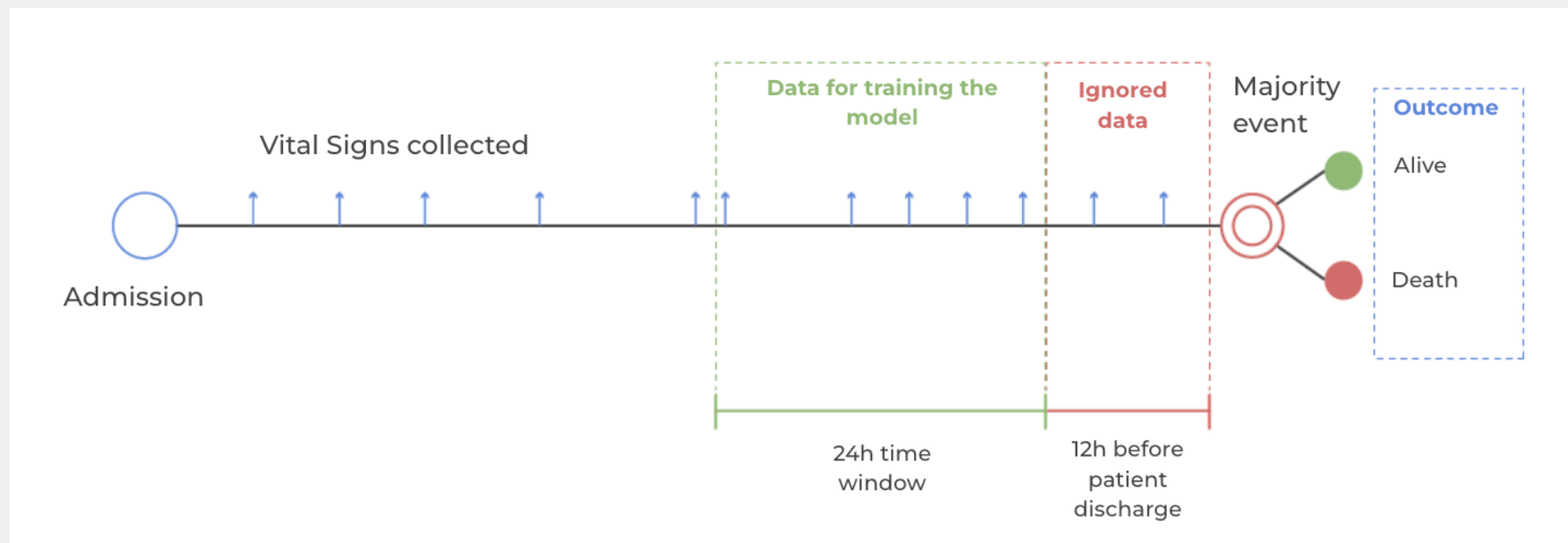
**munai**



## Classificar e Prever



**munai**



### Features selected for the prediction

Vital signs (temperature, oxygen saturation, respiratory rate, blood glucose level, blood pressure), biological sex, age, ward type, days of hospital stay

### Target variable

Patient outcome (whether or not he/she died during the hospital stay)



# Classificar e Prever



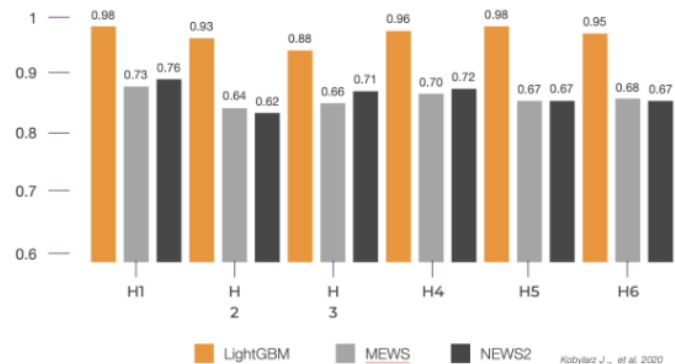
Conferences > 2020 IEEE 33rd International ... ?

## A Machine Learning Early Warning System: Multicenter Validation in Brazilian Hospitals

Publisher: IEEE

Cite This

PDF



### Features selected for the prediction

Vital signs (temperature, oxygen saturation, respiratory rate, blood glucose level, blood pressure), biological sex, age, ward type, days of hospital stay

### Target variable

Patient outcome (whether or not he/she died during the hospital stay)



## Classificar e Prever

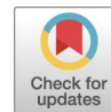
### Resistência Bacteriana





AMERICAN  
SOCIETY FOR  
MICROBIOLOGY

Antimicrobial Agents  
and Chemotherapy®

EPIDEMIOLOGY AND SURVEILLANCE



## Clinical Predictive Model of Multidrug Resistance in Neutropenic Cancer Patients with Bloodstream Infection Due to *Pseudomonas aeruginosa*

 C. Gudiol,<sup>a,b,nn</sup> A. Albasanz-Puig,<sup>a,nn</sup> J. Laporte-Amargós,<sup>a</sup> N. Pallarès,<sup>c</sup> A. Mussetti,<sup>d</sup> I. Ruiz-Camps,<sup>e,nn</sup> P. Puerta-Alcalde,<sup>f,nn</sup> E. Abdul,<sup>g</sup> C. Otolini,<sup>h</sup> M. Akova,<sup>i</sup> M. Montejo,<sup>j,nn</sup> M. Mikulska,<sup>k</sup> P. Martín-Dávila,<sup>l,nn</sup> F. Herrera,<sup>m</sup> O. Gasch,<sup>n,nn</sup> L. Drgona,<sup>o</sup> **H. Paz Morales,<sup>f</sup>** A.-S. Brunel,<sup>q</sup> E. García,<sup>r</sup> B. Isler,<sup>s</sup> W. V. Kern,<sup>t</sup> I. Morales,<sup>u,nn</sup> G. Maestro-de la Calle,<sup>v</sup> M. Montero,<sup>w,nn</sup> S. S. Kanj,<sup>x</sup> O. R. Sipahi,<sup>y</sup> S. Calik,<sup>z</sup> I. Márquez-Gómez,<sup>aa</sup> J. I. Marin,<sup>bb,cc</sup>  M. Z. R. Gomes,<sup>dd</sup> P. Hemmatti,<sup>ee</sup> R. Araos,<sup>ff,gg</sup> M. Peghin,<sup>hh</sup> J. L. del Pozo,<sup>ii</sup> L. Yáñez,<sup>jj</sup> R. Tilley,<sup>kk</sup> A. Manzur,<sup>ll</sup> A. Novo,<sup>mm</sup> J. Carratalà,<sup>a,nn</sup> for the IRONIC Study Group



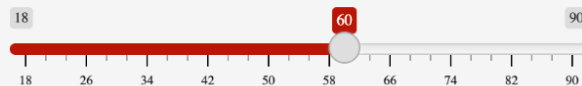
## Classificar e Prever

### Resistência Bacteriana

#### Risk of Multidrug resistance *Pseudomonas aeruginosa* Bloodstream Infection (MDR-PA BSI)

Choose patient profile

Age in years



Prior antibiotic

- Piperacillin/Tazobactam
- Antipseudomonal Carbapenems
- Fluoroquinolone Prophylaxis

Type of underlying neoplasia

Hematological disease

Urinary catheter last 48 hours

Yes

Estimate MDR-PA BSI risk

[MDR-PA BSI risk estimation](#) [Help](#) [About](#)

Welcome to the MDR-PA BSI risk prediction tool web. You can use this tool to estimate your MDR-PA BSI risk by answering some simple questions.

#### MDR-PA BSI risk

Probability of MDR-PA BSI for a patient with this profile in a low MDR-PA BSI incidence center<sup>A</sup>: 0.3775.  
Probability of MDR-PA BSI for a patient with this profile in a medium MDR-PA BSI incidence center<sup>B</sup>: 0.5585.  
Probability of MDR-PA BSI for a patient with this profile in a high MDR-PA BSI incidence center<sup>C</sup>: 0.7252.

#### MDR-PA BSI probability interpretation

Given 100 people with this profile in a low incidence center<sup>A</sup>... 38 will be MDR-PA BSI.  
Given 100 people with this profile in a medium incidence center<sup>B</sup>... 56 will be MDR-PA BSI.  
Given 100 people with this profile in a high incidence center<sup>C</sup>... 73 will be MDR-PA BSI.

<sup>A</sup>: A low MDR-PA BSI incidence center corresponds to a center with a MDR-PA BSI incidence lower than 8%  
<sup>B</sup>: A medium MDR-PA BSI incidence center corresponds to a center with a MDR-PA BSI incidence of 8%-46%  
<sup>C</sup>: A high MDR-PA BSI incidence center corresponds to a center with a MDR-PA BSI incidence higher than 46%






## Classificar e Prever

### Resistência Bacteriana

THERAPEUTIC ADVANCES in  
*Infectious Disease*

**Towards personalised empirical antibiotic therapy in febrile neutropenia: a theoretical model based on machine learning and prior colonisation with multidrug-resistant gram-negative bacilli – a retrospective proof-of-concept cohort study**

Antonio Gallardo-Pizarro , Christian Teijón-Lumbreras, Tommaso Francesco Aiello, Patricia Monzó-Gallo, Ana Martínez-Urrea, Cynthia Terrones-Campos , Guillermo Cuervo, Laura Morata, Pedro Castro, Climent Casals, Mateu Espasa, Jordi Esteve, Josep Maria Nicolas, Josep Mensa, Alex Soriano and Carolina Garcia-Vidal 

- Bloodstream infection (BSI) occurred in 141/553 episodes (25.5%).
- Anti-pseudomonal (PsA) beta-lactams were prescribed in 515/553 episodes (93.1%), with carbapenems in 406/553 (73.4%).
- The clinician-driven approach resulted in 16/70 (22.9%) GNB-BSI episodes receiving IEAT while the ML approach resulted in 6/70 (8.6%)



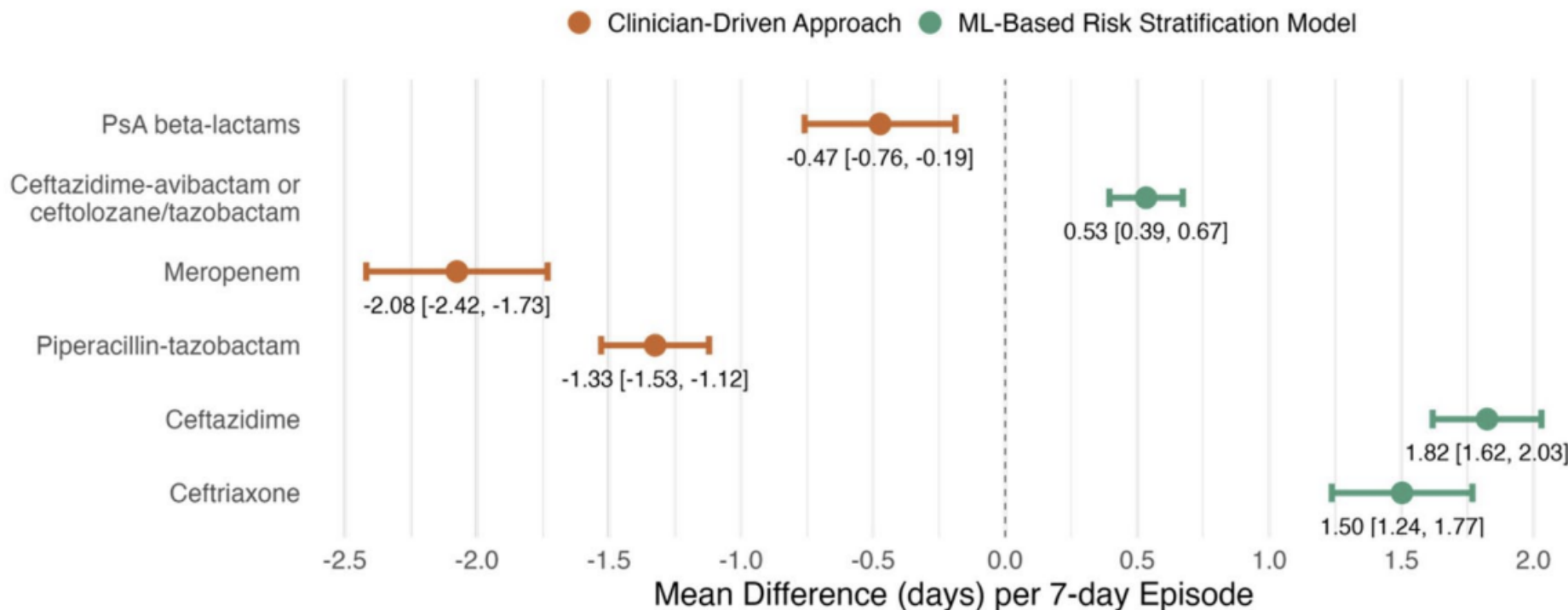
# Classificar e Prever

## Resistência Bacteriana

THERAPEUTIC ADVANCES  
*Infectious Disease*

**Towards personalized therapy in febrile model based colonisation and negative bacterial concept cohort**

Antonio Gallardo-Pizarro  
Patricia Monzó-Gallo, Ana  
Laura Morata, Pedro Castro  
Josep Maria Nicolas, Josep





## Classificar e Prever

### Imagem

JOURNAL ARTICLE

# Performance of chest CT-based artificial intelligence models in distinguishing pulmonary mucormycosis, invasive pulmonary aspergillosis, and pulmonary tuberculosis

[Get access >](#)

[Yun Li, Deyan Chen, Youwen Zhang, Shuyi Liu, Lina Liang, Lunfang Tan, Fan Yang, Yuyan Li, Chengbao Peng, Feng Ye ... Show more](#)

*Medical Mycology*, Volume 63, Issue 1, January 2025, myae123,

<https://doi.org/10.1093/mmy/myae123>

**Published:** 06 January 2025    **Article history** ▼



## Classificar e Prever

### Imagem



Journal of  
Clinical Microbiology

 | Clinical Microbiology | Full-Length Text

## Identification of *Aspergillus* at section and species levels by artificial intelligence-based microscopic morphology image recognition

Meng Tan,<sup>1,2</sup> Zhe Guo,<sup>1</sup> Yanyi Wang,<sup>1</sup> Xinyi Xu,<sup>1</sup> Wei Cao,<sup>1</sup> Zhaoyang Liu,<sup>1</sup> Chuanhao Jiang<sup>1,3</sup>



## Classificar e Prever

### Imagem



Journal of  
Clinical Microbiology

TABLE 4 Comprehensive performance comparison of four CNN models at the level of *Aspergillus* species

Model	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	Micro F1-score (%)
GoogleNet	95.36	95.39	95.25	95.32
ResNet50	90.29	90.07	90.14	90.10
Xception	97.32	97.33	97.30	97.32
FungalNet	97.85	97.87	97.82	97.84

April 2026 Volume 64 Issue 4

Clinical Microbiology | Full-Length Text

## Identification of *Aspergillus* at section and species levels by artificial intelligence-based microscopic morphology image recognition

Meng Tan,<sup>1,2</sup> Zhe Guo,<sup>1</sup> Yanyi Wang,<sup>1</sup> Xinyi Xu,<sup>1</sup> Wei Cao,<sup>1</sup> Zhaoyang Liu,<sup>1</sup> Chuanhao Jiang<sup>1,3</sup>

# Interpretar

# Interpretar

## Resumo da Literatura - Acesso Guidelines

### OpenEvidence<sup>®</sup>

What evidence exists for choline supplementation during pregnan

Construct a Workup

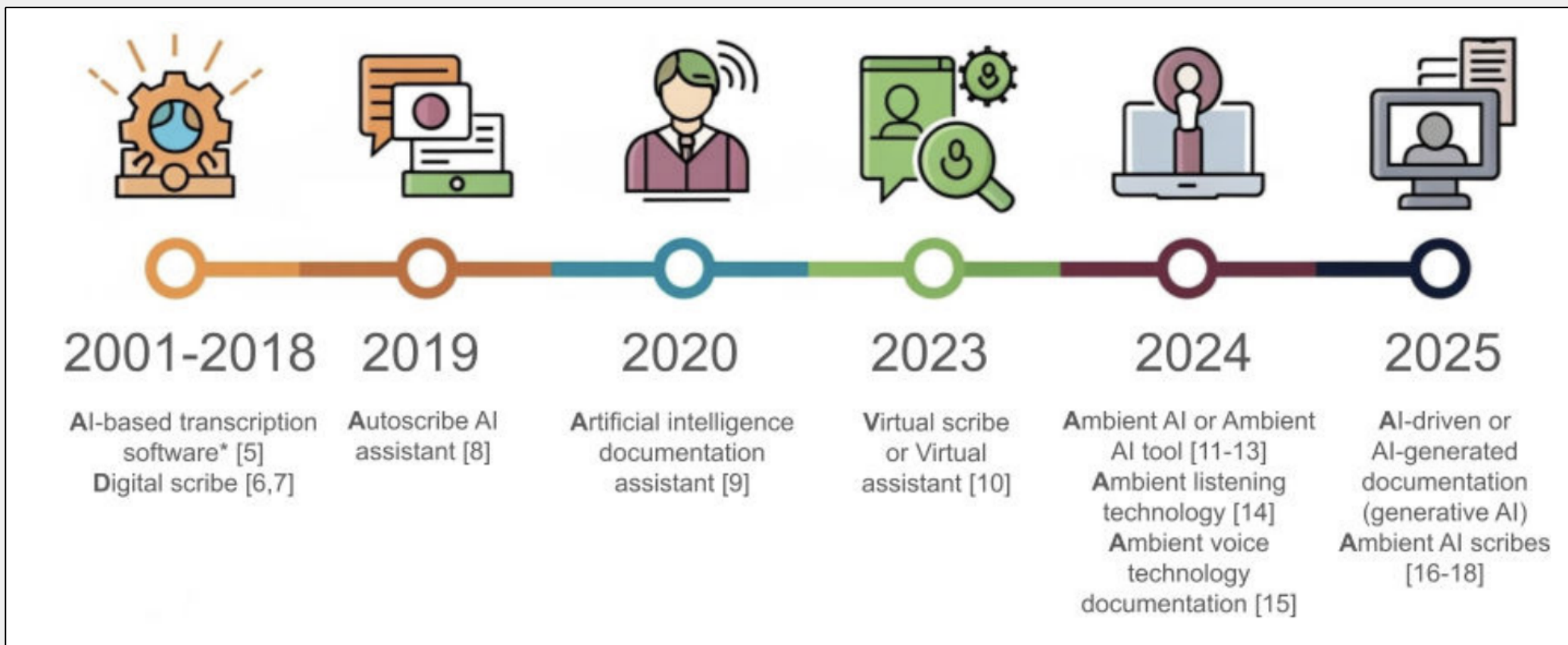
Ask a Tough Question

Double Check with a Quick Curbside Consult

Explore More Capabilities



# 🔍 Interpretar



# Interpretar




*antibiotics*



*Article*

## **Large Language Model Recommendations for Empiric Antibiotics Versus Clinician Prescribing: A Non-Interventional Paired Retrospective Antimicrobial Stewardship Analysis**

Ninel Iacobus Antonie <sup>1,2,\*</sup>, Vlad Alexandru Ionescu <sup>1,2</sup>, Gina Gheorghe <sup>1,2</sup>, Loredana-Crista Tiucă <sup>1,2</sup>  
and Camelia Cristina Diaconu <sup>1,2,3</sup> 

# Interpretar

Inti
Gestão de pacientes
Copiloto Médico alpha
HM

Alertas
Gestão de pacientes

← Voltar
Detalhes do paciente
Evoluções clínicas

### Detalhes do paciente

Nome	Data nascimento	Idade	Peso	Altura	Precaução	Uso de dispositivos
C. A. Z.	31/10/1955	70 anos	—	—	—	—

Atendimento ativo	Status	Médico responsável	Admissão hospitalar	Dias de internação	Setor	Leito	Motivo da Alta
861168	Em andamento	EDUARDO DE FRANCO BORGES	08/03/2026	11	Ala B	329-2	—

Data da Alta	Classe de atendimento	Tipo de serviço
—	Internação	Informações/Apoio para Adoção/Cuidado Permanente

Copiloto Médico alpha
+ ↗ →

faça um resumo do paciente 861168

✳️ **Resumo do Paciente**

**Nome:** C. A. Z.  
**Idade:** 70 anos  
**ID do Paciente:** 861168  
**Data de Admissão:** 08/03/2026 12:33

**Histórico Médico**

**Impressões Clínicas:**  
Paciente com histórico de pneumonia e choque séptico, resolvido.  
Comorbidades incluem Doença Arterial Coronariana (DAC), Hipertensão Arterial Sistêmica (HAS) e Insuficiência Cardíaca com Fração de Ejeção Reduzida (ICFER).  
Uso de múltiplos medicamentos, incluindo Trelegy, AAS, Clopidogrel, entre outros.  
Relatos de fadiga progressiva, tremores, e edema de membros inferiores.  
Episódios de hematuria e disúria, com avaliação urológica solicitada.

Comorbidades e Alergias

→

# Executar



## Executar

LLM base

LLM + ferramentas

Agente autônomo

Multi-agente

Em 20 estudos clínicos, agentes superaram LLMs em todas as tarefas.

**+53%**

melhoria mediana com agente + ferramentas

**4-5**

agentes é o tamanho ótimo. Acima disso, retorno cai.

**+76%**

ganho máximo — quando complexidade do agente combina com a da tarefa

Quando usar cada nível

**1**

Ferramentas com LLM

Tarefas discretas e auditáveis: cálculo de dose, codificação, busca em evidência, recurso de glosa.

**2**

Agente autônomo

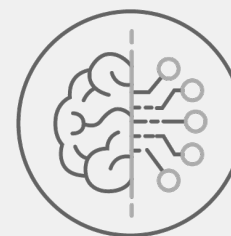
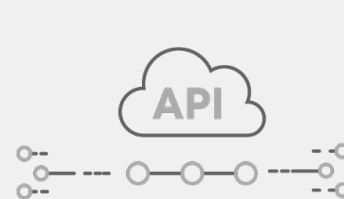
Workflows completos: geração de relatório, planejamento terapêutico, diagnóstico diferencial.

**3**

Multi-agente

Problemas genuinamente interdisciplinares: doença rara, tumor board virtual, genômica.

# Executar



Munai  
Machine  
Learning

Electronic Health Record +  
Laboratorio

# Executar

## ADESÃO VERMELHO — ADULTO



DENTRO DO PROTOCOLO

**0,35%**

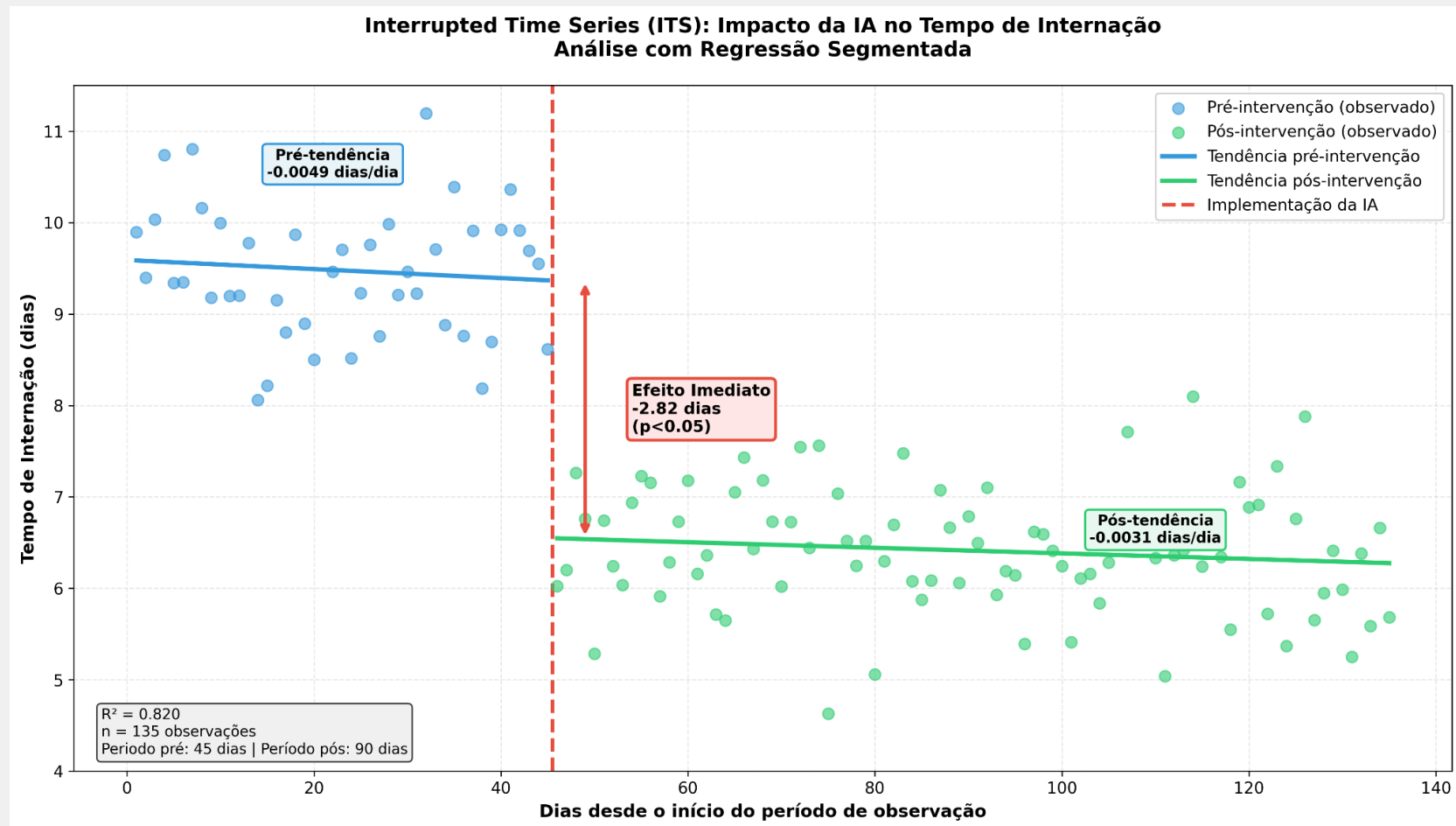
17 óbitos em 4.846 atendimentos

FORA DO PROTOCOLO

**4,19%**

83 óbitos em 1.979 atendimentos

# Executar



"Quem transformar IA em capacidade institucional vai operar melhor risco, leito, custo e decisão clínica. Quem não transformar, vai apenas adicionar mais uma camada de complexidade ao sistema. A escolha não é entre adotar ou não adotar. É entre adotar com governança — ou ser ultrapassado por quem adotou"

**Obrigado!**

**Hugo Morales**

Médico Infectologista

**41 9983671100**

**hugo@munai.com.br**

