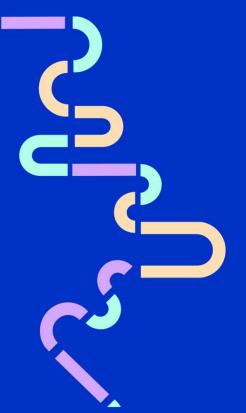






# **LOVE DATA DAY**

03 de junho 2025



# Potência algorítmica, propósito humano

...o caminho para uma IA realmente significativa na área da saúde

# Rodolfo Pacagnella

Professor Livre-docente do Departamento de Tocoginecologia da FCM Unicamp Coordenador da trilha Saúde do BIOS — Brazilian Institute of Data Science

# nature medicine

Review Article | Published: 20 January 2022

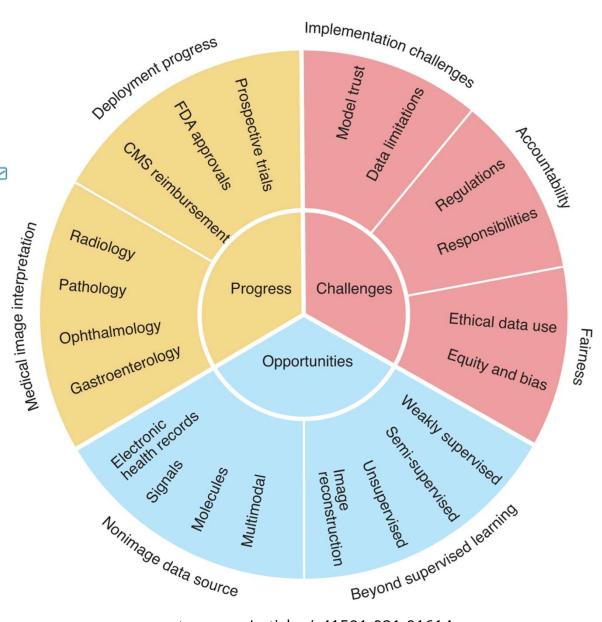
## AI in health and medicine

<u>Pranav Rajpurkar</u>, <u>Emma Chen</u>, <u>Oishi Banerjee</u> & <u>Eric J. Topol</u> □

Nature Medicine 28, 31–38 (2022) Cite this article

### **Abstract:**

Artificial intelligence (AI) is poised to broadly reshape medicine, potentially improving the experiences of both clinicians and patients....



nature.com/articles/s41591-021-01614-

# nature medicine

Review Article | Published: 20 January 2022

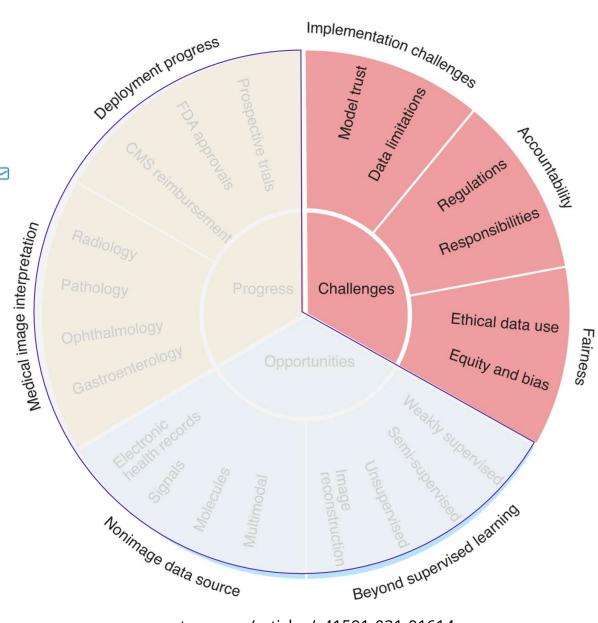
## AI in health and medicine

<u>Pranav Rajpurkar</u>, <u>Emma Chen</u>, <u>Oishi Banerjee</u> & <u>Eric J. Topol</u> □

Nature Medicine 28, 31–38 (2022) Cite this article

### **Desafios:**

- Interpretabilidade e implementação
- Justiça (Fairness)
- Regulação e responsabilidades



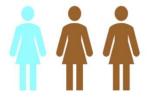
nature.com/articles/s41591-021-01614-







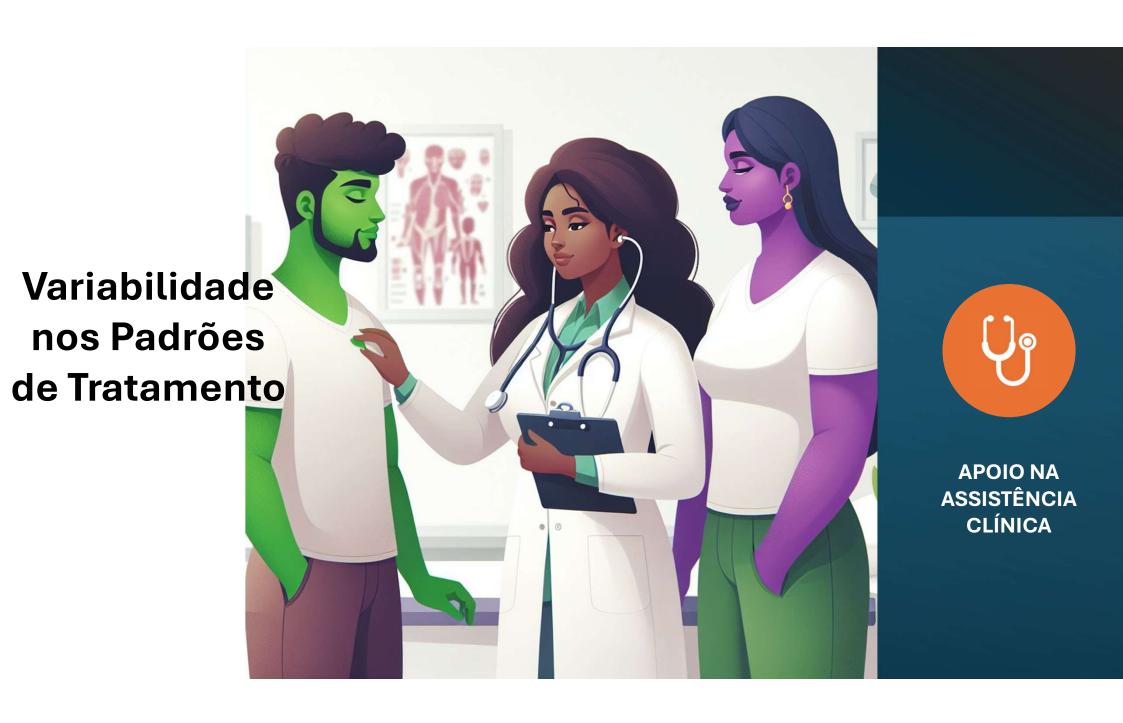




Aproximadamente 2/3 das gestantes com fatores de risco tradicionais **não** vão ter o parto antes de 37 semanas<sup>2,3</sup>



**95%** das gestantes com sintomas de trabalho de parto prematuro **não** dão à luz dentro de 14 dias após os sintomas<sup>2</sup>



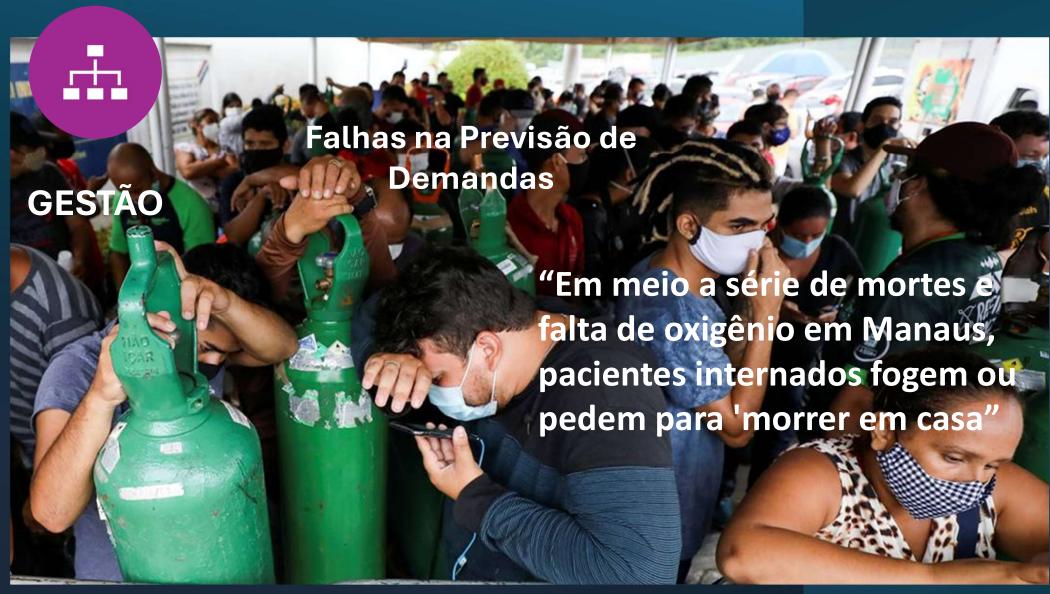




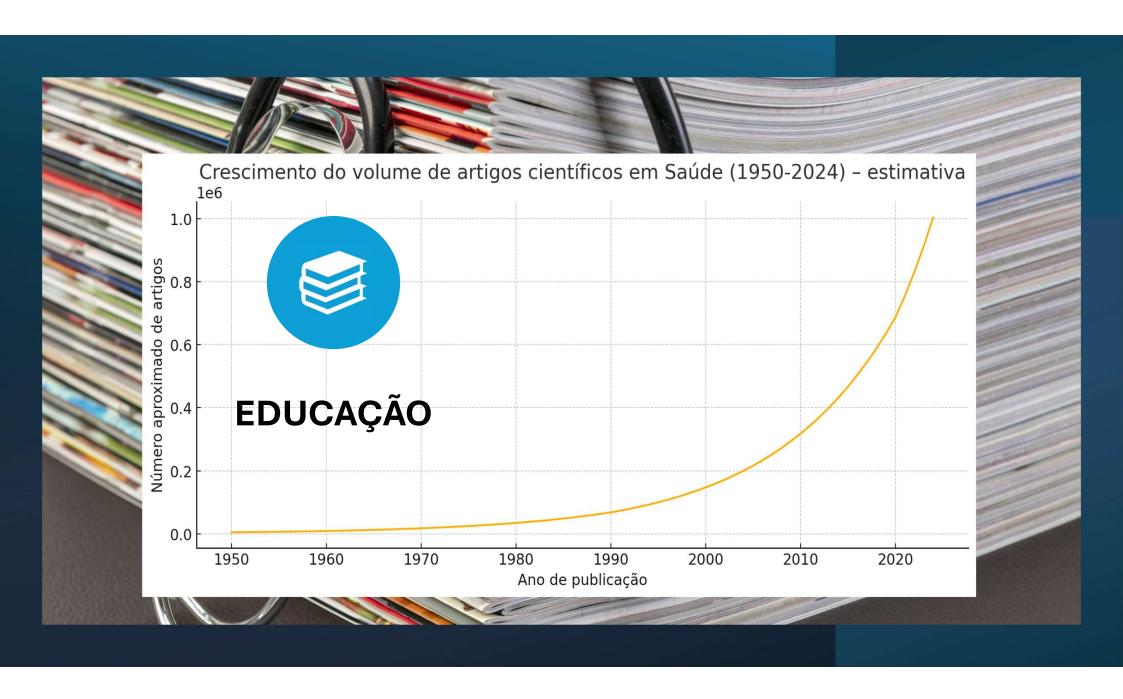


médicos gastam cerca de 20% a 30% de seu tempo em tarefas administrativas, como preenchimento de prontuários, codificação de diagnósticos e procedimentos, e cumprimento de requisitos regulatórios





https://oglobo.globo.com/brasil/em-meio-serie-de-mortes-falta-de-oxigenio-em-manaus-pacientes-internados-fogem-ou-pedem-para-morrer-em-casa-24845958





PRENATAL DIAGNOSIS

Prenat Diagn 2011; 31: 75–83.

Published online in Wiley Online Library
(wileyonlinelibrary.com) DOI: 10.1002/pd.2662

# Prediction of spontaneous preterm delivery from maternal factors, obstetric history and placental perfusion and function at 11–13 weeks

Jarek Beta<sup>1,2</sup>, Ranjit Akolekar<sup>1</sup>, Walter Ventura<sup>1</sup>, Argyro Syngelaki<sup>1,2</sup> and Kypros H. Nicolaides<sup>1,2</sup>\*

<sup>1</sup>Harris Birthright Research Centre for Fetal Medicine, King's College Hospital, London, UK <sup>2</sup>Department of Fetal Medicine, University College Hospital, London, UK

Estudo prospectivo de triagem para resultados obstétricos adversos em mulheres que compareceram à primeira consulta hospitalar de rotina durante a gravidez

34 025 gestações.

Um modelo baseado em fatores maternos poderia detectar 38,2% dos partos prematuros em mulheres com gestações anteriores

Table 3—Logistic regression analysis for the prediction of spontaneous preterm delivery before 34 weeks based on maternal characteristics and obstetric history subdivided according to number of previous preterm deliveries

|  | Univariate |               |          | Multivariate |               |         |
|--|------------|---------------|----------|--------------|---------------|---------|
| Independent variable                   | OR         | 95% CI        | P        | OR           | 95% CI        | p       |
| Age (year)                             | 1.009      | 0.991-1.028   | 0.320    | 1.027        | 1.008-1.047   | 0.006   |
| Weight (kg)                            | 1.004      | 0.997 - 1.011 | 0.260    | _            | _             | _       |
| Height (cm)                            | 0.977      | 0.962 - 0.992 | 0.003    | 0.981        | 0.966 - 0.997 | 0.022   |
| Race origin                            |            |               | < 0.0001 |              |               | < 0.000 |
| Caucasian (reference)                  | 1          |               |          | 1            |               |         |
| African                                | 1.778      | 1.401 - 2.257 | < 0.0001 | 1.765        | 1.372 - 2.272 | < 0.000 |
| South Asian                            | 1.757      | 1.139 - 2.709 | 0.011    | 1.741        | 1.112-2.726   | 0.015   |
| East Asian                             | 1.180      | 0.533 - 2.514 | 0.669    | 1.161        | 0.540 - 2.496 | 0.701   |
| Mixed                                  | 0.688      | 0.305 - 1.553 | 0.369    | 0.679        | 0.300 - 1.539 | 0.354   |
| Smoking                                | 1.577      | 1.143 - 2.174 | 0.005    | 1.813        | 1.297-2.534   | < 0.000 |
| Assisted conception                    | 1.722      | 1.114-2.661   | 0.014    | 1.713        | 1.095 - 2.679 | 0.018   |
| History of alcohol abuse               |            | 0.140-2.268   | 0.419    | _            | _             | _       |
| History of substance abuse             | -          | 3.447         | 0.824    | _            | _             | _       |
| Obstetric history                      | -          | -             | < 0.0001 |              |               | < 0.000 |
| No pregnancy at or be                  | -480- Hill |               |          | 1            |               |         |
| (n = 16103)                            | ( A ( )    |               |          |              |               |         |
| Delivery at 16-3                       | 200        |               | 0.0001   | 5.848        | 3.524-9.704   | < 0.000 |
| (n = 263)<br>Delivery at 1             | 2          | -             | 001      | 18.725       | 6.789-51.748  | < 0.000 |
| (n = 24)<br>Delivery at plus $31-36$   |            | 6 30          | 1/2      | 7.327        | 2.536-21.167  | < 0.000 |
| Delivery at plus ≥37 w                 | 34         | The st        |          | 1.548        | 0.715-3.349   | 0.267   |
| Delivery at blus ≥37 we                | 137        |               | 9 1      | 9.749        | 3.316-28.662  | < 0.000 |
| Delivery at 31                         |            |               | 001      | 2.331        | 1.361-3.993   | 0.002   |
| Delivery at $31$ — weeks ( $n = 388$ ) |            |               | .008     | 1.872        | 0.971-3.609   | 0.061   |
| Delivery at ≥37 we                     |            | 12            | < 0.0001 | 0.583        | 0.456-0.747   | < 0.000 |



☆ Courses & Congress ▼ FMF Certification ▼ FMF fellowships ▼ Education ▼ Calculators ▼ Research ▼ Look for Life ▼ Contact us

### Prediction of risk

- > Preeclampsia
- > 11+0 to 14+1 weeks
- > 19<sup>+0</sup> to 24<sup>+6</sup> weeks
- > 30<sup>+0</sup> to 37<sup>+6</sup> weeks
- > Small for Gestational Age
- > Trisomies
- > Gestational diabetes
- > Miscarriage
- > Stillbirth
- > Fetal macrosomia
- > Preterm birth history
- > Preterm birth cervix

### **Assessment / management**

- > Management: SGA
- > Management: Fetal anemia
- > Pregnancy dating
- > Assessment: Fetal growth
- > Assessment: Birth weight
- > Assessment: Fetal Doppler
- > Assessment: Uterine PI
- > Assessment: Nuchal translucency

#### ✓ Performance audits

- > Mean arterial pressure
- > Uterine artery PI
- > Nuchal translucency
- > Ductus venosus PIV
- > Serum sFLT-1
- > Serum PLGF
- > Serum PAPP-A

### Risk assessment

### Risk for spontaneous birth at <28, <31, <34 or <37 weeks

This application allows estimation of risks for spontaneous preterm birth from a combination of previous obstetric history and measurement of cervical length at 20-26 weeks. 📆

### Please record the following information and then press Calculate.

### **Maternal characteristics** Nulliparous V Previous obstetric history Cervical length 22.0 mm Measurement at 20-26 weeks

### Calculate risk

### Results

Risk of delivery before 28 weeks: 0.5 % Risk of delivery before 31 weeks: 1.3 % Risk of delivery before 34 weeks: 3.1 % Risk of delivery before 37 weeks: 8.8 %

This software is based on research carried out by The Fetal Medicine Foundation. Neither the FMF nor any other party involved in the development of this software shall be held liable for results produced using data from unconfirmed sources. Clinical risk assessment requires that the ultrasound measurements are taken by accredited practitioners.





#### RESEARCH ARTICLE

Cervical length varies considering different populations and gestational outcomes: Results from a systematic review and metaanalysis

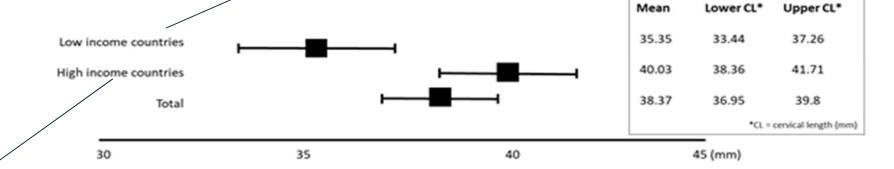
T. G. Bortoletto<sup>1</sup>, T. V. Silva<sup>1,2</sup>, A. Borovac-Pinheiro<sup>1</sup>, C. M. Pereira<sup>1</sup>, A. D. Silva<sub>0</sub><sup>1</sup>, M. S. França<sub>0</sub><sup>3</sup>, A. R. Hatanaka<sup>3</sup>, J. P. Argenton<sup>1</sup>, R. Passini, Jr.<sup>1</sup>, B. W. Mol<sub>0</sub><sup>4</sup>, J. G. Cecatti<sup>1</sup>, R. C. Pacagnella<sub>0</sub><sup>1</sup>\*

1 School of Medical Sciences, University of Campinas (UNICAMP), Campinas, São Paulo, Brazil,
2 University of Pernambuco (UPE), Recife, Pernambuco, Brazil,
3 Department of Obstetrics and Gynaecology, Federal University of São Paulo (UNIFESP), São Paulo, Brazil,
4 Department of Obstetrics and Gynaecology, Monash University, Clayton, Victoria, Australia



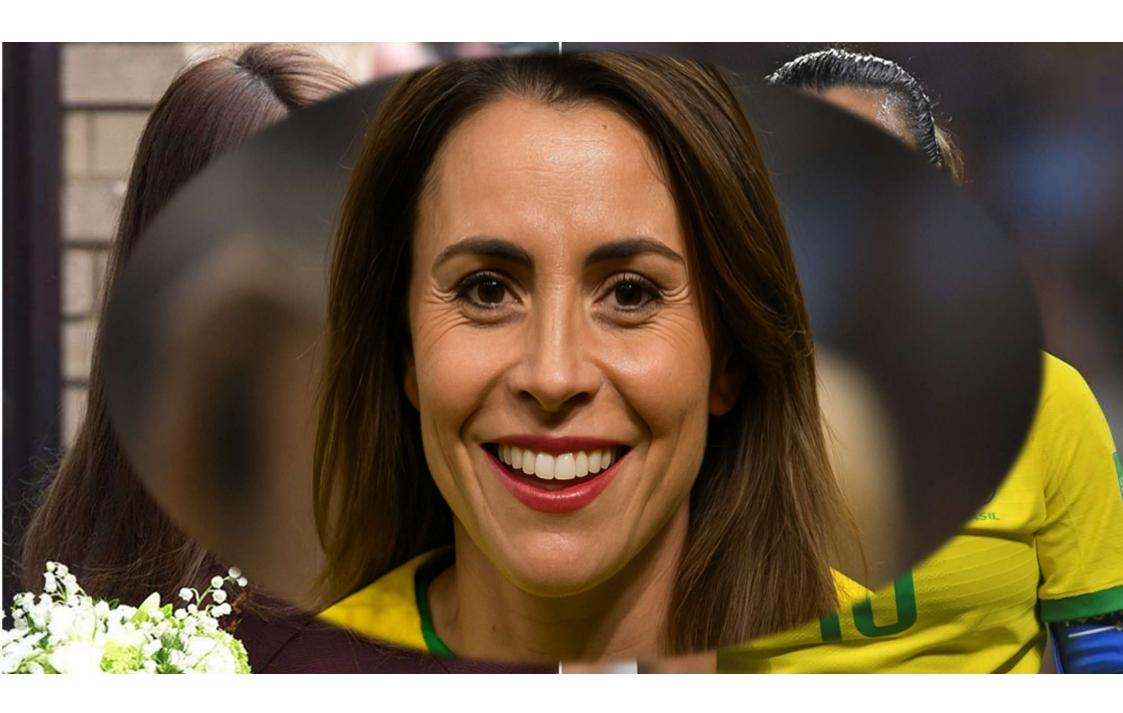
### **PLOS ONE**

Cervical length measurements (mm) of 48 publications included in meta-analysis – 38,17 mm



$$I^2 = 99.95\%$$
 Q = 95207 p = 0.000

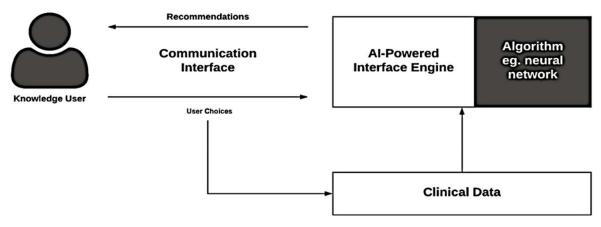
Figure 4 – Comparison between low/medium income versus high income countries demonstrating a statistically significant difference (p value < 0.0001) in cervical length measurement



Algoritmo pega as regras programadas ou determinadas por IA e as estruturas de dados e as aplica aos dados clínicos do paciente para gerar uma saída ou ação, que é apresentada ao usuário por meio do mecanismo de comunicação

# A decisão alavancada por inteligência artificial (IA).

### Non-knowledge based single system CDSS







Uma das principais vantagens estratégicas do setor de saúde ainda é sua capacidade intrínseca de gerar grandes volumes de dados reais e contextualizados em escala.

Mas... o verdadeiro poder dos dados de saúde não está na sua quantidade, más nas suas características que exigem curadoria, governança e uso ético.

## Técnico

- Fragmentação dos dados
- Padronização insuficiente
- Qualidade dos dados

# Ético-social

- Viés e equidade
- Transparência e explicabilidade

# Operacional / Humano

- Integração ao fluxo de trabalho
- Erro humano / hiperconfiança

# Jurídico-regulatório

- Privacidade e segurança
- Consentimento e propriedade
- Conformidade normativa



# Técnico

| Desafio                      | Descrição  | Implicação clínica   |
|------------------------------|--|--|
| Fragmentação dos<br>dados    | Registros distribuídos em<br>múltiplos provedores e EHRs<br>sem padrão único | Dificulta treino, validação e<br>atualização contínua dos<br>modelos |
| Padronização<br>insuficiente | Formatos e códigos<br>divergentes para a mesma<br>condição                   | Integração complexa, maior risco de erros de mapeamento              |
| Qualidade dos<br>dados       | Erros, lacunas e<br>inconsistências em notas<br>humanas ou geradas por IA    | Reduz confiabilidade das predições e amplifica erros                 |

Jiang L, et al. Opportunities and challenges of artificial intelligence in the medical field: current application, emerging problems, and problem-solving strategies. **J Int Med Res**. 2021 Mar;49(3):3000605211000157. LI, Yu-Hao et al. Innovation and challenges of artificial intelligence technology in personalized healthcare. **Scientific reports**, v. 14, n. 1, p. 18994, 2024.

# Role of Al in Electronic Health Records (EHR)



Data Management and Organization



Data Analysis and Insights



Predictive Analytics



Natural Language Processing (NLP)



Virtual Medical Assistants



Image and Signal Analysis



Clinical Decision Support

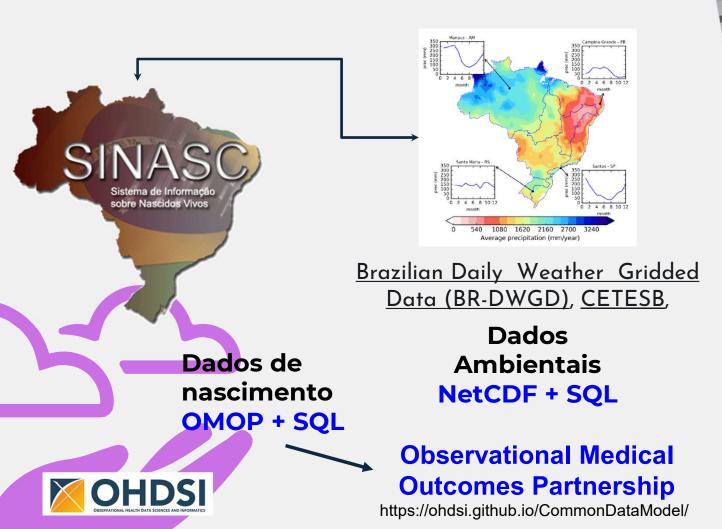


Personalized Medicine



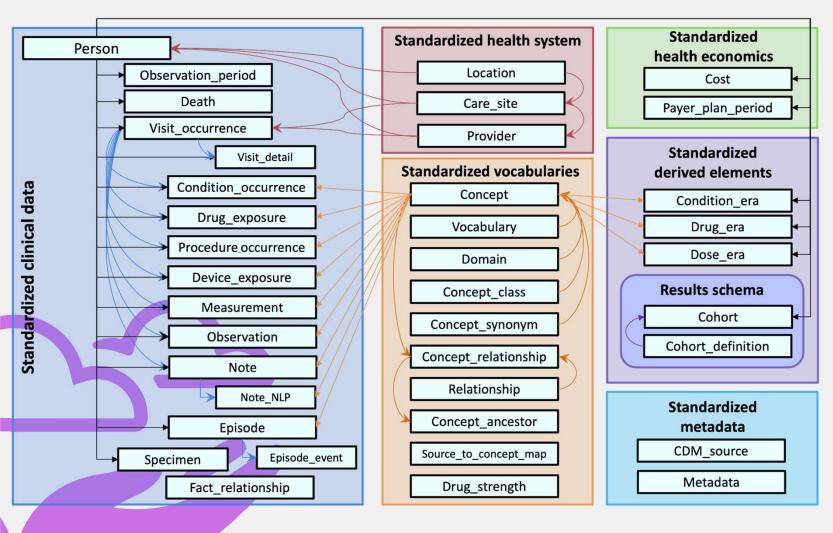


# Datasets integrados









O Modelo Comum de Dados (CDM) Observational Medical Outcomes Partnership (OMOP) é um padrão de dados comunitário aberto, projetado para padronizar a estrutura e o conteúdo de dados observacionais e permitir análises eficientes que podem produzir evidências confiáveis.

# UTILIZAÇÃO DE MODELOS BERT EM LÍNGUA PORTUGUESA PARA PREDIÇÃO DE CÓDIGOS CID EM CONTEXTO MATERNO E PERINATAL

Ricardo da Silva Santos (IFG/UNICAMP), Murilo Gazzola (MACKENZIE), Renato Teixeira Souza (UNICAMP), Rodolfo Pacagnella (UNICAMP), Cristiano Torezzan (Unicamp)



Prêmio - Melhor Trabalho em Andamento Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde



DATASETS, BENCHMARKS, AND PROTOCOLS



# Large Language Models Are Poor Medical Coders — Benchmarking of Medical Code Querying

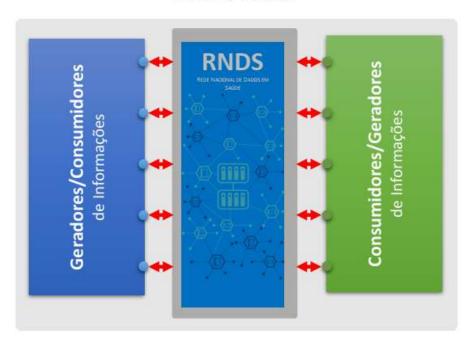
Published April 19, 2024 | NEJM AI 2024;1(5) | DOI: 10.1056/AIdbp2300040 VOL. 1 NO. 5 | Copyright © 2024

# Qual é o problema?

- Mais de 2.000 tipos diferentes de sistemas de prontuário eletrônico.
- Mais de 200 sistemas nacionais diferentes para entrada de dados e com pouca ou nenhuma interoperabilidade.
- Ausência de padronização da troca de informações.



## Troca de Informação de Saúde Com a RNDS



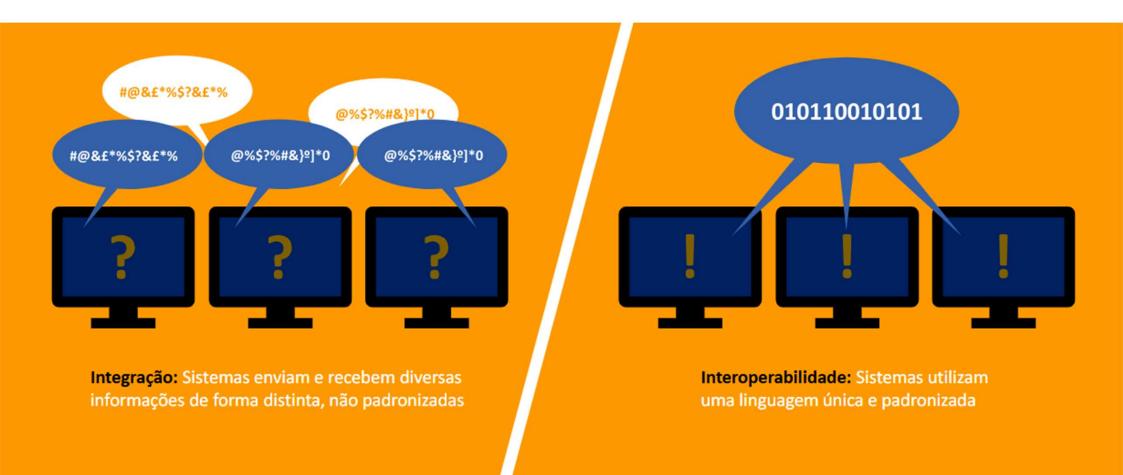






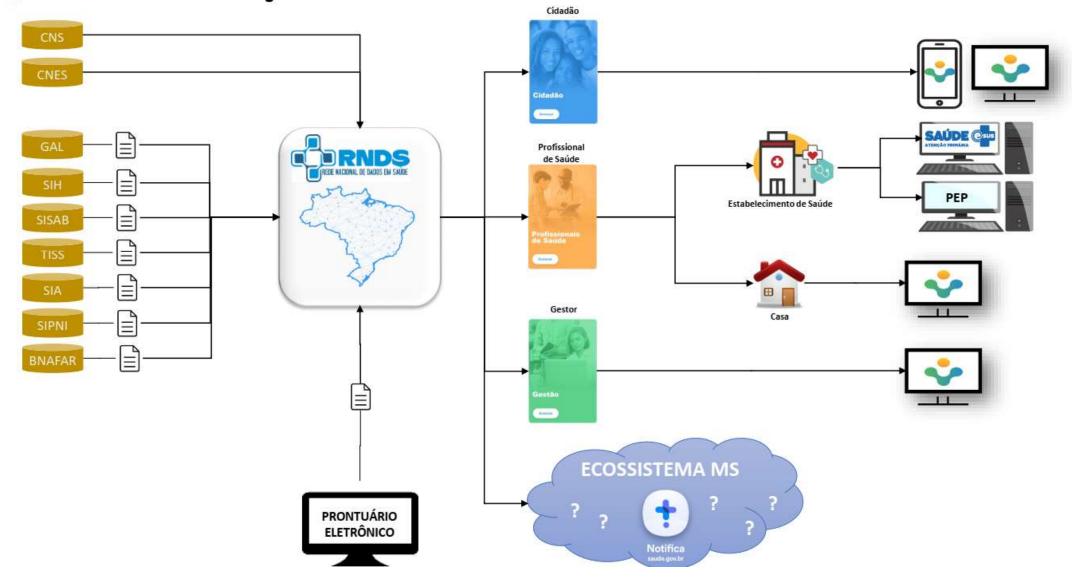
# Integrar x Interoperar

A RNDS padroniza a linguagem para a troca de informações em saúde em âmbito nacional.





# Informações na RNDS - fase 1



# Benefícios

Continuidade do cuidado

Cuidado centrado no paciente;

Redução de erros e redundâncias



Protagonismo na autogestão da saúde

Eficiência operacional

Melhor comunicação e engajamento

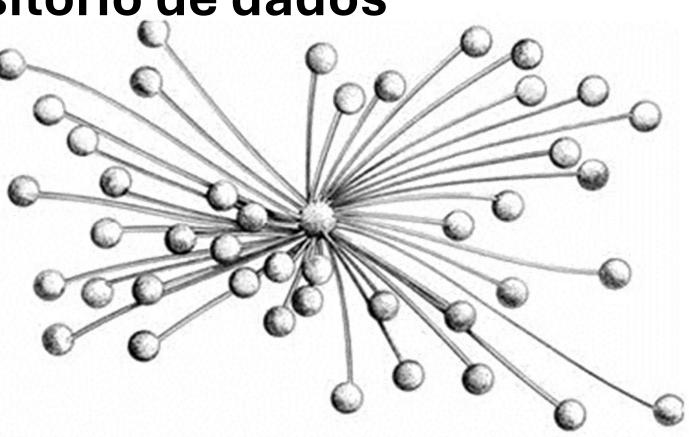






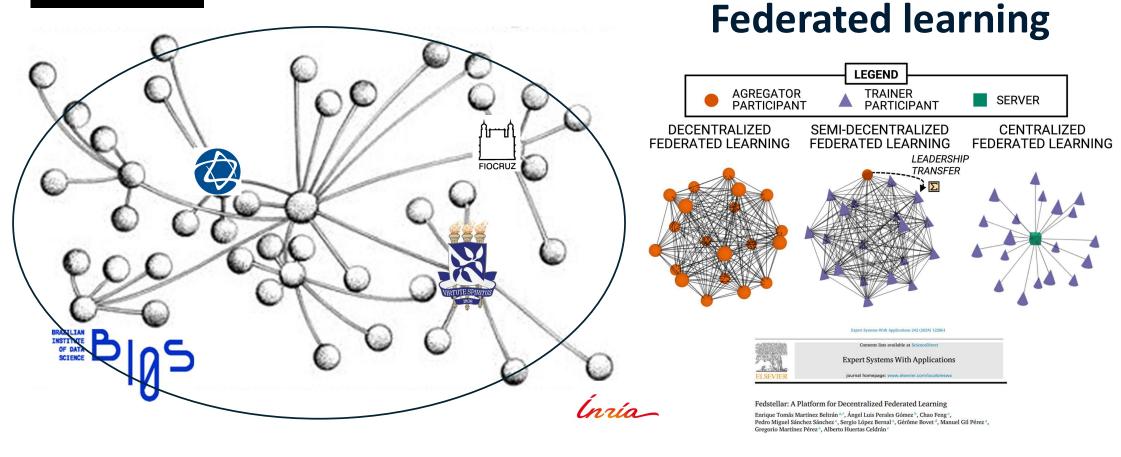
# Repositório de dados







# Repositório de dados



# Ético-social

| Desafio                                | Descrição   | Implicação clínica  |
|--|---|---|
| Redução de Viés e<br>busca de equidade | Sub-representação de populações específicas no conjunto de treino | Resultados menos<br>precisos ou injustos<br>para esses grupos |
| Transparência e<br>explicabilidade     | Modelos opacos<br>("black box")<br>dificultam<br>compreensão      | Erosão da confiança<br>de pacientes e<br>profissionais        |

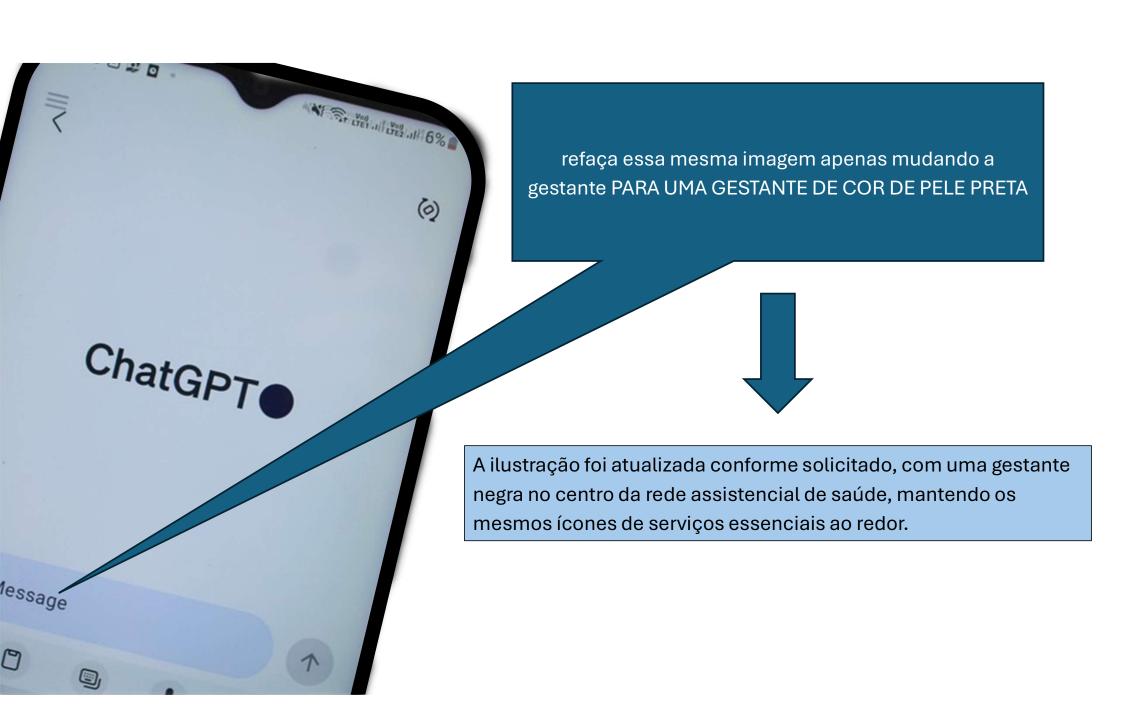
Jiang L, et al. Opportunities and challenges of artificial intelligence in the medical field: current application, emerging problems, and problem-solving strategies. **J Int Med Res**. 2021 Mar;49(3):3000605211000157.

LI, Yu-Hao et al. Innovation and challenges of artificial intelligence technology in personalized healthcare. Scientific reports, v. 14, n. 1, p. 18994, 2024.







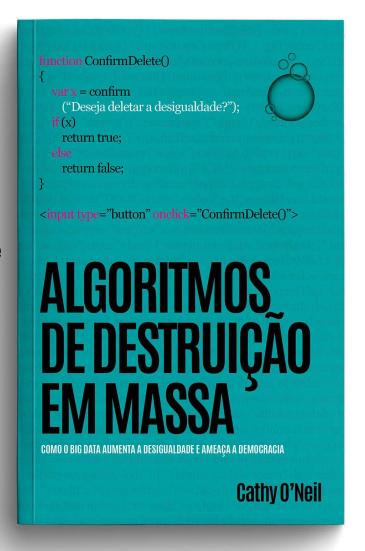








Modelos algorítmicos de larga escala que classificam pessoas, reproduzem vieses humanos e punem desproporcionalmente grupos pobres ou pouco representados.



Dados gerados pelos próprios modelos reforçam as premissas originais, intensificando desigualdades.



#### **Patterns**



**Perspective** 

### Thinking about Trust: People, Process, and Place

Stephen Marsh, 1,\* Tosan Atele-Williams, 1 Anirban Basu, 2 Natasha Dwyer, 3 Peter R. Lewis, 4 Hector Miller-Bakewell, 5 and Jeremy Pitt<sup>6</sup>



- Imposição de Confiança:
   Confiança imposta via algoritmos e estatísticas.
- Empoderamento de Confiança:
   Usuário toma decisões baseadas em evidências.



confiança é crucial para o a utilização de IA

Confiabilidade

# An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success

Reed T. Sutton 1, David Pincock2, Daniel C. Baumgart1, Daniel C. Sadowski1, Richard N. Fedorak1 and Karen I. Kroeker1

npj Digital Medicine (2020) 3:17 ; https://doi.org/10.1038/s41746-020-0221-y

# Non-knowledge based single system CDSS Recommendations Algorithm Communication AI-Powered eg. neural Interface Interface Engine network Knowledge User **User Choices Clinical Data**

# An Open Science Approach to Artificial Intelligence in Healthcare

A Contribution from the International Medical Informatics Association Open Source Working Group

Chris Paton<sup>1,3</sup>, Shinji Kobayashi<sup>2,3</sup>

# Explicabilidade



### Relação entre "Caixa-Preta" e Confiança em IA

- Confiança envolve precisão, eficácia e transparência.
- **Processos tipo "Caixa-Preta"** Erosão da confiança devido à falta de transparência.
- Equilíbrio Necessário entre complexidade do algoritmo e transparência para ganhar confiança.
- Confiança como fator crítico para adoção responsável de IA em saúde.

# Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead

Cynthia Rudin ☑

Nature Machine Intelligence 1, 206–215 (2019) Cite this article



# Transparência

Cynthia Rudin sugere uma alternativa: o desenvolvimento e uso de modelos que são inerentemente interpretáveis:

"o caminho a seguir é focar no desenvolvimento de modelos de aprendizado de máquina que sejam inerentemente interpretáveis, pois isso não apenas tornaria os modelos mais transparentes, mas também poderia evitar práticas ruins e potenciais danos à sociedade"

### Operacional / Humano

| Desafio                            | Descrição  | Implicação clínica                                       |
|------------------------------------|--|--|
| Integração ao fluxo<br>de trabalho | Necessidade de adaptar<br>rotinas, sistemas e<br>treinamento | Atrasos na adoção, atrito entre equipes de TI e clínicos |
| Erro humano /<br>hiperconfiança    | Dependência excessiva de recomendações algorítmicas          | Risco de diagnósticos ou tratamentos inadequados         |

Jiang L, et al. Opportunities and challenges of artificial intelligence in the medical field: current application, emerging problems, and problem-solving strategies. **J Int Med Res**. 2021 Mar;49(3):3000605211000157.

LI, Yu-Hao et al. Innovation and challenges of artificial intelligence technology in personalized healthcare. **Scientific reports**, v. 14, n. 1, p. 18994, 2024.

### npj | digital medicine

Perspective | Open Access | Published: 16 August 2019

#### The "inconvenient truth" about AI in healthcare

Trishan Panch, Heather Mattie & Leo Anthony Celi 

✓

- 1) Ferramentas de IA, per se, **não reestruturam a forma como os serviços**são oferecidos.
- 2) As unidades de saúde carecem de infraestrutura necessária para coletar dados da população local para 'ajustar' algoritmos pré-treinados e evitar viés, preconceitos e problemas de generalização.



"algoritmos que se destacam na literatura não são, de fato, executáveis nas linhas de frente da prática clínica"

> lshii et al. Journal of Intensive Care (2020) 8:35 https://doi.org/10.1186/s40560-020-00452-5

lournal of Intensive Care

REVIEW

Open Access

The advent of medical artificial intelligence: lessons from the Japanese approach

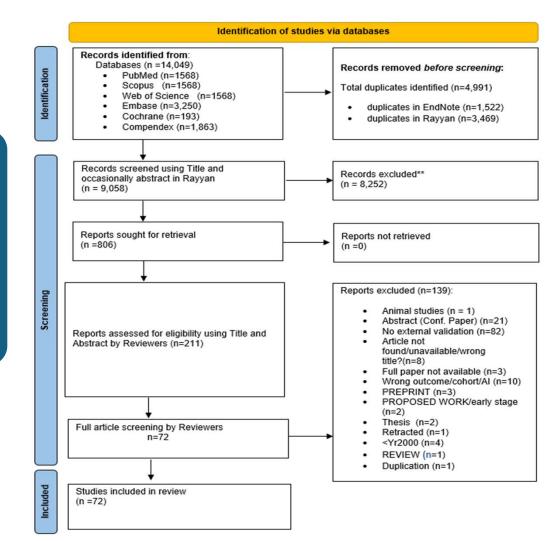


Euma Ishii<sup>1,2,3\*</sup>, Daniel K. Ebner<sup>4</sup>, Satoshi Kimura<sup>5</sup>, Louis Agha-Mir-Salim<sup>6</sup>, Ryo Uchimido<sup>2,7</sup> and Leo A. Celi<sup>3,7</sup>



From Promise to Practice: Artificial
Intelligence for Maternal and Neonatal
Outcome Prediction—A Systematic
Review

**OLUWAFUNMILOLA DEBORAH AWE** 





Validação
humana
sistemática
(human-in-theloop) é mandatória
em ciclos de
desenvolvimento e
uso de IA



A ferramenta foi desenvolvida na nossa população?
Validada na nossa população?
Foi testada na prática clínica?
Em ensaio clínico?
Funciona?



# Jurídico-regulatório

| Desafio                     | Descrição   | Implicação clínica  |
|-----------------------------|---|---|
| Privacidade e<br>segurança  | Risco de violação ou re-<br>identificação de dados<br>sensíveis | Danos à confidencialidade e<br>possíveis sanções legais                   |
| Consentimento e propriedade | Pacientes não compreendem ou não controlam o uso de seus dados  | Questionamentos éticos e<br>legais sobre legitimidade do<br>processamento |
| Conformidade<br>normativa   | Legislação desatualizada<br>frente ao ritmo da IA               | Incerteza jurídica, barreiras à adoção escalonada                         |

Jiang L, et al. Opportunities and challenges of artificial intelligence in the medical field: current application, emerging problems, and problem-solving strategies. **J Int Med Res**. 2021 Mar;49(3):3000605211000157.

LI, Yu-Hao et al. Innovation and challenges of artificial intelligence technology in personalized healthcare. Scientific reports, v. 14, n. 1, p. 18994, 2024.





# Responsabilização

Article

Application of Artificial Intelligence-Based Technologies in the Healthcare Industry: Opportunities and Challenges

DonHee Lee 100 and Seong No Yoon 2,\*

- College of Business Administration, Inha University, Incheon 22212, Korea; dhlee04@inha.ac.kr
- Department of Business Edward Waters College, Jacksonville, FL 32209, USA
- \* Correspondence: Seong.yoon@ewc.edu

- Questão da "Responsabilidade pelo Uso do Sistema" é um tópico complexo que cruza várias disciplinas, incluindo ética, direito e gestão.
- O dilema é complicado porque várias partes estão envolvidas na implementação e uso da IA em um ambiente médico:

- **1. Desenvolvedores** de Sistema: defeito no algoritmo
- **2. Administradores Hospitalares**: decidem adquirir e implementar o sistema de IA
- Equipe de Saúde: usuários finais do sistema de IA - uso inadequado do sistema.
- 4. Consultores em tecnologia:
  aconselhamento da administração
  hospitalar na aquisição e implementação
  do sistema

# Principais Pontos de Interesse

- Centralidade da Pessoa Humana
- Proteção de Direitos Fundamentais
  - (Art. 2° e Art. 3°)
- Promoção da Pesquisa e Desenvolvimento (P&D)
  - (Art. 2°, inciso IX)
- Governança e Transparência
  - (Art. 19 a Art. 25)
- Responsabilidade Civil e Proteção dos Vulneráveis
  - (Art. 27 e Art. 12)



### **SENADO FEDERAL**

PROJETO DE LEI N° 2338, DE 2023

Dispõe sobre o uso da Inteligência Artificial.



# Potenciais problemas

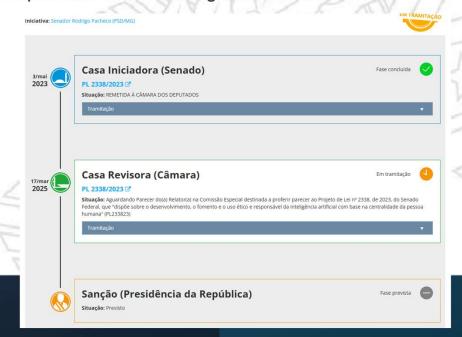
- Muito defensiva, regulação muito rigorosa
  - Mais rigorosa que outras regulamentações como a europeia
- Conflito entre inovação e proteção
- Exigências demasiadas
  - Explicabilidade e Transparência
  - Avaliação de Impacto Algorítmico (AIA)
- Retira capacidade competitiva
- Pouca clareza na definição das categorias de risco
- Excessiva responsabilização independentemente do grau de autonomia do sistema



### **SENADO FEDERAL**

PROJETO DE LEI N° 2338, DE 2023

Dispõe sobre o uso da Inteligência Artificial.



- Não há amplo posicionamento institucional de Institutos de Pesquisa
- Não há
   posicionamento
   aberto e assertivo
   das Universidades
- Não há discussão aberta nem mesmo nesta Universidade





Regulação da Inteligência Artificial: Garantindo um Futuro Ético e Inclusivo no Brasil.

O Projeto de Lei N° 2338 de 2023, de autoria do Senador Rodrigo Pacheco

(DSD/MG) dispão sobre presona latitlicânsia deficial activación servicia de 100 de

#### ligência Artificial no Brasil e no

ı a passos largos, assim deve seguir a regulamentação esta sexta-feira, nosso olhar se volta para o cenário

sendo incorporados pelo capital; 2) seu possível nceituosos de infratores ou criminosos, assim



suas

a de

ição

s de



Protect autonomy



Foster responsibility and accountability



Promote human well-being, human safety and the public interest



Ensure inclusiveness and equity



Ensure transparency, explainability and intelligibility



Promote AI that is responsive and sustainable





# Ethics and governance of artificial intelligence for health

Guidance on large multi-modal models



# Os 3 **"T"** para uma IA **Clinicamente Viável**

# A IA clinicamente viável exige

### Transparência

sustentada por metadados ricos, padrões interoperáveis e documentação pública;

• Testes contínuos

que ligam métricas de machine learning a desfechos clínicos reais, suportados por pipelines de *continuous validation*; e

• Trabalho colaborativo

entre especialistas de dados, ética e assistência que mantêm a supervisão humana prescrita pelo Al Act.

# 1 | Transparência — modelos e dados auditáveis

### Metadados e rastreabilidade ("data lineage")

• A rastreabilidade é pré-requisito dos 40 requisitos de transparência do guia da OMS para LMMs em saúde.

Documentação Padronizada

Interoperabilidade

2 | Testes — validação prospectiva e monitoramento contínuo

# Desenho de validação

Validação contínua

# 3 | Trabalho Colaborativo — equipes multidisciplinares orientadas por dados



CURADORIA E LIDERANÇA CLÍNICA



ENGENHARIA DE DADOS EM SAÚDE



CIÊNCIA DE DADOS VOLTADA PARA A CLÍNICA



ESPECIALISTA EM ÉTICA



LEGISLAÇÃO ROBUSTA







Obrigado

rodolfop@unicamp.br