ENEMP 2026

XLII Congresso Brasileiro de Sistemas Particulados

18 a 21 de Outubro de 2026

Vassouras, RJ

Inteligência Artificial Aplicada a Sistemas Particulados: Fundamentos e Perspectivas Tecnológicas

Prof. Dr. Luiz Augusto C. Meleiro
Deptº de Engenharia Química – UFRRJ
Laboratório de Escoamento de Fluidos Giulio Massarani
meleiro@ufrrj.br

Tópicos da Apresentação

1. Introdução: Particularidades e Desafios de Engenharia dos Sistemas Particulados
2. Aspectos do Uso da IA na Pesquisa Científica
3. Fundamentos de Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina
4. Obtenção de Dados e Desenvolvimento e Validação de Modelos
5. Integração entre IA/ML e Modelos Fenomenológicos
6. Aplicações e Estudos de Caso
7. Perspectivas Tecnológicas e Mensagem Final

INTRODUÇÃO

1) *Particularidades e Desafios de Engenharia dos Sistemas Particulados*

Sistemas Particulados: Particularidades e Desafios de Engenharia

- **Escopo:** Populações de partículas sólidas, em contato entre si ou dispersas em um fluido, presentes em diferentes operações de engenharia.
- **Operações:** Peneiramento, moagem, mistura, sedimentação, fluidização, transporte de sólidos, etc.
- **Variáveis de interesse:** Distribuição de tamanhos, concentração de sólidos, vazão mássica, qualidade da separação, regime de escoamento, etc.
- **O que observar.** Queda de pressão, flutuações de pressão, vibração, imagens e distribuição dos sólidos.
- **Desafio:** Como relacionar as medições disponíveis, os mecanismos de interação e as condições operacionais às propriedades e ao comportamento do processo?

JAEGER, H. M. et al. Granular solids, liquids, and gases. Rev. Mod. Phys., 68, 1259 (1996).
MITARAI, N.; NORI, F. Wet granular materials. Advances in Physics, 55, 1–45 (2006).
RAMKRISHNA, D.; SINGH, M.R. Population Balance Modeling: Current Status and Future Prospects. Annu. Rev. Chem. Biomol. Eng., 5 (2014).

Particularidades e Desafios de Engenharia dos Sistemas Particulados

Propriedades das Partículas e Resposta do Conjunto

- **Polidispersidade:** Partículas diferem em tamanho, forma e densidade.
  Um diâmetro médio pode ocultar distribuições com respostas distintas.

- **Efeitos de superfícies e umidade:** Rugosidade, atrito e forças coesivas alteram mobilidade, empacotamento e tendência à aglomeração.

- **População em evolução:** Quebra, agregação e crescimento podem modificar a distribuição de tamanhos ao longo do processo.

- **Consequência para a engenharia:** A resposta do conjunto depende da distribuição de propriedades e de sua evolução, além dos valores médios.

VAN DER HOEF, M. A. et al. Numerical Simulation of Dense Gas-Solid Fluidized Beds: A Multiscale Modeling Strategy. Annu. Rev. Fluid Mech., 40, 47–70 (2008).
RAMKRISHNA, D.; SINGH, M. R. Population Balance Modeling: Current Status and Future Prospects. Annu. Rev. Chem. Biomol. Eng., 5, 123–146 (2014).

Particularidades e Desafios de Engenharia dos Sistemas Particulados

Complexidade Inerente: Interações e Mecanismos Coletivos

- **Partícula–partícula e partícula–parede:** Contatos, atrito e colisões dissipativas controlam a transmissão de forças e o movimento.
- **Coesão:** Forças de superfície e, em materiais parcialmente molhados, pontes líquidas podem favorecer aglomeração e dificultar o escoamento.
- **Partícula–fluido:** Arrasto, empuxo e propriedades do fluido acoplam o movimento das fases.
- **Resposta coletiva:** Segregação, formação de aglomerados, canais preferenciais e mudanças de regime dependem também da concentração, da geometria e das condições operacionais.

JAEGER, H. M. et al. Granular solids, liquids, and gases. Rev. Mod. Phys., 68, 1259 (1996).
MITARAI, N.; NORI, F. Wet granular materials. Advances in Physics, 55, 1–45 (2006).
RAMKRISHNA, D.; SINGH, M. R. Population Balance Modeling: Current Status and Future Prospects. Annu. Rev. Chem. Biomol. Eng., 5 (2014).

Particularidades e Desafios de Engenharia dos Sistemas Particulados

Medição e Representatividade dos Dados: UM DESAFIO CENTRAL

- **Observação parcial do sistema:** Imagens revelam projeções e regiões visíveis.
  Opacidade e heterogeneidade espacial limitam a observação do interior e a representatividade das amostras.
  Oclusão e amostragem podem limitar a representatividade.

- **Sensores indiretos:** Sinais de pressão, acústica ou vibração, além de imagens, precisam de calibração que considere outras variáveis do processo e as condições de aquisição.

- **Instrumentação adequada.** Posição dos sensores, taxa de aquisição, resposta dinâmica e ruído influenciam a informação disponível.

- **Referência experimental:** Calibração, incerteza e representatividade devem acompanhar a interpretação dos sinais e sua comparação com medições independentes.
  Estimativas das propriedades exigem medições independentes e caracterização da incerteza.

- **Generalização:** Lotes, materiais e condições operacionais distintos devem entrar na avaliação do modelo, conforme o uso pretendido.

BALS, J.; EPPLE, M. Deep learning for automated size and shape analysis of nanoparticles in scanning electron microscopy. RSC Advances, 13, 2795–2802 (2023).
THEBELT, A. et al. Maximizing information from chemical engineering data sets: Applications to machine learning. Chem. Eng. Sci. (2022).

Particularidades e Desafios de Engenharia dos Sistemas Particulados

Modelagem Matemática: Descrição Física e Limitações

- **Modelos matemáticos:** Equações de conservação, métodos estatísticos, correlações empíricas, balanços populacionais, CFD e DEM podem ser adequados às perguntas de engenharia e permitem estimar respostas globais.

- **Escolha do modelo.** Precisão requerida e domínio de validade orientam a seleção.
  Contudo, a complexidade física, isoladamente, não demonstra vantagem do aprendizado de máquina.

- **Limitações e lacunas da abordagem fenomenológica:**
  Relações constitutivas, parâmetros de interação podem exigir informação adicional.
  Custo computacional elevado condicionam a escala, a precisão e a rapidez da previsão.

- **Abordagem integrada:**
  Utilizar as **equações de conservação** para preservar a estrutura mecanista e o **aprendizado de máquina** para estimar componentes pouco conhecidos. Essa combinação caracteriza uma forma de **"Modelagem Híbrida"**.

VAN DER HOEF, M. A. et al. Numerical Simulation of Dense Gas-Solid Fluidized Beds: A Multiscale Modeling Strategy. Annu. Rev. Fluid Mech., 40, 47–70 (2008).
RAMKRISHNA, D.; SINGH, M. R. Population Balance Modeling: Current Status and Future Prospects. Annu. Rev. Chem. Biomol. Eng., 5, 123–146 (2014).

Oportunidades para a IA e ML

- **Caracterização e monitoramento:** Aprendizado de máquina pode relacionar imagens e/ou sinais às propriedades das partículas e às variáveis operacionais.
- **Modelagem:** Dados históricos de processo podem auxiliar a estimação de parâmetros, a construção de relações constitutivas e a aproximação de simuladores.
- **Critério de validade:** O desempenho depende da representatividade dos dados, da incerteza e das condições de teste.
- **Questão para a pesquisa científica:** Qual evidência sustenta a previsão e qual sustenta a explicação do mecanismo?

Contudo...

BALS, J.; EPPLE, M. Deep learning for automated size and shape analysis of nanoparticles in scanning electron microscopy. RSC Advances, 13, 2795–2802 (2023).
THEBELT, A. et al. Maximizing information from chemical engineering data sets: Applications to machine learning. Chem. Eng. Sci. (2022).

2) *Aspectos do Uso da IA na Pesquisa Científica*

Um Convite à Reflexão: A pesquisa impulsionada pela IA ameaça nossa verdadeira compreensão e cria uma ilusão de conhecimento?

- Lisa Messeri e Molly Crockett discutiram os benefícios e riscos do uso de IA na pesquisa científica.
- **Atratividade:** Promessas de melhorar a produtividade e a objetividade mediante a superação de limitações cognitivas humanas.
- **Alerta:** Ao explorar nossas limitações cognitivas, as soluções de IA nos torna vulneráveis a ilusões de compreensão nas quais **acreditamos compreender mais sobre o mundo do que efetivamente compreendemos**.
- **Risco:** A proliferação de ferramentas de IA na ciência traz o risco de introduzir uma fase da investigação científica em que **produzimos mais, mas compreendemos menos**.

Pacto faustiano???

MESSERI, L.; CROCKETT, M.J. **Artificial Intelligence and Illusions of Understanding in Scientific Research**. Nature, V. 627, 2024.
Department of Anthropology, Yale University. Department of Psychology, Princeton University.

Aspectos do Uso da IA na Pesquisa Científica

- **Visões de IA para a Pesquisa Científica**
  - Os cientistas precisam lidar com diversas restrições à pesquisa, incluindo tempo finito, orçamentos fixos e capacidades cognitivas limitadas.
  - As ferramentas de IA são vistas como soluções para essas barreiras, permitindo que os cientistas sejam mais produtivos, mais objetivos e livres de vieses e subjetividade.
  - As autoras propuseram uma taxonomia com quatro visões distintas de IA:
    1. **Oráculo,**
    2. **Substituto,**
    3. **Analista Quantitativo,** e
    4. **Árbitro**.

MESSERI, L.; CROCKETT, M.J. “Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research”. Nature, Vol. 627, 2024.

Aspectos do Uso da IA na Pesquisa Científica

As autoras propuseram uma taxonomia com quatro visões distintas de IA:

Visão da IA para a Pesquisa	Promessa	Risco
Oráculo	Sintetizar a literatura e apoiar a formulação de hipóteses.	Confundir acesso à informação com compreensão científica: **Ilusão de Conhecimento**.
Substituto	Gerar dados sintéticos para complementar ou substituir a coleta de dados reais, dispendiosa e demorada.	Reproduzir vieses e restringir a investigação aos fenômenos representados pelo modelo.
Analista Quantitativo	Automatizar análises e identificar padrões ocultos em dados complexos.	Dificultar a interpretação dos resultados científicos e **confundir capacidade preditiva com explicação dos fenômenos**.
Árbitro	Agilizar a avaliação científica e estimar mais facilmente a replicabilidade dos resultados.	**Presumir a imparcialidade** da IA e conferir autoridade excessiva às suas avaliações sobre o mérito científico e a validade dos resultados.

MESSERI, L.; CROCKETT, M.J. “Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research”. Nature, Vol. 627, 2024.

Aspectos do Uso da IA na Pesquisa Científica

Síntese e Perspectivas

- Esses **benefícios potenciais** da IA merecem ser considerados seriamente, mas é fundamental também considerar uma possibilidade não desejada:

  - ➢ Essas ferramentas podem, de fato, limitar, em vez de ampliar, a compreensão científica.

- Em outras palavras, ao lado de seus **benefícios epistêmicos** potenciais, *Oráculos*, *Substitutos*, *Analistas Quantitativos* e *Árbitros* de IA apresentam **riscos epistêmicos** quando os cientistas confiam cegamente neles como parceiros na produção de conhecimento.

- Os cientistas precisam considerar não apenas as limitações técnicas e o potencial da IA, mas também como ela pode afetar as práticas sociais de produção de conhecimento científico.

MESSERI, L.; CROCKETT, M.J. “Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research”. Nature, Vol. 627, 2024.

Com discernimento, avancemos!
A IA como apoio ao desenvolvimento científico.

Modelos baseados em IA: Por que, quando e como utilizá-los

POR QUÊ?	QUANDO?	COMO?
• Analisar dados complexos.	• Pergunta de engenharia definida: o que queremos determinar sobre o sistema e em quais condições.	• Integrar dados e informação física. • Comparar alternativas e validá-las. • Avaliar incertezas, limites e a consistência das conclusões.
• Identificar padrões ocultos em dados de processo.	• Disponibilidade de dados representativos (qualidade e quantidade).	• Comparar e validar em condições independentes.
• Ampliar a capacidade de análise e previsão.	• Benefício demonstrável frente a métodos de referência	• Avaliar incertezas e limites.

MESSERI, L.; CROCKETT, M.J. “Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research”. Nature, Vol. 627, 2024.

Com discernimento, avancemos!
A IA como apoio ao desenvolvimento científico.

Fundamentos para o uso criterioso e oportunidades de integração com ML

- **O Aprendizado de Máquina pode complementar a modelagem fenomenológica em quatro tarefas:**

1. **Estimar parâmetros de modelos físicos:** Identificar coeficientes e constantes a partir de dados experimentais.
2. **Representar relações constitutivas pouco conhecidas:** Aprender relações a partir de dados para completar modelos físicos.
3. **Interpretar medições indiretas:** Estimar concentração de sólidos ou vazão a partir de sinais e imagens.
4. **Construir aproximações de menor custo computacional:** Aproximar respostas de CFD-DEM e de balanços populacionais com modelos substitutos.

Com discernimento, avancemos!
A IA como apoio ao desenvolvimento científico.

- "**O experimento é o único juiz da verdade científica**".
  Richard Feynman. The Feynman Lectures on Physics, Vol. I.

- "**Em Deus confiamos. Todos os demais devem apresentar dados**.
  Atribuído a W. Edwards Deming (Estatístico, Professor, Autor e Consultor estadunidense).

Infográfico: ChatGPT

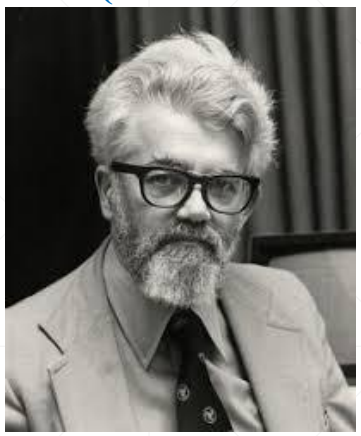
3) *Fundamentos de Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina*

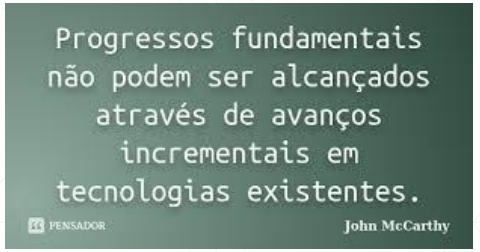
O NASCIMENTO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: 1956 (70 anos em 2026!)

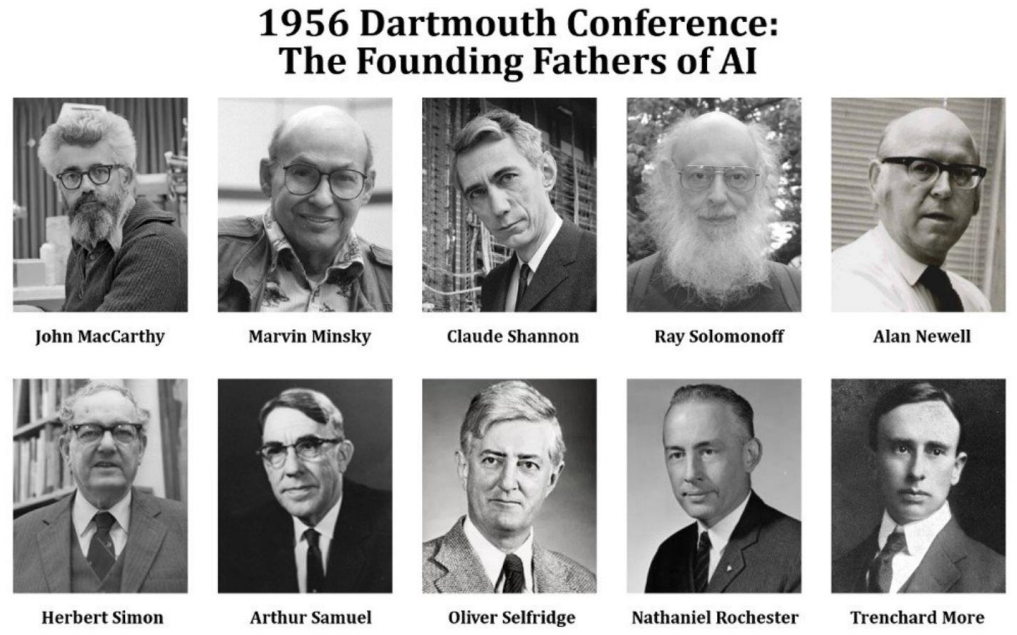
JOHN McCARTHY

- ✓ Considerado o pai da Inteligência Artificial. Ele próprio cunhou o termo.
- ✓ Também criou a linguagem de programação **LISP** (1958).
- ✓ Organizou a Conferência de Dartmouth (dois meses durante o verão de 1956, na Dartmouth College): *Marco Zero e o local oficial do nascimento da IA*.
- ✓ Reuniu pesquisadores do EUA interessados na Teoria dos Autômatos, Redes de Neurônios Artificiais e Estudo da Inteligência para discutir a seguinte conjectura:
- ✓ **Premissa:**

  "*Cada aspecto da aprendizagem ou qualquer outra característica da inteligência podem, em princípio, ser descrito de forma tão precisa que uma máquina pode ser construída para simular esses conceitos*".

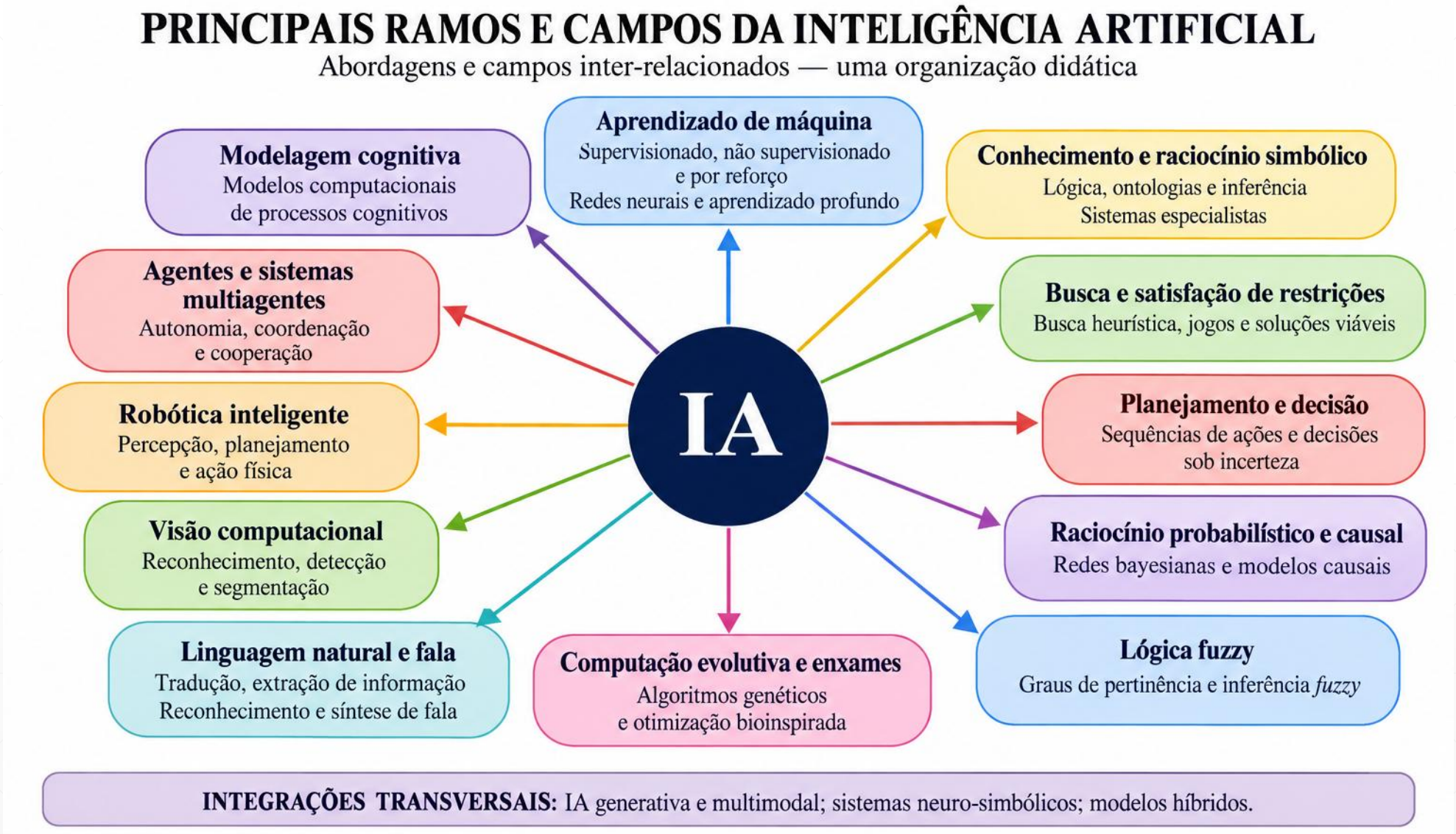






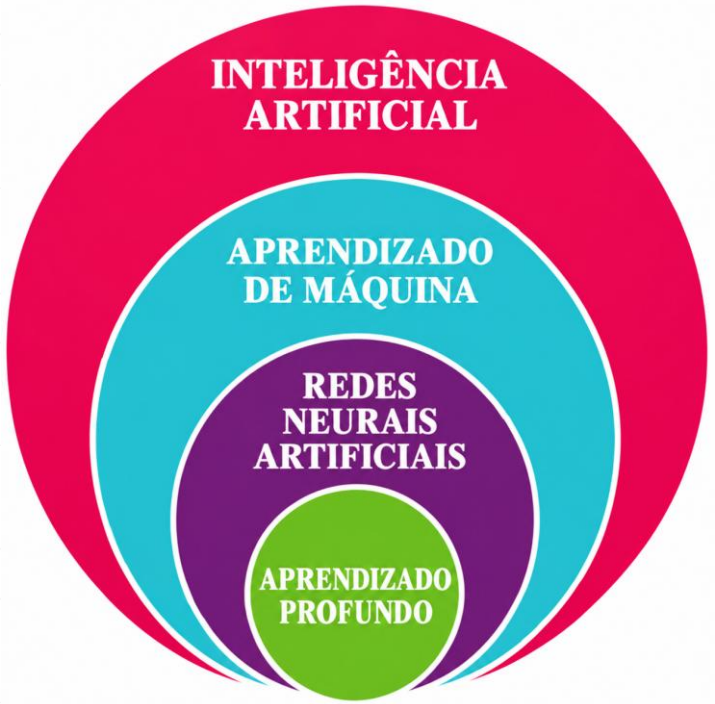
J. McCarthy (**Dartmouth**); M. Minsky (**Hardward**); N. Rochester (**IBM**); C. Shannon (**Bell Labs**); O. Selfridge; T. More (**Princeton**); A. Samuel (**IBM**); R. Solomonoff (**MIT**); O. Selfridge (**MIT**); A. Newell (**Carnegie Tech**);

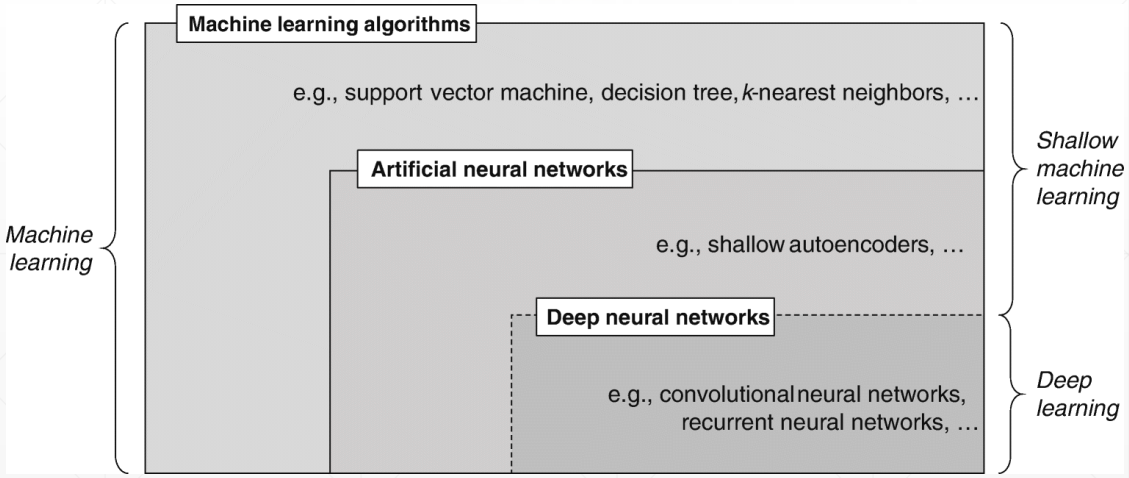
Fundamentos de Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina



Adaptado de: RUSSEL, S.; NORVIG, P. Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th ed. Pearson Education, 2021.

Principais Técnicas de Aprendizado de Máquina





Destaque:

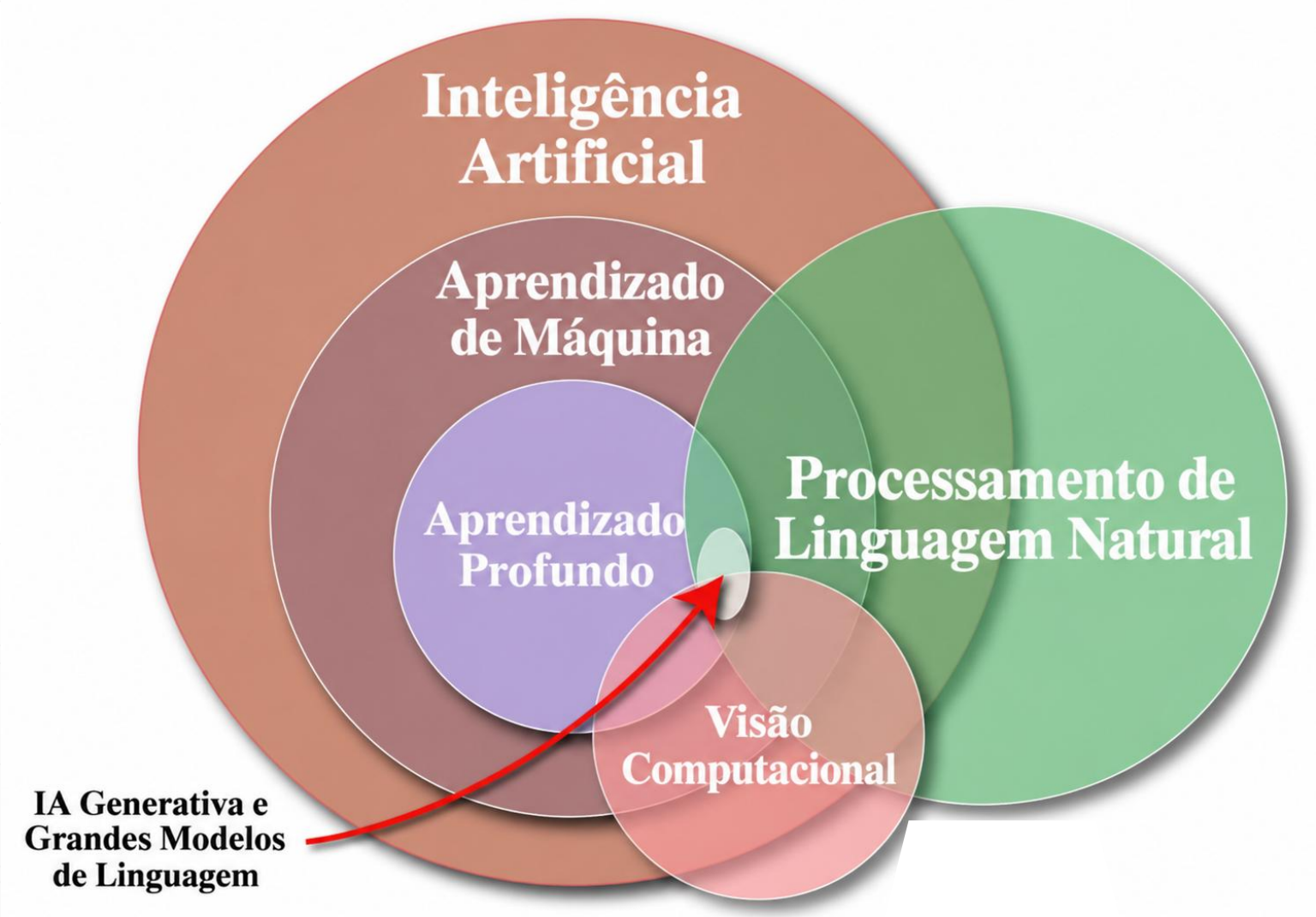
✓ **Inteligência Artificial:**
- Tarefas de percepção, raciocínio, geração e apoio a decisões. Também inclui abordagens baseadas em regras (SE).

✓ **Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*):**
- "Um subgrupo da IA cujos algoritmos dão aos computadores a habilidade de aprender sem serem explicitamente programados" (A. Samuel).
- São algoritmos que podem aprender com os seus erros e fazer previsões a partir de dados.
- Ajuste de modelos a partir de dados para uma tarefa definida.
- Representações: Características aprendidas a partir dos dados.
- ML compartilha métodos com a estatística, a identificação de sistemas e a otimização.

✓ **Aprendizado Profundo (*Deep Learning*):**
- É um subconjunto do ML.
- São Redes Neuronais com MUITAS camadas (até centenas), que aprendem a partir de enormes quantidades de dados e com auxílio de processadores muito mais potentes (GPU).
- A composição de camadas que aprendem representações.

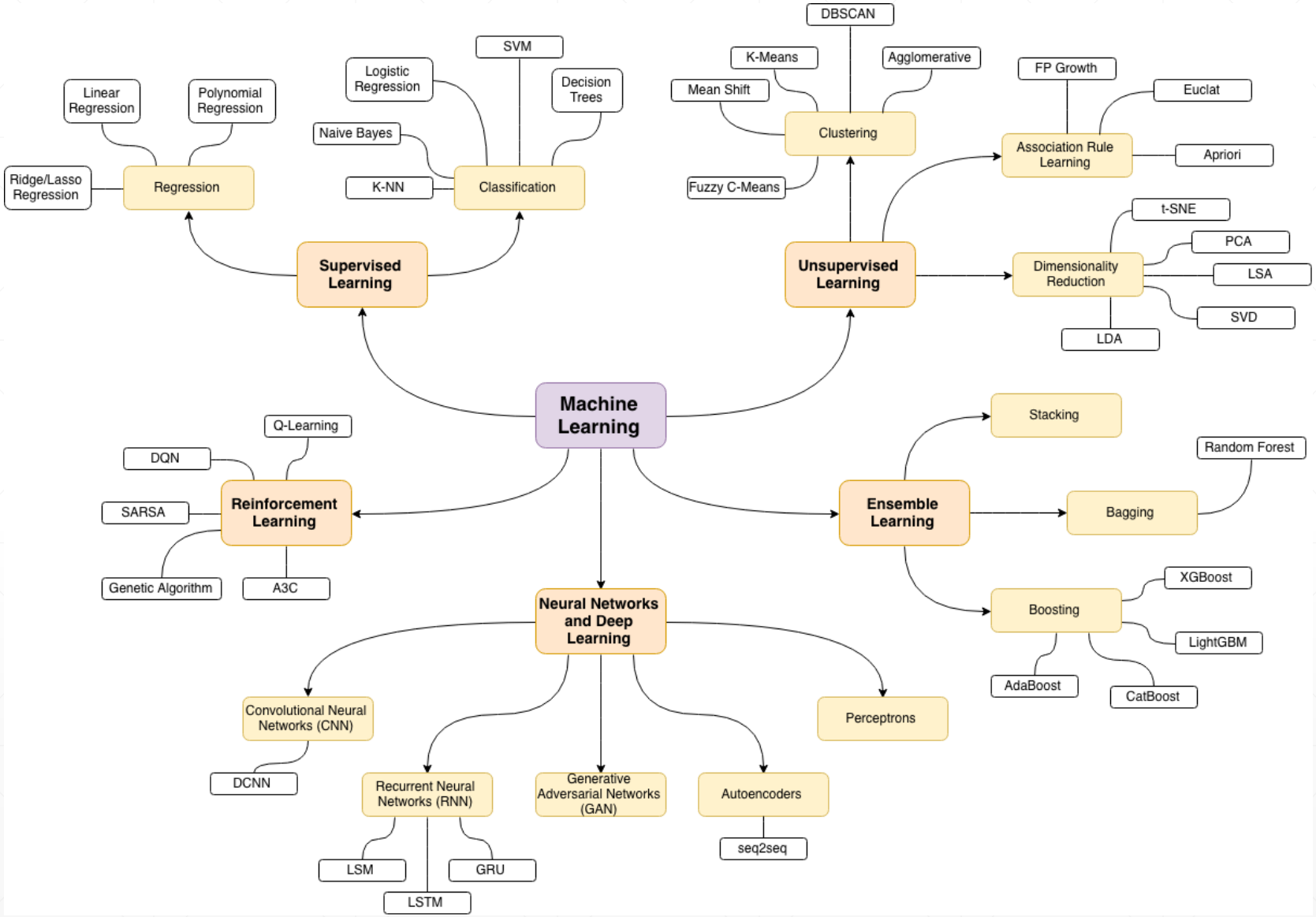
Adaptado de: GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
Adaptado de: PANDEY, S. Relationship between Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning. Medium, 2022.
Adaptado de: JANIESCH, C; ZSCHECH, P; HEINRICH, K. Machine learning and deep learning. Electronic Markets, v. 31, 2021.

Principais Técnicas de Aprendizado de Máquina



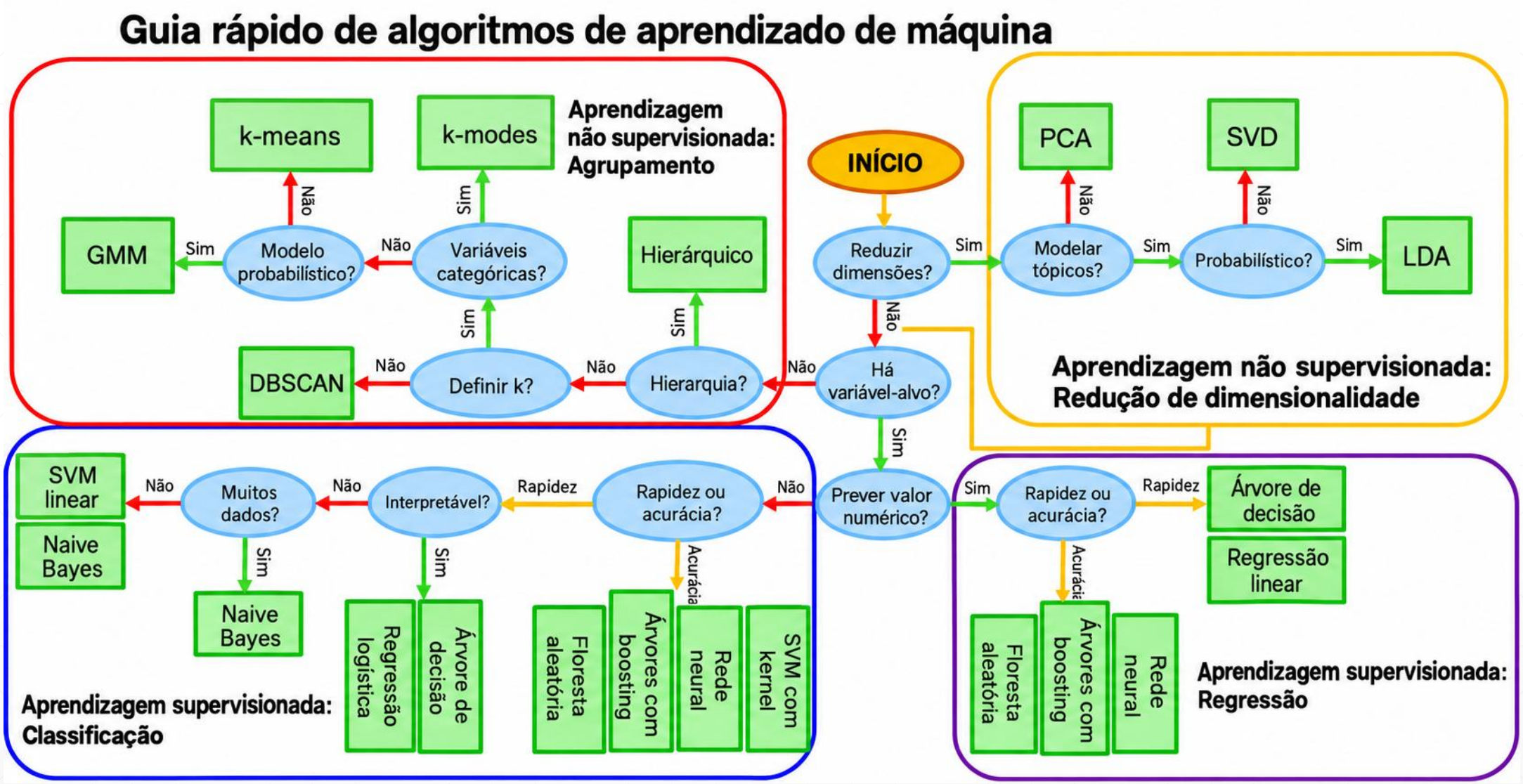
Adaptado de: GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
ORSYS. Machine learning, deep learning, AI: what are the differences? ORSYS Le mag, nov. 2023.

Principais Técnicas de Aprendizado de Máquina



RIVERA, T. Machine Learning Application for SAIs. INTOSAI Journal, 2023.

Como Selecionar um Algoritmo de Aprendizado de Máquina em Função da Tarefa



Adaptado de: LUI, H. Which machine learning algorithm should I use? SAS Institute, 2020.
Infográfico: ChatGPT

Como Selecionar um Algoritmo de Aprendizado de Máquina em Função da Tarefa

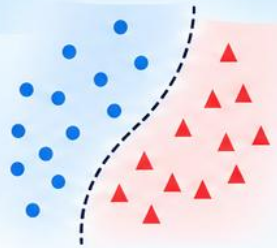
Identifique a tarefa e compare modelos candidatos por validação.

Há uma variável-alvo de referência?

- Sim → **APRENDIZAGEM SUPERVISIONADA**
  Usa dados rotulados (com variável-alvo) para aprender a prever.
- Não → **APRENDIZAGEM NÃO SUPERVISIONADA**
  Encontra padrões nos dados sem usar variável-alvo.

CLASSIFICAÇÃO

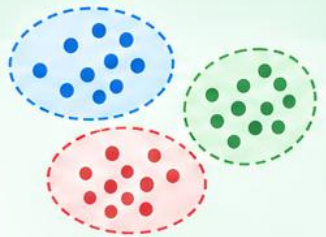
Prever uma categoria?



- Regressão logística • Naive Bayes
- Árvores de decisão
- Máquinas de vetores de suporte (SVM)
- Florestas aleatórias (Random Forest)
- Árvores com boosting de gradiente
- Redes neurais

AGRUPAMENTO

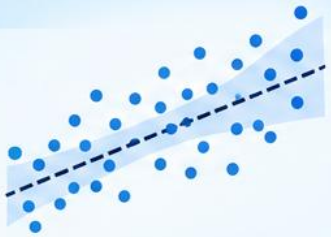
Descobrir grupos semelhantes?



- K-means: variáveis numéricas
- K-modes: variáveis categóricas
- DBSCAN: grupos por densidade
- Agrupamento hierárquico: estrutura em níveis
- Misturas gaussianas (GMM): grupos probabilísticos

REGRESSÃO

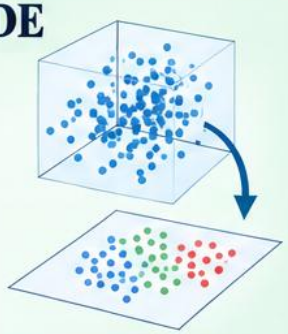
Prever um valor numérico?



- Regressão linear • Ridge • Lasso
- Árvores de regressão
- Regressão por vetores de suporte (SVR)
- Florestas aleatórias (Random Forest)
- Árvores com boosting de gradiente
- Redes neurais

REDUÇÃO DE DIMENSIONALIDADE

Obter uma representação mais compacta?



- PCA: análise de componentes principais
- SVD truncada: aproximação de baixa dimensão

Para representação de textos:

- LSA: análise semântica latente via SVD
- LDA: alocação latente de Dirichlet

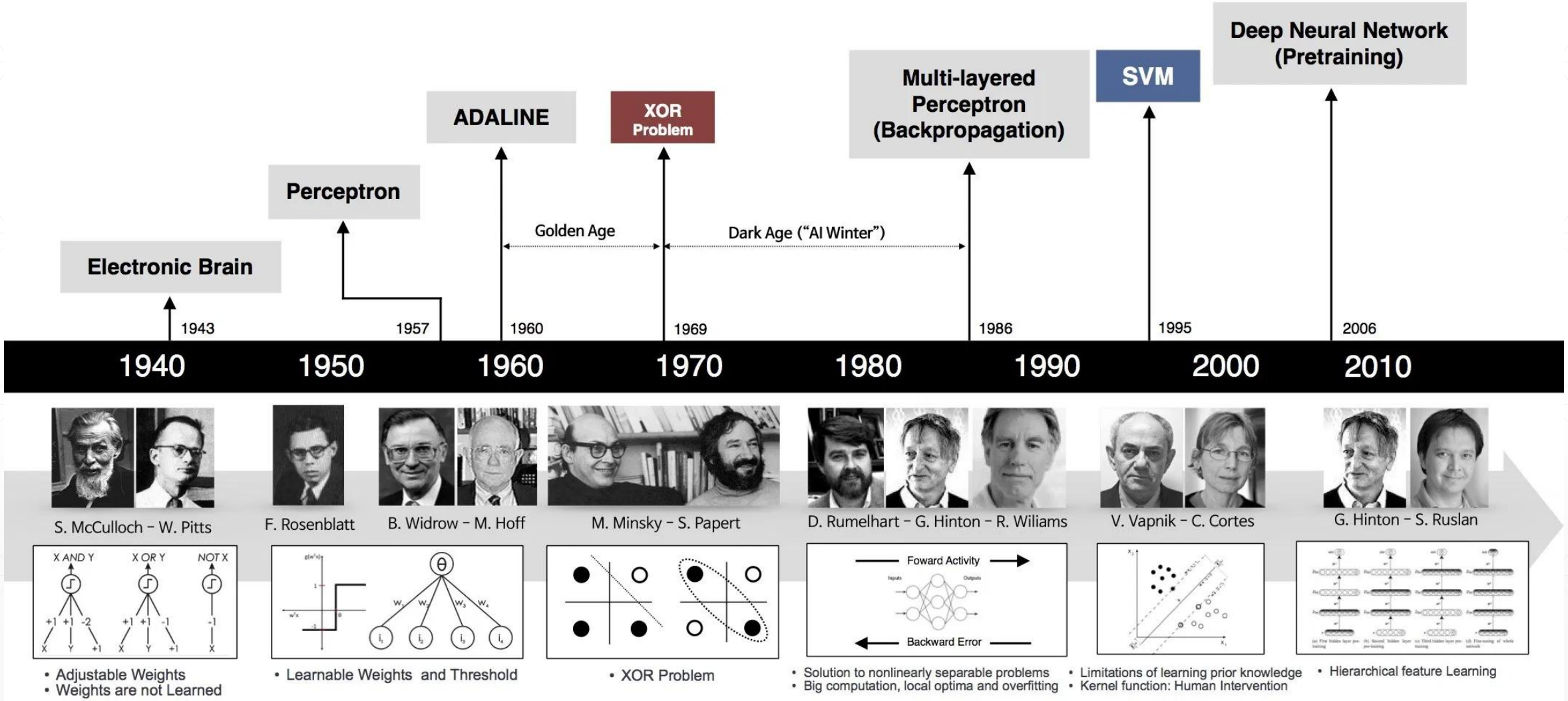
Aqui, LDA é um modelo de tópicos.

A escolha final depende dos dados, da validação, da interpretabilidade e do custo computacional.

ENEMP 2026

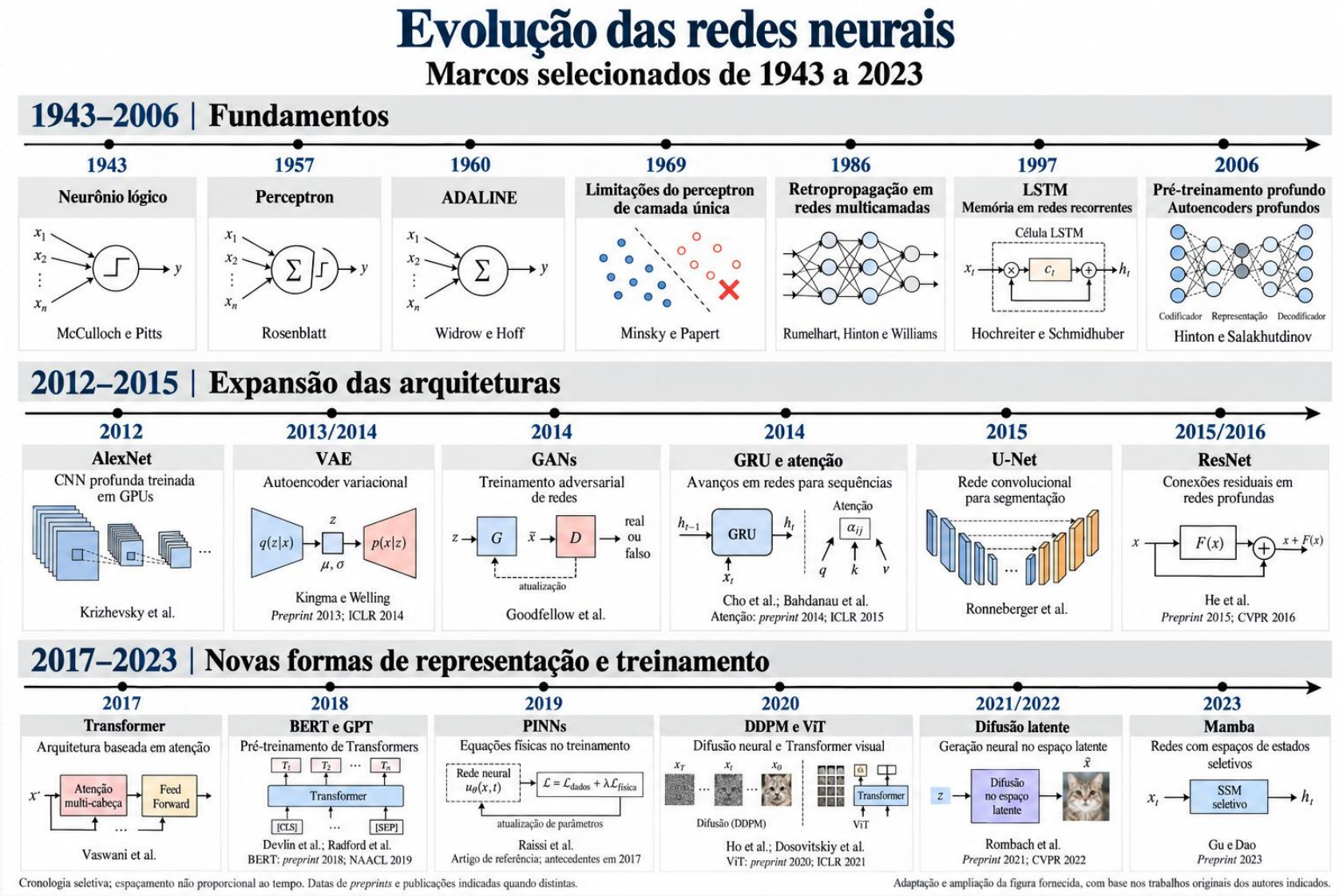
Adaptado de: LUI, H. Which machine learning algorithm should I use? SAS Institute, 2020.
Infográfico: ChatGPT

Marcos Importantes na História das Redes Neuronais Artificiais



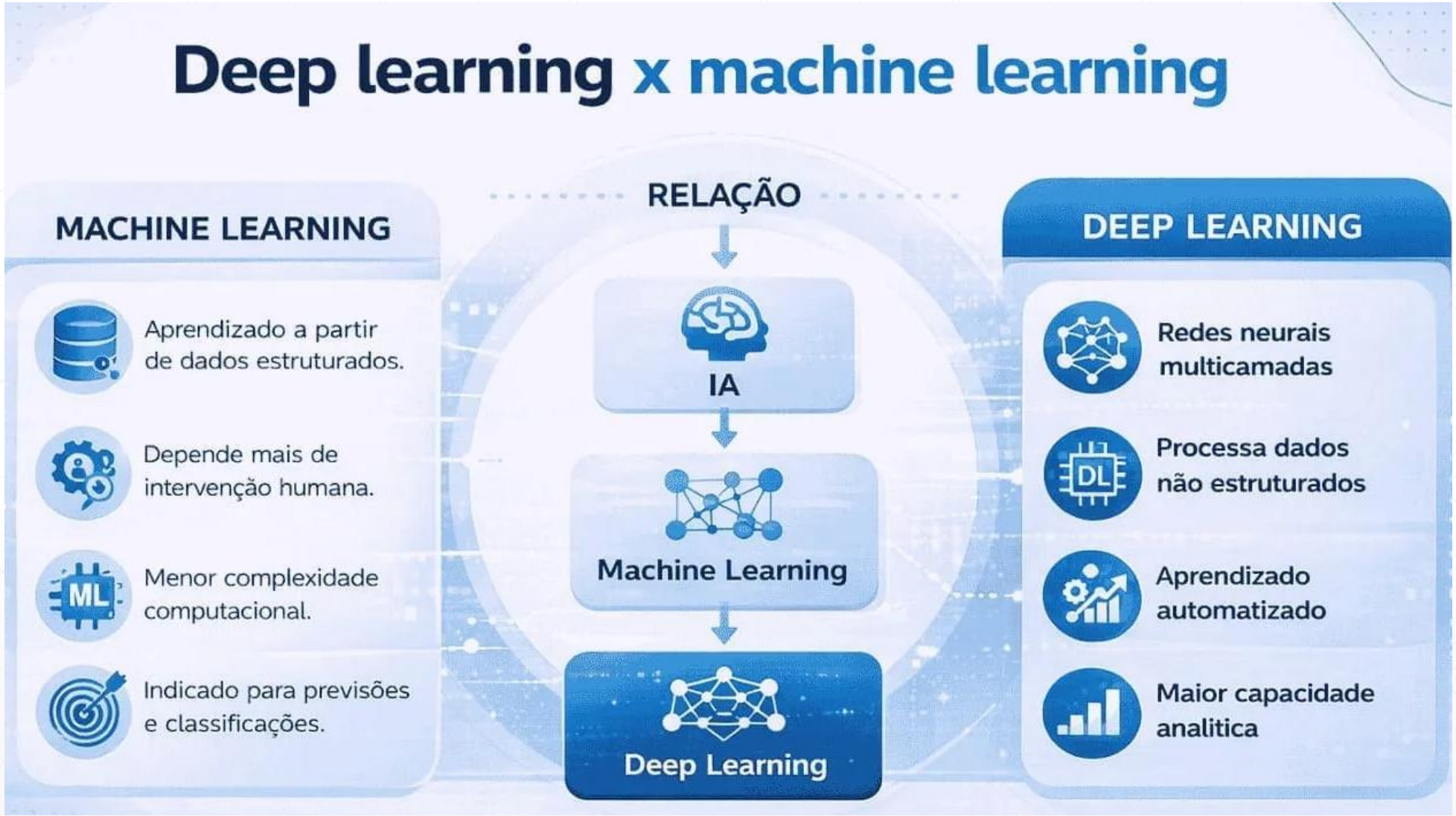
LEE, Y. Implementing Deep Learning using cuDNN. DEVIEW 2015, 2015.

Marcos Importantes na História das Redes Neuronais Artificiais



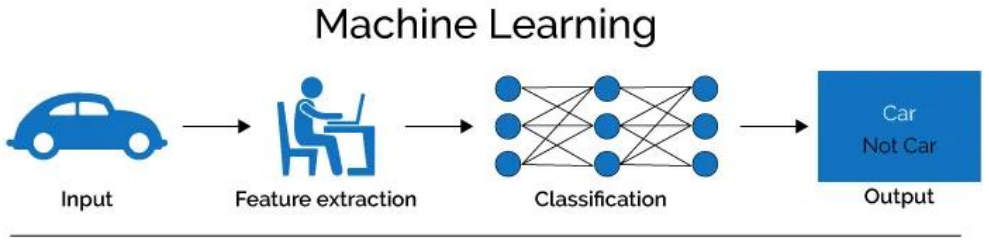
Adaptado de: LEE, Y. Implementing Deep Learning using cuDNN. DEVIEW 2015, 2015
NG, A. Generative Learning Algorithms. CS229 Lecture Notes. Stanford University
KINGMA, D. P.; WELLING, M. Auto-Encoding Variational Bayes. arXiv:1312.6114, 2013.
Infográfico: ChatGPT

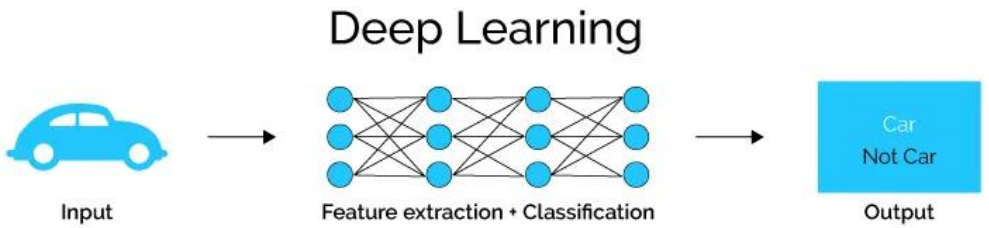
Características dos Modelos de Aprendizado (ML e DL)

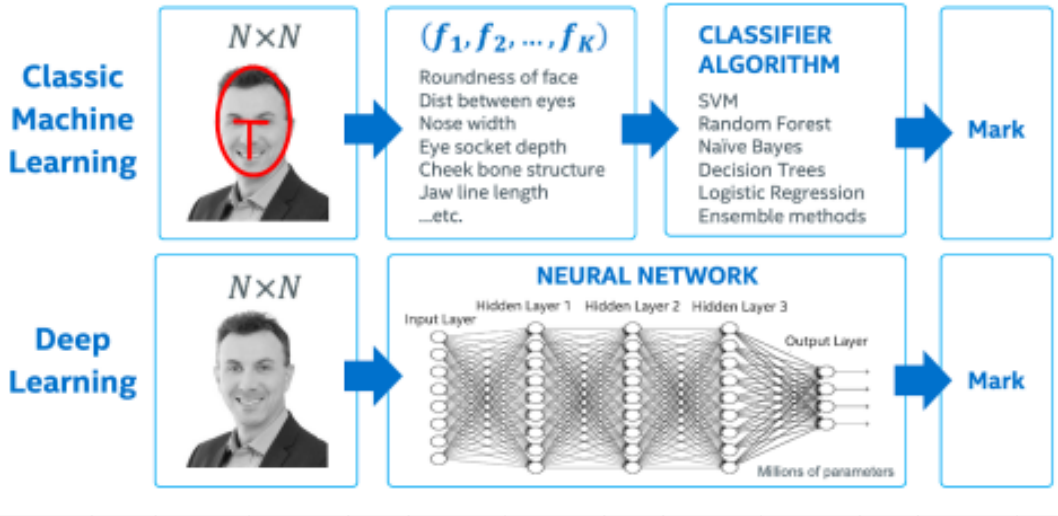


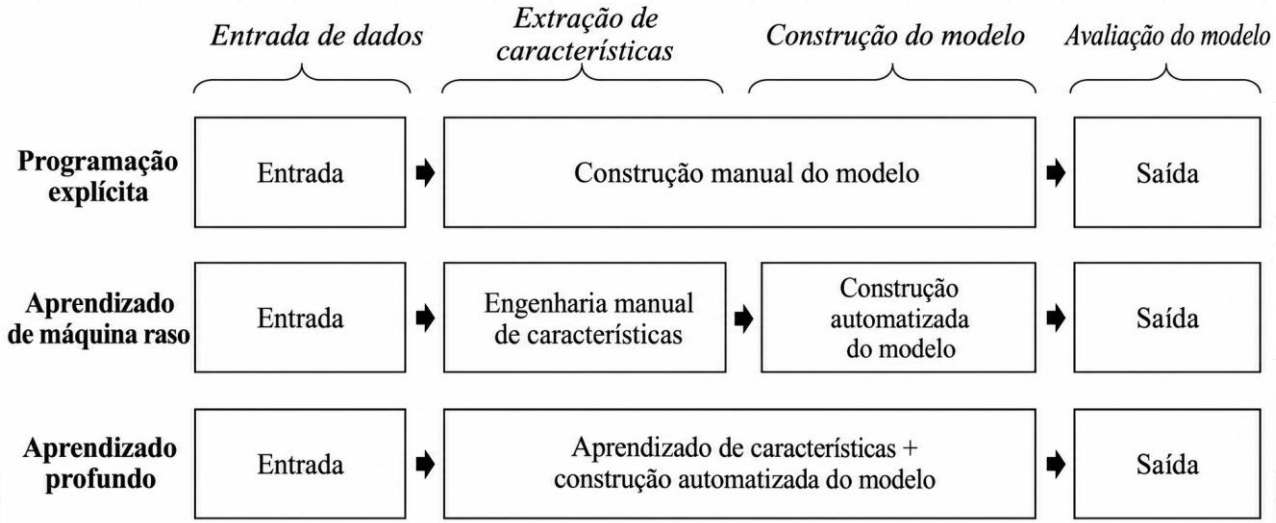
https://www.totvs.com/blog/inovacoes/deep-learning/ (acesso em outubro de 2026).

Características dos Modelos de Aprendizado (ML e DL)



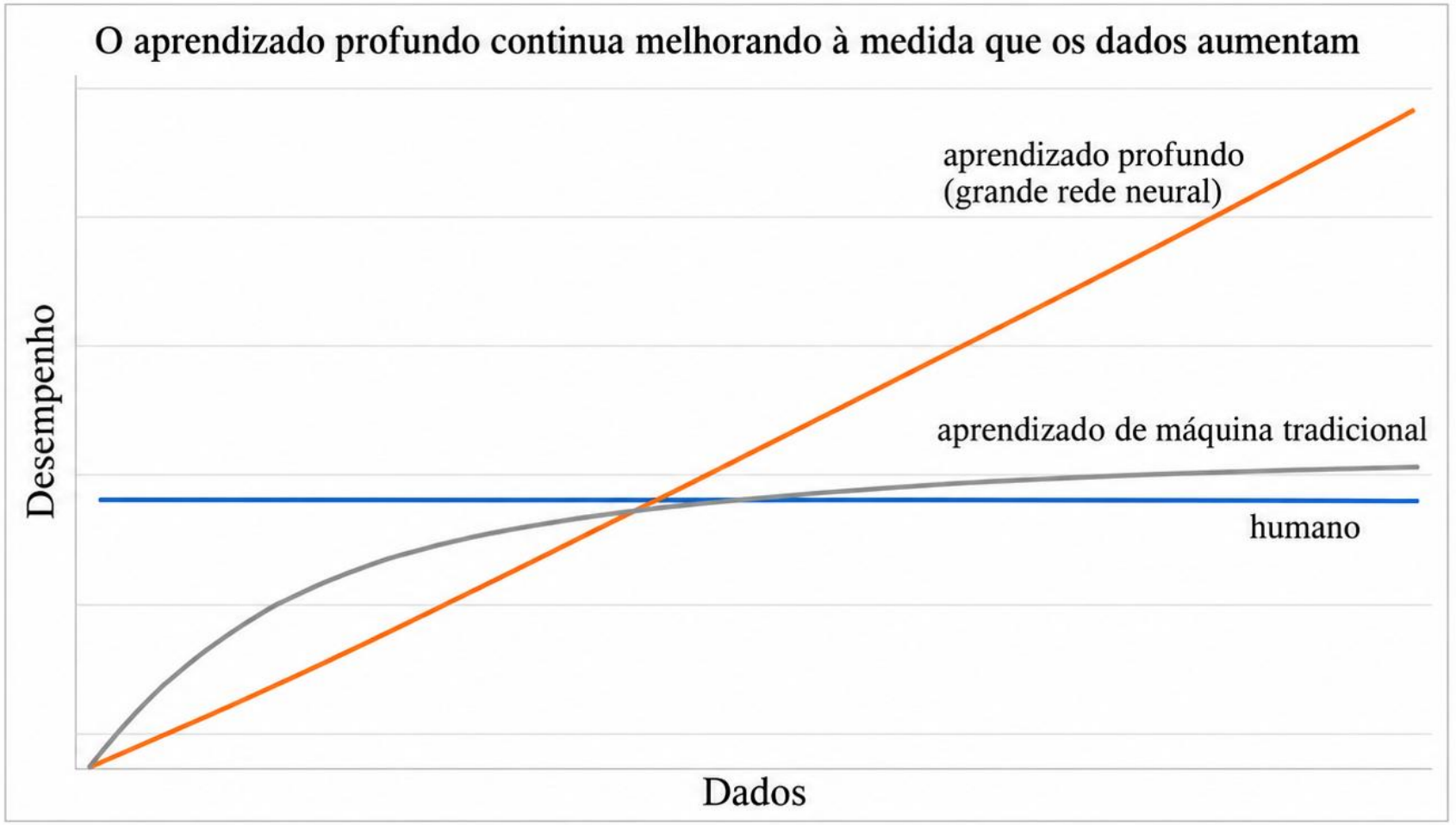






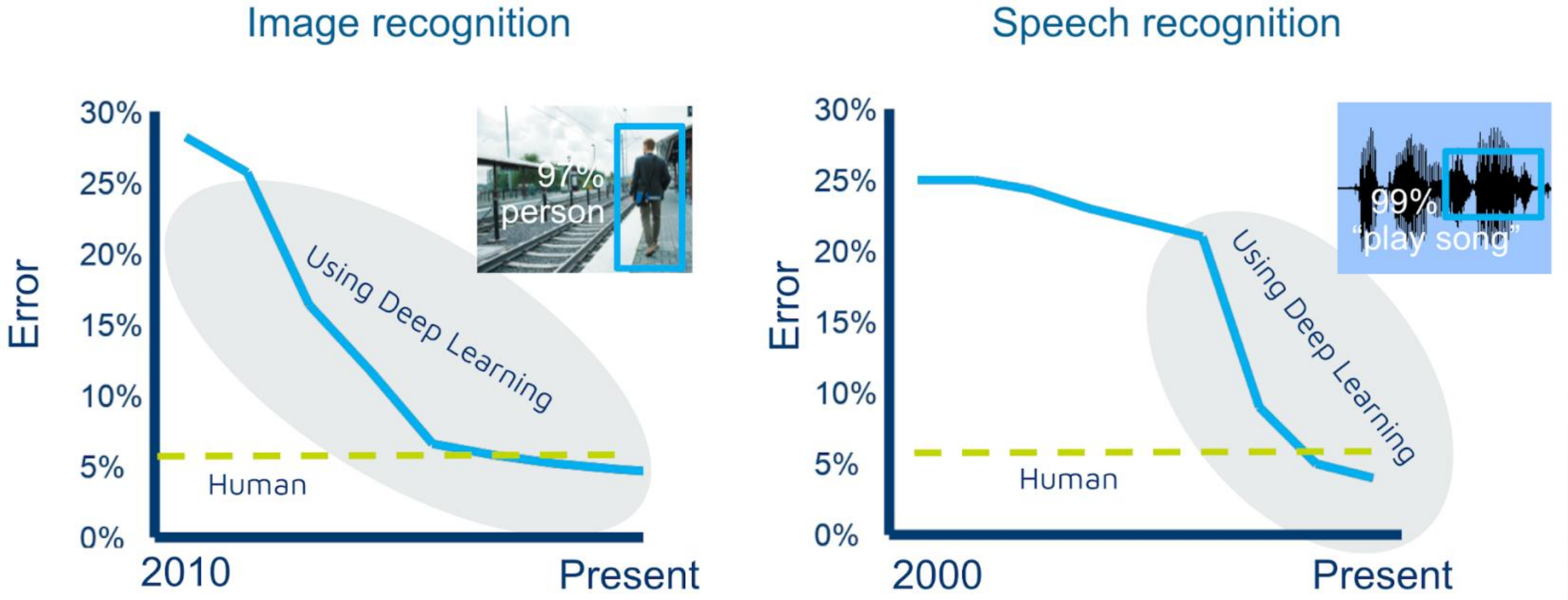
Adaptado de: KIRSCHNER, D.L.; HOWES, N.; MUKHERJEE, J.; DALY, C. Using LSTM network to identify P- and S-wave arrivals in seismic data. Shell, 2020.
Adaptado de: INTEL. The Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning and Deep Learning. Intel Community, 2020.

Vantagens e Limitações de Cada Abordagem: Por que o "Big Data" favoreceu a IA e, especificamente, o *Deep Learning*?



Adaptado de: ROBINS, M. The Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning .VP/GM Roku Smart Home, 2026.

O que já podemos fazer com *Deep Learning*



Adaptado de: ROBINS, M. The Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning .VP/GM Roku Smart Home, 2026.

Características dos Modelos de Aprendizado (ML e DL)

Por que somente agora estamos usando essas técnicas?

Conjuntos de dados maiores	Hardware mais potente	Algoritmos mais inteligentes
IMAGENET 10 milhões de imagens rotuladas YouTube 8 milhões de vídeos categorizados	Lei de Moore Custo por GB em 1995: US$ 1.000 Custo por GB em 2020: US$ 0,02	Redes neurais recorrentes Redes neurais convolucionais LSTM

ENEMP 2026

Adaptado de: ROBINS, M. The Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning .VP/GM Roku Smart Home, 2026.

Lei de Moore: Tendência de duplicação do número de transistores por chip aproximadamente a cada dois anos (processamento. Computacional).

4) *Obtenção de Dados e Desenvolvimento e Validação de Modelos para ML*

Critérios para aplicações em engenharia

DADOS
Informação relevante e confiável

Representatividade
- Diversidade de condições, materiais e regimes
- Ensaios independentes: quantidade não substitui diversidade
- Variáveis relevantes para a grandeza de interesse

Qualidade e rastreabilidade
- Calibração, unidades, ruído e incertezas
- Valores ausentes e qualidade dos rótulos
- Origem e condições de cada ensaio documentadas

Separação e preparo
- Treino, validação e teste conforme o uso previsto
- Respeitar ensaios, lotes e dependências temporais
- Ajustar o pré-processamento apenas no treino de cada partição

MODELOS
Previsões adequadas à aplicação

Adequação e complexidade
- Método compatível com a tarefa e os dados
- Complexidade suficiente, com controle do sobreajuste
- Comparação com modelos de referência

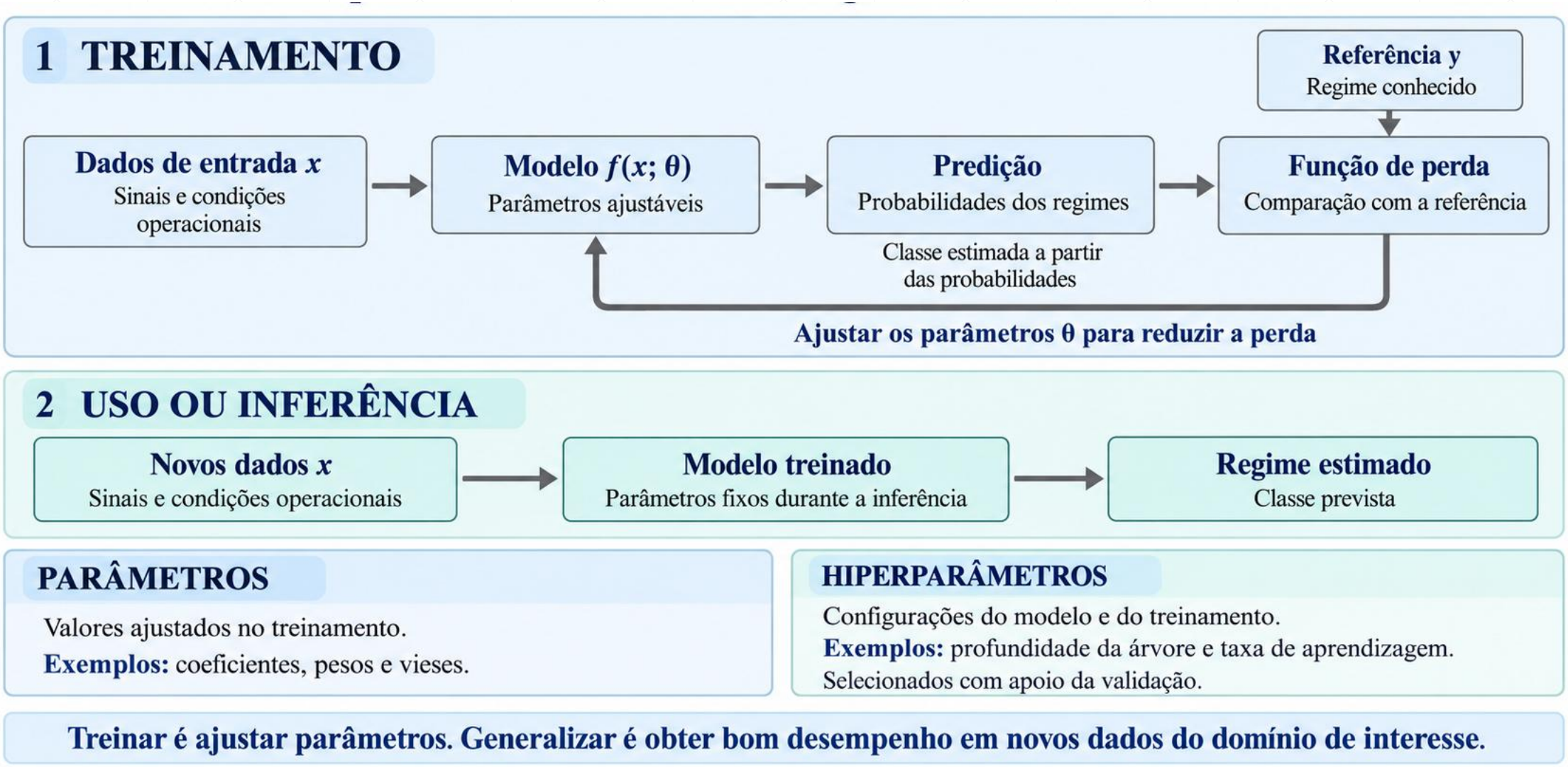
Avaliação e generalização
- Desempenho em dados independentes
- Métricas adequadas: MAE/RMSE, precisão/F1, IoU/Dice
- Erros por condição e impacto na decisão

Confiabilidade e uso
- Coerência física e robustez ao ruído
- Custo computacional e interpretabilidade
- Incerteza e limites de validade explícitos

A qualidade dos dados e a validação do modelo sustentam a decisão de engenharia.

Adaptado de: THEBELT, A. et al. Maximizing information from chemical engineering data sets: Applications to machine learning. Chem. Eng. Sci. (2022).
Infográfico: ChatGPT

Tarefa de Aprendizagem (Supervisionada): Dados, Modelo e Ajuste



Adaptado de: THEBELT, A. et al. Maximizing information from chemical engineering data sets: Applications to machine learning. Chem. Eng. Sci. (2022).
Infográfico: ChatGPT

Tarefa de Aprendizagem: Dados, Modelo e Ajuste

Seleção do Modelo Adequado ao Problema

Princípio da Parcimônia (Navalha de Ockham):

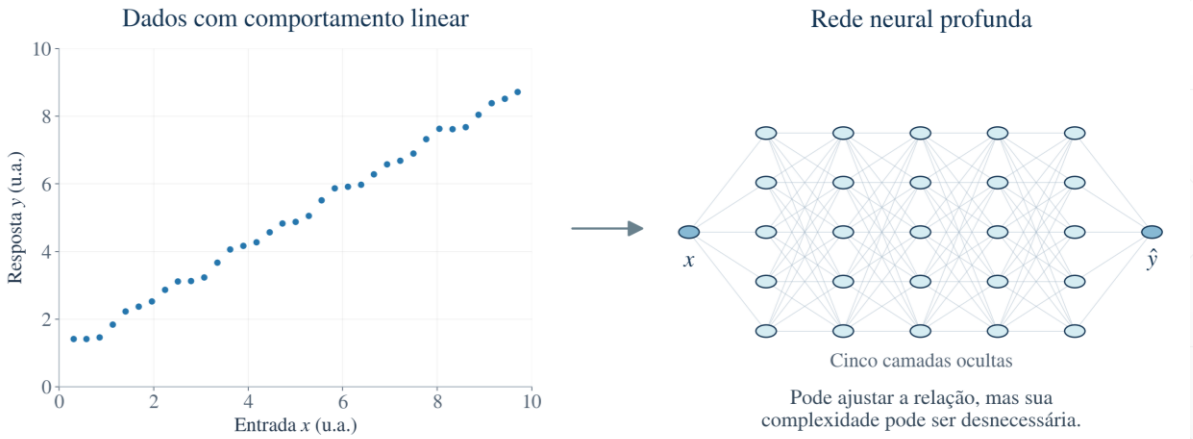
- "Entre modelos com desempenho de generalização comparável e que atendam aos requisitos da aplicação, deve-se preferir aquele que introduz menos complexidade desnecessária."

ou, simplesmente...

- O melhor modelo é o modelo mais simples capaz de resolver o problema.

Relação linear e modelo muito complexo

A complexidade adicional precisa ser justificada pelo desempenho de validação.

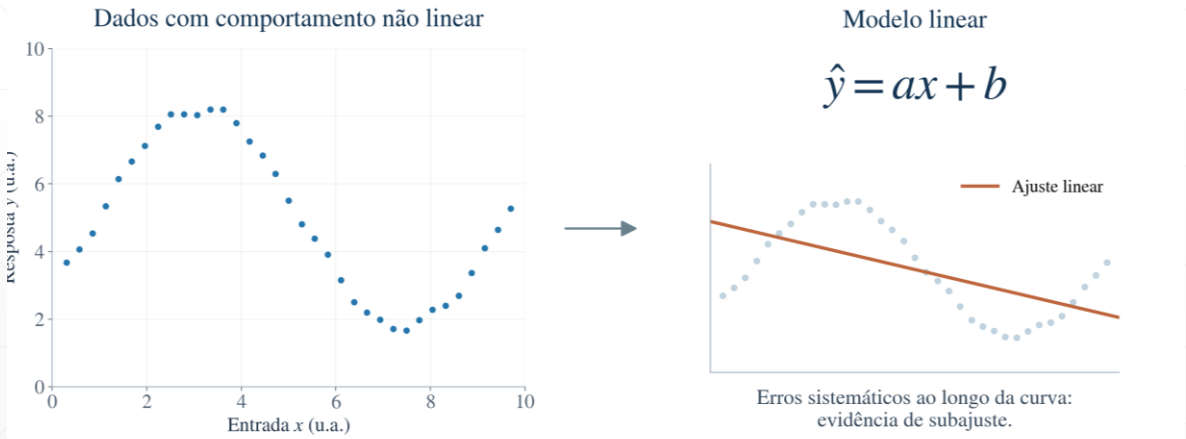


Complexidade possivelmente desnecessária

Comparar com uma regressão linear antes de adotar um modelo mais complexo.

Relação não linear e modelo insuficiente

Uma reta não consegue representar a curvatura presente nos dados.

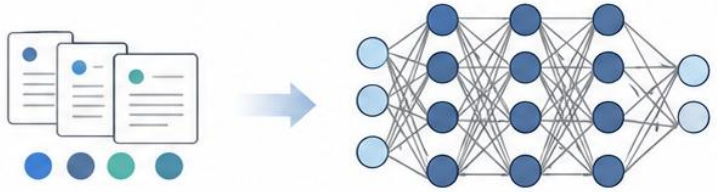
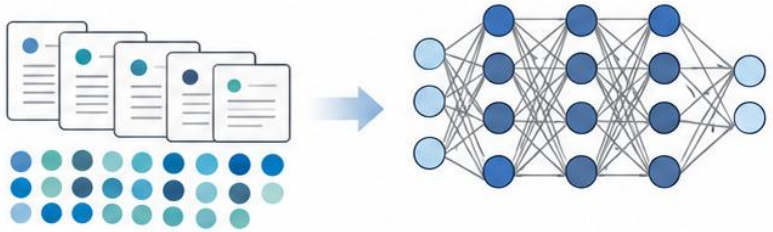


Capacidade de representação insuficiente

Selecionar uma estrutura capaz de descrever a relação não linear e validá-la.

Quantidade de Dados e a Complexidade do Modelo

Modelos mais flexíveis geralmente exigem mais informação para generalizar.

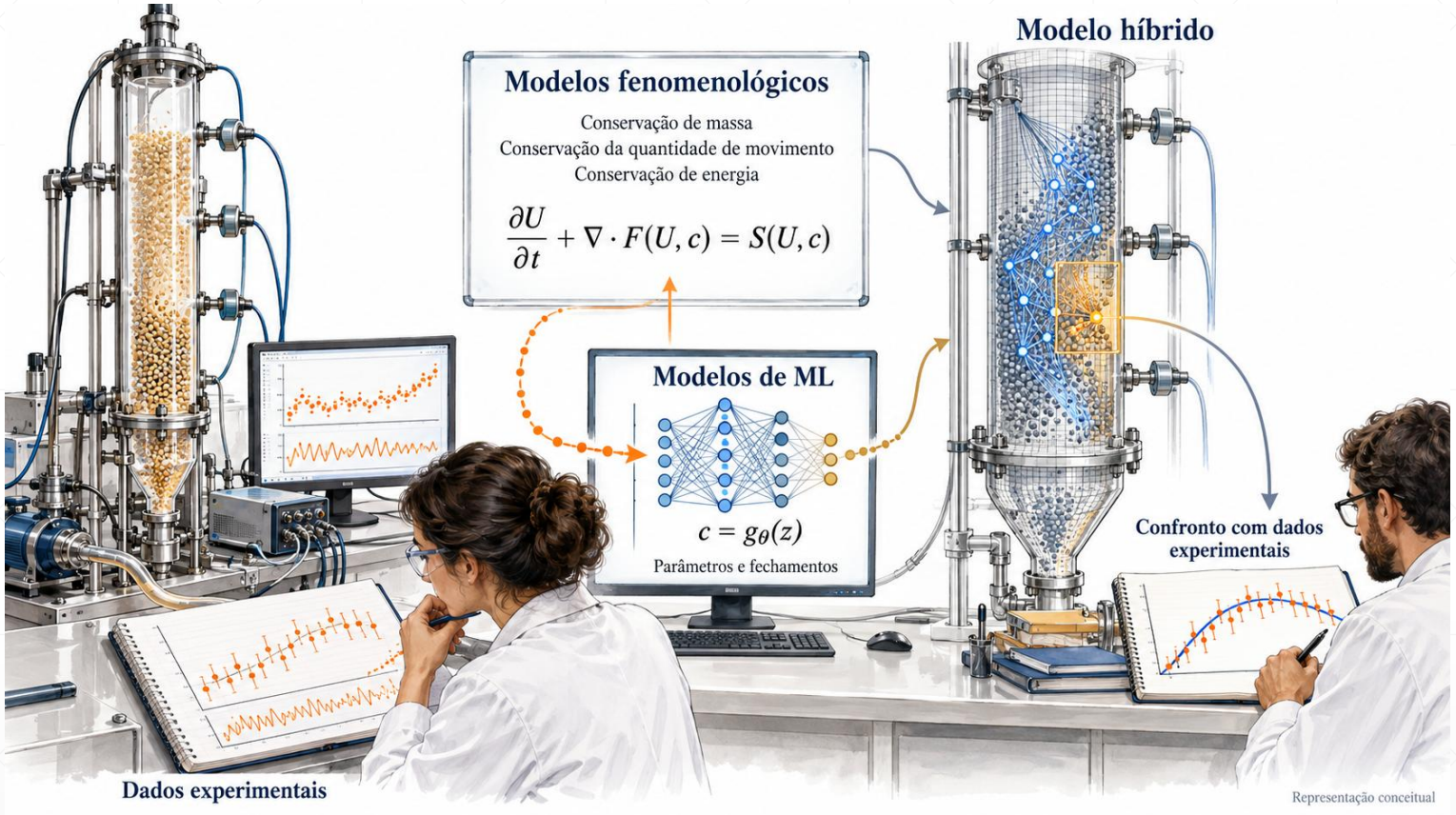
	POUCOS PARÂMETROS	MUITOS PARÂMETROS
POUCOS DADOS	**Pode ser suficiente** Se os dados forem informativos e a relação for simples.	 **Maior risco de sobreajuste** Pouca informação para estimar muitos parâmetros.
MUITOS DADOS	**Ajuste potencialmente mais estável** A simplicidade do modelo ainda pode limitar a representação.	 **Maior suporte para modelos flexíveis** Mais dados ajudam, mas não garantem boa generalização.

Dados suficientes: quantidade, diversidade, independência e qualidade

Não existe uma proporção universal entre número de registros e número de parâmetros.
Verifique a suficiência com curvas de aprendizagem e avaliação em dados independentes.

THEBELT, A. et al. Maximizing information from chemical engineering data sets: Applications to machine learning. Chem. Eng. Sci. (2022).
GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
Infográfico: ChatGPT

5) *Integração entre Modelos Fenomenológicos e Aprendizado de Máquina*



Representação de Modelagem Híbrida

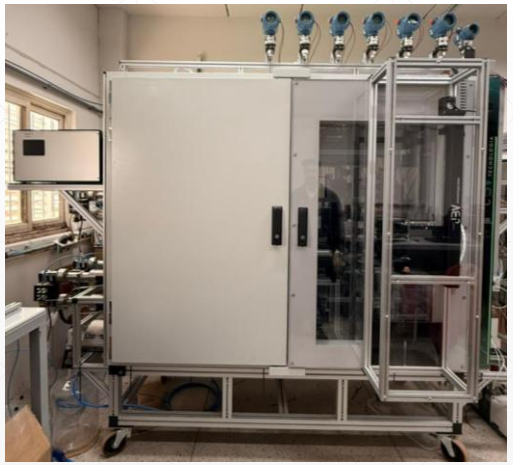
- As equações de conservação estruturam o modelo fenomenológico, enquanto o ML estima parâmetros ou termos de fechamento a partir dos dados experimentais.
- O confronto entre previsões e medições permanece sob avaliação crítica dos pesquisadores.

Infográfico: ChatGPT

6) *Exemplos de Aplicações da IA na Indústria de Processos*

Laboratório de Escoamento de Fluidos Giulio Massarani

LEF LABORATÓRIO DE ESCOAMENTO DE FLUIDOS Giulio Massarani



Equipe de Pesquisadores do LEF-UFRRJ

LEF LABORATÓRIO DE ESCOAMENTO DE FLUIDOS
Giulio Massarani

Coordenadores

Cláudia Miriam Scheid
Coordenadora do LEF

Luís Américo Calçada
Coordenador do LEF

Cristiano Agenor de Araújo
Professor Colaborador

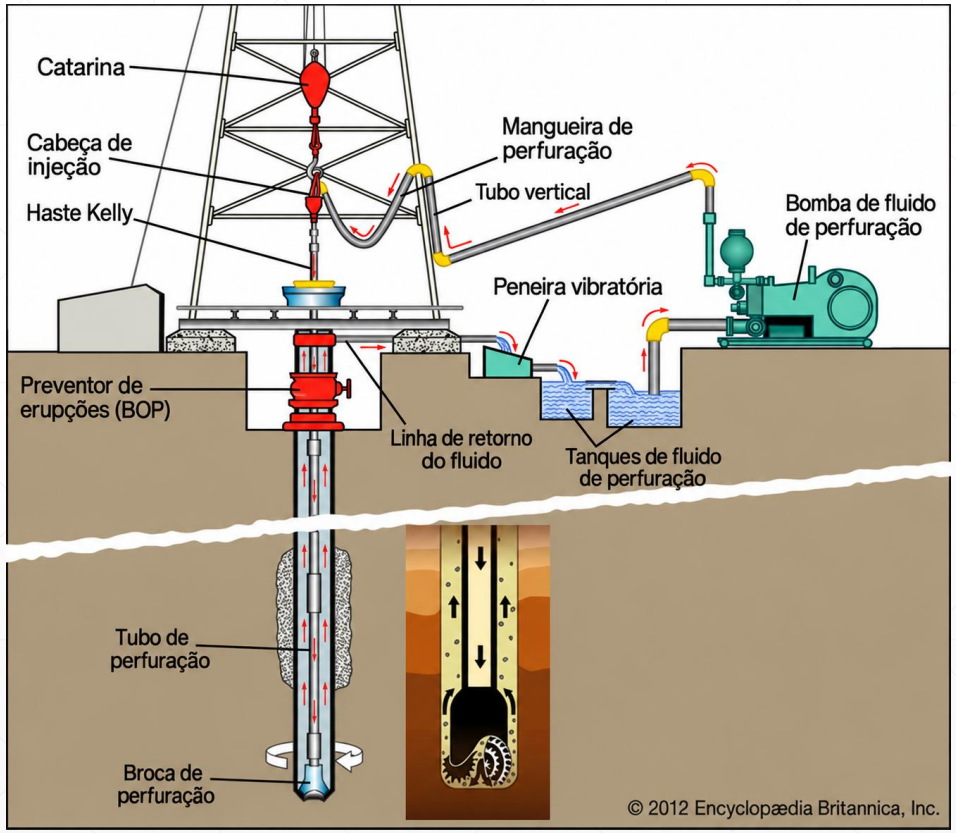
Filipe Arantes Furtado
Professor Colaborador

Luiz Augusto da Cruz Meleiro
Professor Colaborador

Exemplos de Aplicações de Técnicas de IA/ML no LEF/UFRRJ

Principais Linhas de Pesquisa do LEF

- **Perfuração de Poços:** Fluidos de perfuração e suas interações com poço
- **Petrofísica:** Propriedades físicas das rochas e suas relações com os fluidos que ocupam os poros



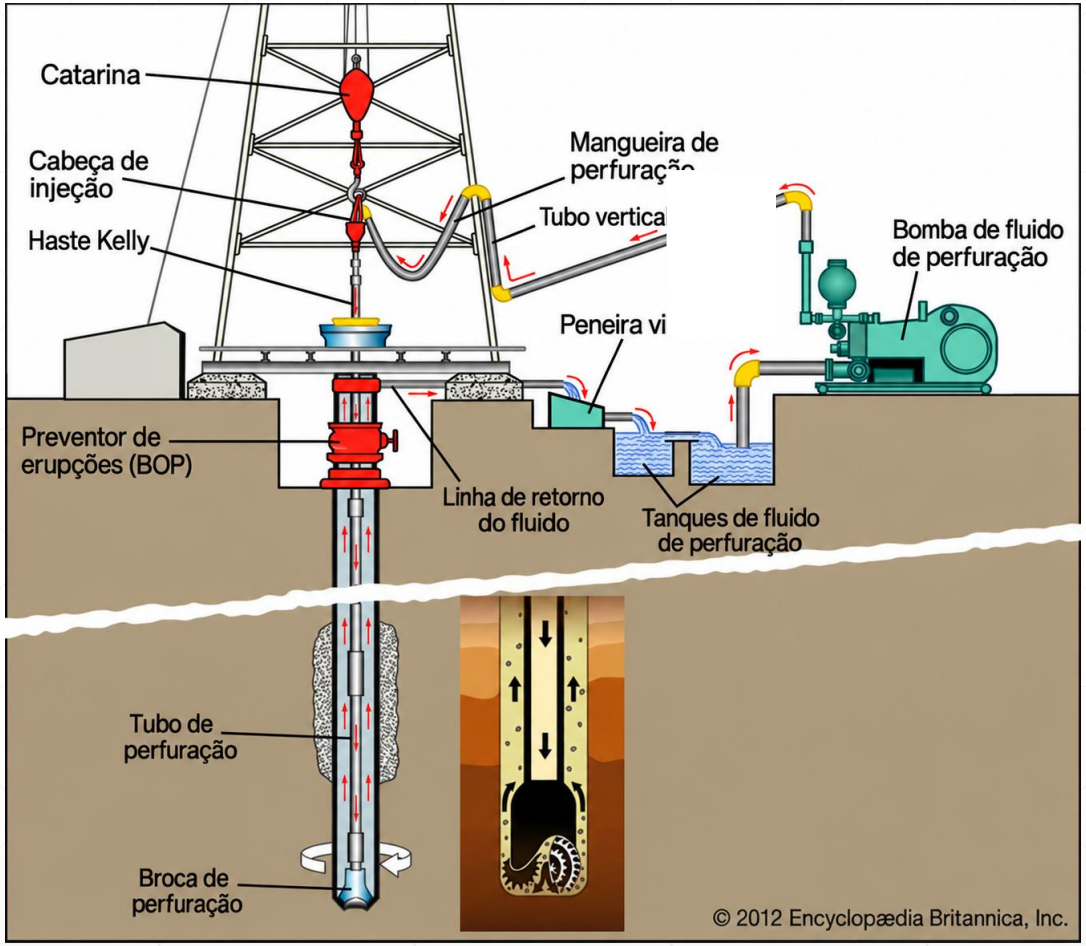
Adaptado de Encyclopædia Britannica, Inc. (2012).
Adaptado de Petrec Geophysics (@petrecgeophysics).

Monitoramento em Tempo Real de Fluidos de Perfuração

Algumas Características dos Fluidos de Perfuração

- Sistemas multifásicos que podem apresentar elevado teor de sólidos, conforme a formulação, e a incorporação de cascalhos.
- Geralmente não newtonianos.
- Podem apresentar tensão limite de escoamento.
- Transportam e mantêm partículas sólidas em suspensão.
- Suas propriedades dependem da concentração e das características dos sólidos, da composição do fluido e das condições operacionais: **reologia, a densidade, a estabilidade elétrica e o teor iônico.**

Monitoramento em Tempo Real de Fluidos de Perfuração



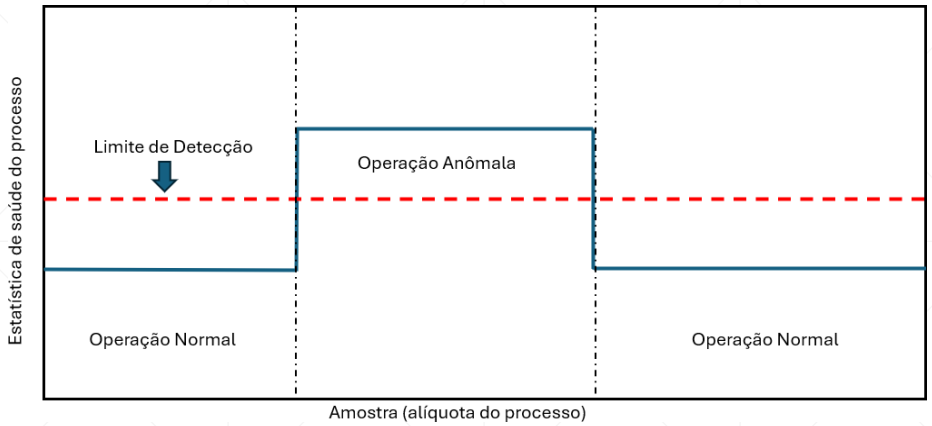
OBJETIVO

- Desenvolver técnicas capazes de monitorar, **em tempo real**, as propriedades físico-químicas do fluido de perfuração durante e após a perfuração (**reologia, densidade, estabilidade elétrica, teor iônico, cond. elétrica**).

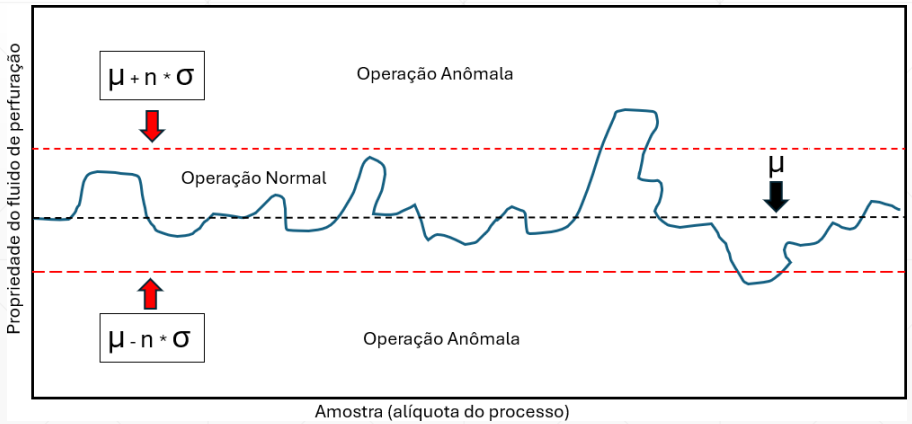
Adaptado de Encyclopædia Britannica, Inc. (2012).

Monitoramento em Tempo Real de Fluidos de Perfuração

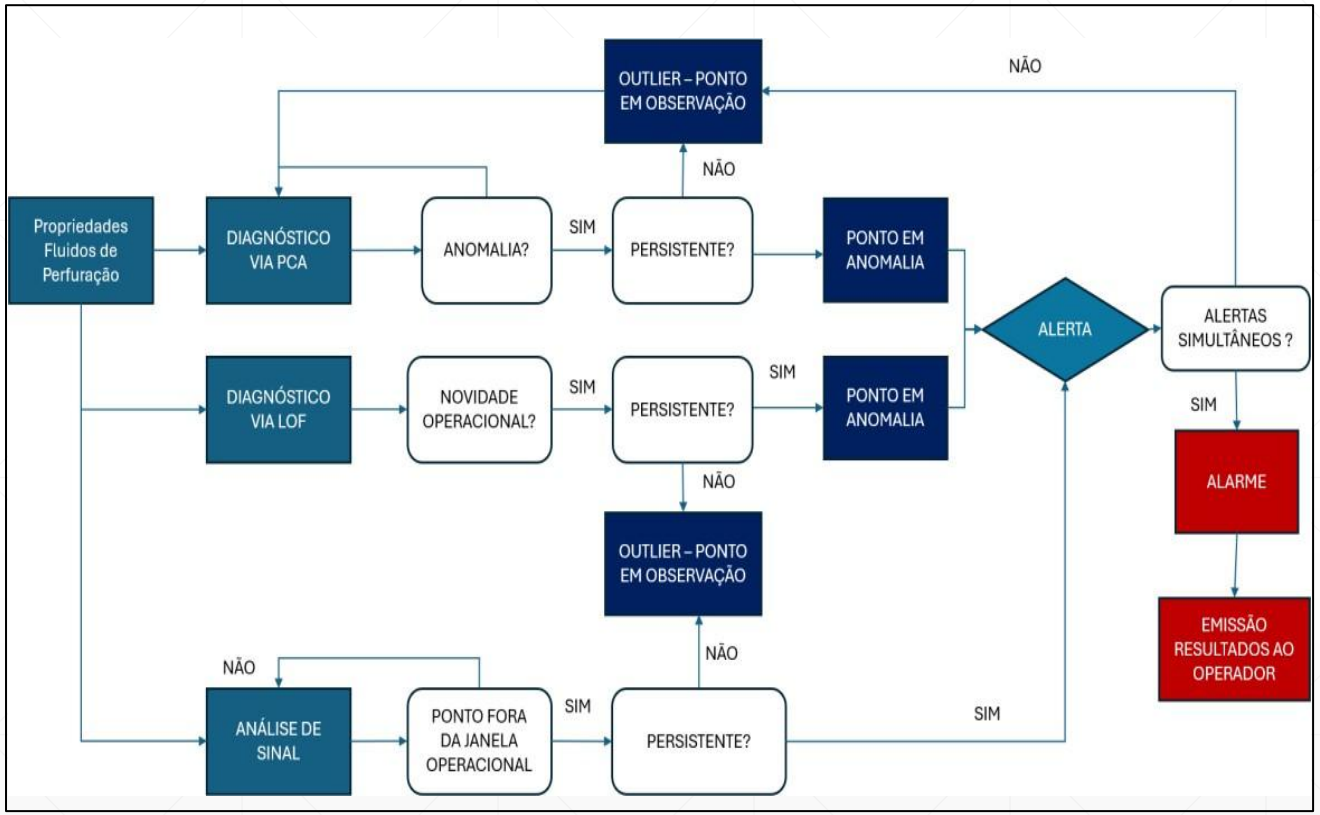
- **Variáveis Analisadas:** Condutividade, Densidade, Teor de Água e Viscosidade Aparente
- **Objetivo:** Monitoramento das "Estatísticas de Saúde do Processo" com PCA e LOF



Monitoramento de processo pelo acompanhamento de estatísticas de saúde.



Monitoramento de processo pelo acompanhamento da região de confiança.



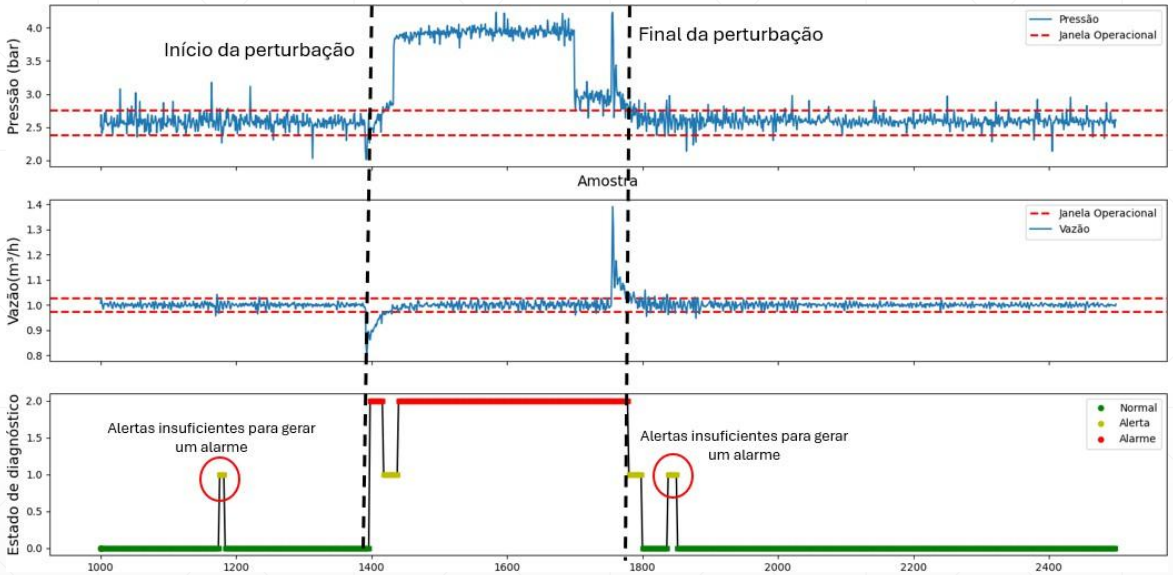
Algoritmo de aplicação das técnicas de monitoramento de processos no diagnóstico de fluidos de perfuração.

ENEMP 2026

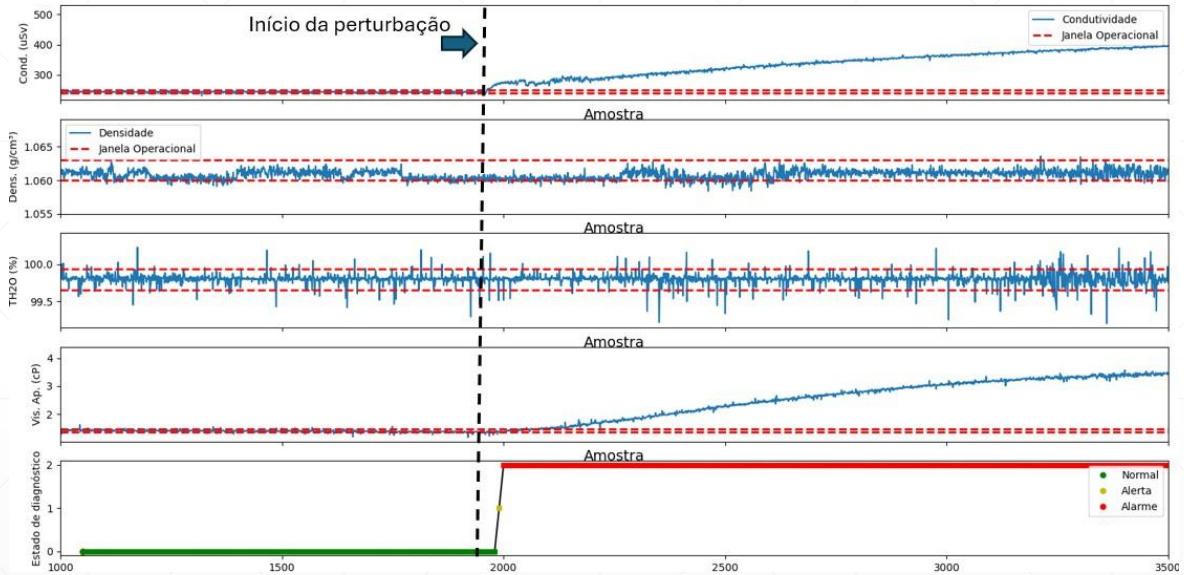
M Borges Filho; MF Quetez; M Oliveira; LAC Meleiro; CM Scheid; LA Calçada. *Aplicação de técnicas de monitoramento de processos para avaliar, em tempo real, as propriedades de fluidos de perfuração*. COBEQ, 2025.

Monitoramento em Tempo Real de Fluidos de Perfuração

- **Técnicas de ML Utilizadas:** PCA e LOF (Aprendizado Não Supervisionado)
  - PCA: Redução de dimensionalidade e extração de características, e
  - LOF: Detecção de anomalias ou observações atípicas.



Monitoramento das variáveis operacionais na planta piloto com estimação do estado do fluido pelo sistema diagnóstico.



Monitoramento das propriedades do fluido na planta piloto **com estimação do estado do fluido pelo sistema diagnóstico com PCA e LOF**.

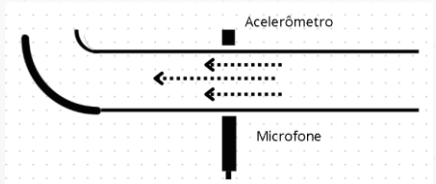
O sistema diagnóstico foi capaz de identificar a perturbação realizada na composição do fluido de perfuração, com o número de **falsos positivos igual a 5%** e de **falsos negativos igual a 10%**.

ENEMP 2026

M Borges Filho; MF Quetez; M Oliveira; LAC Meleiro; CM Scheid; LA Calçada. *Aplicação de técnicas de monitoramento de processos para avaliar, em tempo real, as propriedades de fluidos de perfuração*. COBEQ, 2025.

Monitoramento em Tempo Real de Fluidos de Perfuração

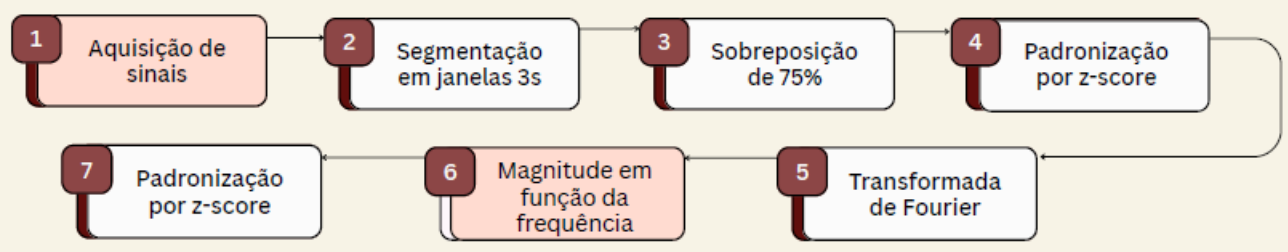
- **Variáveis Analisadas:** Sinais acústicos e vibratórios do fluido de perfuração escoando em tubulações.
- **Objetivo:** Estimar, de forma não intrusiva, a concentração de sólidos no fluido de perfuração em escoamento, utilizando técnicas de aprendizado profundo (CNN).



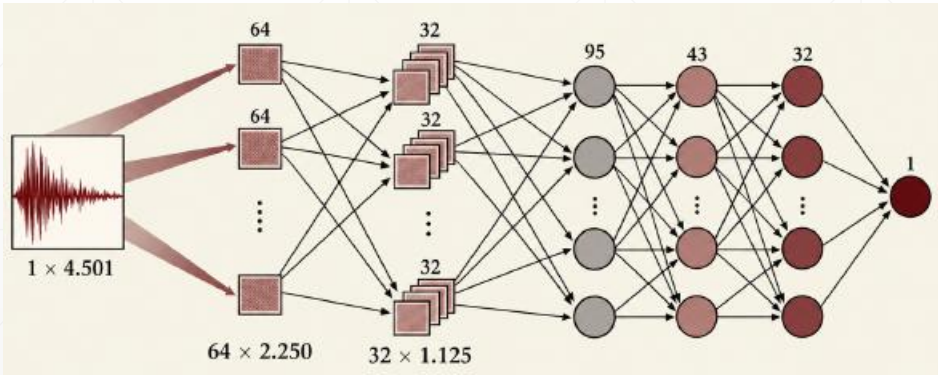
Microfone (PCB Piezotronics)

Acelerômetro (PCB Piezotronics).

METODOLOGIA



Fluxograma básico do tratamento de sinais.

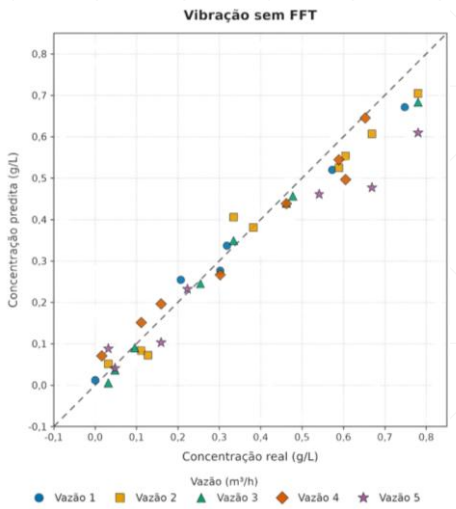


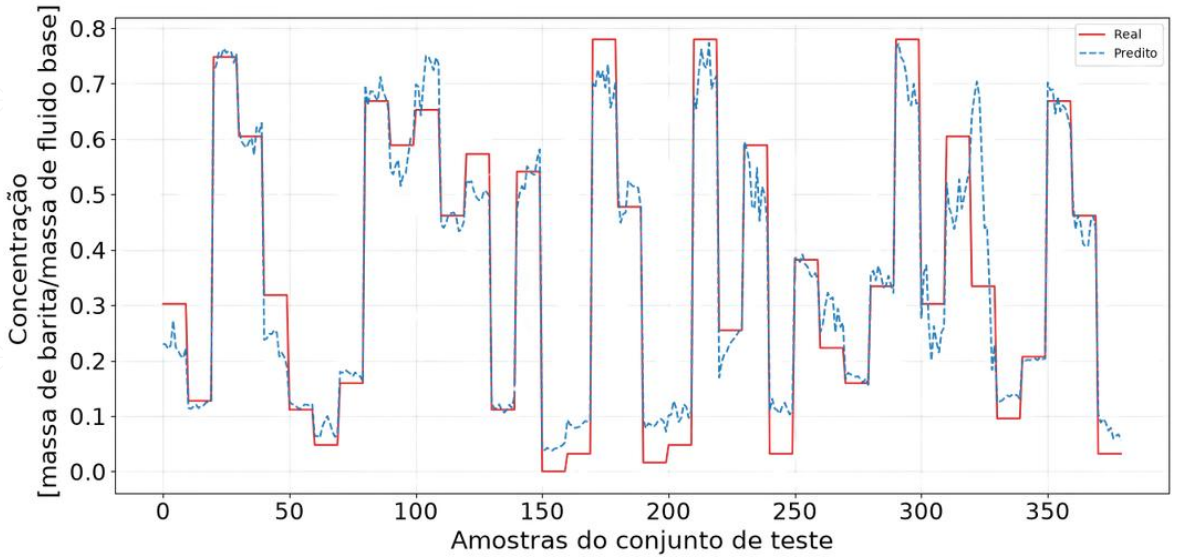
Representação esquemática da arquitetura da CNN.

MENEZES, V.H.A.; SILVA, B.A.C.; QUETEZ, M.F.O.; BORGES FILHO, M.N.; SCHEID, C.M.; CALÇADA, L.A.; MELEIRO, L. A. C. Monitoramento da Concentração de Sólidos no Escoamento de Fluidos por Sinais Acústicos e Vibratórios. ENEMP, 2026.

Monitoramento em Tempo Real de Fluidos de Perfuração

- **Técnicas de DL Utilizadas:** Aprendizado supervisionado. Regressão com Rede Neural Convolucional (CNN).





Métricas por configuração da CNN.

Configuração	Pré-processamento	R² (médio)	RMSE	MAE
Vibração	FFT	0,9533	0,0532	0,0414
Acústica	FFT	0,9073	0,0764	0,0608
Acústica + Vibração	FFT	0,7812	0,1171	0,0970
Vibração	SEM FFT	0,9422	0,0586	0,0474
Acústica	SEM FFT	0,7246	0,1315	0,1100
Acústica + Vibração	SEM FFT	0,9507	0,0536	0,0429

Métricas por vazão na configuração: Acústico + Vibracional sem FFT.

Vazões (m³/h)	R² (médio)	RMSE	MAE
1	0,9784	0,0356	0,0286
2	0,8982	0,0817	0,0558
3	0,9801	0,034	0,0299
4	0,9427	0,0555	0,0447
5	0,9541	0,0610	0,0555

ENEMP 2026

MENEZES, V.H.A.; SILVA, B.A.C.; QUETEZ, M.F.O.; BORGES FILHO, M.N.; SCHEID, C.M.; CALÇADA, L.A.; MELEIRO, L. A. C. Monitoramento da Concentração de Sólidos no Escoamento de Fluidos por Sinais Acústicos e Vibratórios. ENEMP, 2026.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

- **Objetivo:** Obter informações sobre a perfuração por meio da análise da operação da peneira vibratória.
- **Variáveis Analisadas:** Imagem (vídeo) da operação da peneira vibratória.

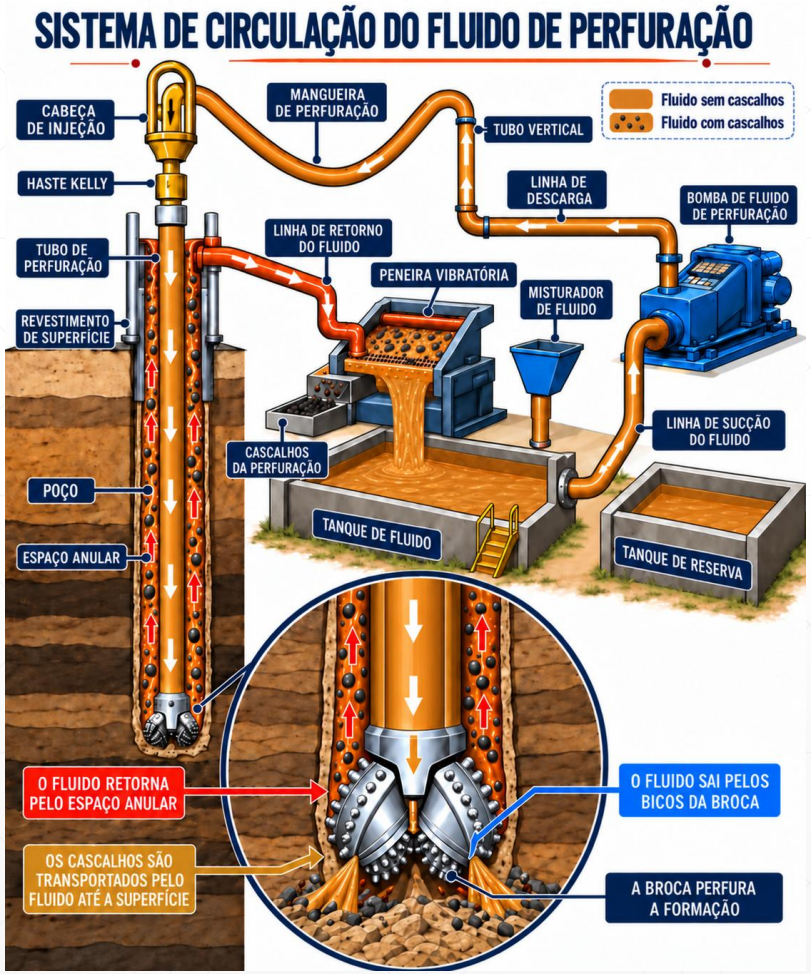
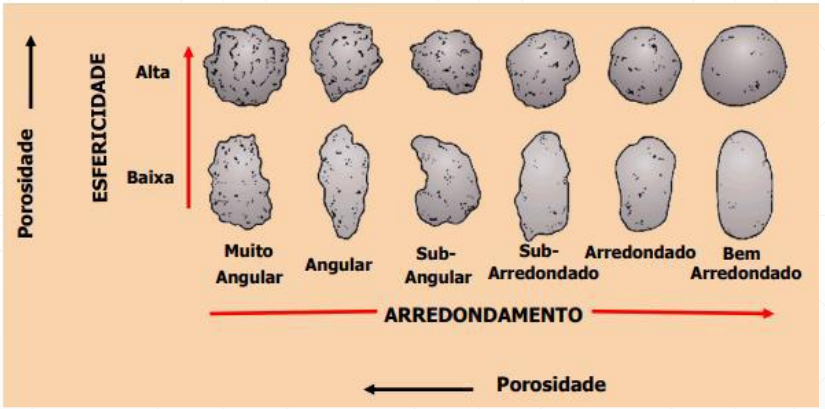


Imagem adaptada de KARTANEGARA, D.A. Drilling Mud Circulation System Explained. Air and Gas Drilling Manual, 2021.
APEX OILFIELD SERVICES. How shale shakers remove solids from drilling fluid. Acesso em: 19 out. 2026.:
https://www.shutterstock.com/pt/search/shale-shakers

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

1) Análise de Cascalhos Secos: "Software de Apoio ao Geólogo"

- **Variáveis Analisadas:** Fotos dos cascalhos limpos.
- **Técnicas de DL Utilizadas:** Rede Convolucional (CNN – Rede Convolucional Profunda).



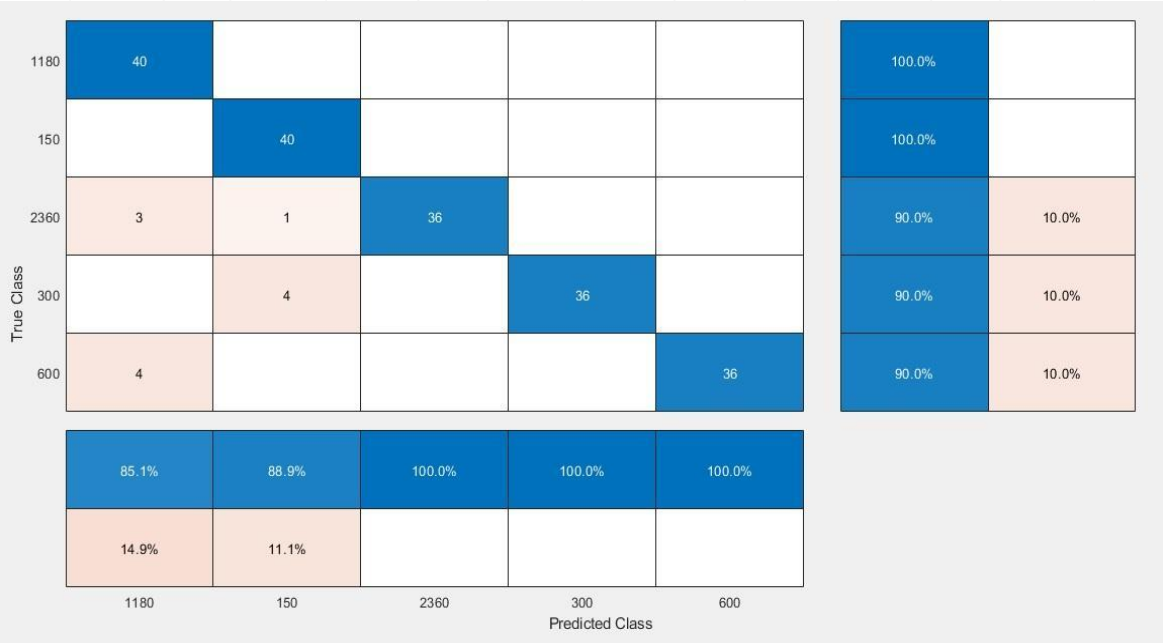
Cascalhos do mesmo poço separados por profundidade.

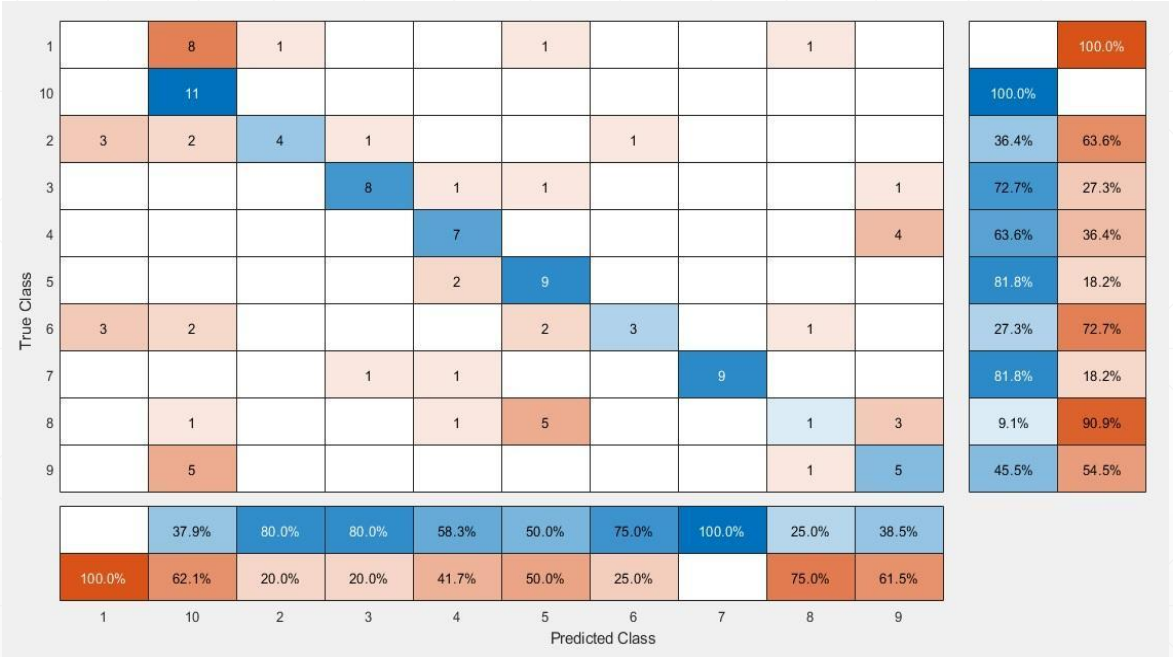
GROSSI, C.D. Desenvolvimento de um software de visão computacional para estudo do escoamento de cascalhos em peneira vibratória. MSc. PPGEQ-UFRRJ, 2020.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

1) Análise de Cascalhos Secos: Software de Apoio ao Geólogo

- **Variável Estimada:** Análise morfológica do cascalho.





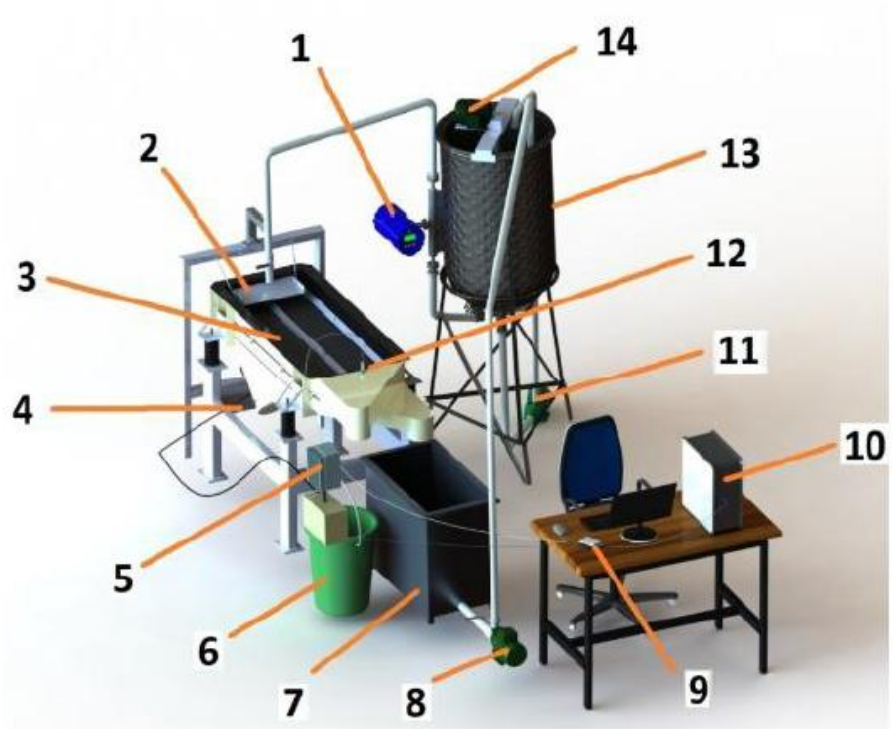
Matriz Confusão da classificação do cascalho segundo: (E) Tamanho (Acurácia: 94,0%); (D) Categoria Acurácia: 61,7%.

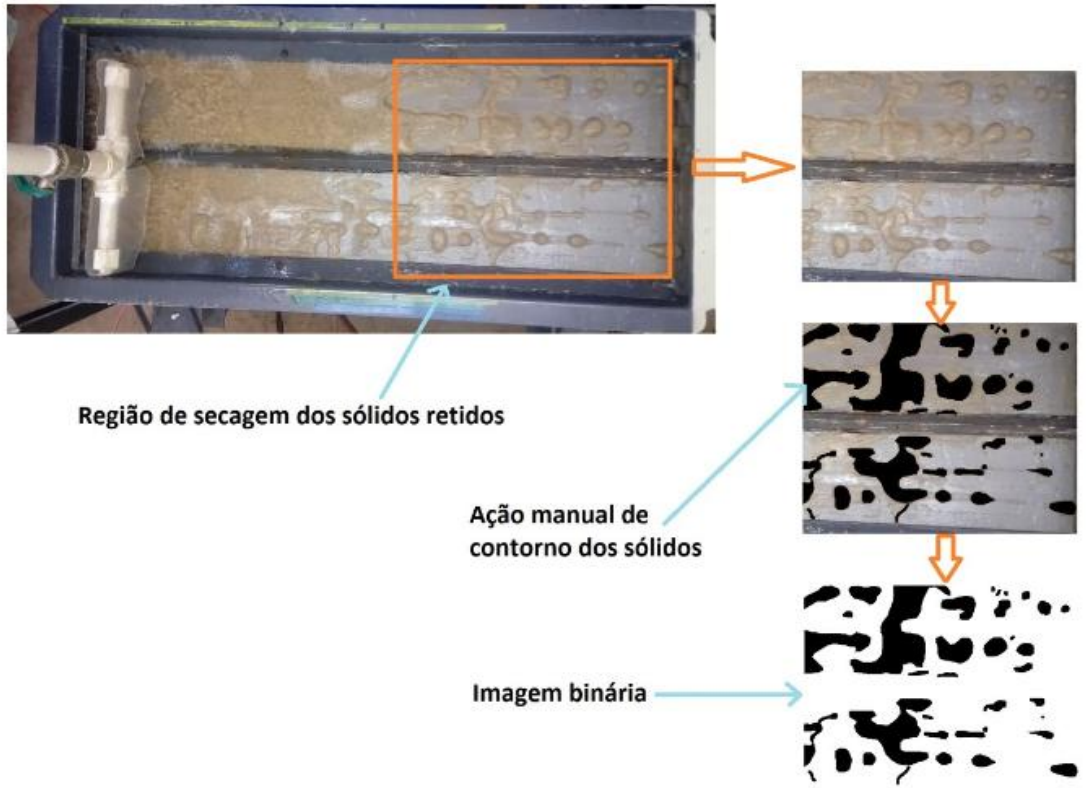
GROSSI, C.D. Desenvolvimento de um software de visão computacional para estudo do escoamento de cascalhos em peneira vibratória. MSc. PPGEQ-UFRRJ, 2020.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

2) Escoamento em Via Úmida com Peneira Piloto (Parceria UFU)

- **Variáveis Analisadas:** Vídeos da operação da peneira piloto.
- **Técnicas de DL Utilizadas:** Rede Convolucional (DL) e Visão Computacional.





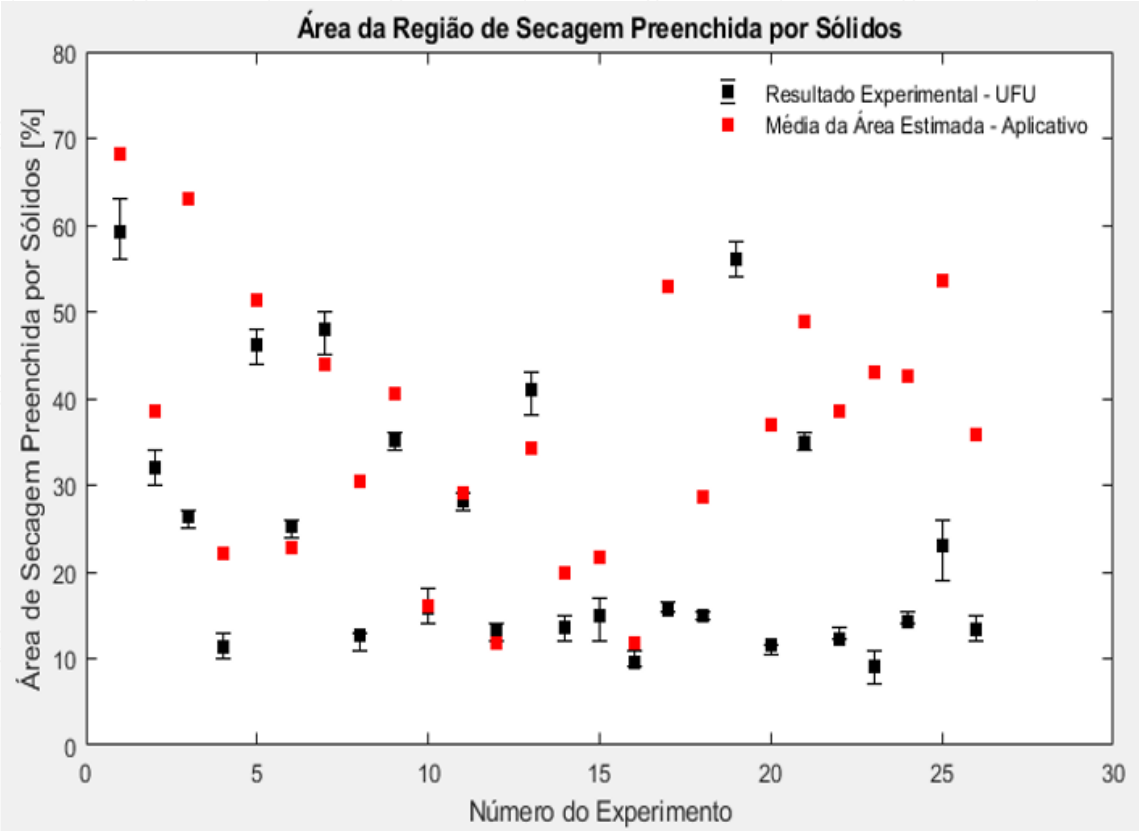
GROSSI, C.D.; HUMMEL, Y.N. ; MOURA, E.A. ; SCHEID, C.M. ; CALÇADA, L.A. ; MELEIRO, L.A.C. Development of computational vision methodologies for monitoring cuttings in the drilling fluid treatment system. BJCE, v. R3QA6, 2023.

BARBOSA, V.P. Avaliação de fatores operacionais em processo de peneiramento vibratório aplicado à separação sólido-líquido com o auxílio de técnicas de análise de imagens. Dissertação, PPGEQ/UFU. 2018.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

2) Escoamento em Via Úmida com Peneira Piloto (Parceria UFU)

- **Variáveis Estimadas:** Área da peneira preenchida por sólidos e velocidade de escoamento da suspensão.



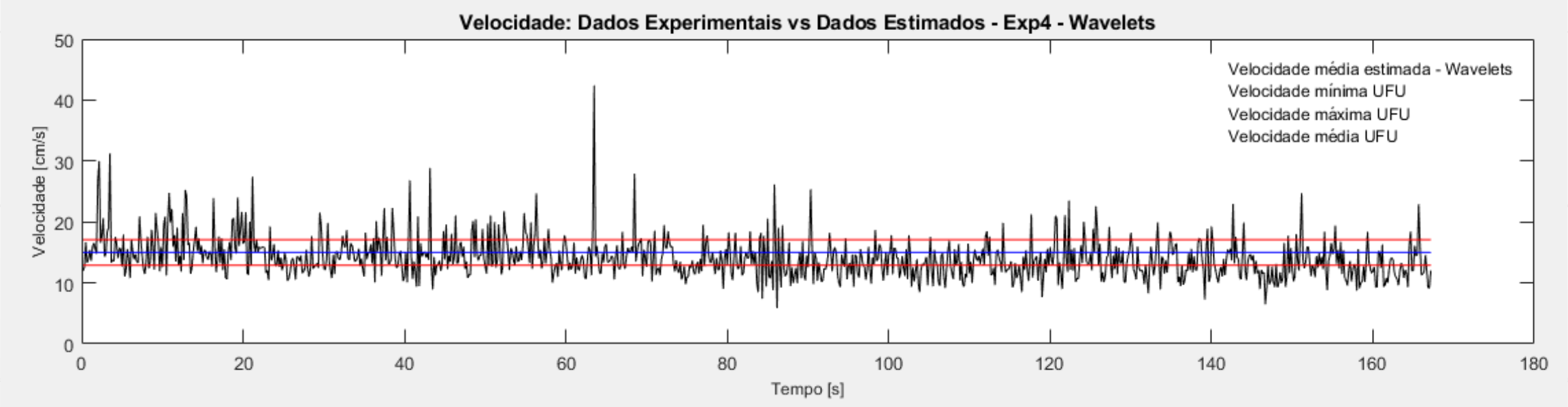
GROSSI, C.D.; HUMMEL, Y.N. ; MOURA, E.A. ; SCHEID, C.M. ; CALÇADA, L.A. ; MELEIRO, L.A.C. Development of computational vision methodologies for monitoring cuttings in the drilling fluid treatment system. BJCE, v. R3QA6, 2023.

BARBOSA, V.P. Avaliação de fatores operacionais em processo de peneiramento vibratório aplicado à separação sólido-líquido com o auxílio de técnicas de análise de imagens. Dissertação, PPGEQ/UFU. 2018.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

2) Escoamento em Via Úmida com Peneira Piloto (Parceria UFU)

- **Variáveis Estimadas:** Área da peneira preenchida por sólidos e velocidade de escoamento da suspensão.



GROSSI, C.D.; HUMMEL, Y.N. ; MOURA, E.A. ; SCHEID, C.M. ; CALÇADA, L.A. ; MELEIRO, L.A.C. Development of computational vision methodologies for monitoring cuttings in the drilling fluid treatment system. BJCE, v. R3QA6, 2023.

BARBOSA, V.P. Avaliação de fatores operacionais em processo de peneiramento vibratório aplicado à separação sólido-líquido com o auxílio de técnicas de análise de imagens. Dissertação, PPGEQ/UFU. 2018.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

3) Escoamento em Via Úmida com Peneira Real (Parceria UFU)

- **Variáveis Analisadas:** Vídeos da operação da peneira real.
- **Técnicas de DL Utilizadas:** Rede Convolucional "YOLO" e "U-Net" (DL) e Visão Computacional.

Condições experimentais:

- Peneira vibratória industrial operando a 1200 e 1800 RPM
- Vazões de alimentação: 20, 30 e 40 m^3/h
- Suspensão: 98% líquido (água + 3% argila esmectita) e 2% sólidos (areia)
- Gravações da região de praia (vista superior)
- Local: FEQ/UFU – Grupo de Pesquisa em Processos de Energia e Separação

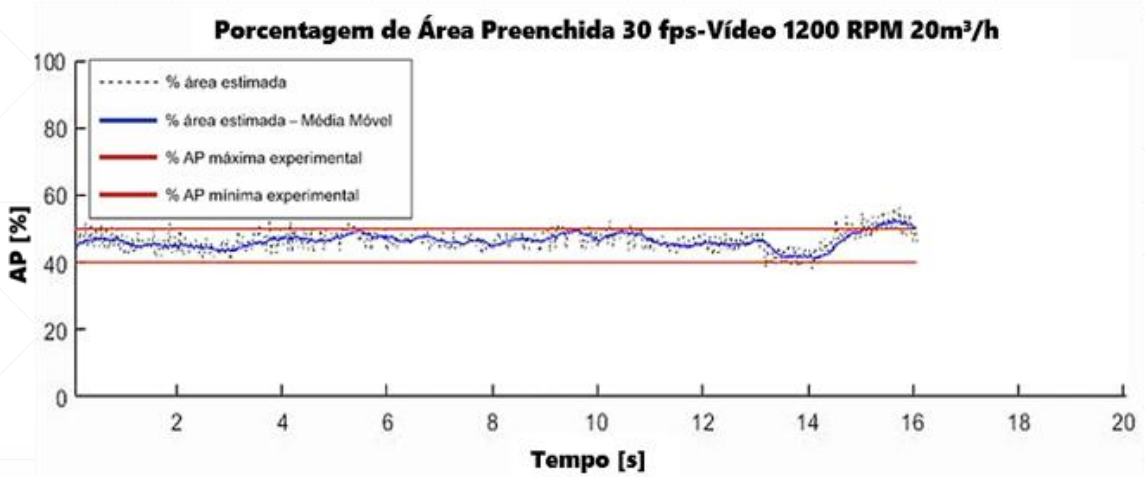
MIGUEL, A.C.C. Desenvolvimento de um Sistema de Visão Computacional para Monitoramento em Tempo Real de Cascalhos de Perfuração em Peneiras Vibratórias. MSc. PPGEQ-UFRRJ, 2026.

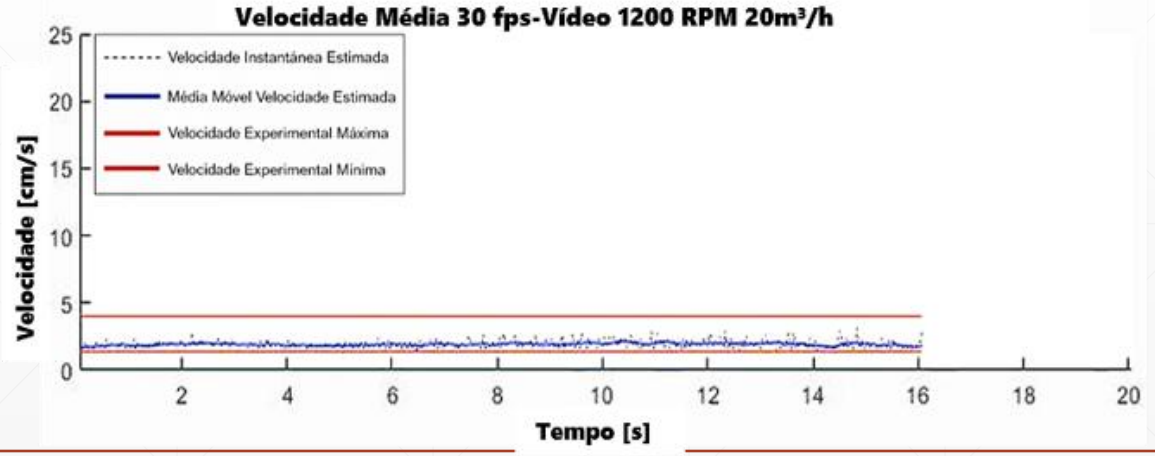
MIGUEL, A.C.C.; TAVARES, G.D.; BARBOSA, V.P.; SCHEID, C.M.; CALÇADA, L.A.; MELEIRO, L.A.C. Development of a computer vision system for monitoring vibrating sieves using deep neural networks. ENAHPE 2025.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

3) Escoamento em Via Úmida com Peneira Real (Parceria UFU)

- **Variáveis Estimadas:** Área preenchida por sólidos e velocidade de escoamento da suspensão (U-Net).





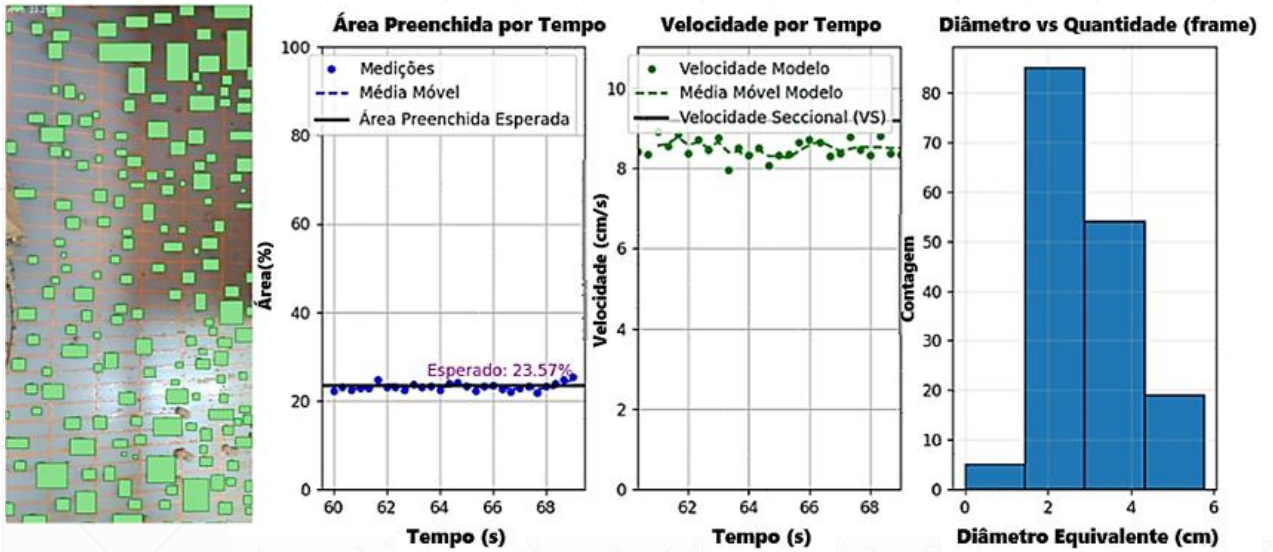
MIGUEL, A.C.C. Desenvolvimento de um Sistema de Visão Computacional para Monitoramento em Tempo Real de Cascalhos de Perfuração em Peneiras Vibratórias. MSc. PPGEQ-UFRRJ, 2026.

MIGUEL, A.C.C.; TAVARES, G.D.; BARBOSA, V.P.; SCHEID, C.M.; CALÇADA, L.A.; MELEIRO, L.A.C. Development of a computer vision system for monitoring vibrating sieves using deep neural networks. ENAHPE 2025.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

3) Escoamento em Via Úmida com Peneira Real (Parceria UFU)

- **Variáveis Estimadas:** Área da peneira preenchida por sólidos, velocidade de escoamento da suspensão e Morfologia dos aglomerados (Rede YOLO).




```
Relatório de Análise Morfológica
================================================
Análise do Vídeo (médias por frame)
Área (cm²) (média): 9.8205
Perímetro (cm) (média): 11.2803
Eixo Maior (cm) (média): 3.8054
Eixo Menor (cm) (média): 2.8173
Diâmetro Equivalente (cm) (média): 3.1667
Excentricidade (média): 0.5553
Nº médio de partículas por frame: 174.4452
```


MIGUEL, A.C.C. Desenvolvimento de um Sistema de Visão Computacional para Monitoramento em Tempo Real de Cascalhos de Perfuração em Peneiras Vibratórias. MSc. PPGEQ-UFRRJ, 2026.

MIGUEL, A.C.C.; TAVARES, G.D.; BARBOSA, V.P.; SCHEID, C.M.; CALÇADA, L.A.; MELEIRO, L.A.C. Development of a computer vision system for monitoring vibrating sieves using deep neural networks. ENAHPE 2025.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

4) Escoamento em Via Úmida com Peneira Real (LEF/UFRRJ)

- **Variáveis Analisadas:** Vídeos da operação da peneira real.
- **Técnicas de DL Utilizadas:** Rede Convolucional "YOLO+U-Net" (DL) e Visão Computacional.

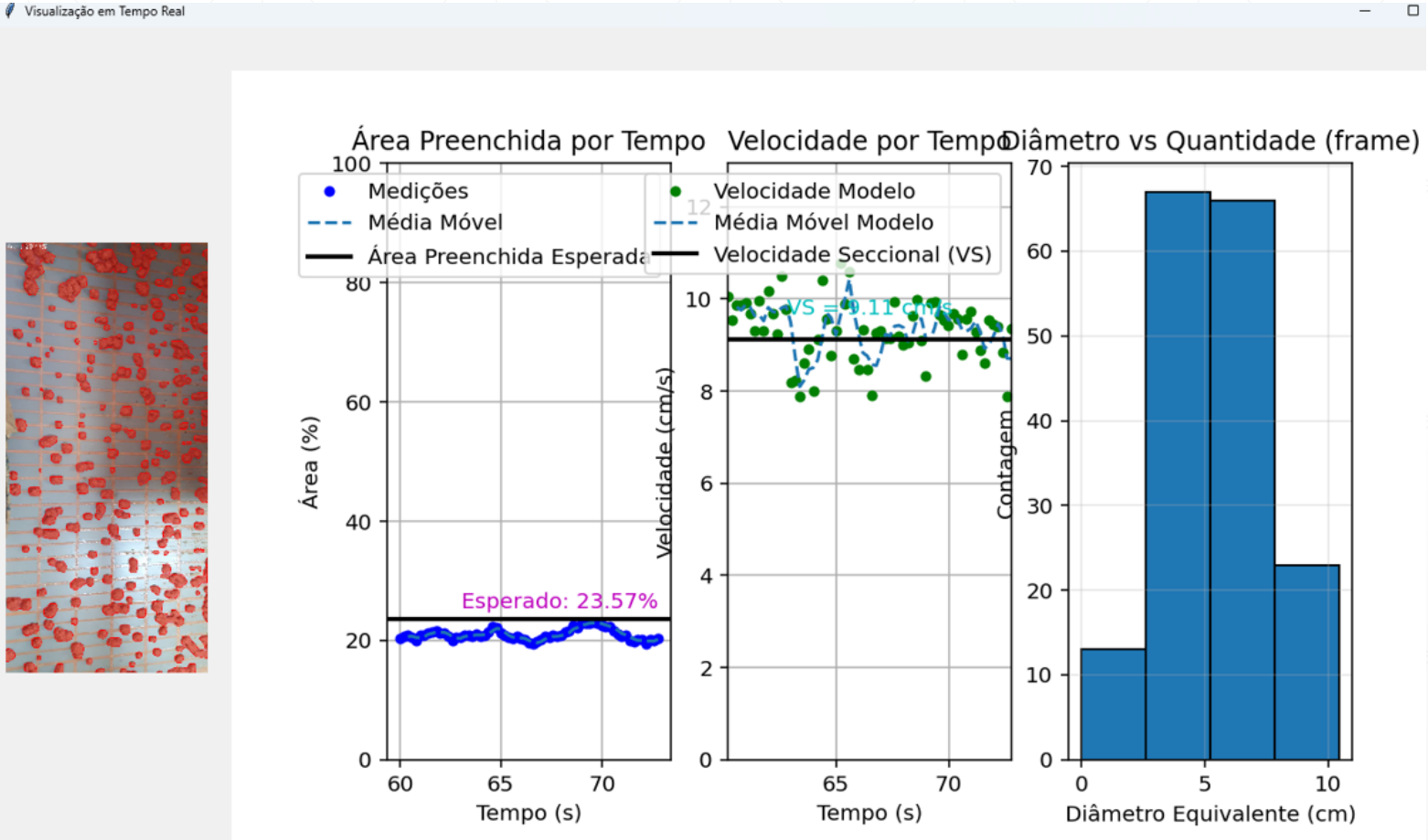
ENEMP 2026

VARGAS, P.H.S.; ANSELMINI, M.L.K.; FERREIRA, J.C.C.; MORAIS, V.H.R.; SCHEID, C.M. ; CALÇADA, L.A. ; MELEIRO, L.A.C. Monitoramento de parâmetros operacionais de peneiras vibratórias com base em visão computacional. RAIDTec, 2026.

Monitoramento em Tempo Real da Peneira Vibratória Durante a Perfuração

4) Escoamento em Via Úmida com Peneira Real (LEF/UFRRJ)

- **Variáveis Estimadas:** Área da peneira preenchida por sólidos, velocidade de escoamento da suspensão e Morfologia (Rede U-Net).



Parâmetro	Valor Médio
Área (cm²)	34,91
Perímetro (cm)	20,80
Eixo Maior (cm)	7,08
Eixo Menor (cm)	3,79
Diâmetro Equivalente (cm)	4,79
Excentricidade	0,747
Nº Partículas/Frame	15,76

VARGAS, P.H.S.; ANSELMINI, M.L.K.; FERREIRA, J.C.C.; MORAIS, V.H.R.; SCHEID, C.M. ; CALÇADA, L.A. ; MELEIRO, L.A.C. Monitoramento de parâmetros operacionais de peneiras vibratórias com base em visão computacional. RAIDTec, 2026.

Petrofísica

Monitoramento da Interface entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Ensaios Petrofísicos

- **Variáveis Analisadas:** Deslocamento da interface água-óleo (menisco)
- **Técnicas de ML Utilizadas:** Deep Learning e Visão Computacional

Infográfico: ChatGPT.

Monitoramento da Interface entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Ensaios Petrofísicos

➢ Leitura do Menisco em Ensaios Petrofísicos

- **Problema:** Os ensaios podem gerar **milhares de imagens** do separador, cuja **leitura manual** é repetitiva e depende do operador.
- **Proposta:** Identificar **automaticamente** a interface entre os fluidos, fazer a leitura e converter sua posição em volume correspondente.
- **Finalidade:** Acompanhar a produção de água e óleo e fornecer dados para a caracterização do escoamento em rochas.

SILVEIRA, D.P. Desenvolvimento de Metodologia Automatizada Baseada em Visão Computacional e Redes Neurais para Detecção de Interfaces entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Experimentos de Core Flooding. Dissertação PPGEQ/UFRRJ, 2026.

Petrofísica

Monitoramento da Interface entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Ensaios Petrofísicos

- **Variáveis Analisadas:** Deslocamento da interface água-óleo (menisco).
- **Técnicas de ML Utilizadas:** Deep Learning e Visão Computacional (Automação e Controle).

SILVEIRA, D.P. Desenvolvimento de Metodologia Automatizada Baseada em Visão Computacional e Redes Neurais para Detecção de Interfaces entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Experimentos de Core Flooding. Dissertação PPGEQ/UFRRJ, 2026.

Monitoramento da Interface entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Ensaios Petrofísicos

➢ Visão Computacional e DL na Medição de Volumes

- **Rede convolucional:** Localiza o menisco e a régua fornece a referência.
- **Correção óptica e calibração:** Convertem posição na imagem em volume.

SILVEIRA, D.P. Desenvolvimento de Metodologia Automatizada Baseada em Visão Computacional e Redes Neurais para Detecção de Interfaces entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Experimentos de Core Flooding. Dissertação PPGEQ/UFRRJ, 2026.

Petrofísica

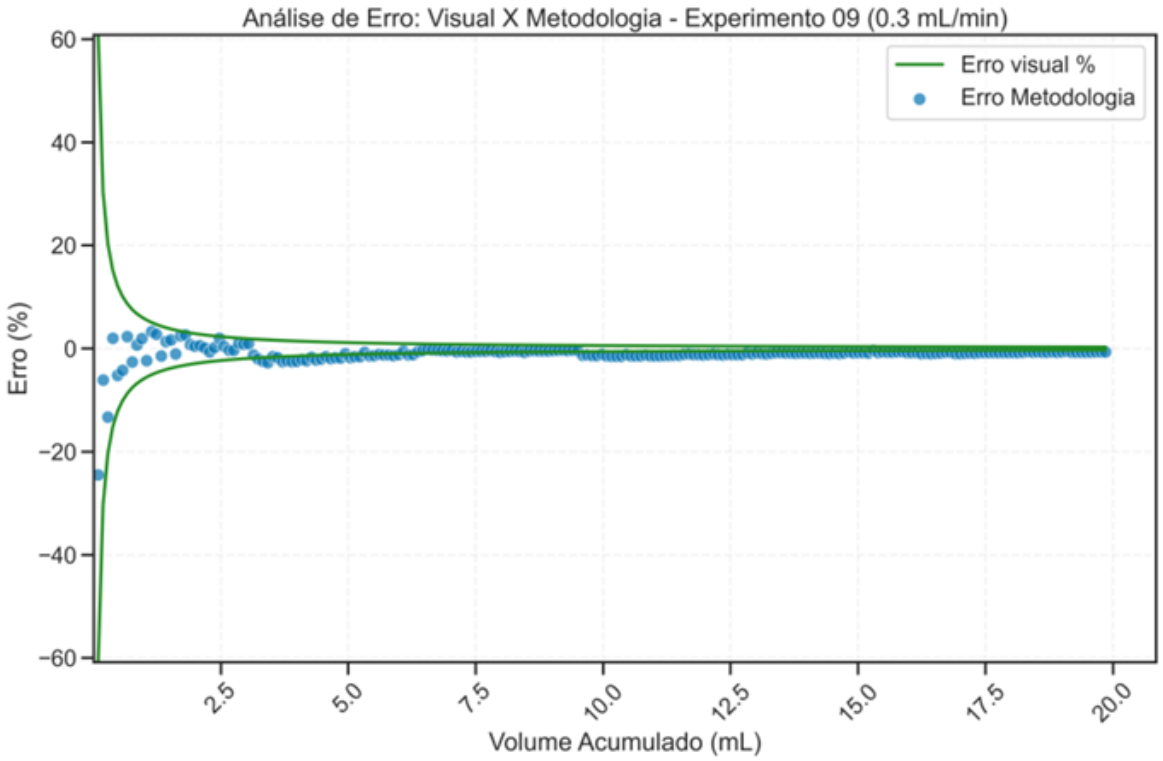
Monitoramento da Interface entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Ensaios Petrofísicos

➢ **Dados para a Caracterização Petrofísica**

- **Saída do sistema:** Posição do menisco convertida em volumes ao longo do tempo, com correção óptica e calibração.
- **Validação apresentada:** Comparação com volumes bombeados (conhecidos).
- **Aplicação:** Integrar a produção medida à pressão, à injeção e a modelos físicos para apoiar a estimativa de saturações e permeabilidades relativas.

➢ **Leitura Perfeita**

1. O operador realiza uma leitura perfeita dentro da resolução da régua, que é de 1mm;
2. A incerteza na medida é de ±0,05 cm;
3. O operador corrige perfeitamente todos os efeitos de paralaxe e de lente, o que significa que suas leituras não são afetadas por aberrações de paralaxe ou de lente;
4. O erro máximo introduzido pelo operador nas leituras corresponde à medida de uma única leitura e do erro associado a bomba;
5. O aparato utilizado para a leitura perfeita também é perfeito, sem incertezas de construção.



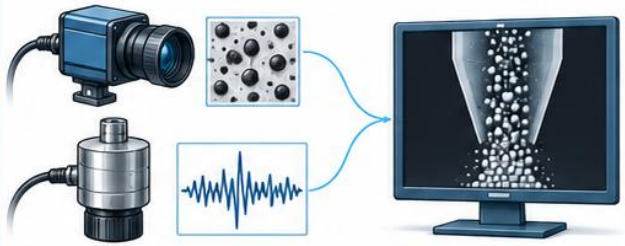
(b) Experimento 09.

SILVEIRA, D.P. Desenvolvimento de Metodologia Automatizada Baseada em Visão Computacional e Redes Neurais para Detecção de Interfaces entre Fluidos em Separadores Visuais Durante Experimentos de Core Flooding. Dissertação PPGEQ/UFRRJ, 2026.

7) *Perspectivas Tecnológicas*

Cada oportunidade vem acompanhada de requisitos para sua aplicação.

Fusão de sensores



Combinar informações de imagens e sinais.

REQUISITO

Sincronização e calibração.

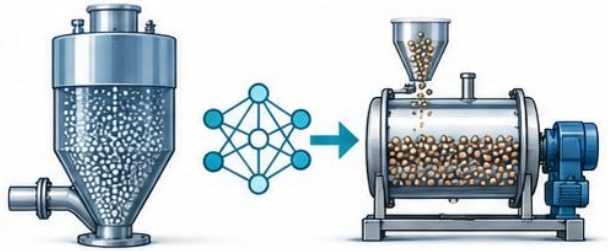
Aprendizado ativo

Selecionar experimentos mais informativos.

REQUISITO

Critério de seleção e avaliação da incerteza.

Transferência de aprendizado

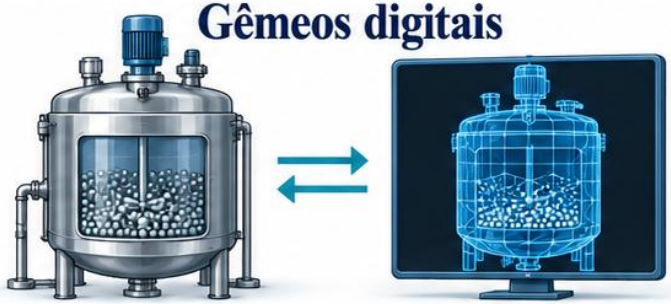


Adaptar modelos a novos materiais ou equipamentos.

REQUISITO

Validação nas novas condições.

Gêmeos digitais

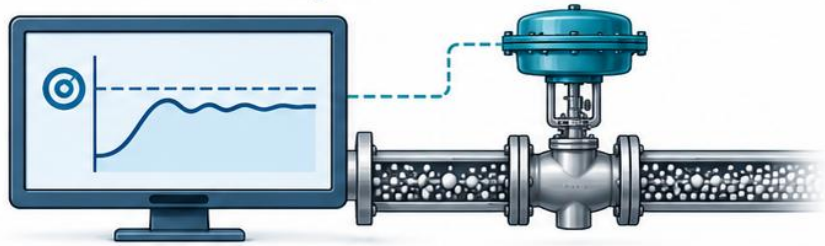


Atualizar a representação do processo com dados operacionais.

REQUISITO

Integração e atualização do modelo.

Otimização e controle



Apoiar decisões durante a operação.

REQUISITO

Confiabilidade, tempo de resposta e restrições operacionais.

Transformar potencial em resultados exige dados confiáveis, integração e validação.

Infográfico: ChatGPT

Mensagem Final

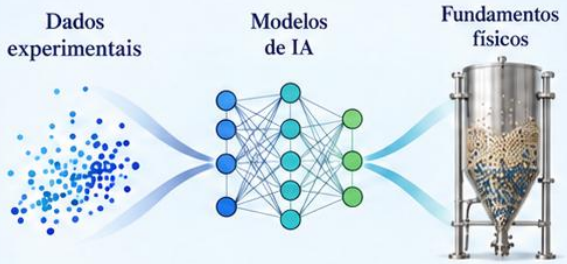
IA e sistemas particulados: o futuro se constrói com vocês

Uma mensagem aos estudantes e jovens pesquisadores

Explore o potencial da IA

Caracterizar, prever, otimizar e controlar sistemas particulados.

Integre conhecimentos



Combine dados, modelos e fundamentos físicos.

Comece pela pergunta

Defina o problema antes de escolher o algoritmo.

Valide e questione

Examine resultados, incertezas e limites dos modelos.

Cultive uma postura científica

Curiosidade, autonomia e rigor científico.

Transforme conhecimento em soluções

Use a IA para ampliar sua capacidade de investigar e inovar.

Que a IA amplie nossa capacidade de investigar, e que o rigor científico dê significado às descobertas.

Infográfico: ChatGPT

Agradecimentos às Instituições de Apoio e Fomento

UFRRJ

Engenharia Química
UFRuralRJ

FAPUR
Fundação de Apoio à Pesquisa Científica
e Tecnológica da UFRRJ

BR PETROBRAS

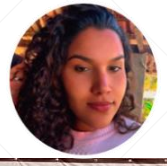
anp
Agência Nacional
do Petróleo,
Gás Natural e Biocombustiveis

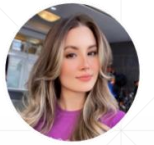
CAPES

FINEP
FINANCIADORA DE ESTUDOS E PROJETOS
MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA

CNPq
Conselho Nacional de Desenvolvimento
Científico e Tecnológico

Gratidão ao Time do LEF/UFRRJ!





MUITO OBRIGADO PELA ATENÇÃO!