



UNIVERSIDADE
FEDERAL DO CEARÁ



LogIA

Aprendizagem de Máquina

César Lincoln Cavalcante Mattos

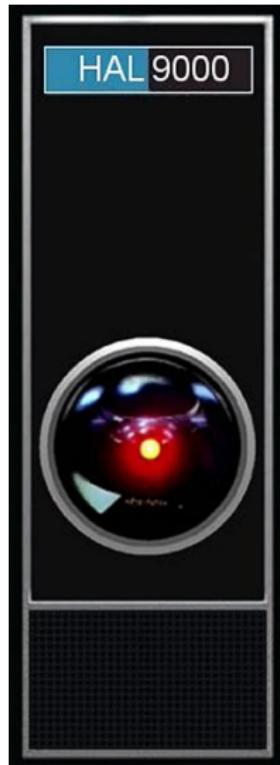
2025

Agenda

- ① Conceitos básicos
- ② Aspectos históricos
- ③ Categorias e aplicações de aprendizagem de máquina
- ④ Referências

Máquinas inteligentes?

Máquinas inteligentes?



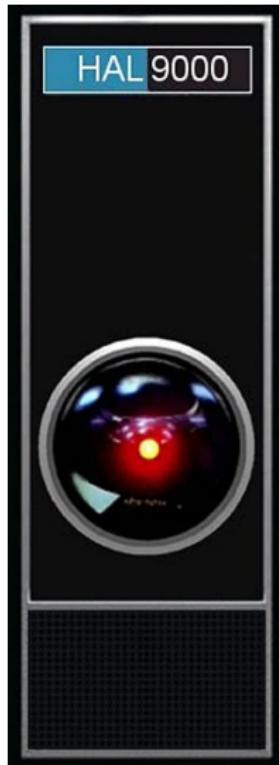
- Como máquinas podem **imitar** a inteligência humana?

Máquinas inteligentes?



- Como máquinas podem **imitar** a inteligência humana?
 - O que é inteligência?

Máquinas inteligentes?



- Como máquinas podem **imitar** a inteligência humana?
 - O que é inteligência?
- Máquinas **precisam** ser inteligentes?

Máquinas inteligentes?



- Como máquinas podem **imitar** a inteligência humana?
 - O que é inteligência?
- Máquinas **precisam** ser inteligentes?
 - Um avião voa como um pássaro?

Máquinas inteligentes?



- Como máquinas podem **imitar** a inteligência humana?
 - O que é inteligência?
- Máquinas **precisam** ser inteligentes?
 - Um avião voa como um pássaro?
- Quais motivos levaram à popularização de máquinas inteligentes?

Talos, o autômato de bronze



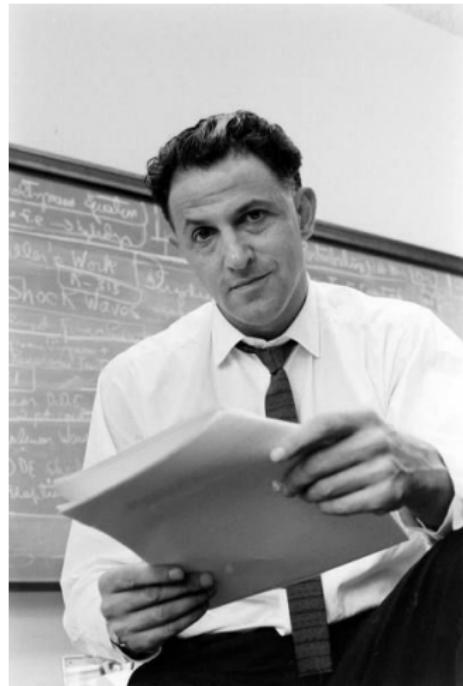
Figura 1: Talos, criado por Hefesto e enviado por Zeus para proteger Europa na ilha de Creta.

Talos, o autômato de bronze



Figura 2: Talos, derrotado por Medeia e sangrando icor.

Máquinas inteligentes?



**“[Inteligência artificial é a]
automação de atividades
associadas ao pensamento
humano e à capacidade humana
de tomar decisões, resolver
problemas, aprender, etc.”**
(Richard Bellman, 1978)

Máquinas aprendem?

Máquinas aprendem?



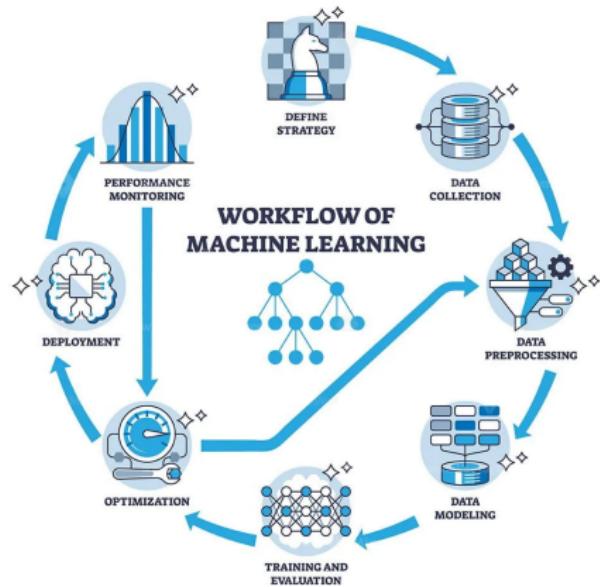
- Programas computacionais específicos, escritos com um **conjunto de regras**, podem resolver problemas específicos.
 - Calcular a média de notas em uma turma.
 - Ordenar uma lista de valores inteiros.
 - Organizar informações em um banco de dados.

Máquinas aprendem?



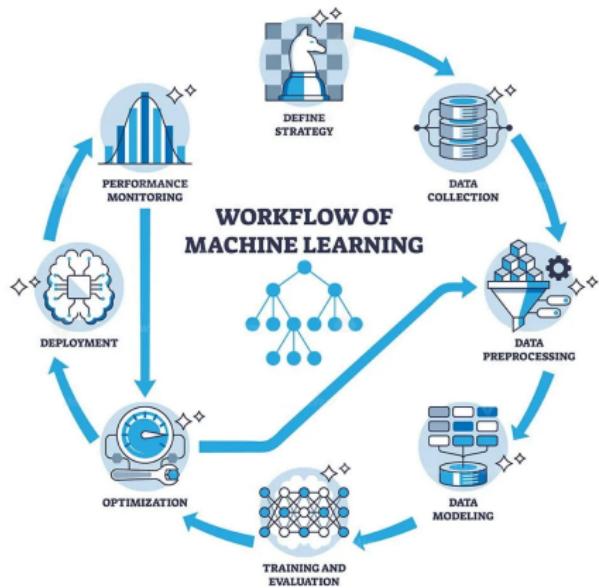
- Programas computacionais específicos, escritos com um **conjunto de regras**, podem resolver problemas específicos.
 - Calcular a média de notas em uma turma.
 - Ordenar uma lista de valores inteiros.
 - Organizar informações em um banco de dados.
- Em alguns casos, é **muito difícil especificar essas regras**.
 - Identificar um animal em uma imagem.
 - Prever a quantidade de chuva no próximo mês.
 - Diferenciar e agrupar os padrões de uso de milhões de usuários em uma rede social.

Máquinas aprendem?



- **Algoritmos de aprendizagem** não são diretamente programados para resolverem um problema específico.

Máquinas aprendem?



- **Algoritmos de aprendizagem** não são diretamente programados para resolverem um problema específico.
- Informações obtidas a partir de **exemplos (dados)** e **experiências passadas (tentativa e erro)**.

Aplicações de Aprendizagem de Máquina

- Reconhecimento de fala/escrita;
- Sistemas de recomendação;
- Visão computacional;
- Robótica;
- Jogos;
- Detecção de anomalias/fraudes;
- Diagnóstico médico;
- Predição de séries temporais;
- Agrupamento de perfis de uso de um serviço;
- ...

Inteligência Artificial × Aprendizagem de Máquina

- Aprendizagem de Máquina encontra-se incluída na grande área de Inteligência Artificial.

Inteligência Artificial × Aprendizagem de Máquina

- Aprendizagem de Máquina encontra-se incluída na grande área de Inteligência Artificial.

Inteligência Artificial

Busca **automatizar tarefas intelectuais** normalmente associadas aos humanos.

Inteligência Artificial × Aprendizagem de Máquina

- Aprendizagem de Máquina encontra-se incluída na grande área de Inteligência Artificial.

Inteligência Artificial

Busca **automatizar tarefas intelectuais** normalmente associadas aos humanos.

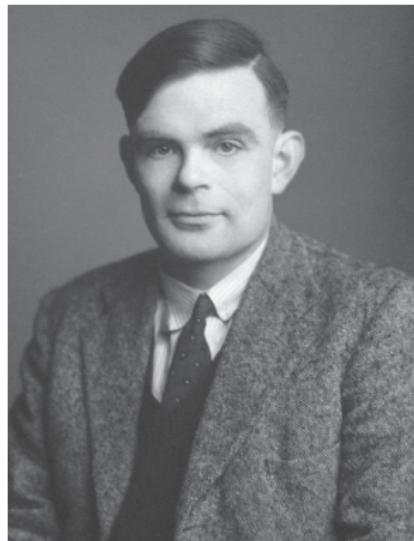
Aprendizagem de Máquina

Busca algoritmos que permitam **aprender a resolver uma tarefa** (não necessariamente como humanos a resolvem) **a partir de dados disponíveis**.

Agenda

- ① Conceitos básicos
- ② Aspectos históricos
- ③ Categorias e aplicações de aprendizagem de máquina
- ④ Referências

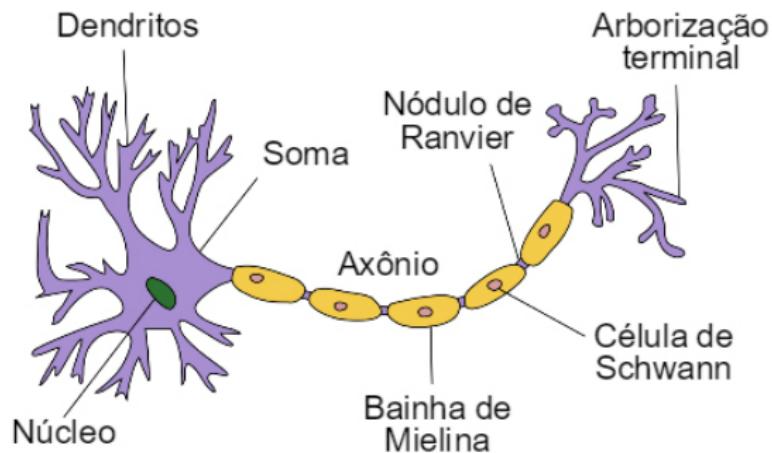
Aspectos históricos



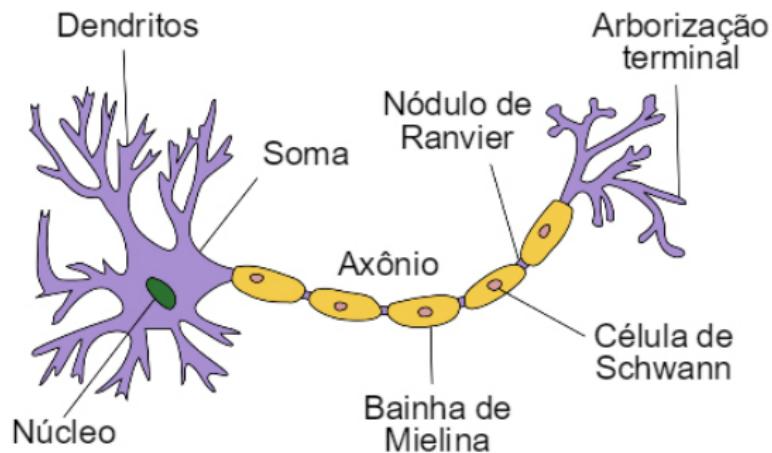
Alan Turing
(1912 - 1954)

- **Máquina de Turing** (1936): modelo abstrato de um computador digital.
- **Computing Machinery and Intelligence** (1950).
 - “Máquinas podem pensar?”
 - “Máquinas podem fazer o que nós (como entidades pensantes) podemos fazer?”
 - Teste de Turing.

Neurônio biológico × neurônio artificial

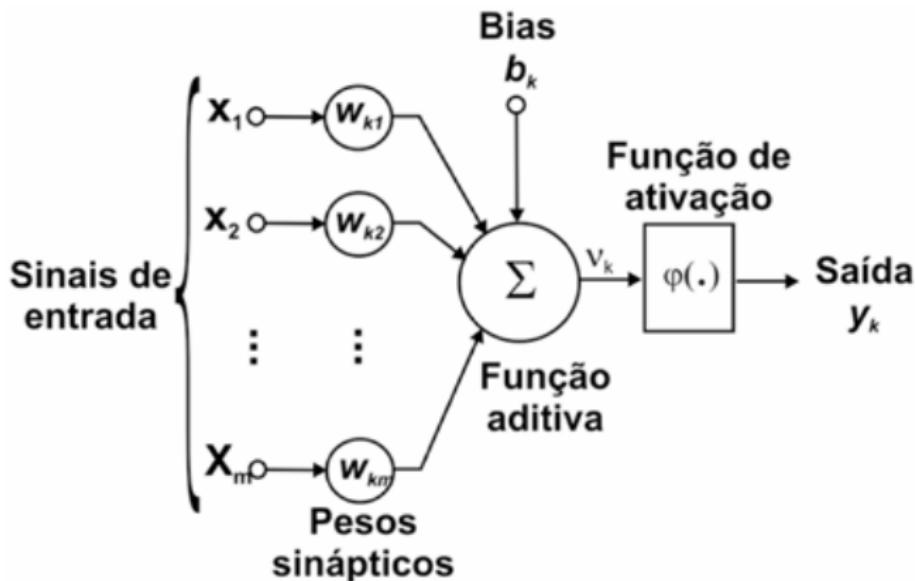


Neurônio biológico × neurônio artificial

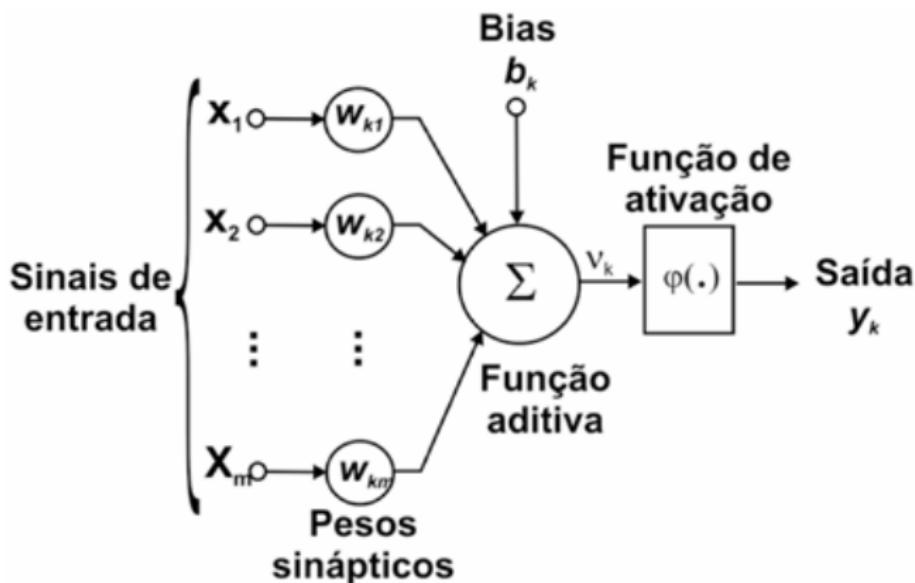


- **Representação matemática** do neurônio biológico?

Modelo neural de McCulloch-Pitts (1943)

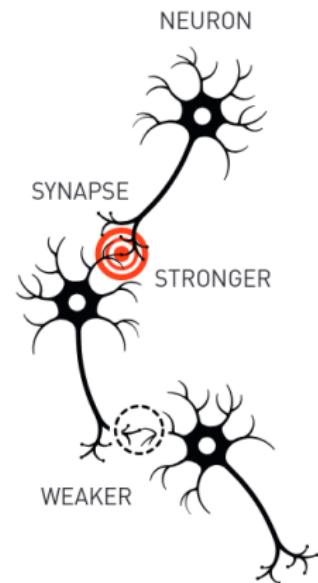
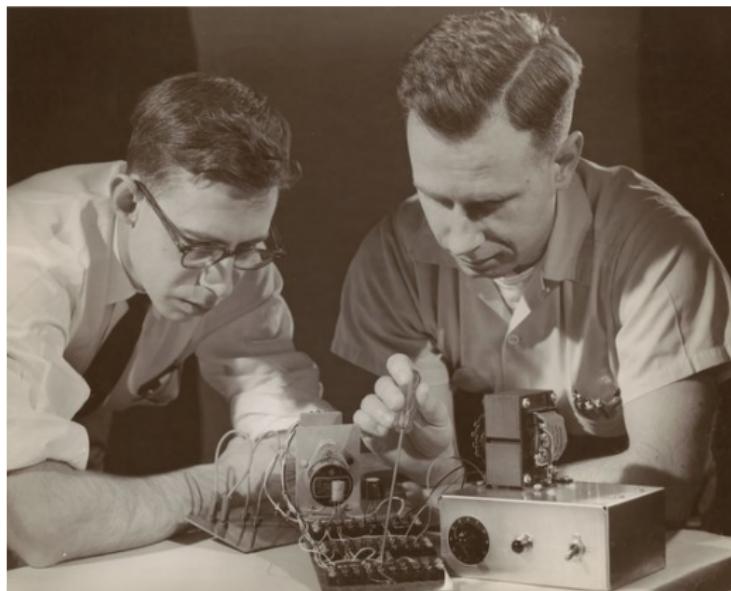


Modelo neural de McCulloch-Pitts (1943)



$$\hat{y} = \varphi \left(\sum_d w_d x_d \right) = \varphi (\mathbf{w}^\top \mathbf{x})$$

Perceptron de Rosenblatt (1957)



- Capaz de **aprender a resolver** diferentes tarefas.
- **Aprendizagem Hebbiana** (1949).

Perceptron de Rosenblatt (1957)



Hardware do Mark 1 perceptron, capaz de classificar imagens de caracteres. À direita, potenciômetros para ajuste dos pesos. O ajuste podia ser automatizado via motores elétricos.

Dartmouth (1956)

1956 Dartmouth Conference: The Founding Fathers of AI



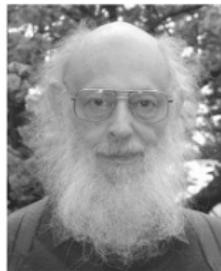
John McCarthy



Marvin Minsky



Claude Shannon



Ray Solomonoff



Allen Newell



Herbert Simon



Arthur Samuel



Oliver Selfridge



Nathaniel Rochester



Trenchard More

Hype?

“Agora existem no mundo **máquinas que pensam, aprendem e criam**. Além disso, sua capacidade de fazer essas coisas vai aumentar rapidamente até que – em um futuro próximo – a gama de problemas que elas podem lidar será semelhante à capacidade da mente humana.”

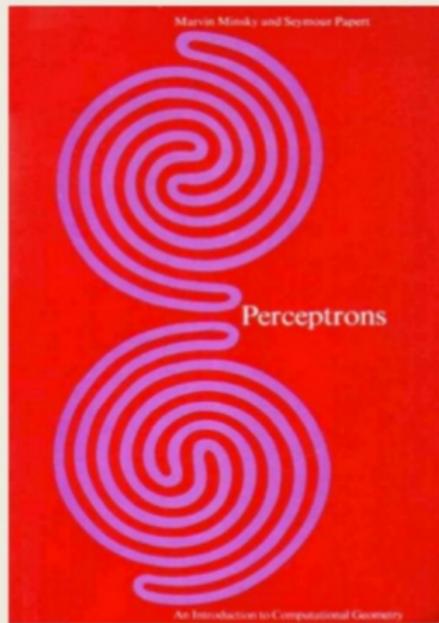
Hype?

“Agora existem no mundo **máquinas que pensam, aprendem e criam**. Além disso, sua capacidade de fazer essas coisas vai aumentar rapidamente até que – em um futuro próximo – a gama de problemas que elas podem lidar será semelhante à capacidade da mente humana.”

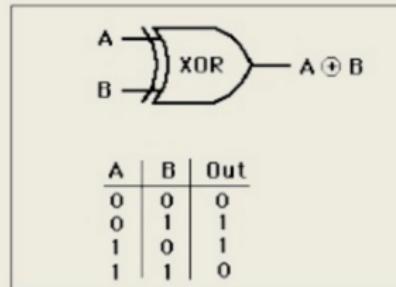
(Herbert Simon, 1957)

Hype?

1969: Perceptrons can't do XOR!



<http://www.i-programmer.info/images/stories/BabBag/AI/book.jpg>



<http://hyperphysics.phy-astr.gsu.edu/hbase/electronic/ietron/xor.gif>



Minsky & Papert

<https://constructingkids.files.wordpress.com/2013/05/minsky-papert-71-csolomon-x640.jpg>

Hype?



John Robinson Pierce, diretor de pesquisa da AT&T e presidente do ALPAC, e Michael James Lighthill, matemático britânico.

- **ALPAC** - Automatic Language Processing Advisory Committee
- report (1966)
 - Cético em relação à tradução automática via IA.
- **Lighthill** report (1973) para o British Science Research Council.
 - “Explosão combinatória” e incapacidade de escalar para problemas reais.

Hype?

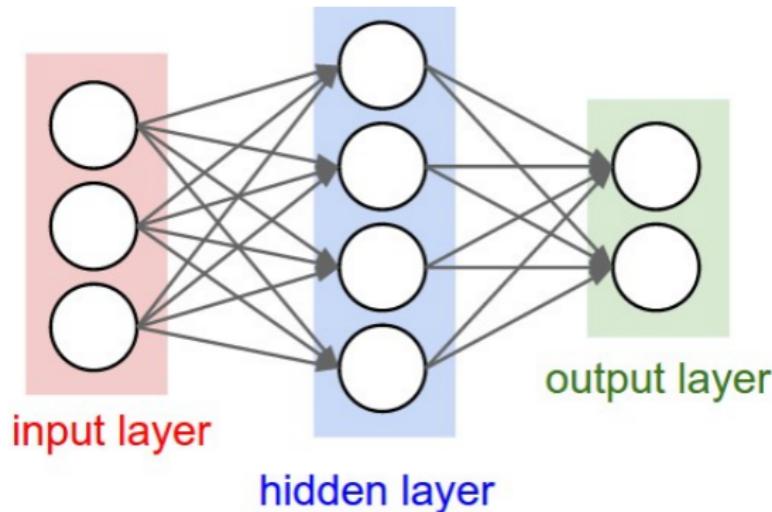


John Robinson Pierce, diretor de pesquisa da AT&T e presidente do ALPAC, e Michael James Lighthill, matemático britânico.

- **ALPAC** - Automatic Language Processing Advisory Committee
- report (1966)
 - Cético em relação à tradução automática via IA.
- **Lighthill report** (1973) para o British Science Research Council.
 - “Explosão combinatória” e incapacidade de escalar para problemas reais.
- **Primeiro AI winter:** 1974 - 1980

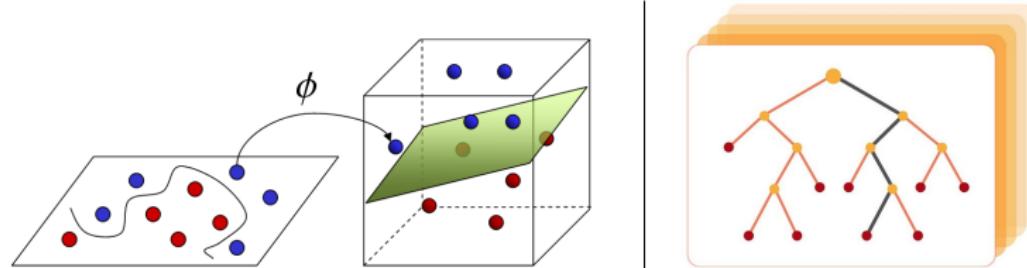
Redes Neurais Artificiais

- **Multilayer Perceptron (MLP)**: Superação das limitações e simplicidades do Perceptron.
- **Algoritmo backpropagation**: Redescoberto no anos 1980 como uma maneira eficiente de treinar MLPs.



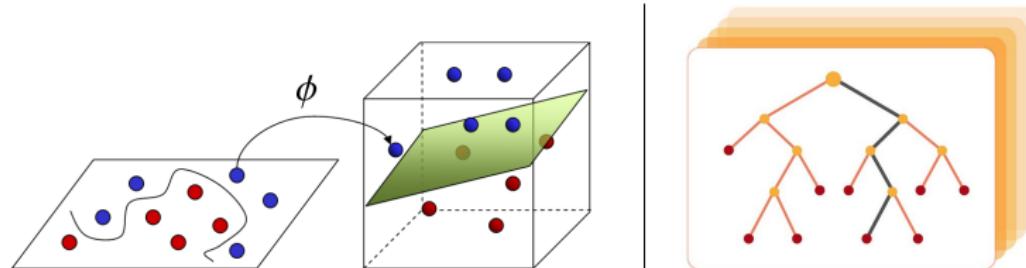
Anos 1990

- **Abordagens não neurais.**
 - Máquinas de Vetores Suporte (SVM).
 - Random Forests.



Anos 1990

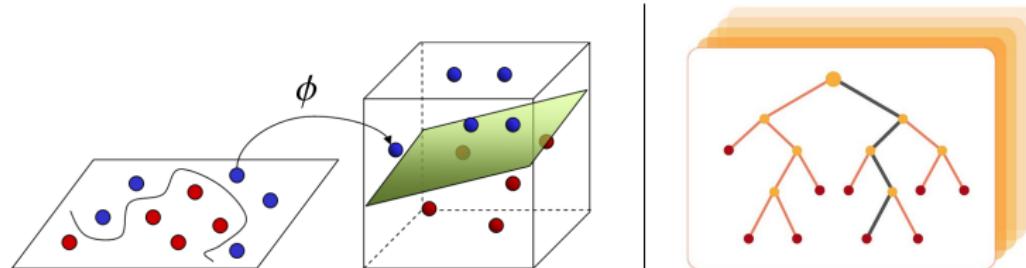
- **Abordagens não neurais.**
 - Máquinas de Vetores Suporte (SVM).
 - Random Forests.



- Dificuldades em obter resultados relevantes em **tarefas desafiadoras**
 - Visão computacional.
 - Reconhecimento de fala.
 - Tradução automática.

Anos 1990

- **Abordagens não neurais.**
 - Máquinas de Vetores Suporte (SVM).
 - Random Forests.

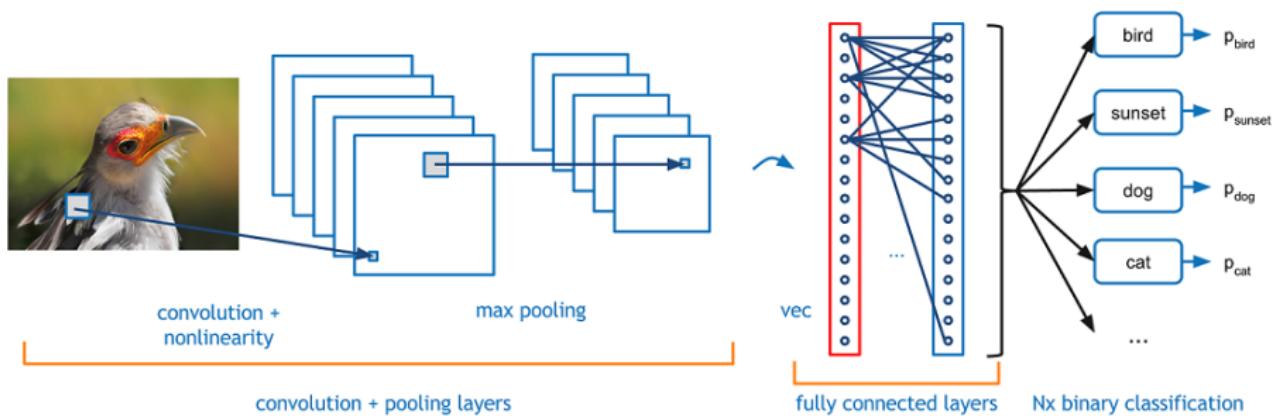


- Dificuldades em obter resultados relevantes em **tarefas desafiadoras**
 - Visão computacional.
 - Reconhecimento de fala.
 - Tradução automática.
- **Segundo AI winter:** 1987 - 1993

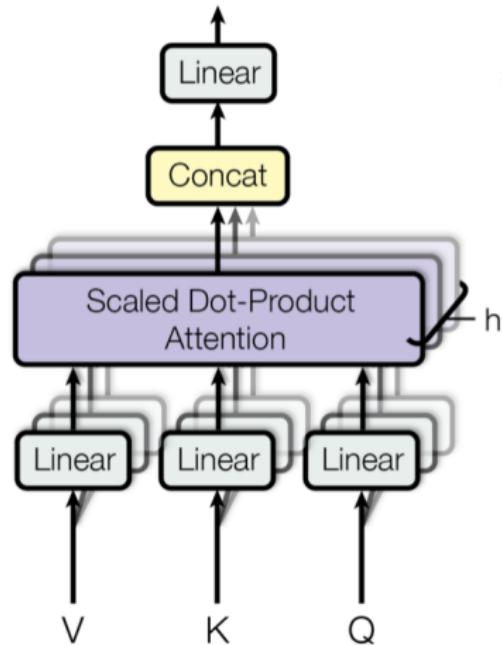
Deep Learning

- Anos 2006 - 2012

- **Algoritmos mais eficientes** para modelos multicamadas.
- **Maior disponibilidade de dados.**
- **Grande avanço do poder computacional.**
- **Resultados significativos** em áreas desafiadoras.



Deep Learning

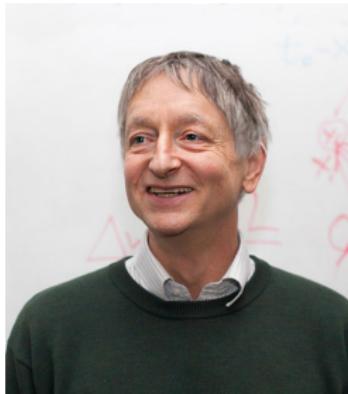


- A partir de 2017

- **Transformer**: arquitetura de larga escala para processamento de **longas sequências**.
- Módulos de **atenção** para aprendizado de **contexto**.
- Avanço de modelos de **IA generativa**, como *large language models* (LLMs).
- **Estado-da-arte** em diversas aplicações.

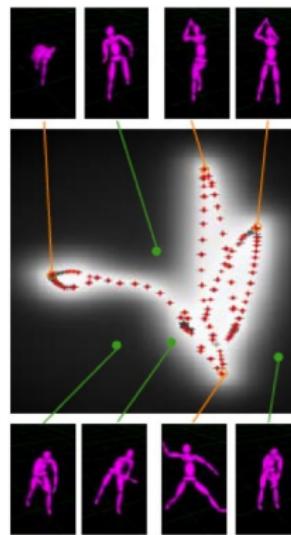
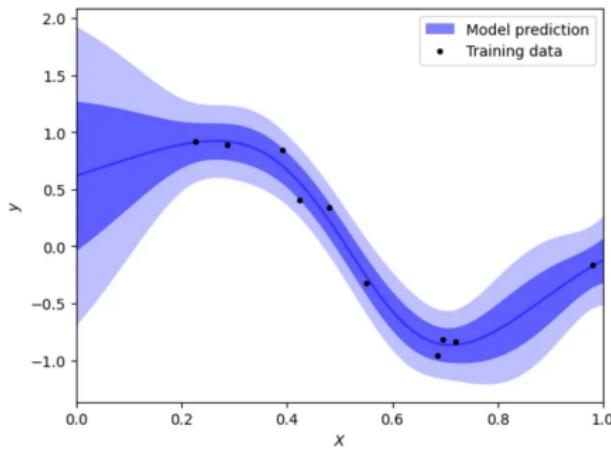
Reconhecimento

- **Geoffery Hinton, Yann Lecun e Yoshua Bengio** recebem o **Turing Award** de 2018 por “avanços conceituais e práticos que tornaram redes neurais profundas (deep learning) componentes críticos da área de computação”.



Além de Deep Learning

- Deep Learning é somente um subgrupo de técnicas de Aprendizagem de Máquina.
- **Diversas abordagens modernas**
 - Técnicas não paramétricas.
 - Modelos gráficos probabilísticos.
 - **Processos Gaussianos** (limite de redes com infinitos neurônios).



No Free Lunch

“Não há almoço grátis”



- Definido no contexto de aprendizagem de máquina por David H. Wolpert, em **The Lack of A Priori Distinctions between Learning Algorithms**, 1996.
- **Teorema:** Considerando todas as distribuições da dados possíveis, todo algoritmo de aprendizagem apresentará, em média, erros semelhantes na presença de padrões não observados.

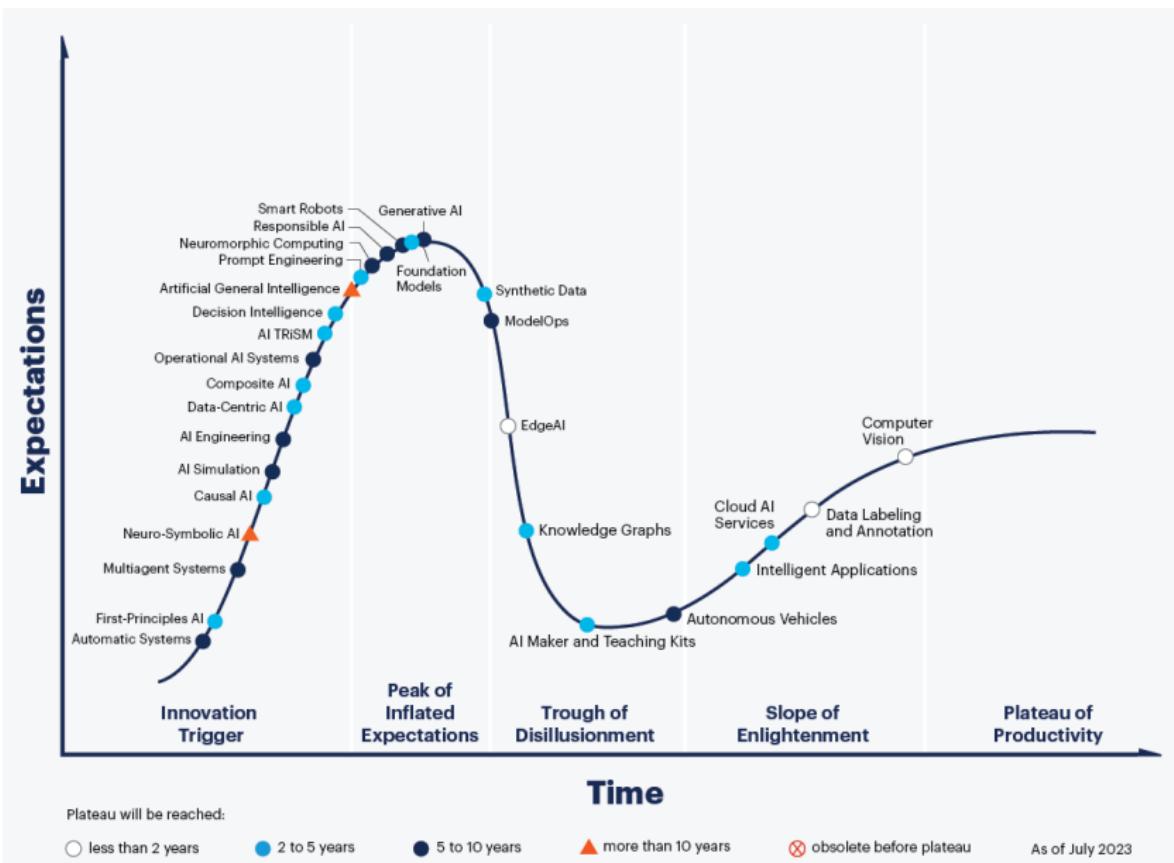
No Free Lunch

“Não há almoço grátis”

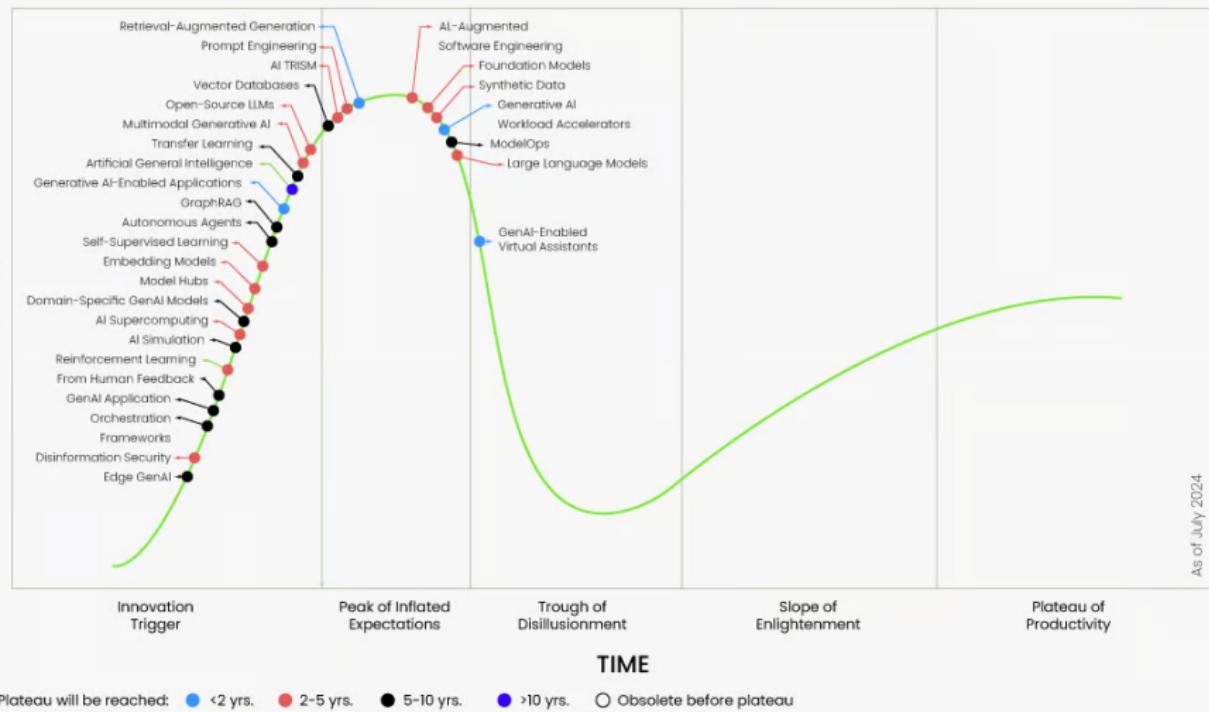


- Definido no contexto de aprendizagem de máquina por David H. Wolpert, em **The Lack of A Priori Distinctions between Learning Algorithms**, 1996.
- **Teorema:** Considerando todas as distribuições da dados possíveis, todo algoritmo de aprendizagem apresentará, em média, erros semelhantes na presença de padrões não observados.
- Nenhum algoritmo de aprendizagem é universalmente superior, justificando diferentes métodos para cenários distintos.

Ciclo de expectativas para a IA (Gartner, 2023)



Ciclo de expectativas para a IA (Gartner, 2024)

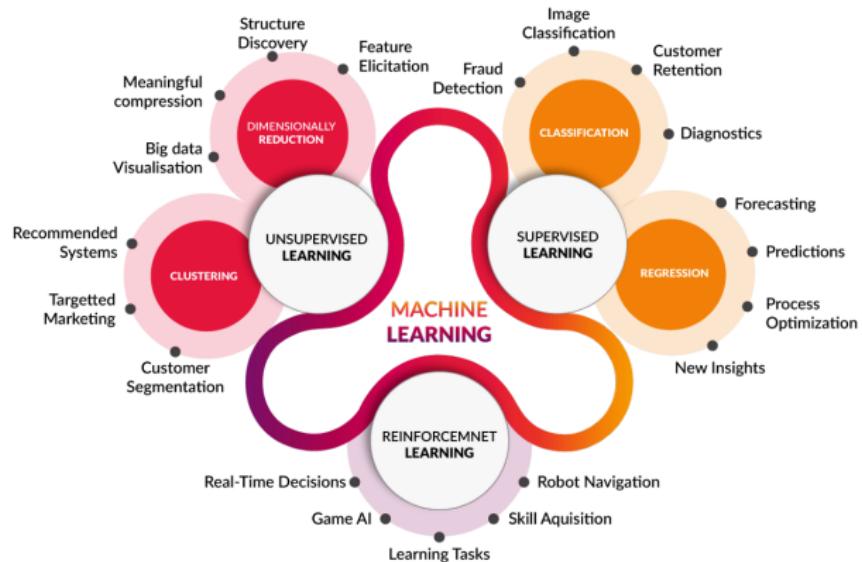


Agenda

- ① Conceitos básicos
- ② Aspectos históricos
- ③ Categorias e aplicações de aprendizagem de máquina
- ④ Referências

Categorias de aprendizagem de máquina

- Aprendizagem supervisionada.
- Aprendizagem não supervisionada.
- Aprendizagem por reforço.



Aprendizagem supervisionada

- Mapeia **entradas e saídas observadas**.
- O mapeamento é aprendido **diretamente dos dados** disponíveis (conjunto de treinamento).
- Visa realizar **previsões** para novas entradas.

Aprendizagem supervisionada

- Mapeia **entradas e saídas observadas**.
- O mapeamento é aprendido **diretamente dos dados** disponíveis (conjunto de treinamento).
- Visa realizar **previsões** para novas entradas.

Régressão

As saídas são **quantidades**, usualmente contínuas. **Exemplos:** preço, tempo, concentração.

Aprendizagem supervisionada

- Mapeia **entradas e saídas observadas**.
- O mapeamento é aprendido **diretamente dos dados** disponíveis (conjunto de treinamento).
- Visa realizar **previsões** para novas entradas.

Régressão

As saídas são **quantidades**, usualmente contínuas. **Exemplos:** preço, tempo, concentração.

Classificação

As saídas são **rótulos ou categorias** finitas. **Exemplos:** dígitos de 0 a 9, doente/saudável, gato/cachorro.

Exemplos de aprendizagem supervisionada

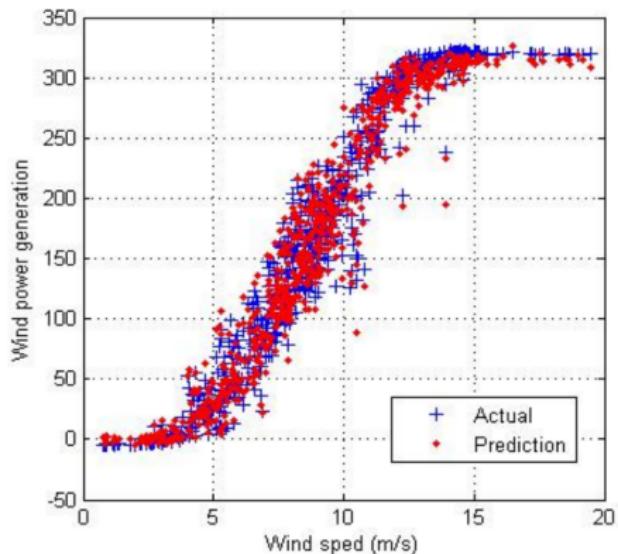
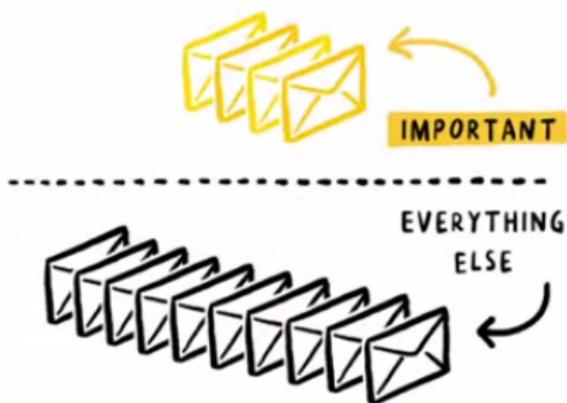


Figura 3: Classificação de spams e predição de potência em aerogeradores.

Exemplos de aprendizagem supervisionada

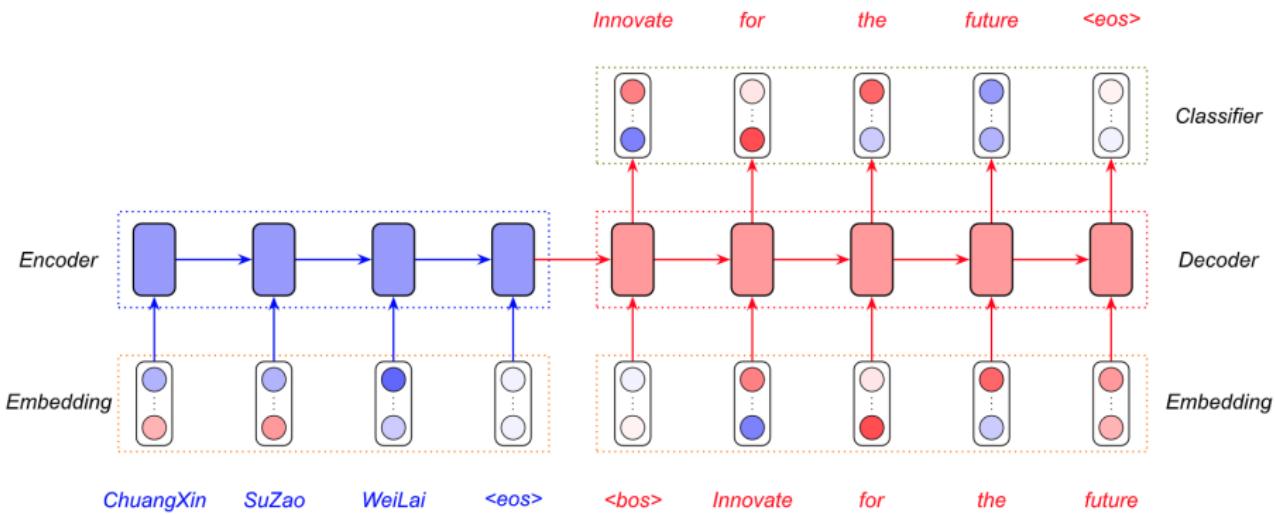


Figura 4: Tradução automática de texto.

Exemplos de aprendizagem supervisionada

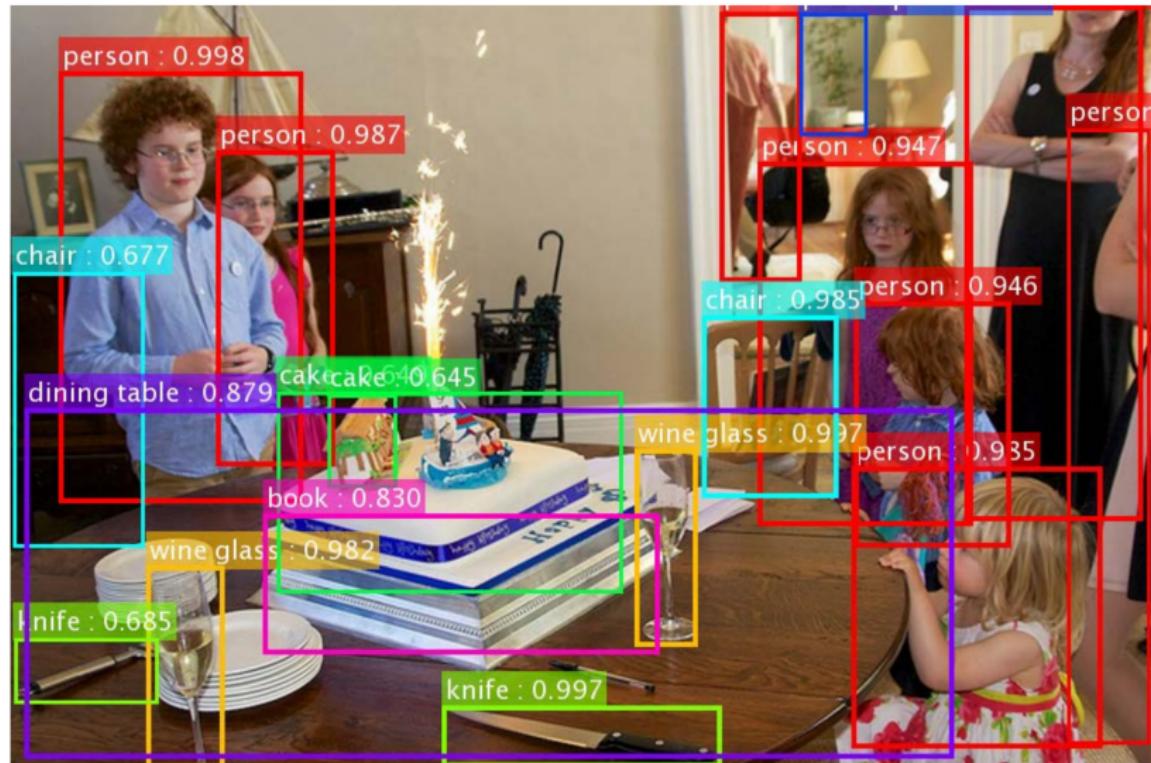


Figura 5: Reconhecimento de objetos em imagens.

Exemplos de aprendizagem supervisionada

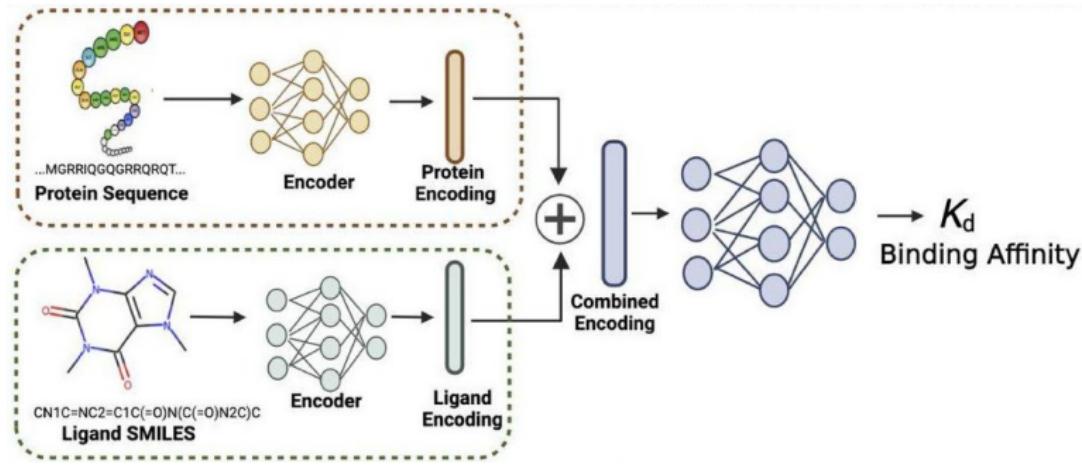


Figura 6: Predição de afinidade entre ligantes e proteínas.

Aprendizagem não supervisionada

- Visa **descrever relações** entre os dados disponíveis.
- **Não há a presença de saídas** associadas aos padrões nos dados.
- **Tarefas comuns:**
 - Visualização de dados multidimensionais;
 - Compressão de dados;
 - Remoção de ruído;
 - Agrupamento de dados similares;
 - Estimação de densidades de probabilidade;
 - Geração de dados.

Exemplos de aprendizagem não supervisionada

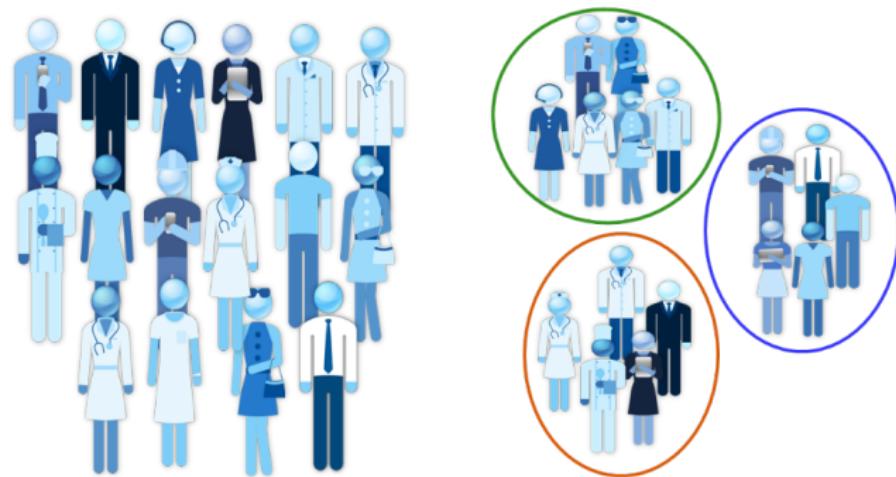


Figura 7: Agrupamento de perfis de pessoas (preferência musical, literária, etc).

Exemplos de aprendizagem não supervisionada

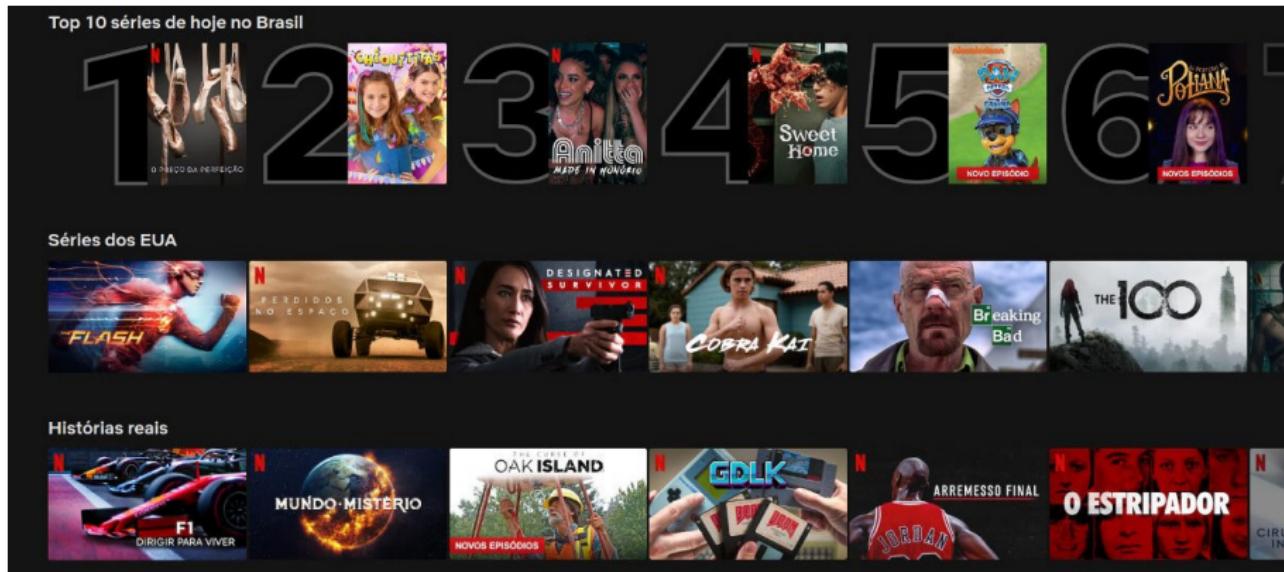


Figura 8: Recomendação de filmes/músicas em sistemas de streaming.

Exemplos de aprendizagem não supervisionada

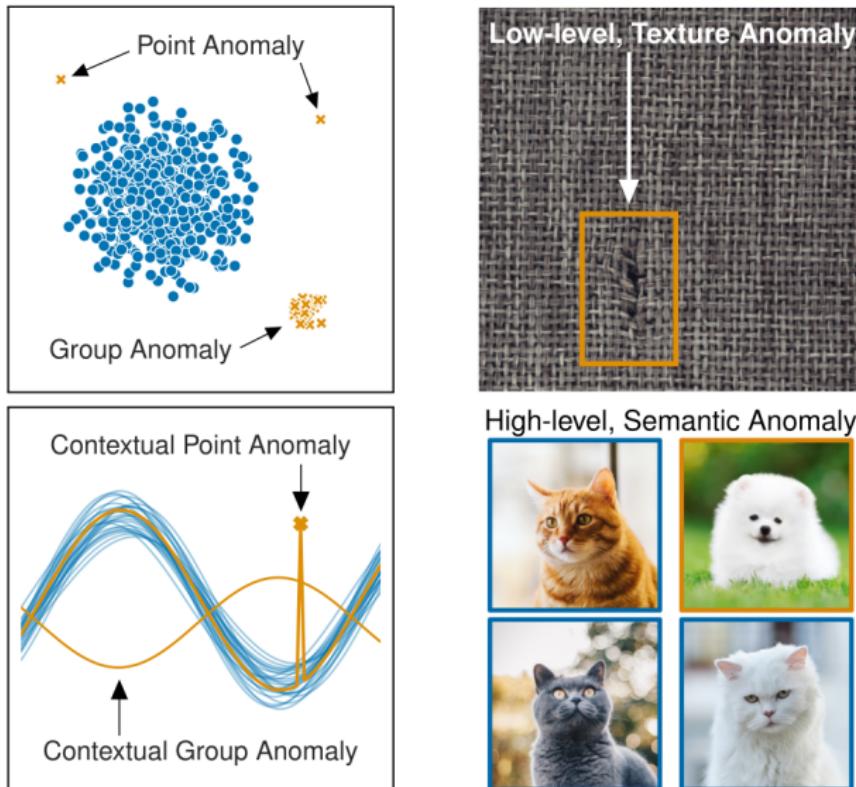
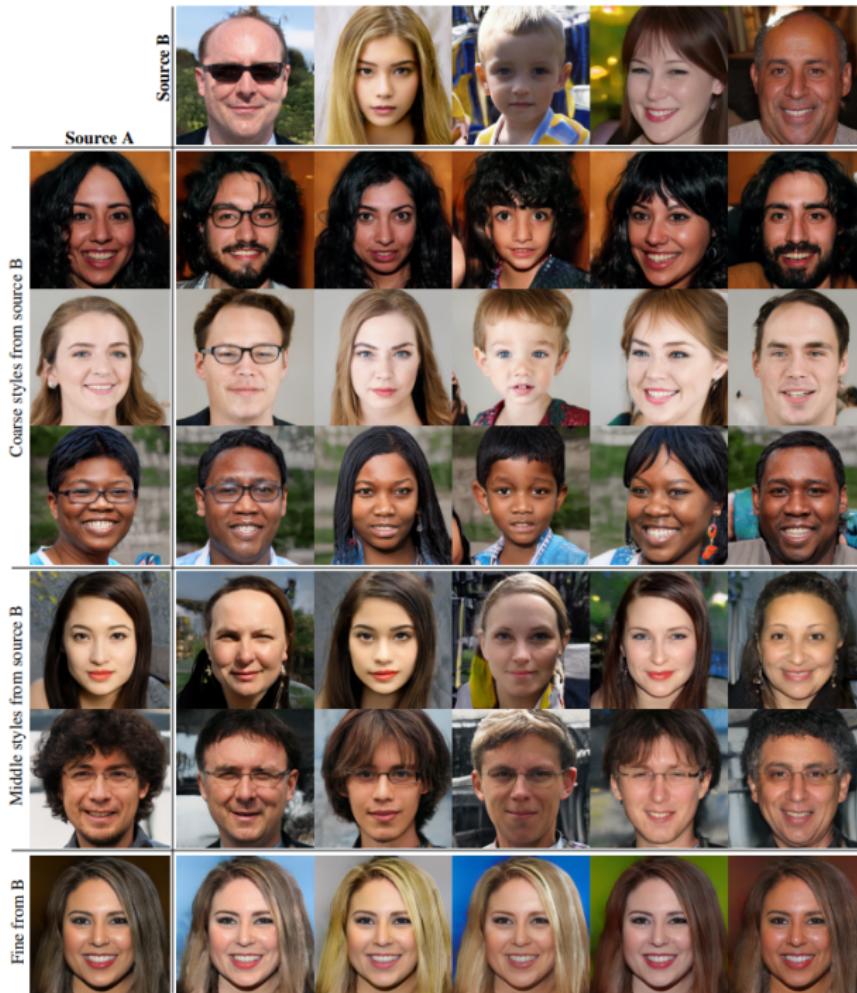


Figura 9: Detecção de anomalias.

Exemplos de aprendizagem não supervisionada



Figura 10: Geração de faces via *Generative Adversarial Networks* (GANs).



Exemplos de aprendizagem autossupervisionada



A fierce garden gnome warrior, clad in armor crafted from leaves and bark, brandishes a tiny sword and shield. He stands valiantly on a rock amidst a blooming garden, surrounded by colorful flowers and towering plants. A determined expression is painted on his face, ready to defend his garden kingdom.



An icy landscape under a starlit sky, where a magnificent frozen waterfall flows over a cliff. In the center of the scene, a fire burns bright, its flames seemingly frozen in place, casting a shimmering glow on the surrounding ice and snow.



A swirling, multicolored portal emerges from the depths of an ocean of coffee, with waves of the rich liquid gently rippling outward. The portal engulfs a coffee cup, which serves as a gateway to a fantastical dimension. The surrounding digital art landscape reflects the colors of the portal, creating an alluring scene of endless possibilities.

Figura 11: Geração de imagens a partir de texto com o DALL-E 3.

Exemplos de aprendizagem autossupervisionada



Prompt: A view of a person's hand as they hold a little clay figurine of a bird in their hand and sculpt it with a modeling tool in their other hand. You can see the sculptor's scarf. Their hands are covered in clay dust. a macro DSLR image highlighting the texture and craftsmanship.

Figura 12: Geração de imagens a partir de texto com o Imagen 3.

Aprendizagem por reforço

- Considera um **agente** que recebe informações a partir de **interações com o ambiente**.
- Visa **aprender ações** que devem ser tomadas para **maximizar alguma recompensa**.
- **Tarefas comuns:**
 - Robótica;
 - Jogos de tabuleiro;
 - Videogames;
 - Carros autônomos.

Exemplos de aprendizagem por reforço

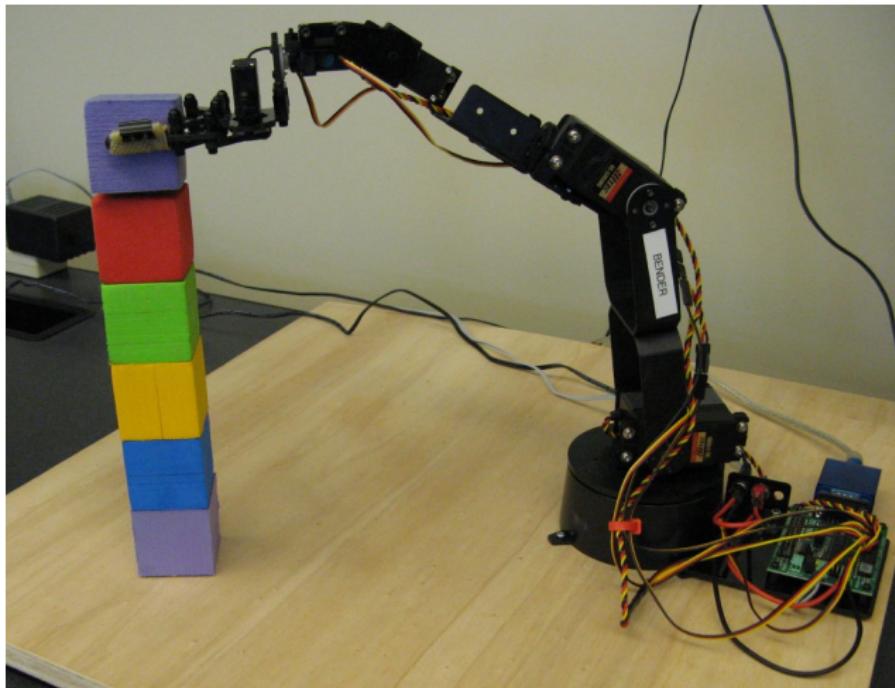


Figura 13: Ensinar robôs a realizar novas ações.

Exemplos de aprendizagem por reforço

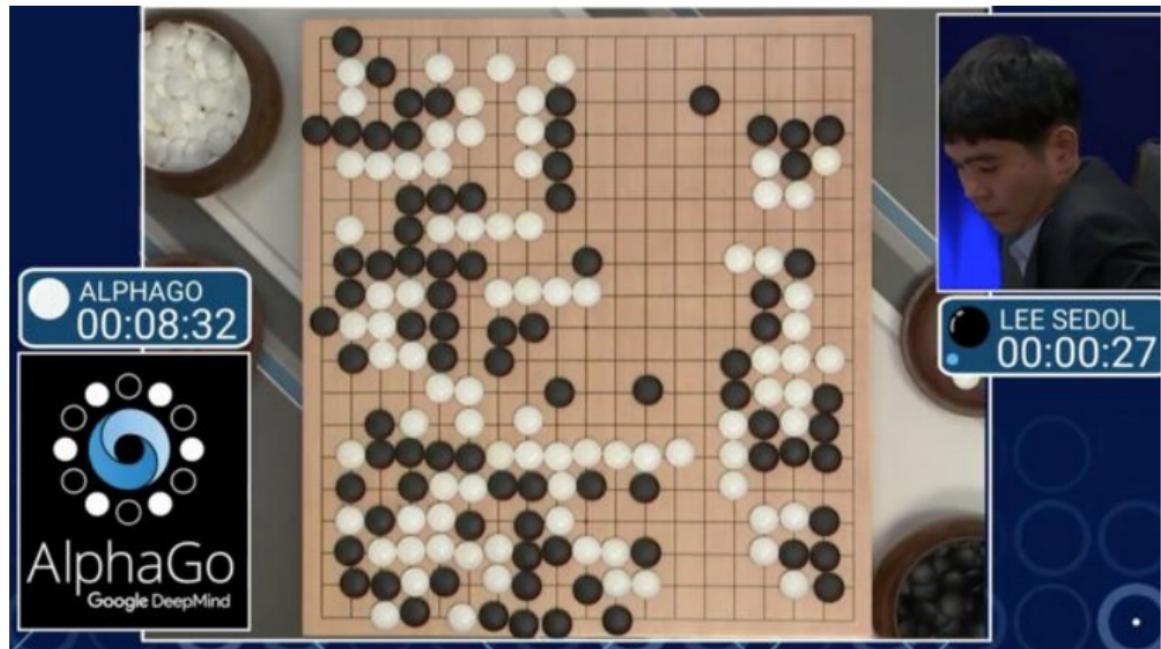


Figura 14: Aprender a jogar Go.

Exemplos de aprendizagem por reforço

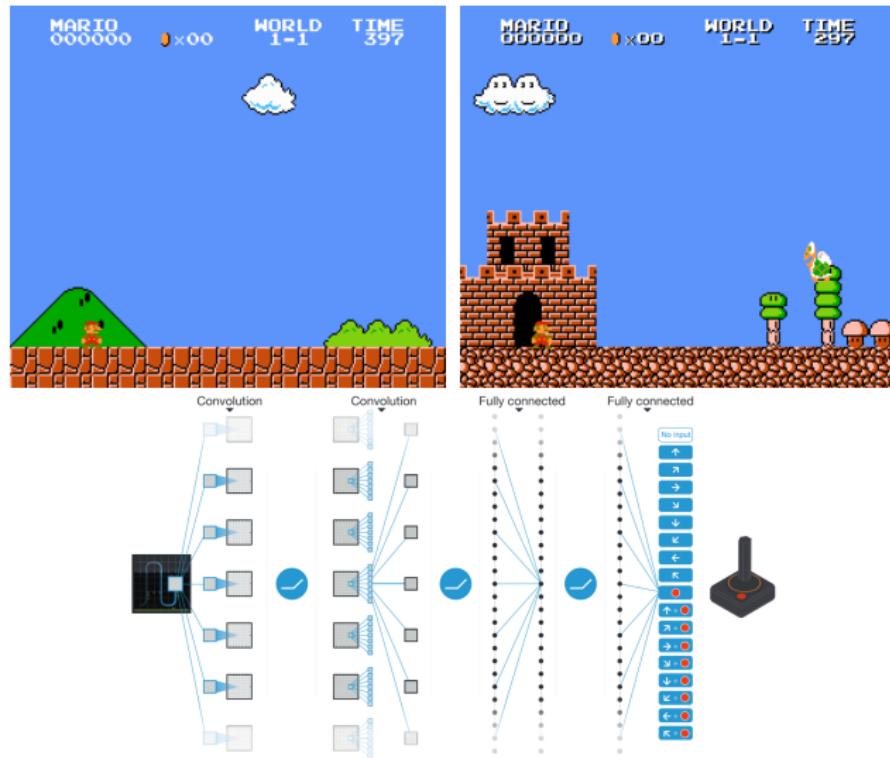


Figura 15: Aprender a jogar videogames.

Exemplo com múltiplas abordagens de aprendizado



Escreva uma música sobre o modelo de regressão logística com rimas em todos os versos



(Som de bateria)

(Verso 1)

Régressão logística é a técnica sensacional,
Que prevê respostas binárias de forma natural,
Com equações e parâmetros bem precisos,
Ela é confiável e seus resultados são concisos.

(Verso 2)

Ela usa a função logística como seu trunfo,
Transformando valores em probabilidade, é um triunfo,
De 0 a 1, ela vai calcular,
A chance de um evento acontecer e se realizar.

(Refrão)

Régressão logística, régressão logística,
É a técnica que traz resultados de forma estatística,
Ela prevê a probabilidade de um evento acontecer,
Usada em muitas áreas, ela é uma técnica pra vencer.

(Verso 3)

Da medicina à engenharia, ela é bem versátil,
Previsões precisas, é assim que ela age com estilo,
Quem vai passar em uma prova,
Ou qual produto será vendido numa loja.

(Verso 4)

Com dados históricos ou características,
Ela faz previsões mais precisas,
E pode ajudar na tomada de decisão,
Para ter sucesso em qualquer situação.

(Refrão)

Régressão logística, régressão logística,
É a técnica que traz resultados de forma estatística,
Ela prevê a probabilidade de um evento acontecer,
Usada em muitas áreas, ela é uma técnica pra vencer.

Figura 16: Conversação com o ChatGPT.

Exemplo com múltiplas abordagens de aprendizado

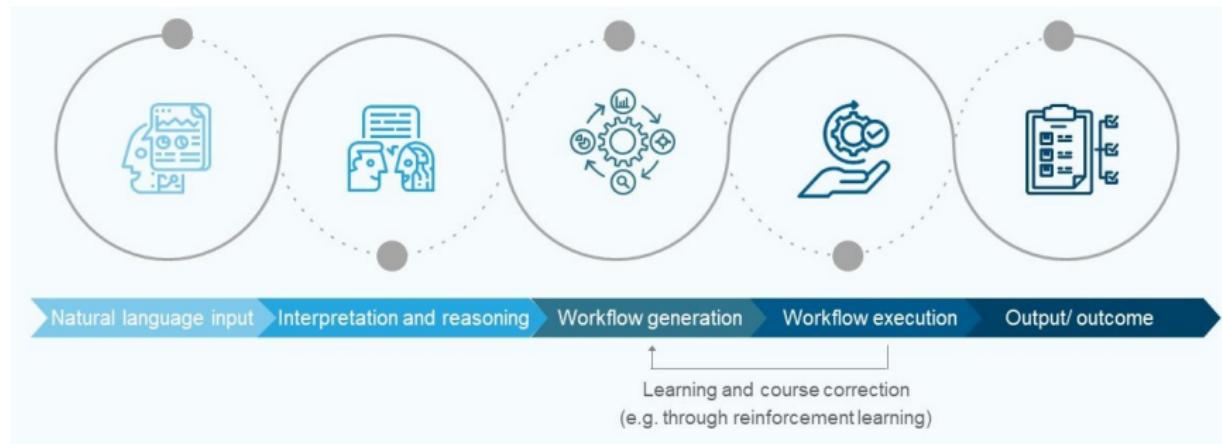


Figura 17: Agente inteligente.

Aprendizagem de Máquina Probabilística

- Quantidades desconhecidas são tratadas como **variáveis aleatórias** com **distribuições de probabilidade**.
- Abordagem adequada para tomar decisões diante de **incertezas**.
- Modelos supervisionados aprendem distribuições condicionais $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$.
- Modelos não supervisionados aprendem distribuições não condicionais $p(\mathbf{x})$.

Aprendizagem de Máquina Probabilística

- Quantidades desconhecidas são tratadas como **variáveis aleatórias** com **distribuições de probabilidade**.
- Abordagem adequada para tomar decisões diante de **incertezas**.
- Modelos supervisionados aprendem distribuições condicionais $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$.
- Modelos não supervisionados aprendem distribuições não condicionais $p(\mathbf{x})$.

“Quase todo o aprendizado de máquina pode ser visto em termos probabilísticos, tornando o pensamento probabilístico fundamental. É claro que não é a única visão. Mas é por meio dessa visão que podemos conectar o que fazemos às outras ciências computacionais, seja na otimização estocástica, teoria de controle, pesquisa operacional, econometria, teoria da informação, física estatística ou bioestatística. Somente por essa razão, **o domínio do pensamento probabilístico é essencial.**”

(Shakir Mohamed, 2018)

Agenda

- ① Conceitos básicos
- ② Aspectos históricos
- ③ Categorias e aplicações de aprendizagem de máquina
- ④ Referências

Referências bibliográficas

- Cap. 1 - RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Peter. **Artificial intelligence: a modern approach**, 2016.
- Cap. 1 - MURPHY, Kevin P. **Machine learning: a probabilistic perspective**, 2012.