

ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO

Tópicos em Engenharia da Computação II - Fundamentos de Redes Neurais

Profº - Dr. Thales Levi Azevedo Valente

- [Professor e Engenheiro de Machine Learning | LinkedIn](#)
- thales.l.a.valente@gmail.com.br

Grupo da Turma 2025.1



<https://chat.whatsapp.com/BA94Obl6YryJ8MMGq27suk>

Sejam Bem-vindos !



**Os celulares devem
ficar no silencioso
ou desligados**

Pode ser utilizado
apenas em caso
de emergência



**Boa tarde/noite, por
favor e com licença
DEVEM ser usados**

Educação é
essencial

Objetivos de hoje



Apresentar um breve histórico do desenvolvimento de técnicas de inteligência artificial;



Ao final da aula, os alunos serão capazes de ter uma visão geral da sequência temporal dos principais marcos na história das RNAs



Roteiro: Inspirações



Inspiração Biológica

Introdução

- **O modelo computacional dos neurônios artificiais é uma simplificação drástica do que ocorre no cérebro**
- **Entender os conceitos básicos da biologia ajuda a compreender a lógica por trás do design das redes neurais**

O ponto de partida para o estudo das redes neurais artificiais está na observação de como o cérebro humano — e, de modo geral, o sistema nervoso de organismos vivos — processa informações de maneira incrivelmente eficiente e paralela.

Inspiração Biológica

Neurônios

- **É a unidade funcional básica do sistema nervoso**
- **O cérebro humano possui cerca de 86 bilhões de neurônios cada qual podendo se comunicar com milhares de outros**
- **Essa “rede” possibilita processos complexos**
 - ✓ Percepção (capacidade de receber)
 - ✓ Aprendizado (processar informações)
 - ✓ Transmitir informações

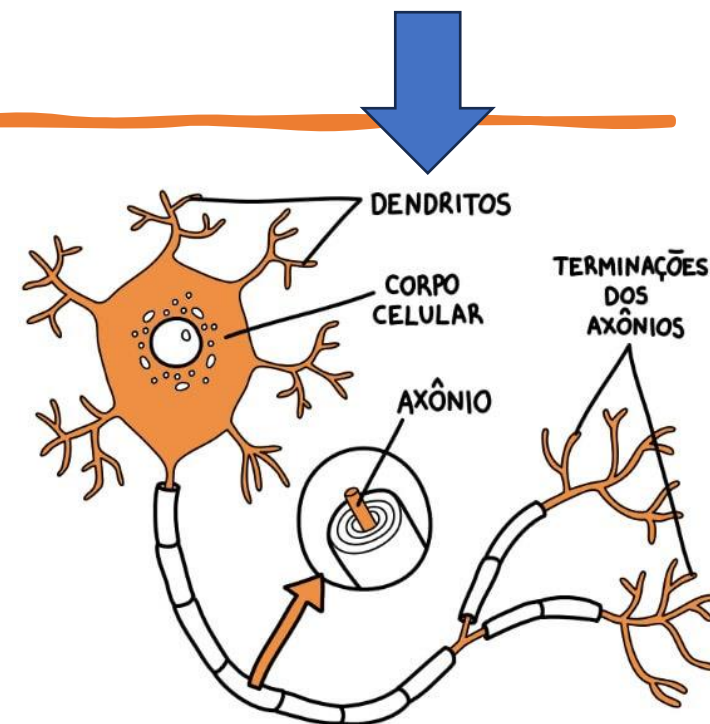


Inspiração Biológica

Neurônios - Anatomia Geral do Neurônio

■ Dendritos

- ✓ Estruturas ramificadas que recebem informações vindas de outros neurônios.
- ✓ Cada dendrito conta com múltiplas “espinhas dendríticas” onde ocorrem conexões sinápticas.
- ✓ O neurônio pode ter de poucos a milhares de dendritos, aumentando enormemente a área de recepção de sinais.

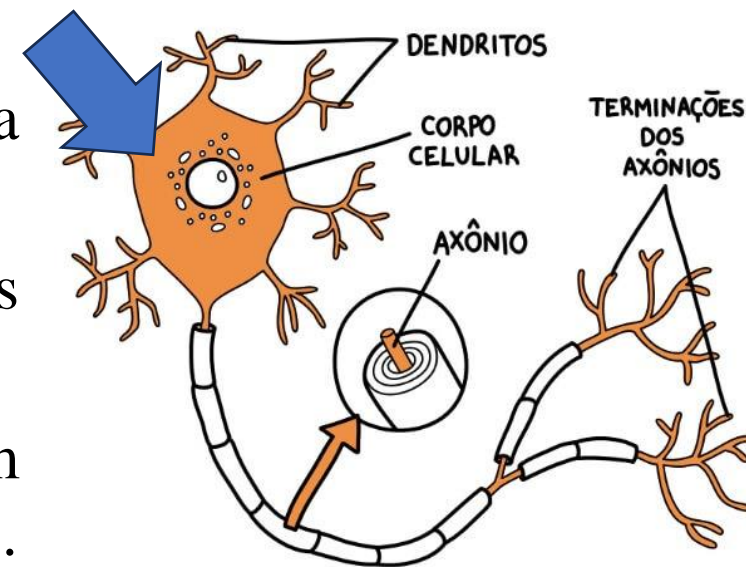


Inspiração Biológica

Neurônios - Anatomia Geral do Neurônio

■ Corpo Celular (Soma)

- ✓ Parte central do neurônio onde se encontra o núcleo e a maior parte dos componentes celulares.
- ✓ É responsável por integrar os sinais elétricos recebidos pelos dendritos.
- ✓ A soma decide se os estímulos somados ultrapassam um certo limiar (**threshold**) para gerar um potencial de ação.

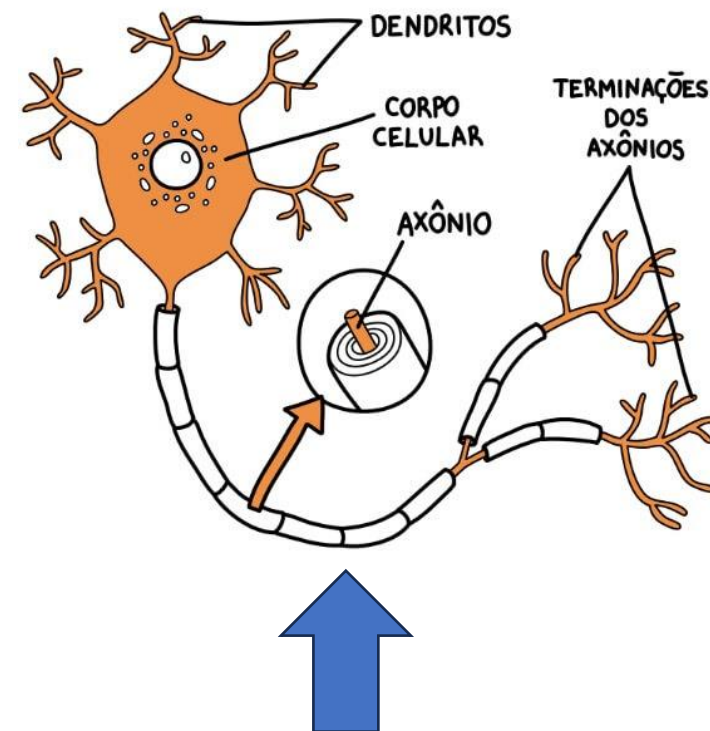


Inspiração Biológica

Neurônios - Anatomia Geral do Neurônio

■ Axônio

- ✓ Prolongamento (geralmente único) que conduz o impulso elétrico do corpo celular até outras células (neurônios, células musculares, glândulas etc.).
- ✓ Em muitos neurônios, o axônio é envolto pela bainha de mielina, que atua como isolante e acelera a condução do sinal elétrico.
- ✓ Pode apresentar ramificações terminais que fazem contato com vários outros neurônios.

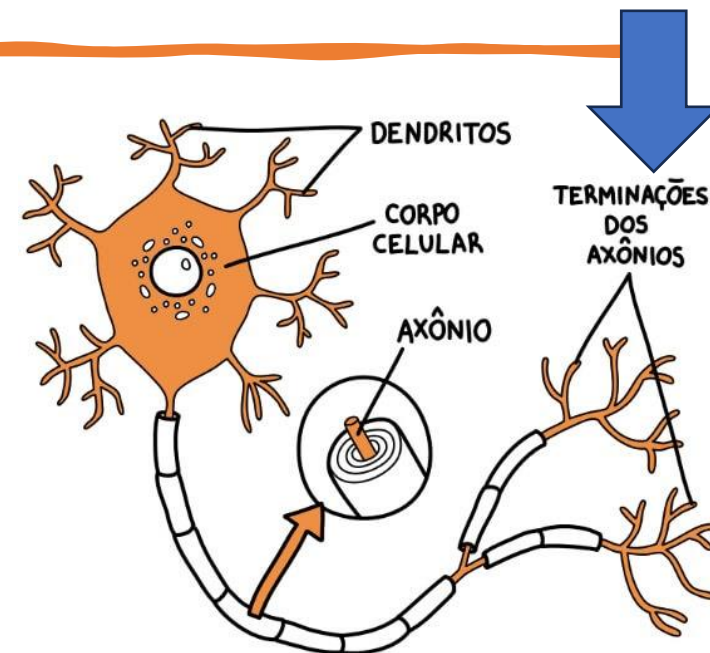


Inspiração Biológica

Neurônios - Anatomia Geral do Neurônio

■ Terminações Axônicas

- ✓ As extremidades do axônio, onde ocorrem as sinapses com outras células.
- ✓ É aqui que o sinal elétrico (potencial de ação) se converte em sinal químico, através da liberação de neurotransmissores.



Inspiração Biológica

A Fisiologia do Sinal Neural

■ Potencial de Ação (Disparo Neural)

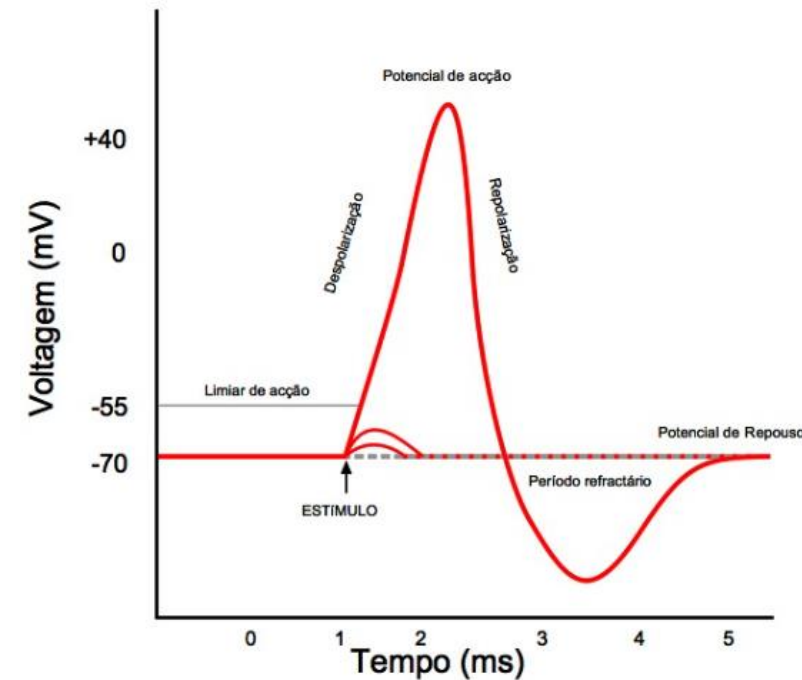
- ✓ Mecanismo de transmissão de informação
- ✓ É um evento de “tudo ou nada”: ou ele ocorre completamente ou não ocorre.

■ Limiar de ação

- ✓ Valor de voltagem a ser superado para que gere o disparo

■ Período refratário

- ✓ Intervalo em que o neurônio não consegue disparar novamente (absoluto) ou demanda um estímulo mais forte (relativo). Essa “pausa” impede que os potenciais de ação ocorram de forma contínua e desordenada

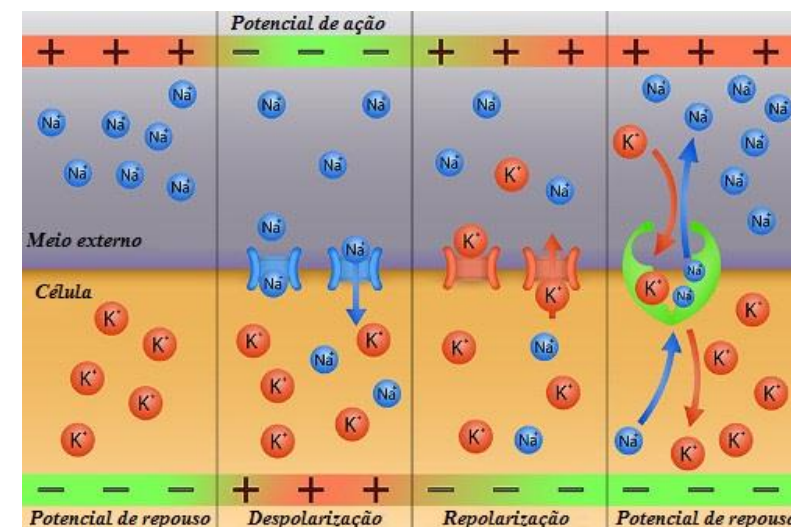
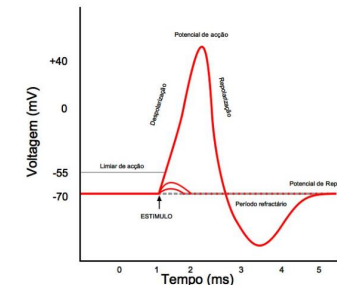


Inspiração Biológica

Potencial de Ação (Disparo Neural) - Etapas

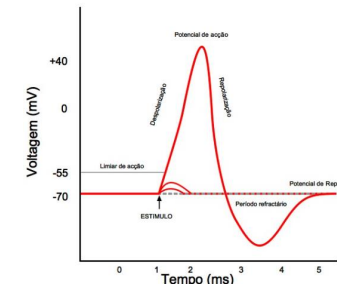
■ 1. Potencial de Repouso (-70 mV):

- ✓ Antes do estímulo, o neurônio está polarizado em torno de -70 mV
- ✓ Essa diferença de potencial se deve principalmente à distribuição de íons sódio (Na^+) e potássio (K^+) entre o meio intra e extracelular, além da permeabilidade seletiva da membrana



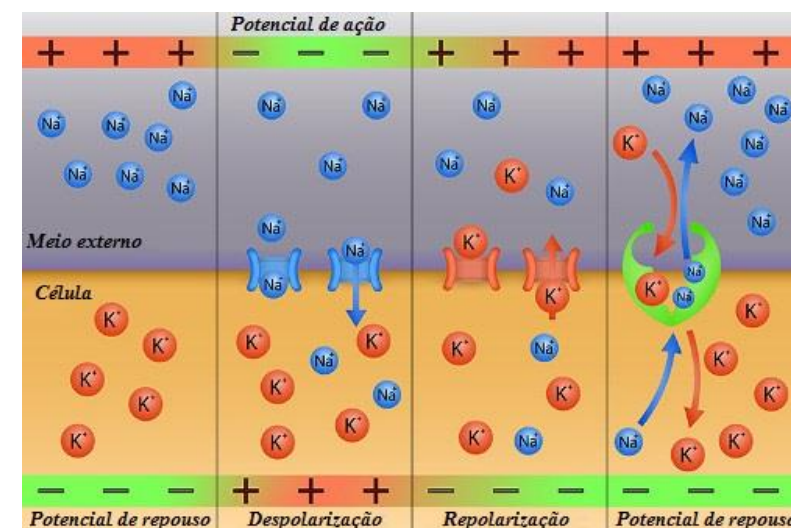
Inspiração Biológica

Potencial de Ação (Disparo Neural) - Etapas



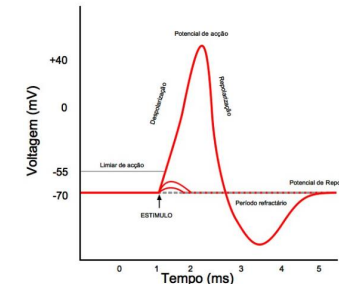
■ 2. Despolarização (Sobe a curva até +40 mV)

- ✓ Um estímulo faz abrir canais de sódio dependentes de voltagem, permitindo a entrada rápida de Na^+ na célula.
- ✓ Com a entrada de cargas positivas, o potencial de membrana passa do limiar
- ✓ Quando os sinais recebidos (excitatórios e inibitórios) se somam e ultrapassam o limiar (geralmente em torno de -55 mV), desencadeia-se o potencial de ação
- ✓ Depois, se eleva (despolariza) rapidamente, podendo atingir valores entre +30 e +40 mV



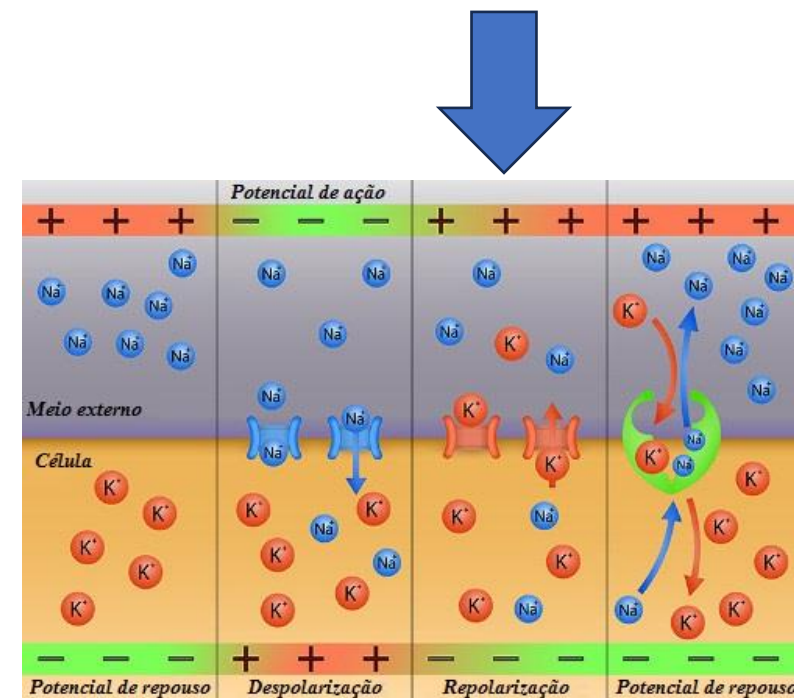
Inspiração Biológica

Potencial de Ação (Disparo Neural) - Etapas



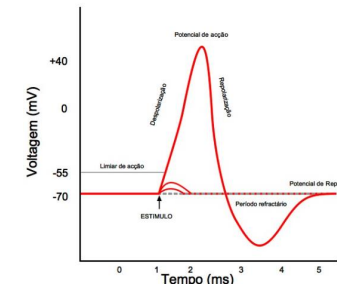
■ 3. Repolarização (Queda da curva em direção a valores negativos)

- ✓ Pouco depois do pico de +40 mV, os canais de sódio começam a se inativar e os canais de potássio se abrem.
- ✓ Íons K^+ saem da célula, levando carga positiva para fora e fazendo o potencial de membrana voltar a valores negativos.



Inspiração Biológica

Potencial de Ação (Disparo Neural) - Etapas

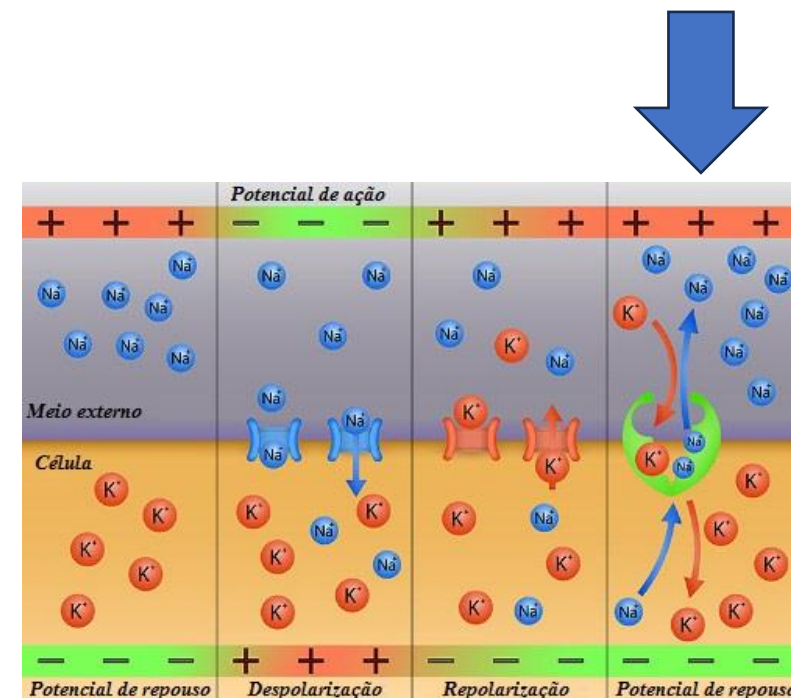


■ 4. Hiperpolarização (A curva fica abaixo de -70 mV)

- ✓ Na fase final, os canais de potássio permanecem abertos por um curto período
- ✓ O potencial de membrana passa do nível de repouso, tornando-se mais negativo (entre -70 e -80 mV).
- ✓ Essa fase é chamada de período refratário: o neurônio fica momentaneamente menos sensível a disparar outro potencial de ação, pois está hiperpolarizado.

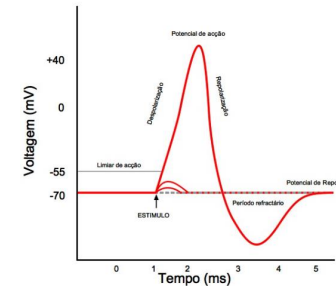
■ 5. Retorno ao Potencial de Repouso

- ✓ Após alguns milissegundos, os canais de potássio voltam ao estado de repouso, o potencial de membrana retorna gradualmente a -70 mV.

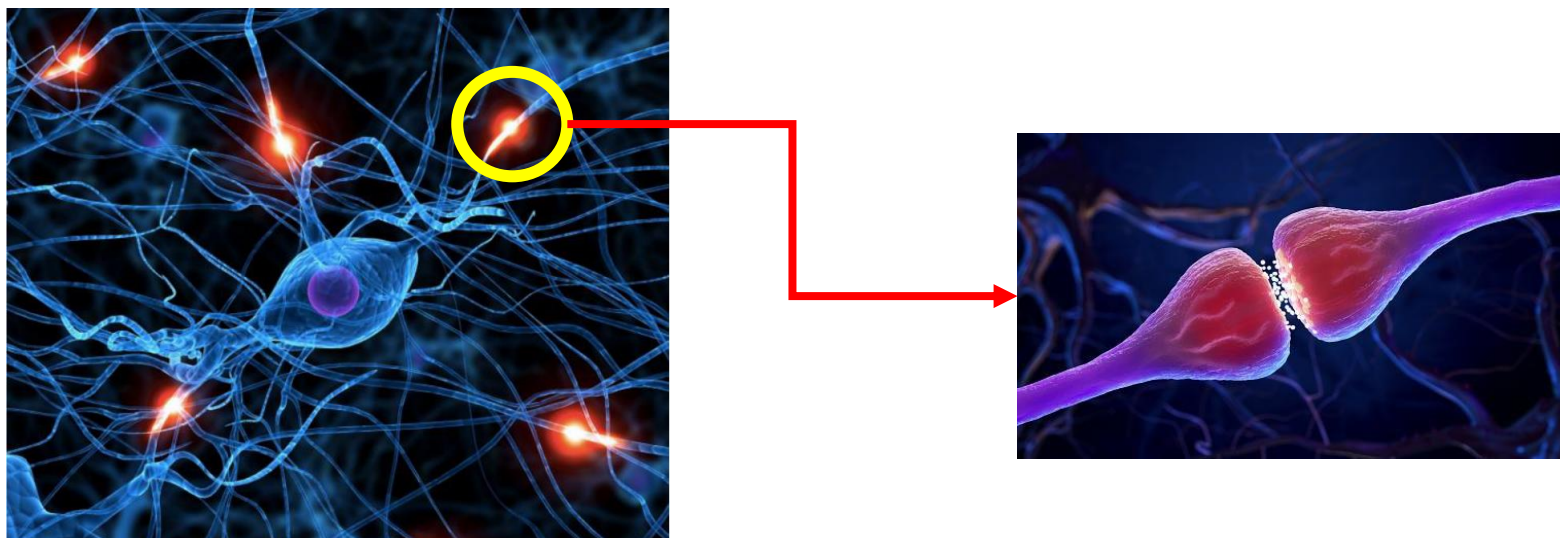


Inspiração Biológica

Sinapse

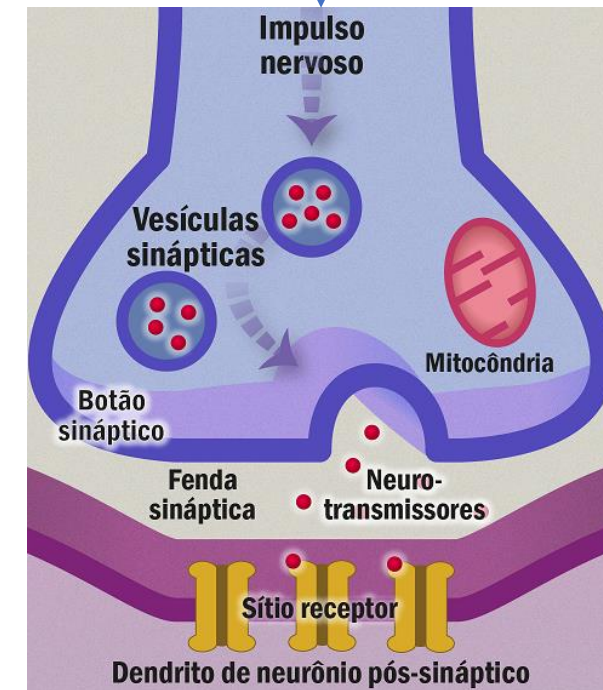
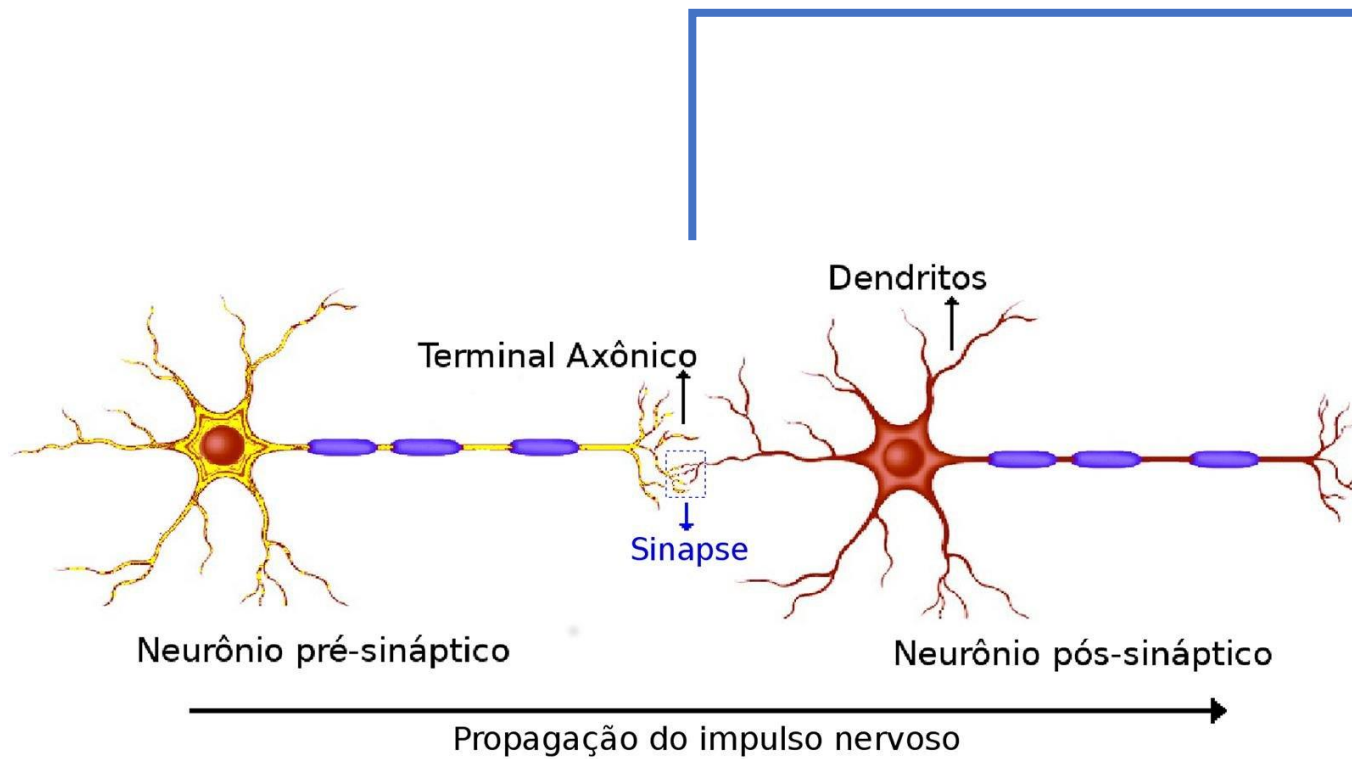
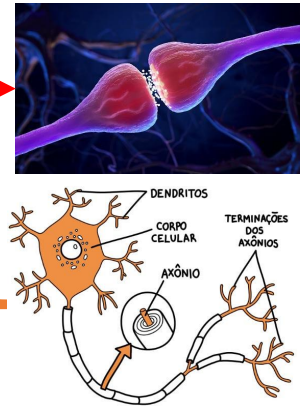
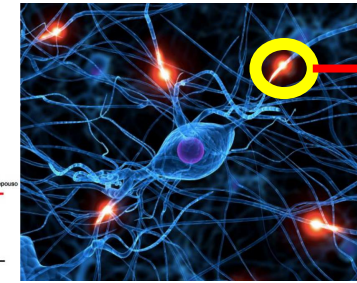
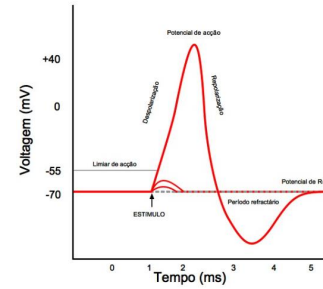


- A sinapse é a estrutura responsável pela comunicação entre o neurônio que envia o sinal (pré-sináptico) e o neurônio (ou célula) que recebe o sinal (pós-sináptico)
 - ✓ Essa comunicação pode ser química ou elétrica, mas a maioria das sinapses no cérebro humano são químicas.



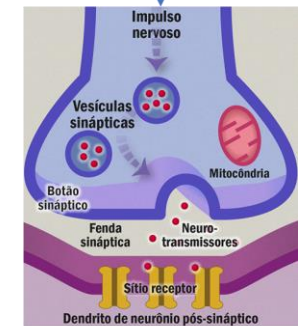
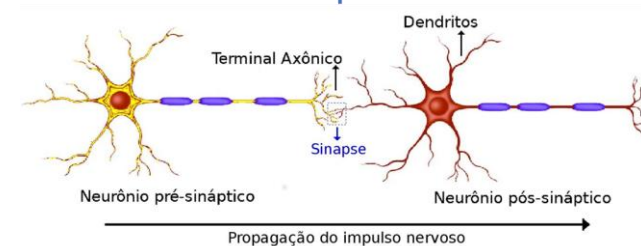
Inspiração Biológica

Sinapse



Inspiração Biológica

Sinapse



■ Neurônio Pré-Sináptico

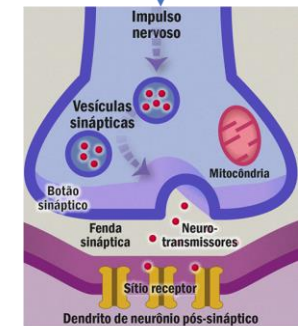
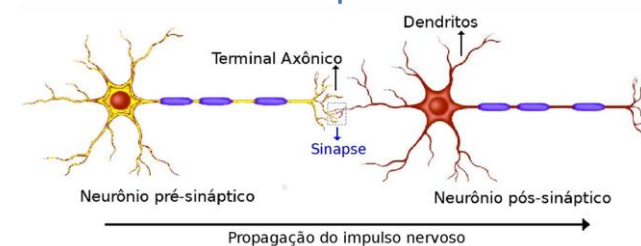
- ✓ É aquele que “envia” o sinal.
- ✓ Quando o potencial de ação atinge as terminações axônicas, ocorre a liberação de vesículas contendo neurotransmissores (substâncias químicas como glutamato, GABA, dopamina, serotonina, etc.).

■ Fenda Sináptica.

- ✓ Pequeno espaço (cerca de 20-40 nm) entre a membrana do neurônio pré-sináptico e o neurônio pós-sináptico.
- ✓ Os neurotransmissores são liberados nessa fenda e difundem-se para a membrana do neurônio pós-sináptico.

Inspiração Biológica

Sinapse



■ Neurônio Pós-Sináptico

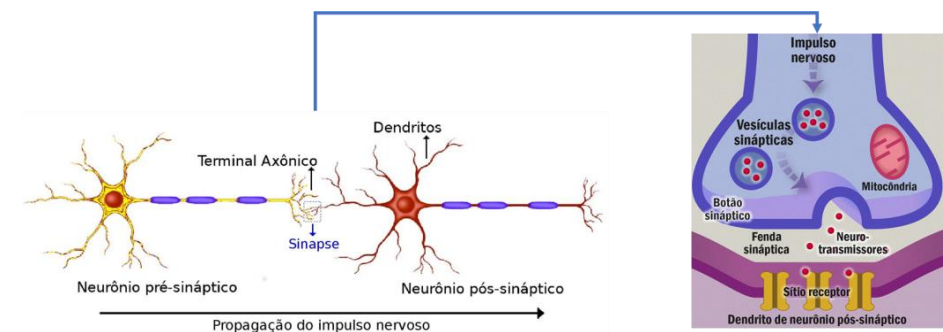
- ✓ É o que “recebe” o sinal através de receptores específicos na membrana (geralmente nos dendritos).
- ✓ Quando os neurotransmissores se ligam a esses receptores, eles geram mudanças no potencial de membrana do neurônio pós-sináptico, que podem ser
 - ✓ Excitatórias (EPSP): aumentam a chance de o neurônio disparar.
 - ✓ Inibitórias (IPSP): diminuem a chance de o neurônio disparar.

■ Reciclagem e Degradação.

- ✓ Após agirem, os neurotransmissores podem ser recapturados pelo neurônio pré-sináptico (reciclagem), degradados por enzimas na fenda sináptica ou se difundirem.
- ✓ Esse processo garante que o sinal não persista indefinidamente.

Inspiração Biológica

Sinapse-Integração e Geração do Sinal de Saída



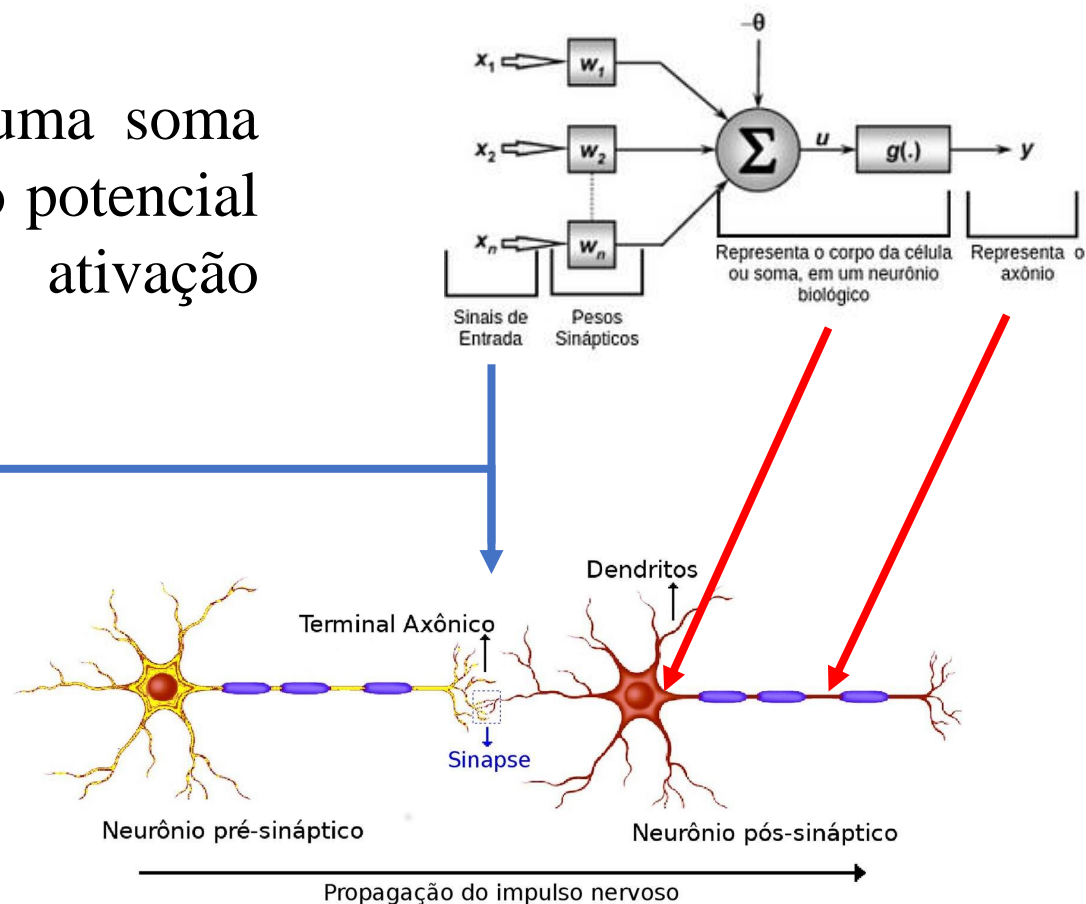
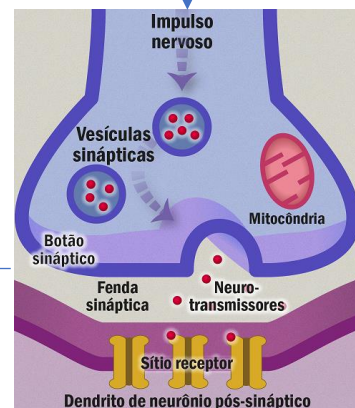
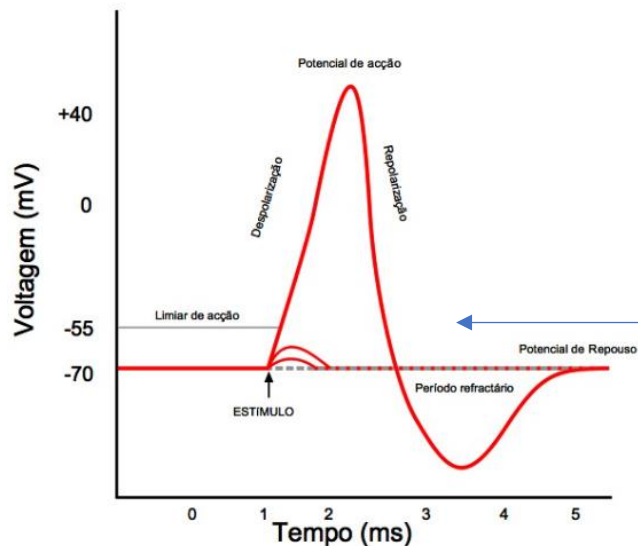
- **No corpo celular (soma) do neurônio pós-sináptico, todos os sinais recebidos pelos dendritos (sejam excitatórios ou inibitórios) se somam**
 - ✓ Se a soma resultante ultrapassar o limiar de disparo na região do axônio inicial (cone axonal ou axon hillock), o neurônio gera seu próprio potencial de ação.
 - ✓ Somatória Espacial: sinais recebidos de diferentes dendritos ou de diferentes sinapses se combinam.
 - ✓ Somatória Temporal: sinais que chegam em curtos intervalos de tempo podem se acumular, facilitando ou dificultando o disparo.
- **Esse processo de integração contínua e dinâmica é a essência do processamento paralelo e da plasticidade do cérebro.**
 - ✓ Os pesos sinápticos (força de cada sinapse) podem mudar ao longo do tempo, o que é considerado a base biológica de aprendizado e memória.

Inspiração Biológica

Conexão com as Redes Neurais Artificiais

■ Neurônio Artificial

- ✓ Inspirado na idéia de que existe uma soma ponderada das entradas (análogo ao potencial pós-sináptico) e uma função de ativação (análogo ao limiar biológico).

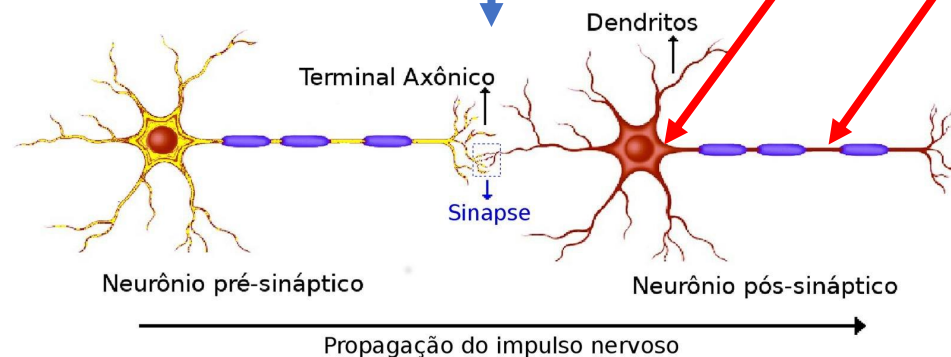
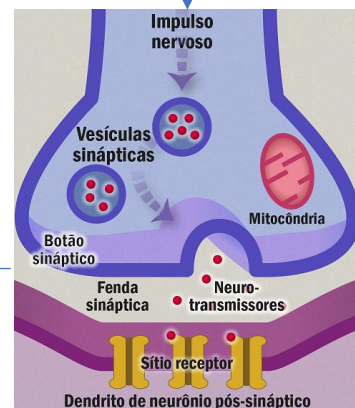
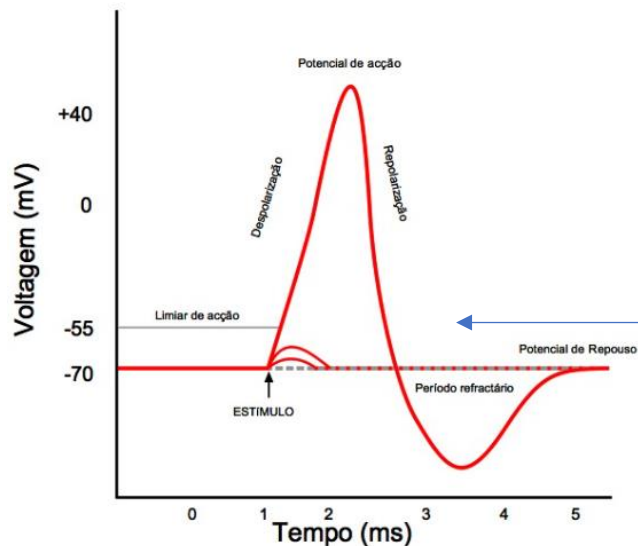


Inspiração Biológica

Conexão com as Redes Neurais Artificiais

■ Neurônio Artificial

- ✓ Em redes neurais artificiais, cada conexão (peso) representa quão “forte” ou “fraca” é a influência de uma entrada sobre o neurônio

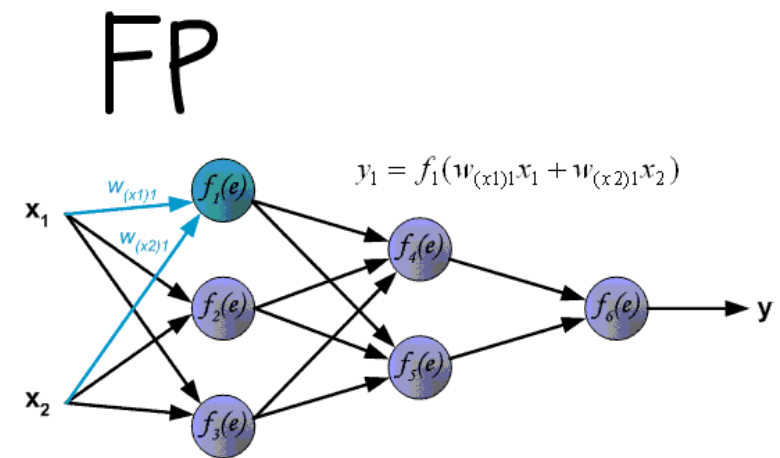
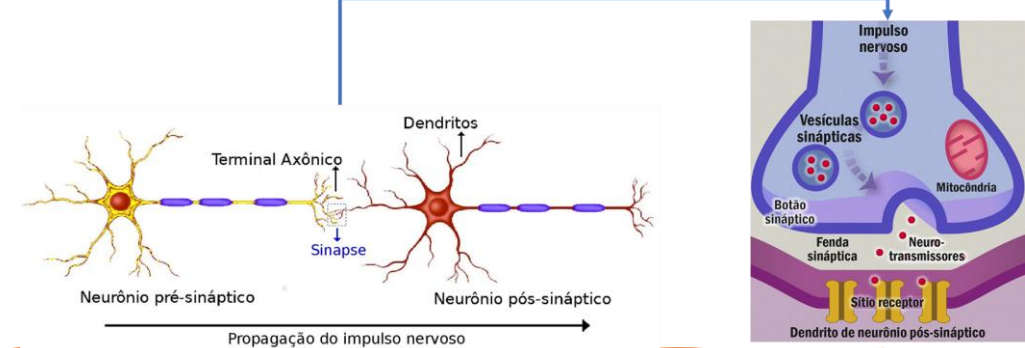
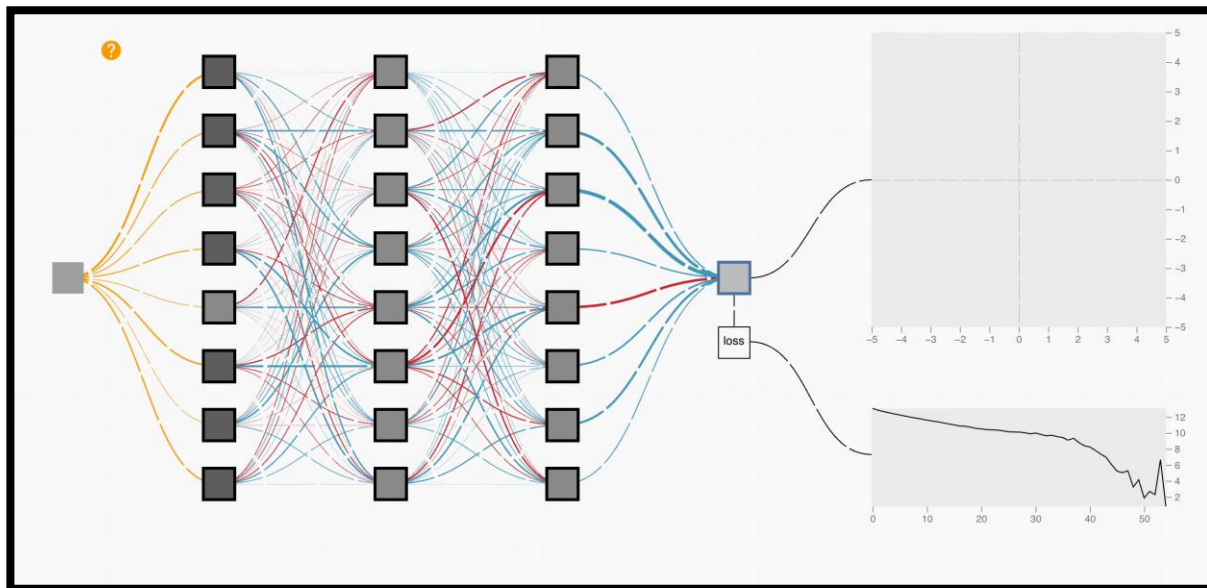


Inspiração Biológica

Conexão com as Redes Neurais Artificiais

■ Aprendizado através do Ajuste de Pesos

- ✓ Faz analogia à plasticidade sináptica
- ✓ No cérebro, a sinapse se fortalece ou enfraquece em resposta à atividade neural.
- ✓ Nas redes artificiais, usamos algoritmos (como backpropagation) para ajustar os pesos com base no erro de previsão.

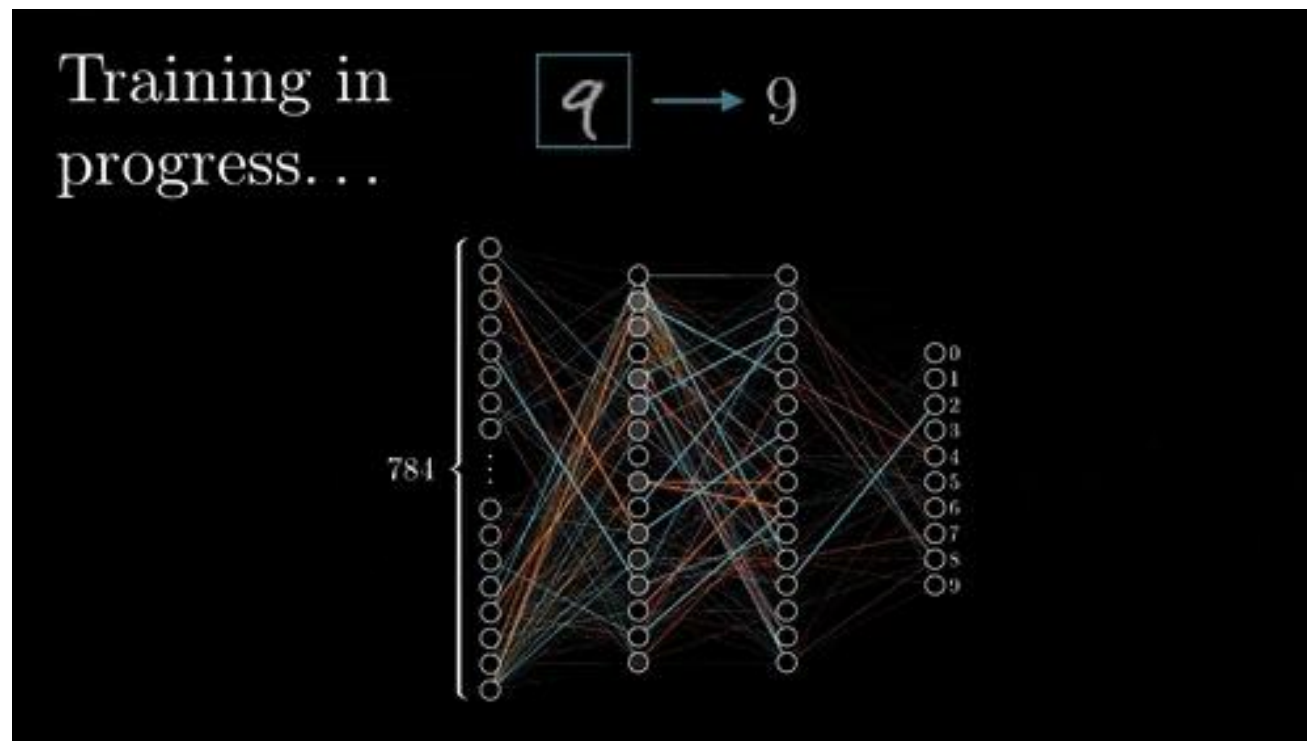


Inspiração Biológica

Conexão com as Redes Neurais Artificiais

▪ **Aprendizado através do Ajuste de Pesos**

- ✓ No cérebro, a sinapse se fortalece ou enfraquece em resposta à **atividade neural**.

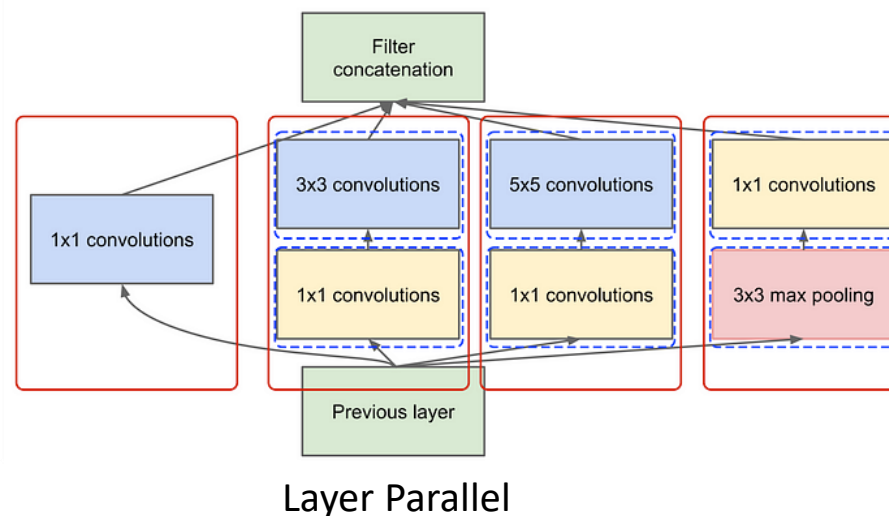
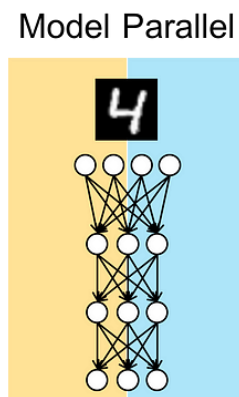
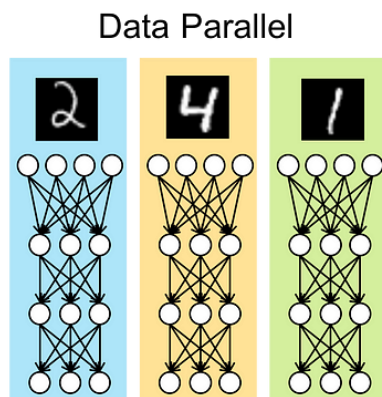


Inspiração Biológica

Conexão com as Redes Neurais Artificiais

■ Paralelismo e Camadas

- ✓ Assim como o cérebro pode processar informações em várias regiões simultaneamente, as RNAs podem ser organizadas em camadas de neurônios e operarem em paralelo.
- ✓ Em Deep Learning, múltiplas camadas (deep architecture) permitem a “composição de funções”, trazendo maior capacidade de representação.



Módulo Inception de uma CNN. Dadas 7 GPUs, é assim que você pode organizar o paralelismo híbrido. Cada um dos ramos do bloco Inception é computado em paralelo por 1 ou 2 GPUs cada (Paralelismo de Modelo), e aqueles ramos que têm 2 camadas usam Paralelismo de Pipeline dentro deles.

Inspiração Biológica

Porque estudar?

- **Entender como os neurônios e as sinapses reais funcionam ajuda a compreender por que o modelo artificial está estruturado da forma que está — e, mais importante, fornece pistas sobre como podemos evoluí-los**
 - ✓ A maneira como o cérebro processa sinais
 - ✓ Sinapses e integração dos estímulos no soma guiam a concepção de neurônios artificiais e camadas de rede
 - ✓ Plasticidade sináptica
 - ✓ Sugere mecanismos de aprendizado adaptativo, refletidos no ajuste de pesos e nas funções de custo das redes neurais
 - ✓ Paralelismo e a organização hierárquica do cérebro
 - ✓ Inspiram o desenvolvimento de arquiteturas profundas

Inspiração Biológica

Porque estudar?

- **Eficiência e Paralelismo**

- ✓ O cérebro é altamente eficiente em tarefas de reconhecimento de padrões com consumo energético relativamente baixo

- **Robustez**

- ✓ Mesmo com danos ou perda de neurônios, o cérebro mantém boa parte da funcionalidade, sugerindo sistemas tolerantes a falhas

Inspiração Biológica

Porque estudar?

- **Aprendizado Contínuo**

- ✓ Os neurônios biológicos aprendem continuamente, o que estimula pesquisas em online learning ou lifelong learning para redes artificiais

- **Inovação e Novas Arquiteturas**

- ✓ Modelos inspirados em “disparos” (Spiking Neural Networks) buscam aproximar-se ainda mais da neurofisiologia real

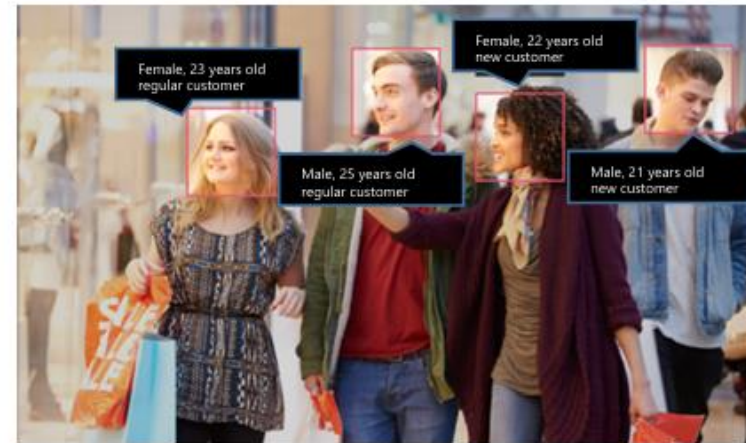
Uso das redes hoje

Visão Computacional

Facial recognition Comparison Gallery Authentication result



Electronic attendance



Traffic analysis

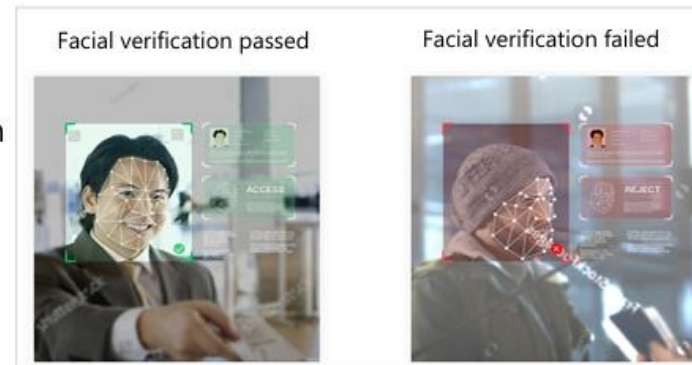
Uso das redes hoje

Visão Computacional

Action analysis



Authentication



Smart album

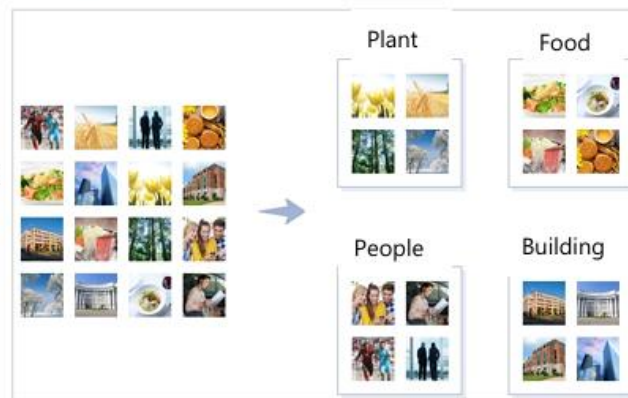
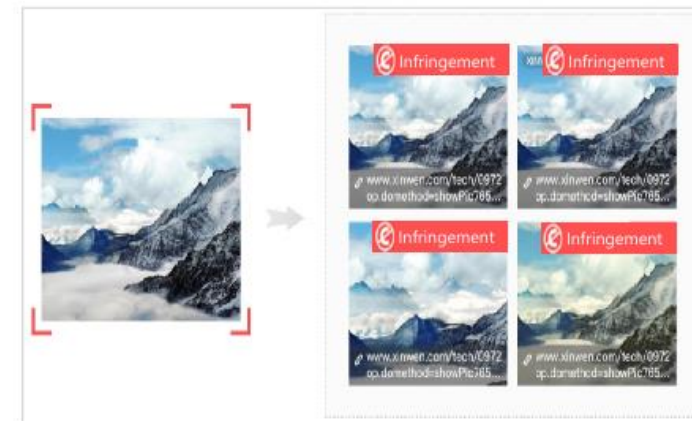


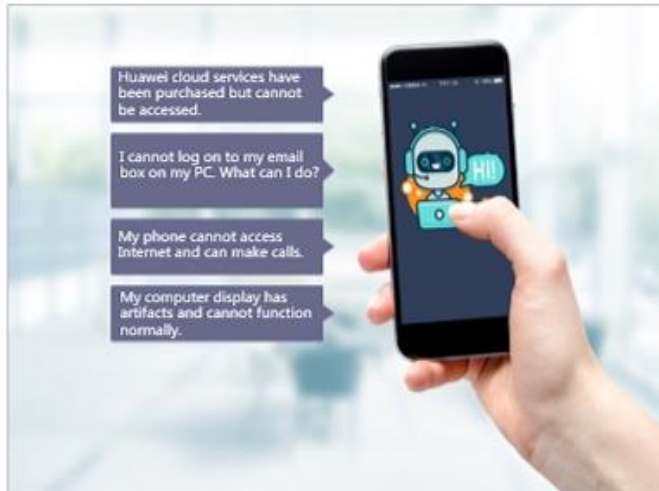
Image search



Uso das redes hoje

Processamento de voz

Question Answering Bot (QABot)



Voice navigation



Uso das redes hoje

Processamento de voz

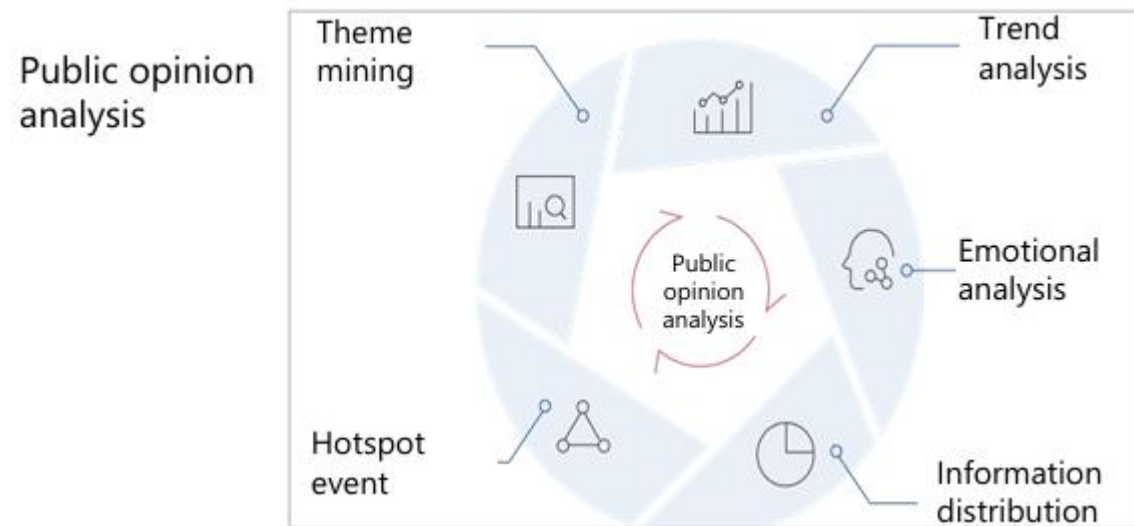


Real-time
conference records



Uso das redes hoje

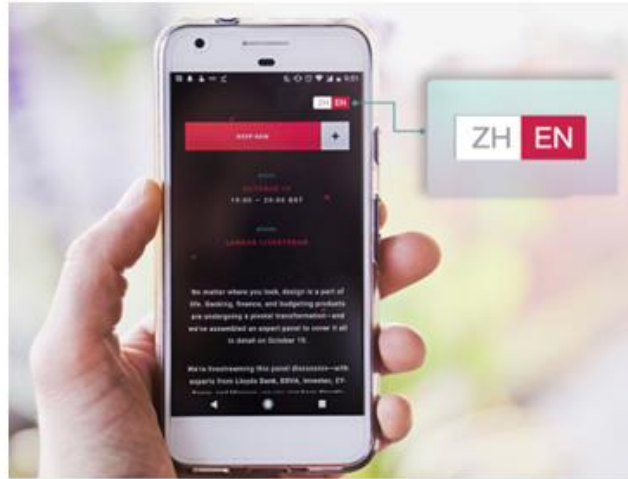
Processamento de texto



Uso das redes hoje

Processamento de texto

Machine translation



Text classification



Uso das redes hoje

Áreas de Aplicação – visão micro

Medicine mining: quick development of personalized medicines by AI assistants

Health management: nutrition, and physical/mental health management

Hospital management: structured services concerning medical records (focus)

Assistance for medical research: assistance for biomedical researchers in research

Virtual assistant: electronic voice medical records, intelligent guidance, intelligent diagnosis, and medicine recommendation

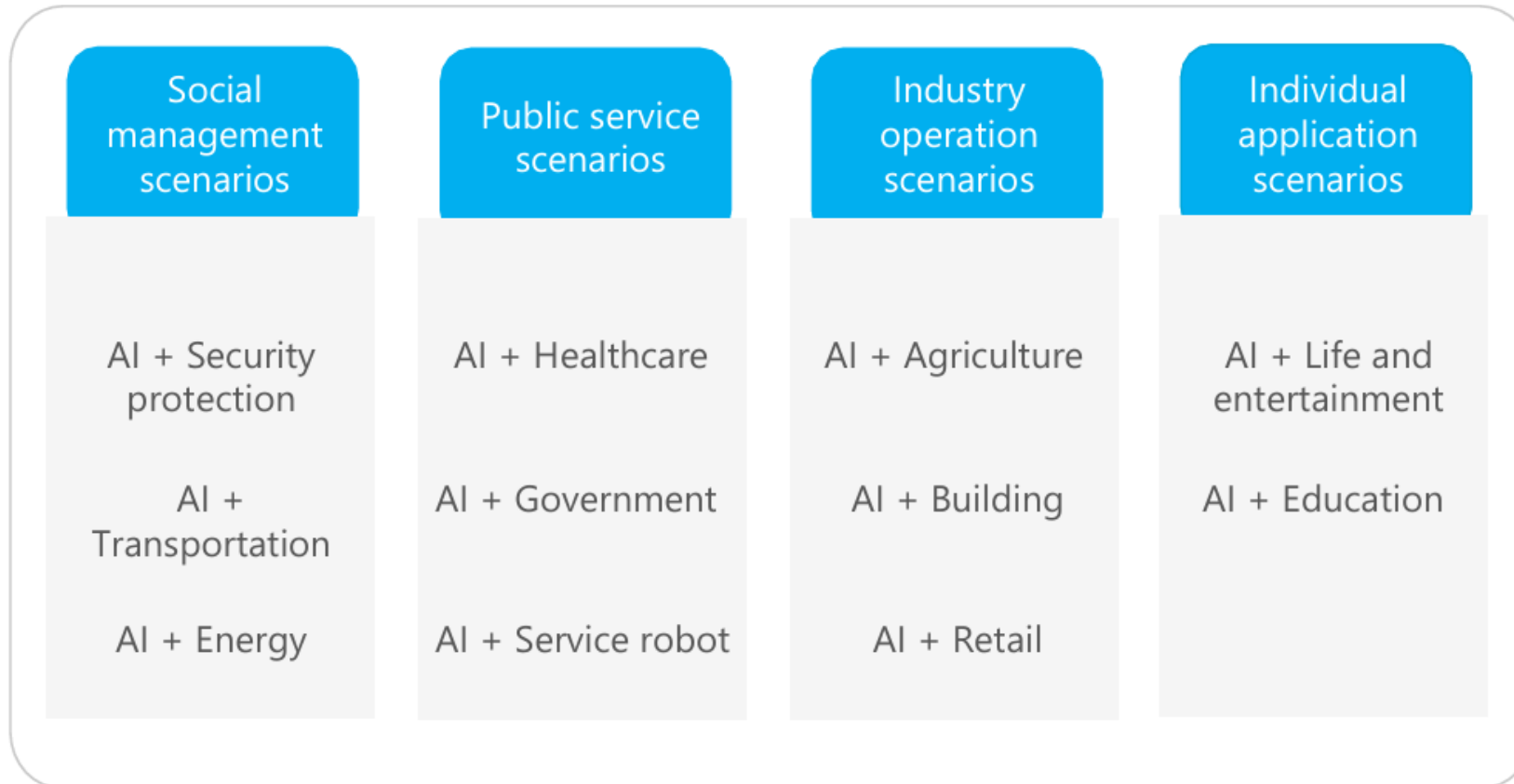
Medical image: medical image recognition, image marking, and 3D image reconstruction

Assistance for diagnosis and treatment: diagnostic robot

Disease risk forecast: disease risk forecast based on gene sequencing

Uso das redes hoje

Áreas de Aplicação – visão macro



Uso das redes hoje

Áreas de Aplicação – visão por setor de indústria



Public sector

- Safe City
- Intelligent transport
- Disaster prediction



Education

- Personalization
- Attention improvement
- Robot teacher



Healthcare

- Early prevention
- Diagnosis assistance
- Precision cure



Media

- Real-time translation
- Abstraction
- Inspection



Pharmacy

- Fast R&D
- Precise trial
- Targeted medicine



Logistics

- Routing planning
- Monitoring
- Auto sorting



Finance

- Doc process
- Real-time fraud prevention
- Up-sell



Insurance

- Auto detection
- Fraud prevention
- Innovative service



Retail

- Staff-less shops
- Real-time inventory
- Precise recommendations



Manufacturing

- Defect detection
- Industrial internet
- Predictive maintenance



Telecom

- Customer service
- Auto O&M
- Auto optimization



Oil and gas

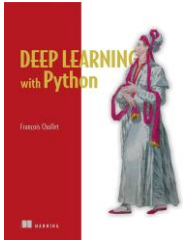
- Localization
- Remote maintenance
- Operation optimization



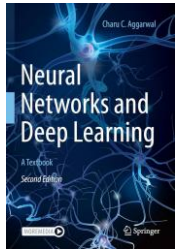
Agriculture

- Fertilization improvement
- Remote operation
- Seeds development

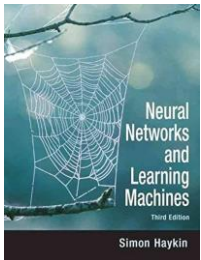
Bibliografía básica



CHOLLET, F. **Deep Learning with Python**. 2nd Edition. Manning, 2021.



AGGARWAL, C. C. **Neural Networks and Deep Learning: A Textbook**. 2nd Edition. Springer, 2023.



HAYKIN, S. **Neural Networks and Learning Machines**. 3rd Edition. Pearson, 2006.

Bibliografia complementar

- GÉRON, A. **Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems**. 3rd Edition. O'Reilly Media, 2022.
- GULLI, A.; KAPOOR, A.; PAL, S. **Deep Learning with TensorFlow 2 and Keras**. 2nd Edition. Packt, 2019
- GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep learning**. MIT press, 2016.
- BISHOP, C. M. **Neural Networks for Pattern Recognition**. OXFORD, 1995.



Dúvidas?



Agradecimentos !



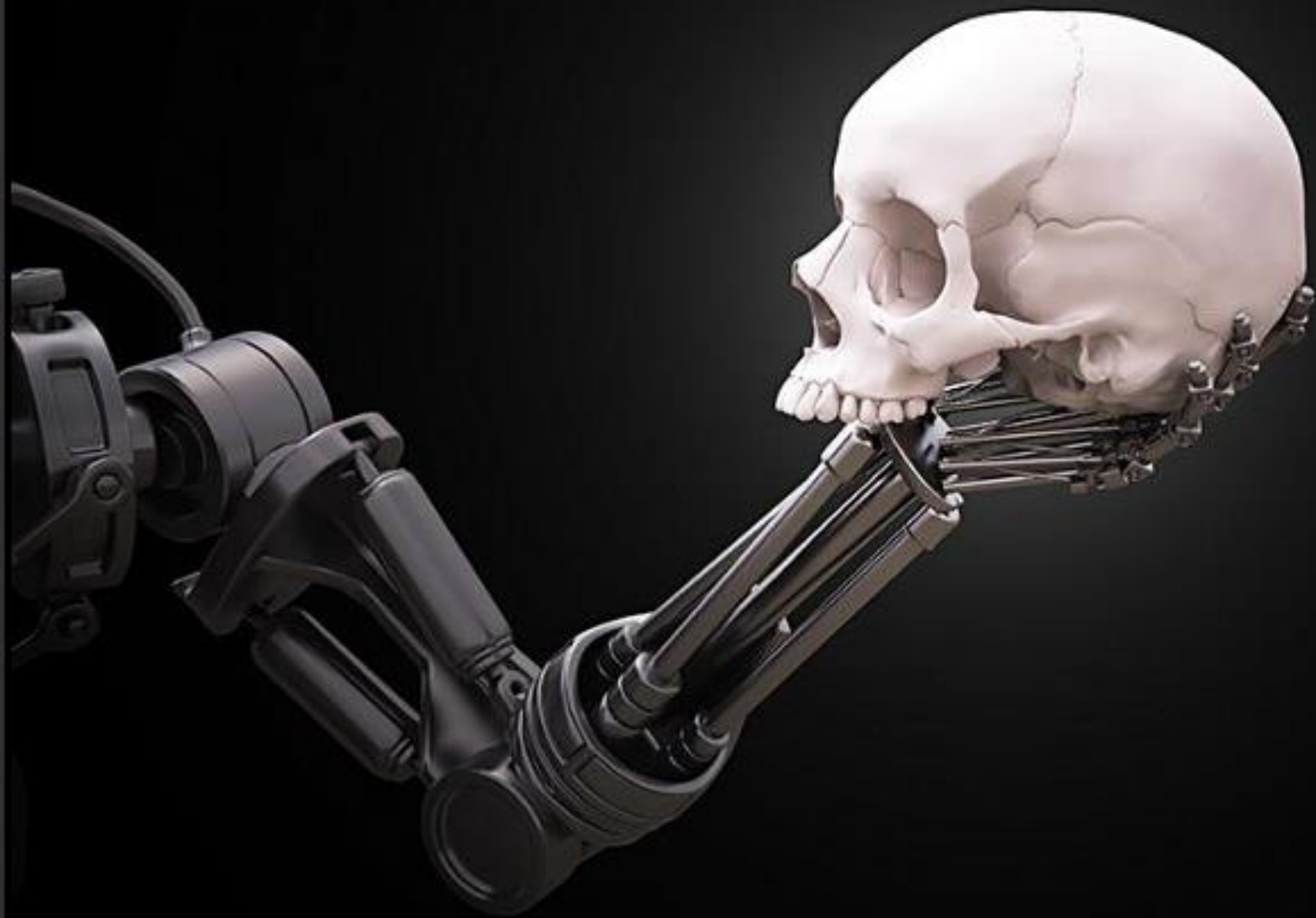


Apresentador

Thales Levi Azevedo Valente

Contatos:

- [Thales Valente – Professor e Engenheiro de Machine Learning | LinkedIn](#)
- thales.l.a.valente@gmail.com



Até a próxima...