

# Material Suplementar:

## Revisão de Arquiteturas de Redes Neurais

Pedro Calligaris Delbem

*Este documento serve como material de apoio ao Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) “Redes neurais celulares implementada em um computador quântico - NISQ”.*

### 1 Contexto: Paradigmas de Arquiteturas de Redes Neurais

Para compreender a relevância e a particularidade das CelNN no contexto do TCC, é útil revisitar a evolução das arquiteturas de redes neurais artificiais. Cada novo modelo surgiu para superar as limitações de seus predecessores, seguindo uma trajetória de crescente complexidade e capacidade de abstração.

#### 1.1 Perceptron

Proposto por Frank Rosenblatt em 1958 (1), o Perceptron é o modelo mais fundamental de um neurônio artificial. Ele consiste em uma única camada que recebe entradas, as pondera com pesos sinápticos e aplica uma função de ativação (geralmente uma função degrau) para produzir uma saída binária. Seu funcionamento se baseia em aprender a ajustar esses pesos para classificar dados.

No entanto, sua grande limitação, demonstrada por Minsky e Papert em 1969 (2), é a incapacidade de resolver problemas que não são linearmente separáveis, como a simples operação lógica **XOR**.

#### 1.2 Redes Neurais Multicamadas (MLP)

Para superar a limitação do Perceptron, surgiram as Redes Neurais Multicamadas, ou *Multi-Layer Perceptrons* (MLP). A inovação fundamental foi a introdução de uma ou mais camadas ocultas (*hidden layers*) entre a camada de entrada e a de saída. Ao utilizar funções de ativação não-lineares, as MLP se tornaram capazes de aprender representações complexas e não-lineares dos dados, resolvendo problemas como o XOR. A arquitetura MLP é caracterizada pela conectividade total (*fully-connected*).

### 1.3 Deep Learning (Aprendizagem Profunda)

O conceito de *Deep Learning* (ou Aprendizagem Profunda) é caracterizado pelo uso de arquiteturas com um número muito grande de camadas ocultas (redes “profundas”). Com o avanço do poder computacional (principalmente com o uso de GPU) e a disponibilidade de enormes volumes de dados (*big data*), modelos profundos tornaram-se extremamente relevantes. A profundidade da rede permite que ela aprenda uma hierarquia de características, desde as mais simples nas primeiras camadas até as mais abstratas e complexas nas camadas finais.

### 1.4 Inteligência Artificial Generativa

Mais recentemente, um novo paradigma emergiu com foco não em classificar, mas em **gerar** novos dados: a **Inteligência Artificial Generativa**. Este paradigma utiliza arquiteturas projetadas para aprender a distribuição de probabilidade subjacente aos dados de treinamento, que se tornaram a base para os LLM, capazes de criar textos, imagens e outros conteúdos com uma fidelidade sem precedentes.

### 1.5 Conclusão: O Contraste com a CelNN

É neste contexto de redes com conectividade global, alta dependência de dados e, agora, capacidades generativas, que as CelNN se destacam como um paradigma distinto. Em vez de aumentar a profundidade ou a complexidade para gerar conteúdo, elas se baseiam em uma filosofia de **interação local e dinâmica temporal contínua**, oferecendo uma abordagem computacional fundamentalmente diferente e alinhada com a simulação de sistemas físicos complexos, foco principal do TCC.

## REFERÊNCIAS

- 1 F. Rosenblatt. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6):386–408, 1958.
- 2 Marvin Minsky and Seymour Papert. *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press, 1969.
- 3 Michele Grossi et al. A survey of quantum computing for finance. *IEEE Transactions on Quantum Engineering*, 3:1–34, 2021.