

RECISATEC – REVISTA CIENTÍFICA SAÚDE E TECNOLOGIA
ISSN 2763-8405

IMPLANTAÇÃO DE NEURÔNIOS ARTIFICIAIS NO CÓRTEX PRÉ-FRONTAL

IMPLANTATION OF ARTIFICIAL NEURONS IN THE PREFRONTAL CORTEX

IMPLANTACIÓN DE NEURONAS ARTIFICIALES EN LA CORTEZA PREFRONTAL

Fabiano de Abreu Rodrigues[1]

e211207
https://doi.org/10.53612/recisatec.v2i11.207

PUBLICADO: 11/2022

RESUMO
Os neurônios atuam no sistema nervoso sendo responsáveis pela propagação do impulso nervoso e consideradas as unidades básicas desse sistema. O neurônio artificial é inspirado no neurônio biológico. Por meio do entendimento do funcionamento do neurônio biológico no cérebro, e partindo daí, cria um modelo de inteligência artificial. Objetivo: Compreender os benefícios da implantação de neurônios artificiais no córtex pré-frontal e como ocorre seu desenvolvimento. Métodos: O atual artigo é uma revisão de literatura desenvolvida por meio das bases de dados: SciELO, PubMed, Psycinfo. Com o auxílio das palavras chaves em português: cérebro, neurônios, córtex, neurônio artificial e em inglês: *brain, neurons, córtex, artificial neuron*. Conclusão: O modelo de neurônio artificial é um avanço na ciência, porém ainda são necessários diversos estudos para aprimoramento. Tal método pode trazer benefícios para a saúde e em doenças mentais.

PALAVRAS-CHAVE: Cérebro. Neurônios. Córtex. Neurônio Artificial.

ABSTRACT
Neurons act on the nervous system being responsible for the spread of the nerve impulse and considered the basic units of this system. The artificial neuron is inspired by the biological neuron. By understanding the functioning of the biological neuron in the brain, and from there, it creates a model of artificial intelligence. Objective: To understand the benefits of the implantation of artificial neurons in the prefrontal cortex and how their development occurs. Methods: The current article is a literature review developed through the databases: SciELO, PubMed, Psycinfo. With the aid of the key words in Portuguese: brain, neurons, cortex, artificial neuron and in English: brain, neurons, cortex, artificial neuron. Conclusion: The artificial neuron model is a breakthrough in science, but several studies are still needed for improvement. Such a method can bring benefits to health and mental illness.

KEYWORDS: *Brain. Neurons. Cortex. Artificial neurons.*

RESUMEN
Las neuronas actúan sobre el sistema nervioso siendo responsables de la propagación del impulso nervioso y consideradas las unidades básicas de este sistema. La neurona artificial está inspirada en la neurona biológica. Al comprender el funcionamiento de la neurona biológica en el cerebro, y a partir de ahí, crea un modelo de inteligencia artificial. Objetivo: Comprender los beneficios de la implantación de neuronas artificiales en la corteza prefrontal y cómo se produce su desarrollo. Métodos: El presente artículo es una revisión de la literatura desarrollada a través de las bases de datos: SciELO, PubMed, Psycinfo. Con la ayuda de las palabras clave en portugués: cerebro, neuronas, corteza, neurona artificial y en inglés: cerebro, neuronas, corteza, neurona artificial. Conclusión: El modelo de neuronas artificiales es un gran avance en la ciencia, pero aún se necesitan varios estudios para mejorar. Tal método puede traer beneficios a la salud y la enfermedad mental.

PALABRAS CLAVE*: Cerebro. Neuronas. Córtex. Neurona artificial.*

[1] Departamento de ciências e tecnologia Logos International University

RECISATEC – REVISTA CIENTÍFICA SAÚDE E TECNOLOGIA
ISSN 2763-8405

INTRODUÇÃO

1.1. Neurônios

Chamados de células nervosas, atuam no sistema nervoso sendo responsáveis pela propagação do impulso nervoso e consideradas as unidades básicas desse sistema (FRIED, 2022; HOFFMAN, 2020).

Existem 86 bilhões encontrados e não 100 bilhões, como já mencionado em diversos estudos, segundo dados de uma neurocientista brasileira, mesmo que alguns cientistas ainda estejam relutantes em reconhecer este número. O neurônio é formado por diversas partes: dendritos, núcleo e axônio. Possui uma membrana que separa o meio interno do externo chamada de membrana neuronal e sustentada por meio de um intrincado esqueleto interno denominado de citoesqueleto (FRIED, 2022; HOFFMAN, 2020).

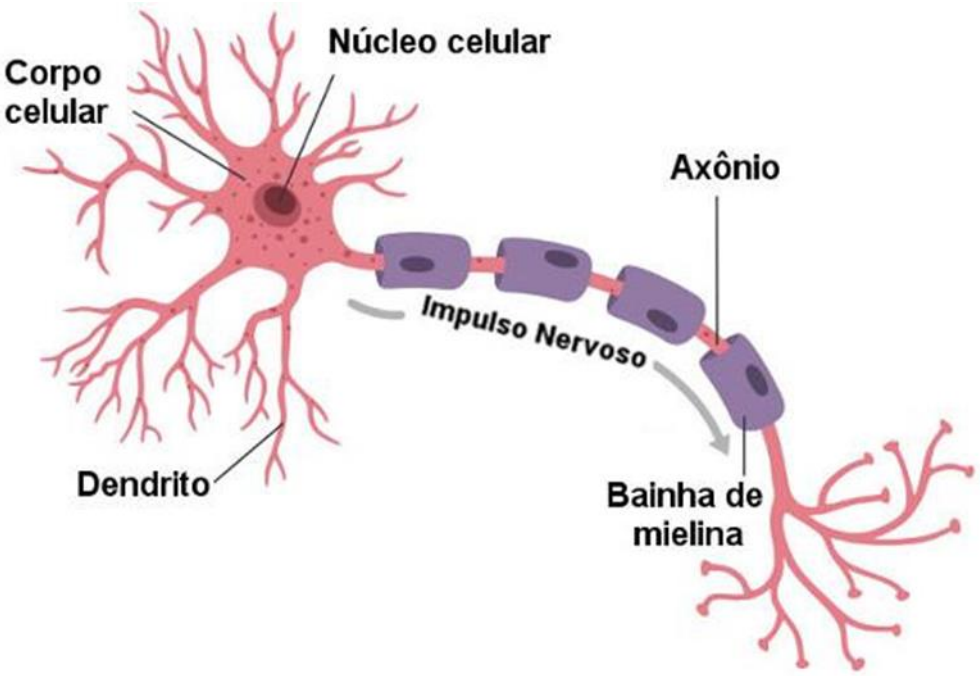


Imagem 1: Estrutura do neurônio. Fonte: Santos (2020)

A membrana exterior possui formato de vários ramos extensos chamados dendritos, que tem função de receber informação de outros neurônios, e de outra estrutura chamada axônio que é responsável pelo envio de informação a outras células nervosas (KUMAR, 2021).

Outra área denominada é o espaço entre o dendrito e o terminal axonal de outro neurônio, chamado de fenda sináptica: a sua função é conduzir os sinais através das sinapses por meio de substâncias químicas denominadas de neurotransmissores (KUMAR, 2021; ARUNACHALAM, 2021).

Os neurônios recebem o tempo todo impulsos nas sinapses de seus dendritos vindos de milhares de células e entre neurônios e músculos e entre neurônios e glândulas. Os impulsos geram

ondas de corrente elétrica excitatória ou inibitória (cada uma num sentido diferente) através do início do axônio (ARUNACHALAM, 2021).

Componentes do Neurônio	
Dendritos	Os dendritos são prolongamentos do neurônio que garantem a recepção dos estímulos, levando o impulso nervoso em direção ao corpo celular. A grande maioria dos neurônios apresenta uma grande quantidade de dendritos.
Axônio	Prolongamento que garante a condução do impulso nervoso. Cada neurônio possui apenas um axônio, o qual é, geralmente, mais longo que os dendritos. Envolvendo o axônio, está um isolamento elétrico chamado de **bainha de mielina.** Essa bainha é formada por dois tipos celulares: oligodendrócitos, no sistema nervoso central, e células de Schwann, no sistema nervoso periférico. Os locais onde há falha nessa bainha são chamados de **nódulos de Ranvier.**
Corpo celular	Local do neurônio onde está presente o núcleo, grande parte das organelas celulares e de onde partem os prolongamentos dessa célula.

Imagem 2: Componentes do neurônio. Fonte: Santos (2020)

Os neurônios podem ser classificados, de acordo com sua morfologia; neurônios multipolares, neurônios bipolares e neurônios pseudounipolares (NEHA, 2021; BERTERO, 2020).

- Neurônios multipolares: possuem mais de dois prolongamentos celulares. Sendo o mais comum.
- Neurônios bipolares: possuem somente um axônio e um dendrito. Encontrado na mucosa olfatória, retina e nos gânglios coclear e vestibular.
- Neurônios pseudounipolares: possuem prolongamento único, que se divide em dois. Encontrado nos gânglios espinais.

Também podem ser classificados de acordo com sua função: motores, sensoriais e interneurônios (NEHA, 2021; BERTERO, 2020).

- Neurônios motores: responsáveis por conduzir impulsos nervosos para órgãos efetores, como músculos e glândulas.
- Neurônios sensoriais: recebem estímulos do próprio organismo ou do meio ambiente.
- Neurônios interneurônios: atuam na conexão entre neurônios.

2. OBJETIVO

Compreender os benefícios da implantação de neurônios artificiais no córtex pré-frontal e como ocorre seu desenvolvimento.

3. METODOLOGIA

O atual artigo é uma revisão de literatura desenvolvida por meio das bases de dados: SciELO, PubMed, Psycinfo. Com o auxílio das palavras chaves em português: cérebro, neurônios, córtex, neurônio artificial e em inglês: brain, neurons, córtex, artificial neuron.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Neurônios artificiais

Redes Neurais Artificiais correspondem a sistemas configurados para representar, de forma mais semelhante possível, as redes neurais do cérebro humano por meio da Inteligência Artificial. Tal semelhança se configura da mesma forma que o cérebro humano faz: a cada nova experimentação, novas aprendizagens se estabelecem, e no caso, das artificiais, a partir de comparação de amostras mesmo que não haja um objetivo balizador.

A diferença principal desse sistema artificial em relação ao sistema neural do cérebro se refere ao conhecimento prévio: essas redes iniciam o processo de compreensão das características importantes com base no material que está sendo apresentado no treinamento, enquanto o cérebro humano processa as informações a partir de um conhecimento anterior.

Uma aplicabilidade interessante das redes neurais artificiais se dá pela capacidade de aprender de forma ilógica, não linear, ao detectar componentes de uma imagem que não são evidentes, capacidade resultante de mecanismos artificiais para destacar e identificar itens decompondo-os.

Nesse processo, as redes neurais artificiais usam mecanismos que retratem de forma quase semelhante as redes neurais do cérebro humano, quando um grupo de nós conectados – neurônios artificiais – cujas conexões imitam sinapses transferindo informações de um ao outro.

Uma rede neural recorrente ou *Recurrent,* por exemplo, permite que as informações persistam como no cérebro humano. É projetada para reconhecer padrões em sequência de dados, considerando tempo e sequência numa dimensão temporal. Isso ocorre porque utiliza conexões entre os nós – neurônios artificiais – para criar gráficos permitindo um loop de dados num ciclo. Tal capacidade advém do comportamento temporal dinâmico em que pode usar sua memória interna para processar a sequência de entrada de informações. Esse tipo de rede é utilizado no reconhecimento de caligrafia e fala. Pode ser um poderoso aliado ao mecanismo de atenção e redes de memória, pois simula os ciclos de feedbacks da memória humana sendo também cumulativa.

Diferentemente, a rede neural *feedforward* possui uma direção única para envio de dados, a partir dos nós de entrada, passando pelos nós ocultos, se for o caso, até chegar aos nós de saída. Ela é considerada mais simples, mesmo dispondo de camadas ocultas. Pode ser treinada a fim de minimizar os erros em categorizar imagens pré-rotuladas e por não ter noção de ordem temporal, como a anterior, considera apenas a entrada atual a que foi exposta, por isso, comumente chamada de amnésica.

RECISATEC – REVISTA CIENTÍFICA SAÚDE E TECNOLOGIA
ISSN 2763-8405

4.1.2 Redes Neurais de Aprendizado Profundo

Da mesma forma que as anteriores, usa redes neurais para imitar o funcionamento cerebral humano. Assim, organiza milhares de neurônios artificiais interconectados em várias camadas de processamento, para permitir abstrações, classificações e previsões em nível superior. Se torna dessa forma, ideal para uso em *big data*, conversação, reconhecimento de voz, aprendizado treinamento e compreensão, principalmente porque possui um algoritmo chamado extração de recursos, que objetiva construir automaticamente recursos significativos como no cérebro humano.

À medida que a aprendizagem se desencadeia os neurônios artificiais se ajustam, peso que pode aumentar ou não a força do sinal que ativa a conexão, ou seja, seu limite é determinado pela forma com que um sinal atinge ao outro. Isso se dá porque são organizados em camadas que podem realizar diferentes transformações nas suas entradas. A ida do sinal de uma camada de entrada para a última de saída ocorre provavelmente após percorrer as camadas ocultas várias vezes.

4.1.3 Algoritmos de Rede Neural Profunda

São subdivisões no sistema artificial de aprendizagem objetivando o treinamento. Eles são capazes de prever padrões utilizando os conhecimentos e experiências prévias. Utiliza-se de algoritmos para analisar dados, permitindo que o computador reconheça os objetos e compreenda a fala humana. Isso é possível a partir da passagem dos dados pelas camadas, em que a anterior fornece dados para a próxima (camadas de entrada, ocultas e de saída).

A Robótica, para uso no mundo real, utiliza tal conceito de aprendizado de máquina, bem como o processamento de dados para abranger o pensamento computacional. Tais algoritmos procuram e analisam padrões previsíveis e que se repetem para gerenciar dados, comércio eletrônico e novas tecnologias. Isso trará impacto significativo para alterar a forma como se criam produtos e empregos. Na robótica, por exemplo, o *Curiosity* (*rover* de Marte) usa a versão do aprendizado de máquina para percorrer Marte. Carros sem motorista possuem algoritmos semelhantes, que aprendem e antecipam problemas e padrões.

4.1.4 Redes Neurais Convolucionais

Esse conceito utiliza um sistema matemático chamado Convolução (CNN) para possibilitar que computadores analisem dados a partir de estratégias não absoluta para identificar por exemplo, algo obscurecido. Possui quatro camadas essenciais de neurônios artificiais, além das de entrada e saída que são: Convolução, Ativação, Agrupamento, Totalmente Conectado.

O processo de análise de dados e informações acontece quando na camada de convolução primária, os milhares de neurônios filtram cada parte e *pixel*, procurando padrões. Durante o processamento, ocorrem mais experiências e com isso, identificação de características para categorização e precisão. É um tipo de mapeamento para filtragens diferentes por características diversas de imagens, dados e informações.

4.1.5 Tutoriais de Rede Neural Profunda

O aprendizado de máquina, dentro do aprendizado profundo, tem objetivos da inteligência artificial e por isso utiliza-se de métodos para compreensão de dados de imagens, som e texto.

4.1.6 Um pouco mais sobre as redes neurais

A diferenciação das redes neurais artificiais ocorre através da arquitetura e pela maneira com que os pesos associados às conexões são adaptados durante o processo de aprendizado (FERNEDA, 2006).

Essa arquitetura irá determinar a função e tipo de problema no qual a rede poderá ser empregada, sendo definida: pelo número de camadas (camada única ou múltiplas camadas) e número de nós em cada uma delas, tipo de conexão entre tais nós *(feedforward ou feedback)* e por fim pela topologia (FERNEDA, 2006).

Em relação à aprendizagem, uma das características mais importantes é a capacidade de aprender por intermédio de exemplos e fazer inferências sobre o que aprendeu, para que assim possa melhorar progressivamente o seu comportamento. O algoritmo de aprendizagem utilizado permite que seja possível ajustar os pesos entre tais conexões (FERNEDA, 2006).

Neurônios Artificiais são técnicas computacionais, representadas por meio de um modelo matemático, que possui inspiração na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência (aprendizado supervisionado) (MOARAF, 2020).

Na rede neural artificial, é possível encontrar milhares de unidades de processamento, em contrapartida no cérebro de um mamífero podemos encontrar bilhões de neurônios (Moaraf, 2020).

Em aprendizado de máquina, ocorrem três tipos de aprendizado: Aprendizado Supervisionado, Aprendizado não-Supervisionado e Aprendizado por reforço (GOODSWEN, 2021).

O aprendizado supervisionado: é caracterizado por meio da regressão básica e classificação. Isso porque o ser humano possui um banco de dados e ensina o cérebro a reconhecer o que é um carro, por exemplo, entre padrões e semelhanças (GOODSWEN, 2021).

O aprendizado não supervisionado: classificada como a forma menos utilizada pelas empresas. Porque a máquina começa a analisar, sozinha, a fim de identificar padrões, por exemplo aprendendo a separar o que é uma lata de uma garrafa, sendo tal processo mais demorado (JIANG, 2020).

O aprendizado reforçado é similar ao de uma criança, por exemplo: quando começa a engatinhar, tenta levantar e cai e seus pais ajudam ensinando a se levantar. Caracterizado também como aprendizado de experiência (JIANG, 2020).

Pensando nos neurônios artificiais, é utilizado o aprendizado supervisionado. Isso porque significa que pode-se ter um conjunto de dados, com as classes definidas (entrada) e os sinais de saída *(labels)* já esperados.

Por exemplo, é possível realizar treinamento com a rede neural por meio de imagens de um objeto e aguardar que, posteriormente, o modelo treinado mostre a imagem do mesmo objeto, sendo capaz de responder se o objeto mostrado está ou não na imagem apresentada. Essa é uma tarefa de classificação (LEE, 2022; QI, 2020).

O neurônio artificial é inspirado no neurônio biológico. Warren McCulloch e Walter Pitts foram os pioneiros para tentar compreender o funcionamento do neurônio biológico no cérebro, e a partir daí, criar um modelo de inteligência artificial (LEE, 2022; QI, 2020).

McCulloch e Pitts caracterizaram o neurônio artificial como uma espécie de portal binário. Isso porque múltiplos sinais chegam até os dendritos e são integrados no corpo das células nervosas. E quando ocorre o acúmulo de sinais no corpo da célula excedendo um certo limite, um sinal de saída é emitido, passando por meio do axônio (MU, 2021).

A rede neural artificial é constituída por diversas unidades de processamento, que possui funcionamento simples. Tais unidades, são conectadas por canais de comunicação que estão associados a determinado peso, similar às redes neurais biológicas. Fazendo operações apenas em seus dados locais, as chamadas entradas recebidas, locais utilizados para que haja suas conexões. O desempenho inteligente de uma Rede Neural Artificial é vindo das interações entre as unidades da rede (SILVA, 2020).

Atualmente, o modelo mais conhecido é o *Perceptron* que aprende possui habilidade de aprender conceitos, consegue responder com verdadeiro (1) ou falso (0) através das entradas apresentadas a ele, simulando o processo de estudo/aprendizagem por meio de repetições (SILVA, 2020).

Porém possui duas limitações, os valores de saída do perceptron podem assumir somente dois valores (Verdadeiro ou Falso). E os perceptrons somente podem classificar grupos de vetores linearmente separáveis (SILVA, 2020).

4.2. Modelo *Perceptron*

Um dos modelos mais conhecidos de neurônio artificial é o Modelo *Perceptron*. Sendo sua classificação binária (CHEN, 2021).

Desenvolvido em duas classes, 1 (classe positiva), e -1 (classe negativa). Uma parte importante do neurônio artificial é a função de decisão: $\phi(z)$. A função de decisão faz uma combinação linear com os sinais de entrada, x, e o vetor de pesos correspondente, w, onde z é a entrada da rede: (CHRYSOSTOMO, 2020).

$$z = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_n x_n$$

$$w = \begin{bmatrix} w_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ w_n \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix}$$

Imagem 3: Função de decisão do Modelo *Perceptron.* Fonte: Chrysostomo, 2020

A entrada de features e seus pesos associados, x e w, é a entrada da rede z. Após fazer a combinação linear ϕ(z), caso o resultado seja maior que o limiar, este será classificado como predito a classe 1, caso não seja será a classe -1. Em relação ao algoritmo *perceptron,* a função de decisão terá um resultado para cada unidade da rede (CHRYSOSTOMO, 2020).

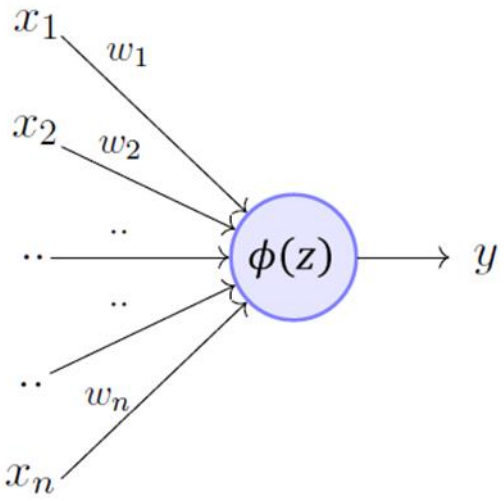


Imagem 4: Combinação linear do Modelo *Perceptron*. Fonte: Chrysostomo, 2020.

Tal modelo *perceptron,* pode ser aplicado em funções lineares, para resolver ajustes no modelo é utilizado o conceito de bias, sendo caracterizado como uma taxa de ajuste constante, que ajuda a manter a linearidade da função.

Com o conceito de bias, é possível que seja realizado o limiar para o lado esquerdo da equação, com o peso-zero como w_0= -θ e x_0=1 (CHRYSOSTOMO, 2020).

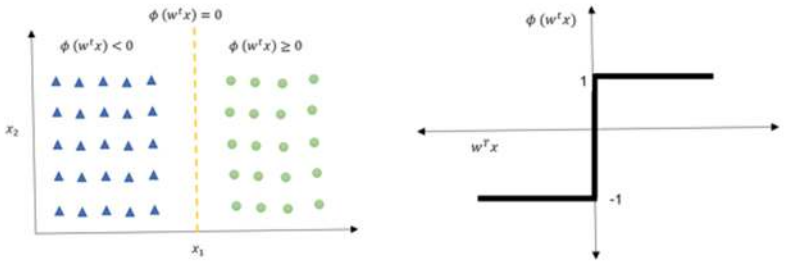


Imagem 5: Conceito de bias para o Modelo Perceptron. Fonte: Chrysostomo (2020)

5. CONCLUSÃO

O modelo de neurônio artificial é um avanço na ciência, porém ainda se faz necessário diversos estudos para aprimoramento. Tal método pode trazer benefícios para a saúde como um todo. Um neurônio artificial é um ponto de conexão em uma rede neural artificial. As redes neurais artificiais, como a rede neural biológica do corpo humano, possuem uma arquitetura em camadas e cada nó da rede (ponto de conexão) tem a capacidade de processar a entrada e encaminhar a saída para outros nós da rede. Tanto na arquitetura artificial quanto na biológica, os nós são chamados de neurônios e as conexões são caracterizadas por pesos sinápticos, que representam o significado da conexão. À medida que novos dados são recebidos e processados, os pesos sinápticos mudam e é assim que ocorre o aprendizado.

Neurônios artificiais são modelados após o arranjo hierárquico de neurônios em sistemas sensoriais biológicos. No sistema visual, por exemplo, a entrada de luz passa pelos neurônios em camadas sucessivas da retina antes de ser passada para os neurônios do tálamo do cérebro e depois para os neurônios do córtex visual do cérebro. À medida que os neurônios passam sinais através de um número crescente de camadas, o cérebro extrai progressivamente mais informações até ter certeza de que pode identificar o que a pessoa está vendo. Em inteligência artificial, esse processo de ajuste fino é conhecido como aprendizado profundo.

Tanto nas redes artificiais quanto nas biológicas, quando os neurônios processam a entrada que recebem, eles decidem se a saída deve ser passada para a próxima camada como entrada. A decisão de enviar ou não informações é chamada de viés e é determinada por uma função de ativação embutido no sistema. Por exemplo, um neurônio artificial só pode passar um sinal de saída para a próxima camada se suas entradas (que são na verdade voltagens) somarem um valor acima de algum valor limite específico. Como as funções de ativação podem ser lineares ou não lineares, os

neurônios geralmente têm uma ampla faixa de convergência e divergência. A divergência é a capacidade de um neurônio se comunicar com muitos outros neurônios na rede e a convergência é a capacidade de um neurônio receber entrada de muitos outros neurônios na rede (TUCCI, 2018).

REFERÊNCIAS

ARUNACHALAM, M.; RAMESH, M.; THIAGARAJAN, V.; SINGLA, S. K.; MUDHOL, S.; MUTHUKUMAR, S. P. Current Perspectives of Healthy Mitochondrial Function for Healthy Neurons. **Curr Drug Targets**, v. 22, n. 14, p. 1688-1703, 2021. doi: 10.2174/1389450122666210222163528.

BERTERO, A.; ZURITA, H.; NORMANDIN, M.; APICELLA, A. J. Auditory Long-Range Parvalbumin Cortico-Striatal Neurons. **Front Neural Circuits**, v. 23, n. 14, p. 45, jul. 2020. doi: 10.3389/fncir.2020.00045.

CHEN, R.; SCHMIDT, H. Model-based convolutional neural network approach to underwater source-range estimation. **J Acoust Soc Am**, v. 149, n. 1, p. 405, jan. 2021. doi: 10.1121/10.0003329.

CHRYSOSTOMO, N. Neurônios Artificiais – Uma Breve Introdução. **Blog GFT Technologies SE**, 2022.

FERNEDA, E. Redes neurais e sua aplicação em sistemas de recuperação de informação. **Ci. Inf.,** Brasília, v. 35, n. 1, p. 25-30, jan./abr. 2006.

FRIED, I. Neurons as will and representation. **Nat Rev Neurosci**., v. 23, n. 2, p. 104-114, feb. 2022. doi: 10.1038/s41583-021-00543-8.

GOODSWEN, S. J.; BARRATT, J. L. N.; KENNEDY, P. J.; KAUFER, A.; CALARCO, L.; ELLIS, J. T. Machine learning and applications in microbiology. **FEMS Microbiol Rev**., v. 45, n. 5, sept. 2021. doi: 10.1093/femsre/fuab015.

HOFFMAN, G. E. Anatomical Markers of Activity in Hypothalamic Neurons. **Compr Physiol**., v. 10, n. 2, p. 549-575, mar. 2020. doi: 10.1002/cphy.c170021.

JIANG, T.; GRADUS, J. L.; ROSELLINI, A. J. Supervised Machine Learning: A Brief Primer. **Behav Ther**., v. 51, n. 5, p. 675-687, sept. 2020. doi: 10.1016/j.beth.2020.05.002.

KUMAR, S.; BEHL, T.; SEHGAL, A.; SINGH, S.; SHARMA, N.; BHATIA, S.; AL-HARASSI, A.; ABDEL-DAIM, M. M.; BUNGAU, S. Exploring the Role of Orexinergic Neurons in Parkinson's Disease. **Neurotox Res**., v. 39, n. 6, p. 2141-2153, dec. 2021. doi: 10.1007/s12640-021-00411-4.

LEE, J.; KIM, S.; PARK, S.; LEE, J.; HWANG, W.; CHO, S. W.; LEE, K.; KIM, S. M.; SEONG, T. Y.; PARK, C.; LEE, S.; YI, H. An Artificial Tactile Neuron Enabling Spiking Representation of Stiffness and Disease Diagnosis. **Adv Mater**., v. 34, n. 24, p. e2201608, jun. 2022. doi: 10.1002/adma.202201608.

MOARAF, S.; HEIBLUM, R.; VISTOROPSKY, Y.; OKULIAROVÁ, M.; ZEMAN, M.; BARNEA, A. Artificial Light at Night Increases Recruitment of New Neurons and Differentially Affects Various Brain Regions in Female Zebra Finches. **Int J Mol Sci**., v. 21, n. 17, p. 6140, aug. 2020. doi: 10.3390/ijms21176140.

MU, B.; GUO, L.; LIAO, J.; XIE, P.; DING, G.; LV, Z.; ZHOU, Y.; HAN, S. T.; YAN, Y. Near-Infrared Artificial Synapses for Artificial Sensory Neuron System. **Small**., v. 17, n. 38, p. e2103837, sept. 2021. doi: 10.1002/smll.202103837.



RECISATEC – REVISTA CIENTÍFICA SAÚDE E TECNOLOGIA
ISSN 2763-8405

NEHA, S.; DHOLANIYA, P. S.; The Prevailing Role of Topoisomerase 2 Beta and its Associated Genes in Neurons. **Mol Neurobiol**, v. 58, n. 12, p. 6443-6459, dec. 2021. doi: 10.1007/s12035-021-02561-0.

QI, S.; HU, Y.; DAI, C.; CHEN, P.; WU, Z.; WEBSTER, T. J.; DAI, M. Short Communication: An Updated Design to Implement Artificial Neuron Synaptic Behaviors in One Device with a Control Gate. **Int J Nanomedicine**., v. 20, n. 15, p. 6239-6245, aug. 2020. doi: 10.2147/IJN.S223651.

SANTOS, V. S. Neurônio. **Mundo Educação**, 2020

SILVA, F.; SANZ, M.; SEIXAS, J.; SOLANO, E.; OMAR, Y. Perceptrons from memristors. **Neural Netw**., v. 122, p. 273-278, feb. 2020. doi: 10.1016/j.neunet.2019.10.013.

TUCCI, Linda. **Artificial Neuron**. [S. l.]: Tech Target, 2018. Disponivel em: https://www.techtarget.com/searchcio/definition/artificial-neuron