


APRENDIZAGEM HUMANA VERSUS APRENDIZAGEM MÁQUINA: ANALOGIAS QUE PODEM SER UTILIZADAS NA ABORDAGEM DA NEUROCIÊNCIA COGNITIVA EM FORMAÇÃO CONTINUADA DE PROFESSORES DA EDUCAÇÃO BÁSICA

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.661112526026>

Data de aceite: 13/03/2025

Edson Urubatan

Patrícia Libório de Oliveira

RESUMO: A formação de docentes deve ser orientada para uma melhor compreensão da multiplicidade de fatores que interferem na aprendizagem para que assim ocorra a potencialização do processo educacional. Para compreender os fatores que regem a aprendizagem é necessária a compreensão do desenvolvimento da Neurociência Cognitiva. Por uma perspectiva neurocientífica, a argumentação sobre a eficácia do processo de aprendizagem pode ocorrer da seguinte forma: quando aprendemos, quais as alterações que ocorrem no cérebro para que mais tarde possamos recordar um conhecimento ou realizar um comportamento ensaiado? A resposta para essa pergunta envolve conhecimentos relacionados ao processo de aquisição de informação. A neurociência cognitiva estuda como ocorre o processamento de informações no cérebro. Visando a facilitação do entendimento do processo de aprendizagem no cérebro humano pode-se realizar analogias com o

processo de aprendizagem desenvolvido em máquinas. Esse trabalho tem como objetivo relacionar alguns conceitos da área da computação e o desenvolvimento da aprendizagem em máquinas com o processo de aprendizagem no cérebro humano. Atualmente, as pessoas possuem cada vez mais conhecimento sobre conceitos da área da computação e a analogia com conceitos da Neurociência pode facilitar a disseminação de conceitos essenciais da Neurociência em âmbito educacional. Em alguns exemplos é oportuno o uso de analogias para comparar o processo de aprendizagem em sistemas artificiais e humanos. Muitos processos cerebrais como o processo de aquisição de informação apresentam similaridades com os processos computacionais e o uso de analogias pode facilitar o entendimento. Entretanto, existem fatores que diferenciam e muito esses processos de aprendizagem, por isso, essas analogias devem ser empregadas de forma cuidadosa.

1 | INTRODUÇÃO

Em sala de aula, tem se verificado um maior quantitativo de distrações extrínsecas e intrínsecas que atrapalham

o processo de construção do conhecimento. Por isso, é importante que os professores estejam cada vez mais aptos a trabalhar levando em consideração as diferentes demandas da atualidade. A formação de docentes deve ser orientada para uma melhor compreensão da multiplicidade de fatores que interferem na aprendizagem para que assim ocorra a potencialização do processo. Para compreender os fatores que regem a aprendizagem é necessária a compreensão do desenvolvimento da Neurociência Cognitiva. Por uma perspectiva neurocientífica, a argumentação sobre a eficácia do processo de aprendizagem pode ocorrer da seguinte forma: quando aprendemos, quais as alterações que ocorrem no cérebro para que mais tarde possamos recordar um conhecimento ou realizar um comportamento ensaiado? A resposta para essa pergunta envolve conhecimentos relacionados ao processo de aquisição de informação (Geake e Cooper, 2003).

O entendimento de conceitos da Neurociência Cognitiva relacionados ao processo de aquisição da informação, permite ao educador o desenvolvimento de maior capacitação para compreender o processo de construção do conhecimento e a avaliação do funcionamento das funções cognitivas, responsáveis pela aprendizagem, direcionando sua prática em sala de aula para elaborar adaptações, intervenções e atividades que proporcionem a formação de alunos com uma leitura mais dinâmica do mundo (Geake e Cooper, 2003).

A Neurociência Cognitiva estuda como ocorre o processamento de informações no cérebro. Visando a facilitação do entendimento do processo de aprendizagem no cérebro humano, pode-se realizar analogias com o processo de aprendizagem desenvolvido em máquinas. Atualmente, as pessoas possuem cada vez mais conhecimento sobre conceitos da área da computação e a analogia com conceitos da Neurociência pode facilitar a disseminação de conceitos essenciais da Neurociência no âmbito educacional (Geake e Cooper, 2003).

2 | NEUROCIÊNCIA COGNITIVA

O processamento de informações no cérebro ocorre em etapas. Após a inserção da informação, ela é percebida e analisada, em seguida, atribui-se um significado a ela. A informação é então armazenada na memória, o que irá permitir o processo de evocação quando necessária a recuperação da informação. O armazenamento de informações orienta a tomada de decisões, deduções em relação a demandas futuras, ações (controle motor) e a transmissão de informações para outra pessoa através da comunicação. Pode-se fazer comparações entre o cérebro e um computador, pois em ambos podemos inserir dados, armazená-los e recuperá-los sempre que necessário. Esses dados permitem o desenvolvimento de operações básicas que usamos todos os dias. Entretanto, essas comparações precisam ser usadas com cautela, pois os computadores são máquinas programáveis. Os cérebros não o são, pelo menos não de forma literal. Muitos cientistas acreditam que essa comparação pode levar a conclusões equivocadas, pois analisando

de forma mais aprofundada o cérebro não é apenas um processador de informação (processamento e inteligência não são conceitos equivalentes). Além disso, essa comparação também pode limitar e enviesar a forma como vemos os processos cerebrais, principalmente, em relação à consciência e à percepção. As comparações formais explícitas com computadores devem ter como objetivo somente contextualizar alguns processos cerebrais, descrevendo-os com o emprego de termos emprestados do campo lexical da área da computação (algoritmos, computação, hardware, software, entre outros) (Romain, 2022).

O cérebro atua como um computador em que as informações são transmitidas através de células nervosas por meio de impulsos elétricos denominados potenciais de ação (PA), tornando a comunicação dos neurônios similar a uma rede de circuitos eletrônicos. Além disso, o cérebro possui uma forma de processar informações semelhante ao processo de decisão por algoritmos de máquinas, que geram respostas padronizadas. Na área de computação, o algoritmo equivale a uma sequência de passos computacionais que transformam o input no output. Há diferentes formas de definir esses passos, mas tem de ser um procedimento redutível a um conjunto finito de operações elementares aplicadas em uma determinada ordem. Todos os processos de funcionamento do cérebro não necessariamente assemelham-se ao processo de emprego de um algoritmo, porém alguns são comparáveis, como as redes sinápticas. Cada neurônio é definido como uma função binária e uma rede feedforward transforma uma entrada em uma saída através de uma composição de tais funções. O mesmo se aplica aos modelos de aquisição de informação (Romain, 2022).

2.1 Potencial de ação

Muitos estudos apontam que o potencial de ação é a principal fonte de transmissão de informação no cérebro. Os neurônios em estado de repouso possuem uma diferença de potencial elétrico entre as fases interna e externa da membrana devido à existência de canais iônicos que permitem a passagem de íons de Na^+ , Ca^{2+} , K^+ e Cl^- . A membrana apresenta um potencial elétrico devido à concentração de cargas positivas e negativas nas fases intra e extracelular. O potencial de uma membrana de uma célula neuronal em repouso é aproximadamente -70mV . O potencial elétrico de uma membrana de uma célula neuronal em estado de repouso é chamado de potencial de repouso. O potencial de repouso de células nervosas, axônio gigante de lula, permeáveis aos íons K^+ é -75mV . Esse valor é calculado pela equação de Nernst (Kandel, 2014).

$$E_x = \frac{RT}{zF} \ln \frac{[X]_o}{[X]_i} \quad \text{Equação de Nernst}$$

Em que R é a constante dos gases (8,314J/mol.K), T é a temperatura (em Kelvin), z é a valência do íon, F é a constante de Faraday (96485,34 C/mol) e $[X]_o$ e $[X]_i$ são as concentrações dos íons dentro e fora da célula (Kandel, 2014). A 25°C:

$$E_x = \frac{58 \text{ mV}}{z} \log \frac{[X]_o}{[X]_i}$$

Para K^+ , em que $z=+1$ e as concentrações dentro e fora do meio celular são 20 e 400, respectivamente.

$$E_x = \frac{58 \text{ mV}}{z} \log \frac{200}{400} = 75 \text{ mV}$$

Já o potencial de equilíbrio de Na^+ de células nervosas, axônio gigante de lula, é +55mV.

$$E_x = \frac{58 \text{ mV}}{z} \log \frac{440}{50} = +55 \text{ mV}$$

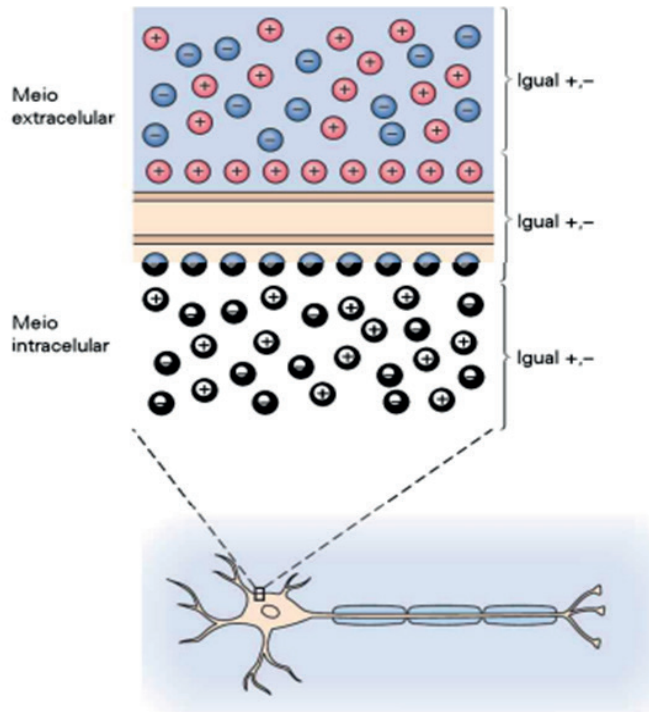


Figura 1: Representação de potencial de membrana (Kandel, 2014)

O potencial de repouso da membrana é caracterizado pelo fluxo de cargas positivas e negativas que ocorrem através de canais de repouso, canais de vazamento (que estão sempre abertos) e canais com portão (que são abertos quando são ativados em uma voltagem característica). A abertura e o fechamento de canais geram o potencial de ação.

Os íons não apresentam a mesma concentração nos meios intra e extracelular. Os íons Na⁺ e Cl⁻ apresentam maior concentração no meio extracelular e os íons K⁺ e Ca²⁺ apresentam maior concentração no meio intracelular (Krueger *et al.*, 2011).

A Tabela 1 apresenta as concentrações desses íons no meio extra e intracelular de uma célula nervosa, axônio gigante de lula (Krueger *et al.*, 2011).

Íon	Meio intracelular		Meio extracelular	
	mM	mEq/L	mM	mEq/L
[Na ⁺]	50	10	440	142
[K ⁺]	400	140	20	4
[Cl ⁻]	52	4	560	103

Tabela 1. Concentração de sódio, potássio e cloro no meio intra e extracelular de axônio gigante de lula (Krueger *et al.*, 2011)

Um potencial de ação é gerado devido a uma perturbação do estado de repouso da membrana celular, gerando um fluxo de íons pela membrana com conseqüente alteração da concentração iônica nos meios intra e extracelular (Krueger *et al.*, 2011).

O equilíbrio iônico característico da membrana em estado de repouso é desestabilizado durante o potencial de ação. A colaboração de cada íon na geração do potencial de ação pode ser quantificada pela equação de Goldman. A partir da análise dessa equação, pode-se verificar a dependência do potencial de membrana à permeabilidade e à concentração iônica de Na⁺, K⁺ e Cl⁻ (Krueger *et al.*, 2011).

$$V_m = \frac{RT}{F} \ln \frac{P_k[K^+]_o + P_{Na}[Na^+]_o + P_{Cl}[Cl^-]_i}{P_k[K^+]_i + P_{Na}[Na^+]_i + P_{Cl}[Cl^-]_o} \text{ Equação de Goldman}$$

Onde P_k, P_{Na} e P_{Cl} são as permeabilidades de íons de potássio, sódio e cloro. Essa equação determina que quanto maior a concentração e a permeabilidade da membrana a uma espécie iônica maior sua participação na determinação do potencial de membrana (Krueger *et al.*, 2011). O potencial de membrana também pode ser definido como:

$$V_m = V_{in} - V_{out}$$

Onde V_{in} é o potencial da parte interna e V_{out} é o potencial da parte externa. Por convenção, atribui-se o valor zero para o potencial extracelular, logo o potencial de repouso é igual a V_{in} (Kandel, 2014).

As membranas celulares são semi permeáveis à passagem de substâncias específicas como Na⁺, K⁺, Cl⁻, Ca²⁺, proteínas e glicose. Aplicando a equação de Nernst, verifica-se que cada substância apresenta uma diferença de potencial entre as fases intra e extracelular devido à diferença de concentração existente entre os meios. Essa diferença de concentração e o efeito denominado equilíbrio de Gibbs-Donnan, permitem a manutenção da polarização da membrana celular (Kandel, 2014).

Em muitas células nervosas, a membrana comporta-se como um resistor em resposta a pequenos pulsos de corrente hiperpolarizante ou despolarizante. Há uma variação gradual da voltagem da membrana em função do tamanho da corrente (seguindo a lei de Ohm; $\Delta V = \Delta I \times R$). Conforme há um aumento da corrente há uma tendência a se atingir o limiar da voltagem (próximo a -50mV para o íon de sódio), nesse momento o potencial de ação é gerado. O potencial de ação é um evento de tudo ou nada. De acordo com a lei do tudo ou nada, o impulso nervoso é sempre igual em amplitude, duração e forma de onda. O potencial de ação é um fenômeno que envolve uma sequência de disparos e pode ser representado por uma sequência de zeros e uns. Existem indícios que a codificação neural e o processamento de informações no cérebro são decorrentes da interação entre as sequências de disparos de seus bilhões de neurônios (Kandel, 2014).

As propriedades funcionais dos neurônios podem ser representadas como um circuito equivalente. Os neurônios apresentam três propriedades elétricas passivas fundamentais que são: a condutância da membrana em repouso ($g_r = 1/R_r$), a capacitância elétrica da membrana (C_m) e resistência axial intracelular (r_a) (Kandel, 2014).

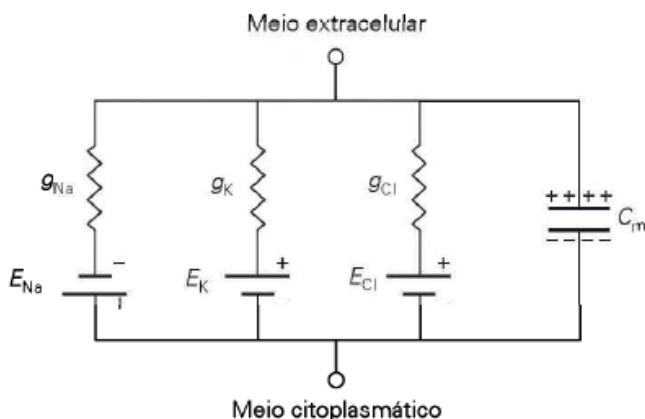


Figura 2: Circuito equivalente de membrana neuronal em que os elementos do circuito são os canais iônicos Na^+ , K^+ e Cl^- (Kandel, 2014)

As propriedades elétricas passivas fundamentais do neurônio determinam o curso temporal da alteração no potencial sináptico gerado pela corrente sináptica e se o potencial sináptico gerado nos dendritos irá despolarizar de forma suficiente a zona de gatilho no segmento inicial do axônio para promover a geração do potencial de ação. As alterações que ocorrem no estado de repouso da voltagem da membrana neuronal em resposta a uma corrente subliminar é semelhante ao funcionamento de um resistor simples. Entretanto, um resistor apresenta respostas de alterações semelhantes na voltagem devido às alterações súbitas na corrente. Já na membrana neuronal, o potencial varia mais lentamente em função das alterações na corrente (Kandel, 2014).

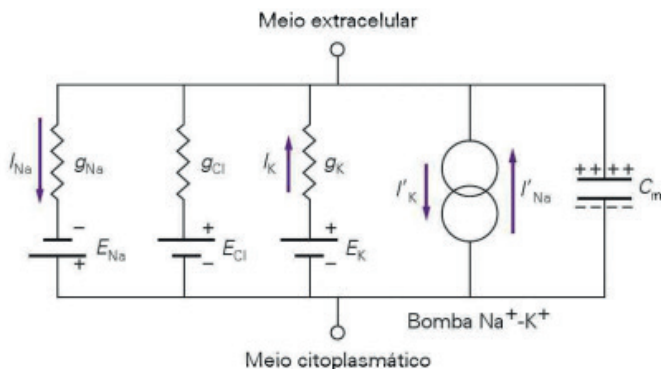


Figura 3: Ilustração de um circuito equivalente de corrente passiva e ativa em um neurônio (Kandel, 2014)

A voltagem através de um capacitor é proporcional a carga armazenada. A alteração da voltagem ocorre em função da adição ou remoção de carga (Q) no capacitor (Kandel, 2014).

$$\Delta V = \frac{\Delta Q}{C}$$

A corrente equivale ao fluxo de carga por unidade de tempo (Kandel, 2014).

$$I_c = \frac{\Delta Q}{\Delta t}$$

A alteração da voltagem de um capacitor então pode ser descrita como:

$$\Delta V = I_c \times \frac{\Delta t}{C}$$

A variação da voltagem vai depender do fluxo de carga por unidade de tempo. Para uma membrana neuronal de um neurônio com corpo celular esférico a variação da voltagem será descrita como:

$$\Delta V_m(t) = I_m R_m (1 - e^{-\frac{t}{T}})$$

Em que e é a base do sistema de logaritmos naturais com valor aproximado de 2,72 e T é a constante de tempo da membrana (obtida pelo produto: $R_m C_m$) (Kandel, 2014).

2.2 Formação das redes sinápticas

Os neurônios são células especializadas na transmissão e no processamento de sinais. Ou seja, são responsáveis pelo processamento de informações. Os neurônios são células responsáveis pela condução dos impulsos nervosos. Na Figura 4, é apresentada a

estrutura de um neurônio. É possível verificar a presença de um corpo celular, onde está contido o núcleo celular, responsável pelo controle do metabolismo celular. O corpo celular apresenta dois tipos de prolongamentos, que são: dendrito e axônio. Os dendritos são ramificados, o que possibilita o aumento da superfície de captação de estímulo (Cosenza e Guerra, 2011; Izquierdo, 2011).

Os axônios apresentam ramificações que estabelecem contato com outro neurônio, glândula ou músculo. Os axônios podem ser envolvidos por células de Schwann, que apresentam grandes quantidades de lipídios, e formam a bainha mielina. A bainha mielina tem como objetivo promover o isolamento dos axônios. Regiões que não são recobertas por bainha mielina são chamadas de nódulos Ranvier. Os dendritos ao receberem estímulos desencadeiam impulsos nervosos, e estes são transmitidos ao corpo celular, que transmite esses impulsos ao axônio e suas ramificações. O impulso nervoso salta de um nódulo Ranvier para outro, através de variações no campo elétrico (Cosenza e Guerra, 2011; Izquierdo, 2011).

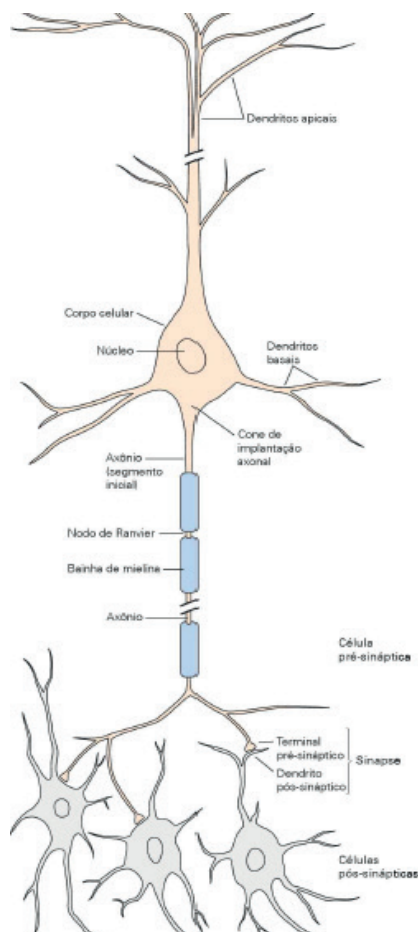


Figura 4: Representação de um neurônio (Kandel, 2014)

Existe uma fenda minúscula entre as ramificações do axônio e a estrutura que estão associadas, essa região é conhecida como fenda sináptica. A partir dessa fenda, as ramificações do axônio liberam substâncias químicas como resposta ao impulso nervoso. Essas substâncias são os neurotransmissores. Os neurotransmissores são substâncias sintetizadas pelos neurônios e presentes na terminação das células nervosas. Os neurotransmissores são liberados pelas fendas sinápticas em quantidade suficiente para exercer uma ação definida em um determinado órgão efector ou sobre outro neurônio. Os neurotransmissores encaixam-se aos receptores químicos específicos da célula pós sináptica, provocando uma resposta que pode ser um impulso nervoso ou uma contração muscular. A emissão de neurotransmissores através da fenda sináptica é denominada de sinapse nervosa. Os neurônios transmitem informações para outros neurônios até a informação chegar ao seu destino final através dos axônios, caracterizando assim a transmissão sináptica (Terman, 2010).

Um neurônio pode ser comparado a um processador digital que possui como objetivo a modulação de informações recebidas na forma de potenciais de ação. Os neurônios possuem uma estrutura que permite a formação de redes. As redes representam estruturas processadoras mais complexas, que conseguem integrar informações recebidas através de estímulos somatossensoriais com informações visuais e auditivas e também com informações já armazenadas anteriormente. A partir dessa integração, o cérebro é capaz de desencadear uma tomada de decisão, uma análise de plano de ação futura, entre outras ações. Em uma rede sináptica, um neurônio recebe inputs de vários outros neurônios e envia outputs para vários outros neurônios (Terman, 2010).

Uma rede sináptica é formada por três componentes básicos, que são neurônios dentro da rede, as conexões sinápticas entre as células e a arquitetura da rede. Cada um desses componentes podem ser analisados através de fundamentos matemáticos. O cérebro equivale a uma máquina de computação digital composta por milhões de relés denominados neurônios (Terman, 2010). Para os neurônios, podemos relacionar duas variáveis:

$$\frac{dv}{dt} = f(v, w)$$
$$\frac{dw}{dt} = \epsilon g(v, w)$$

Em que v é o potencial de membrana da célula, w é uma variável de ativação do canal, sendo um parâmetro positivo. Dessa forma, w equivale a uma variável de estado do canal que se ativa ou inativa em uma escala de tempo mais lenta do que os outros processos. A sinapse é a unidade que promove o transporte de informações no sistema nervoso e o contato entre um neurônio e outra célula para a transmissão de mensagens (Terman, 2010). Para a sinapse química, a corrente sináptica pode ser escrita como:

$$I_{syn} = g_{syn}s(V_{post} - v_{syn})$$

Em que g_{syn} é uma condutância máxima constante, V_{post} é o potencial de membrana da célula e v_{syn} é o potencial de reversão sináptica. A variável dependente s representa a fração de canais abertos e depende do potencial de membrana pré-sináptico (Terman, 2010). Geralmente, assumimos que s satisfaz uma equação de primeira ordem descrita a seguir.

$$\frac{ds}{dt} = \alpha(1 - s)H_{\infty}(V_{pre} - V_T) - \beta_s$$

Em que α e β representam as taxas em que a sinapse se liga e desliga, respectivamente (Terman, 2010). O modelo para um par de neurônios (assumindo que as células são idênticas para que as funções não lineares f e g não dependam da célula) mutuamente acoplados é então:

$$\begin{aligned}\frac{dv_i}{dt} &= f(v_i, w_i) - g_{syn}s_j(v_i - v_{syn}), \\ \frac{dw_i}{dt} &= \epsilon g(v_i, w_i), \\ \frac{ds_i}{dt} &= \alpha(1 - s_i)H_{\infty}(v_i - V_T) - \beta s_i.\end{aligned}$$

2.3 Aquisição e armazenamento da informação

O cérebro, assim como um computador, armazena informações através da formação de memória. Para formação de memórias, um conjunto de sinais modelados a partir de um input de sinais, é transportado ao sistema nervoso central por sinais elétricos (potenciais de ação) por vias aferentes. No sistema nervoso central, a informação pode ser transformada em sinais bioquímicos (quando ocorre formação de memória de longa duração). Esses sinais são armazenados e se autorreproduzem por períodos de tempo que podem ser diferenciados (Matassi e Martinez, 2022; Bongard e Levin, 2021; Martinez e Sprecher, 2020; Brette, 2020).

3 | MACHINE LEARNING

Machine learning equivale à capacidade dos computadores desenvolverem o processo de aprendizagem com autonomia, devido à interação com o usuário. O machine learning tem como objetivo a análise de dados para a aprendizagem de padrões internos com a aplicação de cálculos estatísticos e matemáticos que permitem processar e entender os padrões em uma máquina (Harrison, 2019).

Um algoritmo é uma sequência de instruções que auxilia uma máquina no desenvolvimento de seus comandos. Os computadores são formados por bilhões

de transistores, e os algoritmos ligam e desligam os transistores. Os algoritmos de aprendizagem são algoritmos que criam outros algoritmos. A partir do machine learning, os computadores são capazes de desenvolver seus próprios programas e comandos de ação (Harrison, 2019). O processo de machine learning pode ser classificado em três categorias:

- Aprendizagem supervisionada: o computador recebe um conjunto prévio de dados que oferecem uma solução para um problema (chamados de dados rotulados). A partir de então, o algoritmo compreende as regras que mapeiam as entradas e as saídas (Harrison, 2019).
- Aprendizagem não supervisionada: o computador recebe dados não rotulados. Esses dados não oferecem a solução para um problema, por isso, o algoritmo precisa desenvolver uma estrutura de processamento das entradas (Harrison, 2019).
- Aprendizagem semi-supervisionada: o computador recebe dados rotulados e não-rotulados. Esses dados são usados para auxiliar na solução de um problema (Harrison, 2019).
- Aprendizagem por reforço: o computador não recebe nenhum conjunto de dados prévios. O algoritmo interage com um ambiente dinâmico com um objetivo direcionado como, por exemplo, ganhar um jogo ou desenvolver um padrão de busca. O algoritmo desenvolve uma solução para um problema baseado no processo de tentativas com acertos e erros (Harrison, 2019).

4 | APRENDIZAGEM CÉREBRO HUMANO VERSUS MÁQUINA

Os processos cerebrais podem ser descritos com palavras emprestadas do campo lexical da área da computação (algoritmos, computação, hardware, software, etc.). Assim como o funcionamento dos computadores pode ser descrito empregando analogias com termos da Neurociência (memória, aquisição e armazenamento de informação). Do ponto de vista funcional, o cérebro é um dispositivo processador de informação, ou seja, um dispositivo capaz de computar uma informação. O termo computador refere-se a uma máquina programável que pode armazenar, recuperar e processar dados, geralmente, um dispositivo eletrônico, que processa dados de acordo com um conjunto de instruções. As ligações químicas e elétricas entre os neurônios formando as redes sinápticas reforça a relação com um dispositivo elétrico com mecanismos múltiplos e complexos (Matassi e Martinez, 2022; Bongard e Levin, 2021; Martinez e Sprecher, 2020; Brette, 2020).

Em alguns exemplos é oportuno o uso de analogias para comparar o processo de aprendizagem em sistemas artificiais e humanos. Muitos processos cerebrais como o processo de aquisição de informação apresentam similaridades aos processos computacionais e o uso de analogias pode facilitar o entendimento. Entretanto, existem fatores que diferenciam e muito esses processos de aprendizagem. A aprendizagem

humana apresenta relação com a cognição, o que significa que o nosso aprendizado é desenvolvido a partir da interação com o meio. O desenvolvimento cognitivo envolve o processamento de informações, a conceituação, formação de imagens e as representações mentais, mas também envolve percepção e a sensação (Leporace, 2023).

Muitos autores atuam no desenvolvimento de modelos matemáticos para descrever o funcionamento de redes neuronais que integram o funcionamento do cérebro. Mas a exatidão destes modelos ainda não é confirmada. As ideias sobre o modo como a informação é processada, a velocidade da comunicação neuronal, o papel do neurônio na integração dos inputs, o encaminhamento da informação e a correlação entre os padrões de disparo e as atividades cerebrais (ou seja, as atividades mentais) apresentam algumas similaridades com os processos descritos na área da computação (Matassi e Martinez, 2022; Bongard e Levin, 2021; Martinez e Sprecher, 2020, Brette, 2020).

Nicolelis afirma que a aprendizagem humana não é equiparável à aprendizagem de um sistema computacional. E a inteligência humana não é transferível para uma fórmula matemática. A inteligência é uma característica dos seres vivos desenvolvida e aprimorada a partir da interação com o ambiente e com outros seres vivos. Desenvolvimento de habilidades como intuição, criatividade, inteligência e empatia não ocorre através de sequências de um e zero. Existem muitas variações entre um e zero, por isso, nem todos os processos cerebrais podem ser relacionados ao funcionamento de uma máquina. A inteligência artificial, por exemplo, jamais vai reproduzir um cérebro humano. Entretanto, o cérebro humano é capaz de se transformar e imitar um sistema digital (Nicolelis, 2020).

REFERÊNCIAS

BRETTE R. **Brains as Computers: Metaphor, Analogy, Theory or Fact?** *Frontiers in Ecology and Evolution*, vol. 10, 2022.

BONGARD, J., AND LEVIN, M. **Living things are not (20th century) machines: updating mechanism metaphors in light of the modern science of machine behavior.** *Frontiers in Ecology and Evolution*, vol. 9, 2021.

CONSEZA R. M.; GUERRA L. B. **Neurociência e educação: como o cérebro aprende.** Artmed, 2011.

GEAKE J. e COOPER P. Cognitive **Neuroscience: implications for education?** *Westminster Studies in Education*, 26(1), 2021.

HARRISON, M. **Machine Learning Guia de Referência Rápida: Trabalhando com Dados Estruturados em Python.** 1ª ed; SÃO PAULO: Novatec Editora, 2019.

IZQUIERDO I. **Memória.** 2ª ed. Porto Alegre: Artmed, 2011.

KANDEL, E.R. **Princípios de Neurociências.** Porto Alegre Ed. MC HILL 5a. Edição 2014.

KRUEGER-BECK E, SCHEEREN EM, NOGUEIRA-NETO GN, BUTTON VLSN, NEVES EB, NOHAMA P. **Potencial de ação: do estímulo à adaptação neural**. Fisioter Mov. Vol. 24, 2011.

LEPORACE C. P. **Machine learning e a aprendizagem humana: Uma Análise a Partir do Enativismo**. Tese de doutorado. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Educação, 2023.

MARTINEZ P. E SPRECHER S. G. **Of Circuits and Brains: The Origin and Diversification of Neural Architectures**. Frontiers in Ecology and Evolution, vol. 8, 2020.

MATASSI G. E MARTINEZ P. **The brain-computer analogy—“A special issue”**. Frontiers in Ecology and Evolution, vol. 10, 2022.

NICOLELIS M. **O verdadeiro criador de tudo - Como o cérebro humano esculpiu o universo como nós o conhecemos**. Crítica; 1ª edição, 2020.

TERMAN D. H. **Mathematical Foundations of Neuroscience**. Springer, 2010.