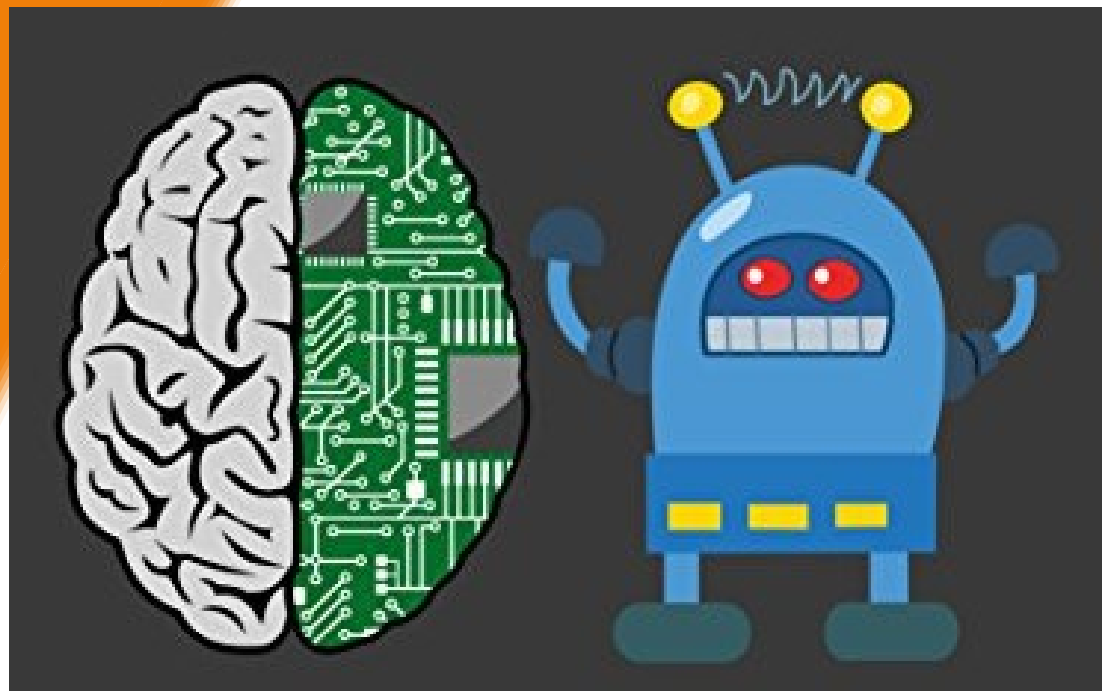
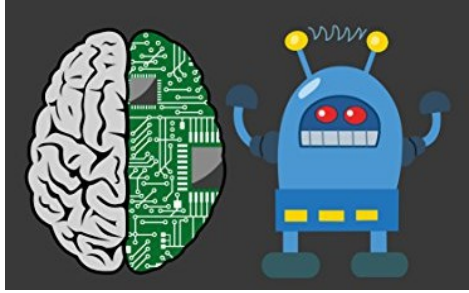


Redes Neurais

Prof. Dr. Vladimir Alencar – UEPB
www.valencar.com

Redes Neurais



- Na construção de máquinas inteligentes, um modelo que ocorre naturalmente é o cérebro humano
- Tarefas cotidianas, como caminhar, pegar um objeto, envolve a ação de diversos componentes, como: memória, aprendizado e coordenação motora.
- A realização dessas tarefas se deve à nossa complexa estrutura biológica
- O grande responsável pelo processamento de informações e geração de respostas é o **cérebro humano**

Redes Neurais

- A partir dessas motivações, as Redes Neurais Artificiais (RNAs), tomou como inspiração a estrutura e o funcionamento do sistema nervoso
- A procura por sistemas computacionais e matemáticos do sistema nervoso teve início na década de 40
- AS RNAs foram criadas pelo neurofisiologista McCullock e pelo Matemático Pitts (1940)
- RNAs tem como objetivo simular a capacidade de aprendizado do cérebro humano na aquisição de conhecimento

Redes Neurais

- Como o advento da **computação distribuída** e **processamento paralelo**, as redes neurais vem ganhando destaque atualmente, através da **Deep Learning** – Redes Neurais Profundas, com milhares de camadas internas.
- Aplicações:

  Reconhecimento de padrões, voz, escrita, imagens

  Problemas de Classificação (linear e não-linear)

  Previsão de séries temporais

  Automação de dispositivos inteligentes (Drones, Carros)

  Modelos sofisticados de padrões climáticos

Sistema Nervoso

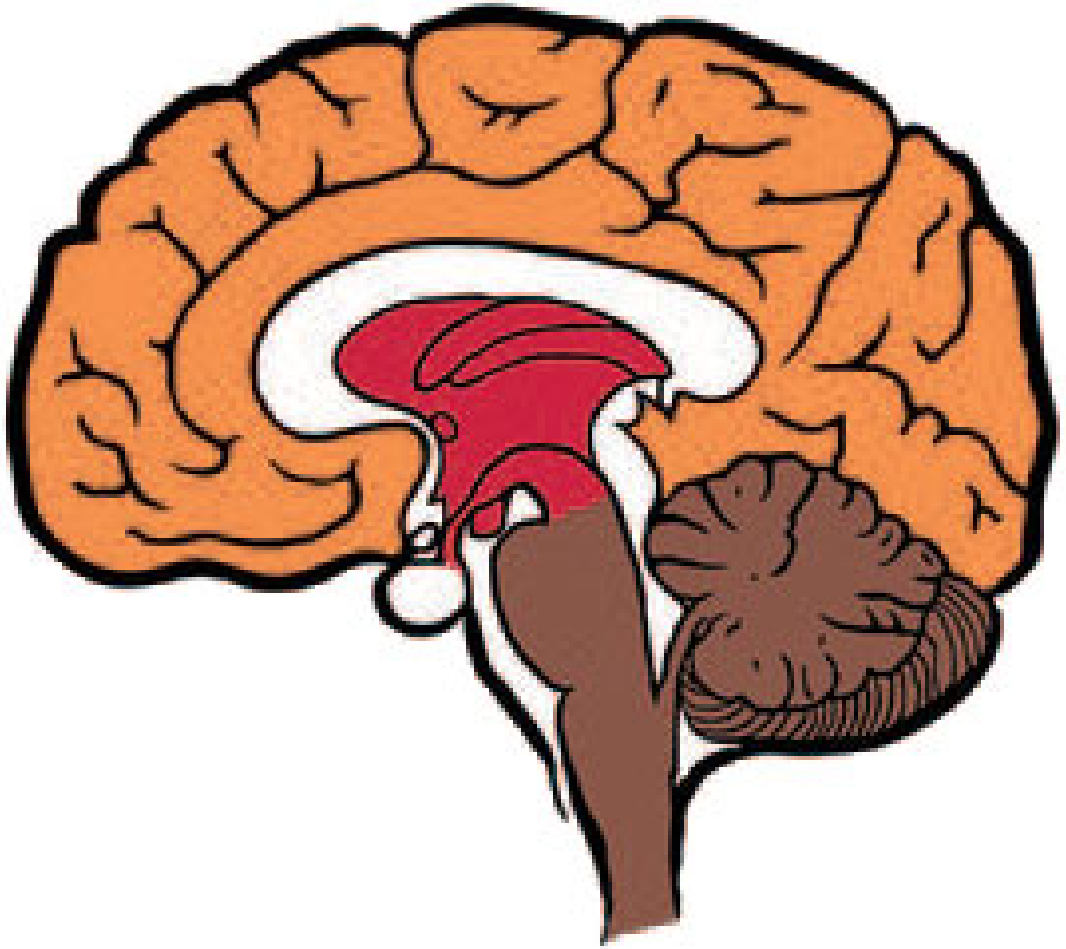
- É um dos sistemas mais complexos do corpo humano.
- É único, em relação à vasta complexidade dos processos cognitivos e das ações de controle que pode executar.
- Ele recebe, a cada minuto, milhões de bits de informação provenientes de diferentes órgãos e nervos sensoriais
- Depois os integra para determinar as respostas a serem executadas pelo corpo.

Sistema Nervoso - Funções

- **Sensitiva**
  - Através de órgãos sensorias como visão, audição, tato, olfato, paladar
- **Integradora**
  - Processamento dos sinais do organismo para o cérebro
- **Motora**
  - Através da ativação da Contração muscular ou da Secreção glandular de substâncias

✓ Ex. Estímulo de calor no braço ➔ Córtex Cerebral ➔ Resposta ➔ Reação Motora (contração do braço)

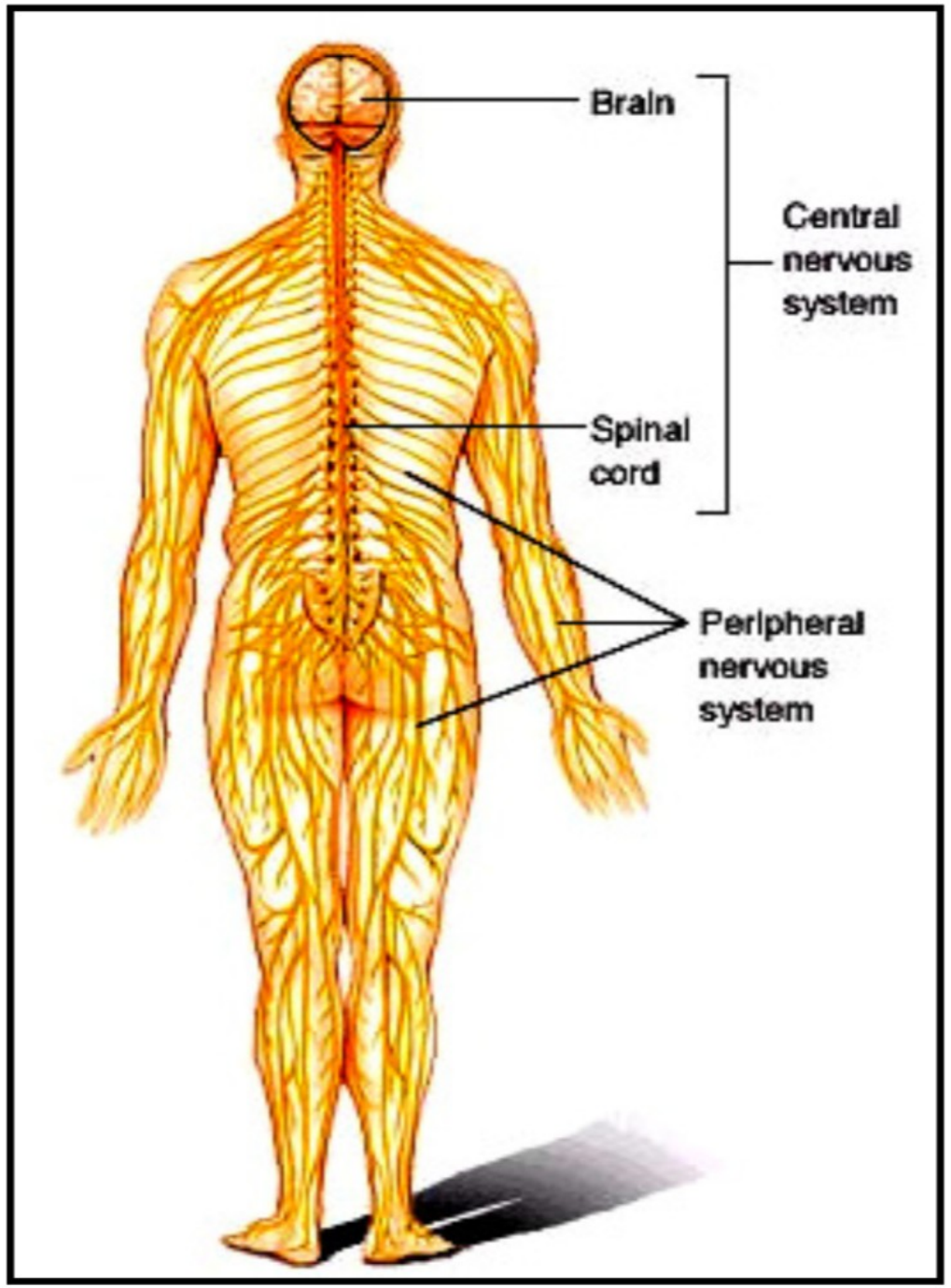
O Cérebro Trino de MacLean

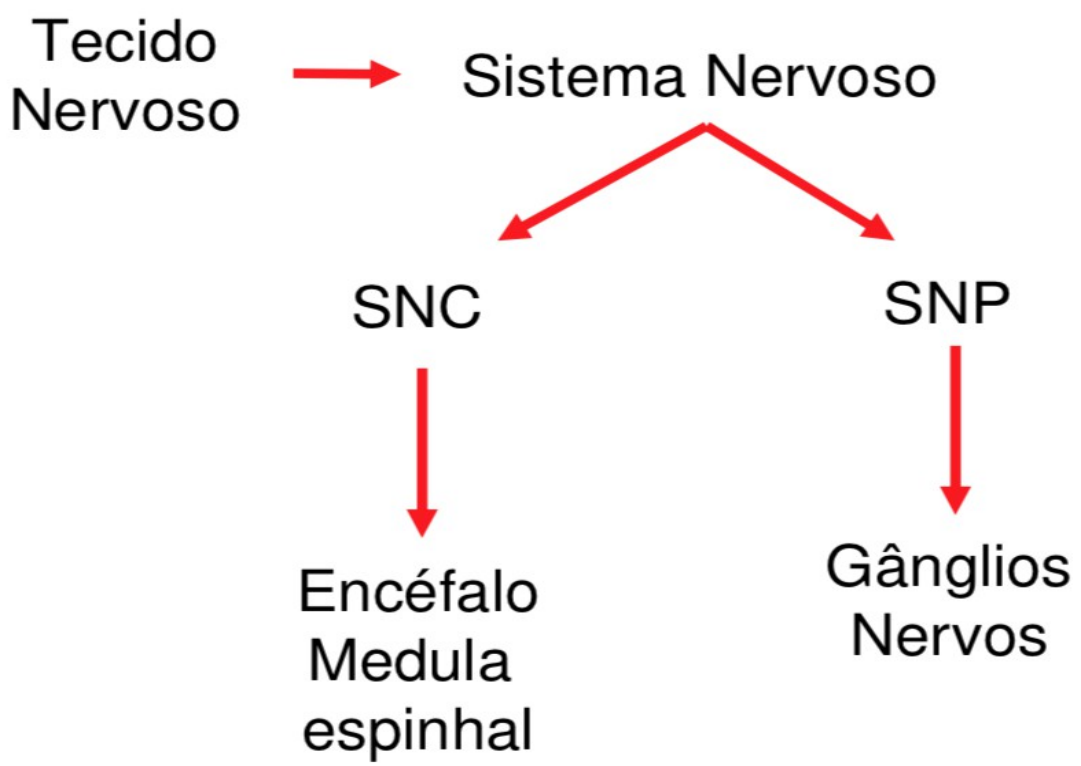


Reptiliano

Sistema Límbico

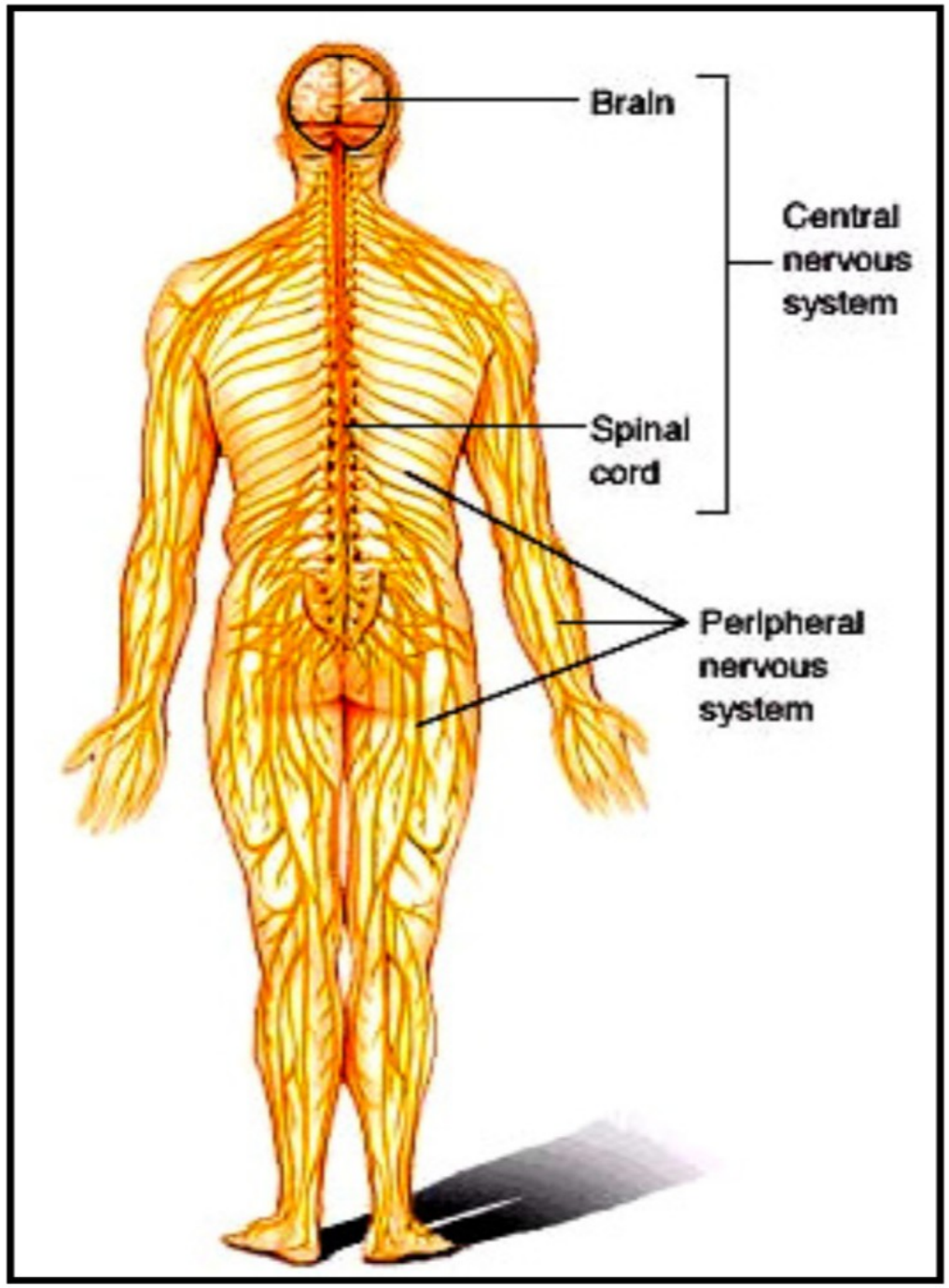
Neocórtex





SNC - Sistema Nervoso Central
Tareras mais complexas,
Memória, Secreção Glandular, Reação Motora

SNP - Sistema Nervoso Periférico
1. Somático (Controle Voluntário)
2. Autônomo (Reações Involuntárias – Coração, Respiração)



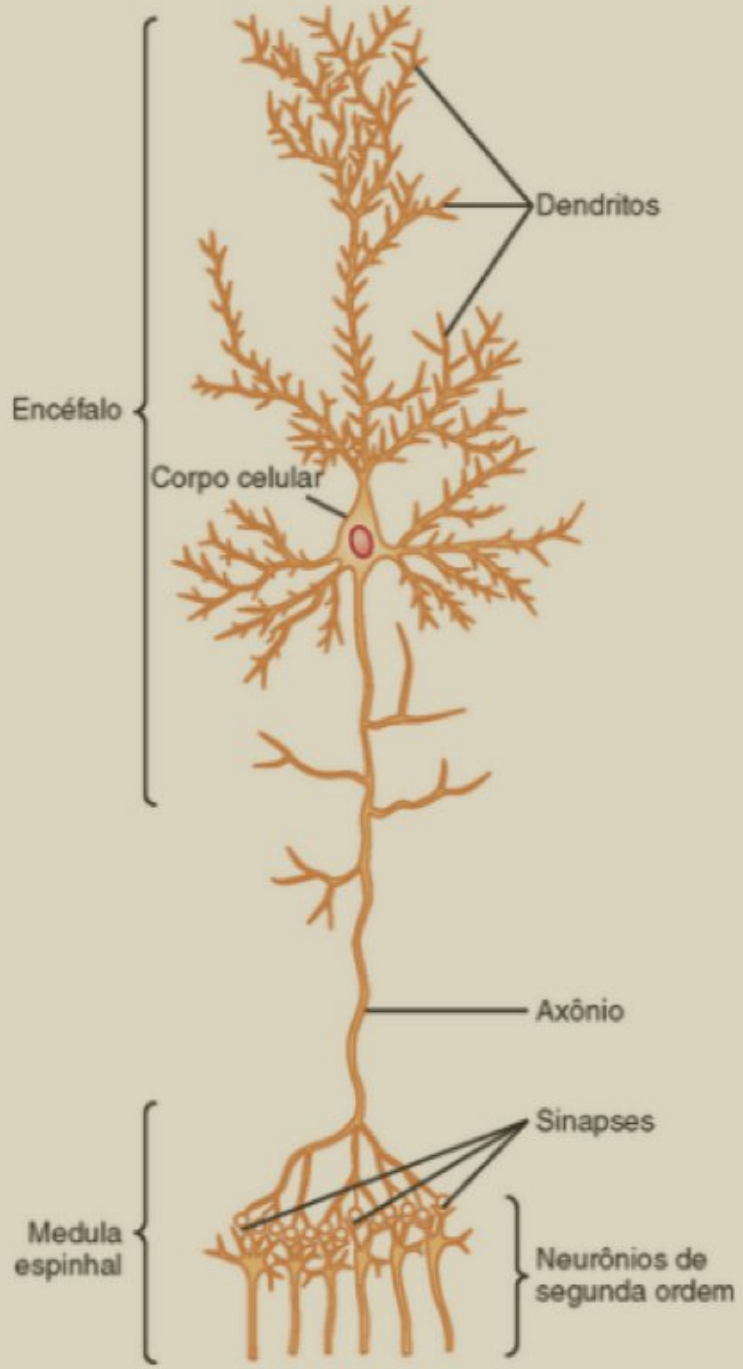
SNC – Sistema Nervoso Central
Tarefas mais complexas,
Memória, Secreção Glandular, Reação Motora

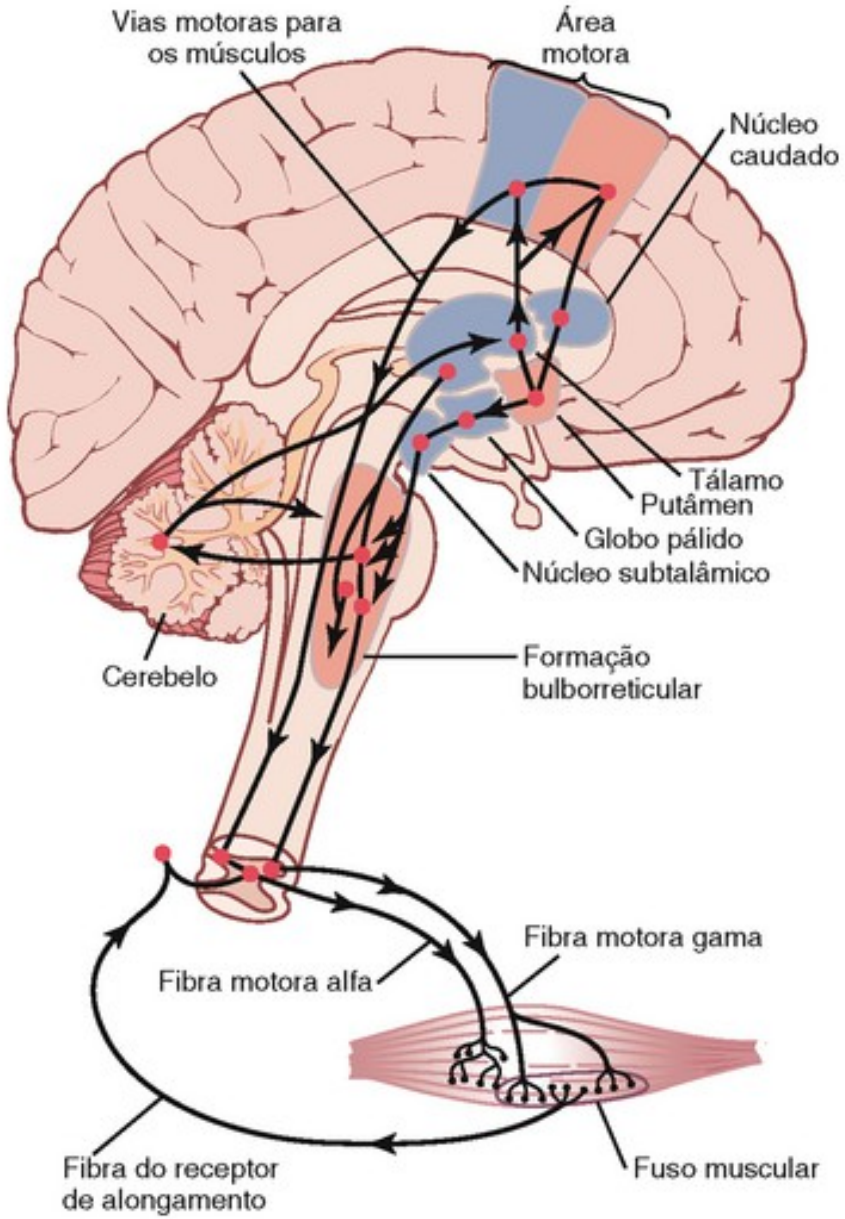
SNP – Sistema Nervoso Periférico
1. Somático (Controle Voluntário)

2. Autônomo (Reações Involuntárias – Coração, Respiração)

SNP Autônomo Simpático
Reações de tensão e estresse
Aumento da frequência cardíaca,
Aumento da pressão arterial,
Dilatação da pupila e brônquios, etc

SNP Autônomo Parassimpático
Controle em situação de calmaria
Funções digestivas, diminui a FC

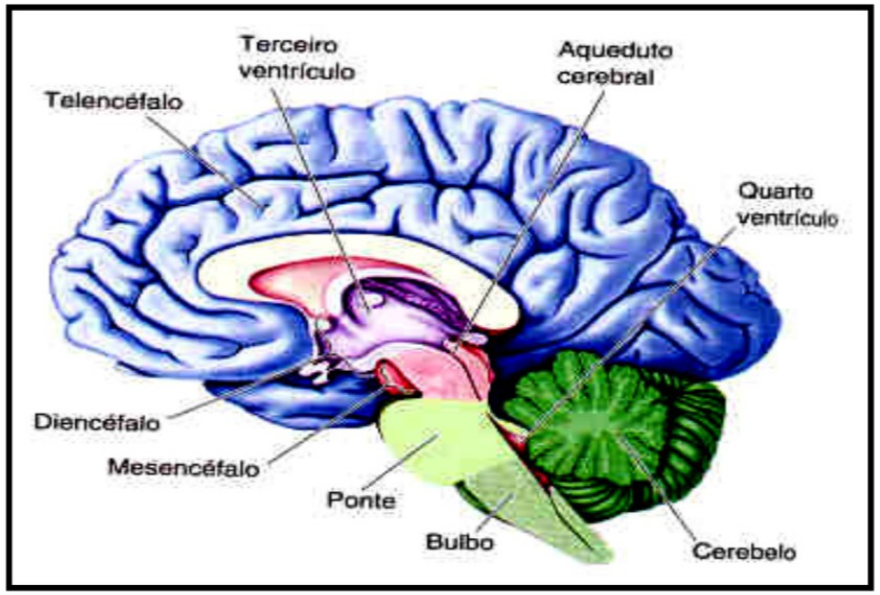

Dendritos
Encéfalo
Corpo celular
Axônio
Sinapses
Medula espinhal
Neurônios de segunda ordem

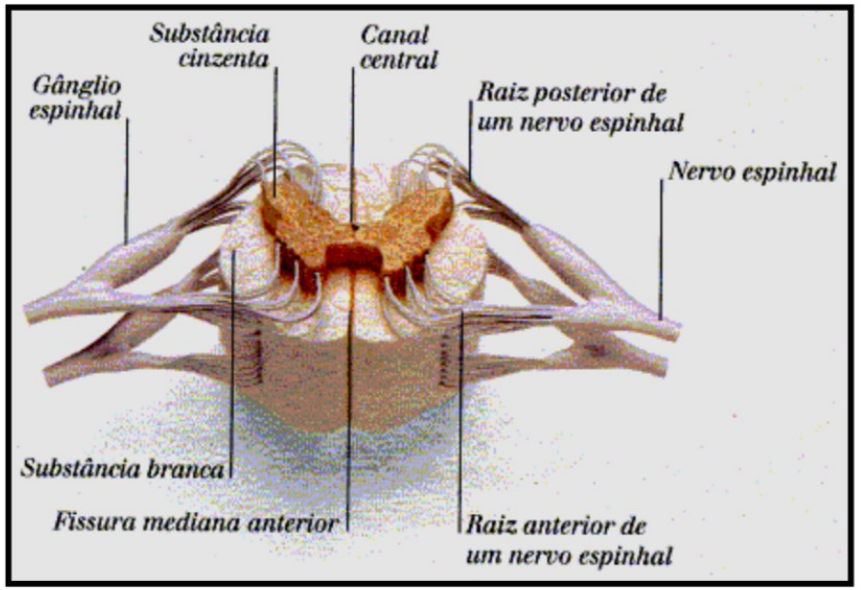

Vias motoras para os músculos
Área motora
Núcleo caudado
Tálamo
Putâmen
Globo pálido
Núcleo subtalâmico
Cerebelo
Formação bulborreticular
Fibra motora gama
Fibra motora alfa
Fibra do receptor de alongamento
Fuso muscular

Sistema Nervoso

➢ ***Divisão Anatômica***

Tecido Nervoso → Sistema Nervoso





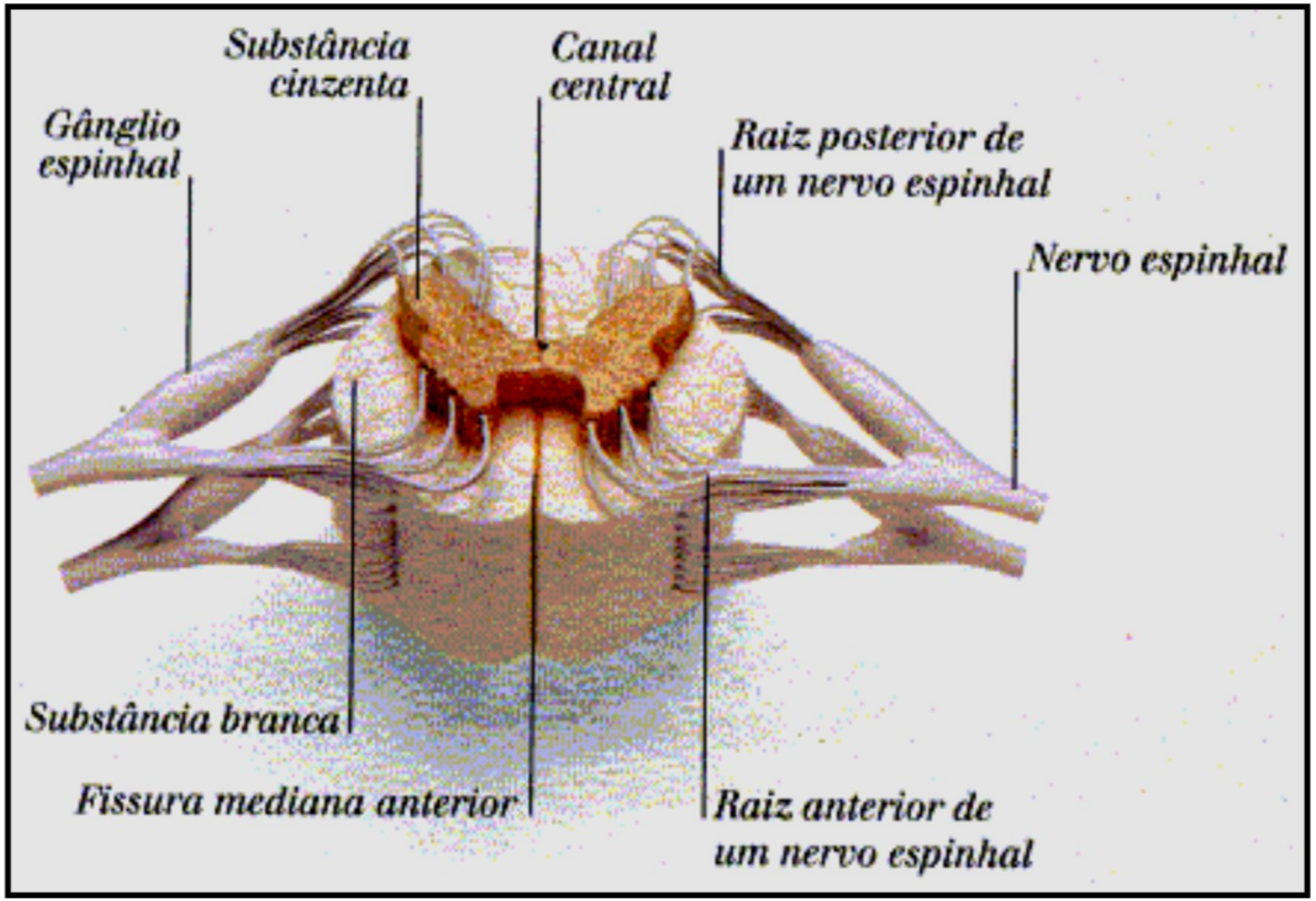
SNC → Encéfalo
- **Cérebro**
- **Cerebelo**
- **Ponte**
- **Bulbo**

SNC → Medula espinhal

Sistema Nervoso

- ***Divisão Anatômica***

Tecido Nervoso → Sistema Nervoso

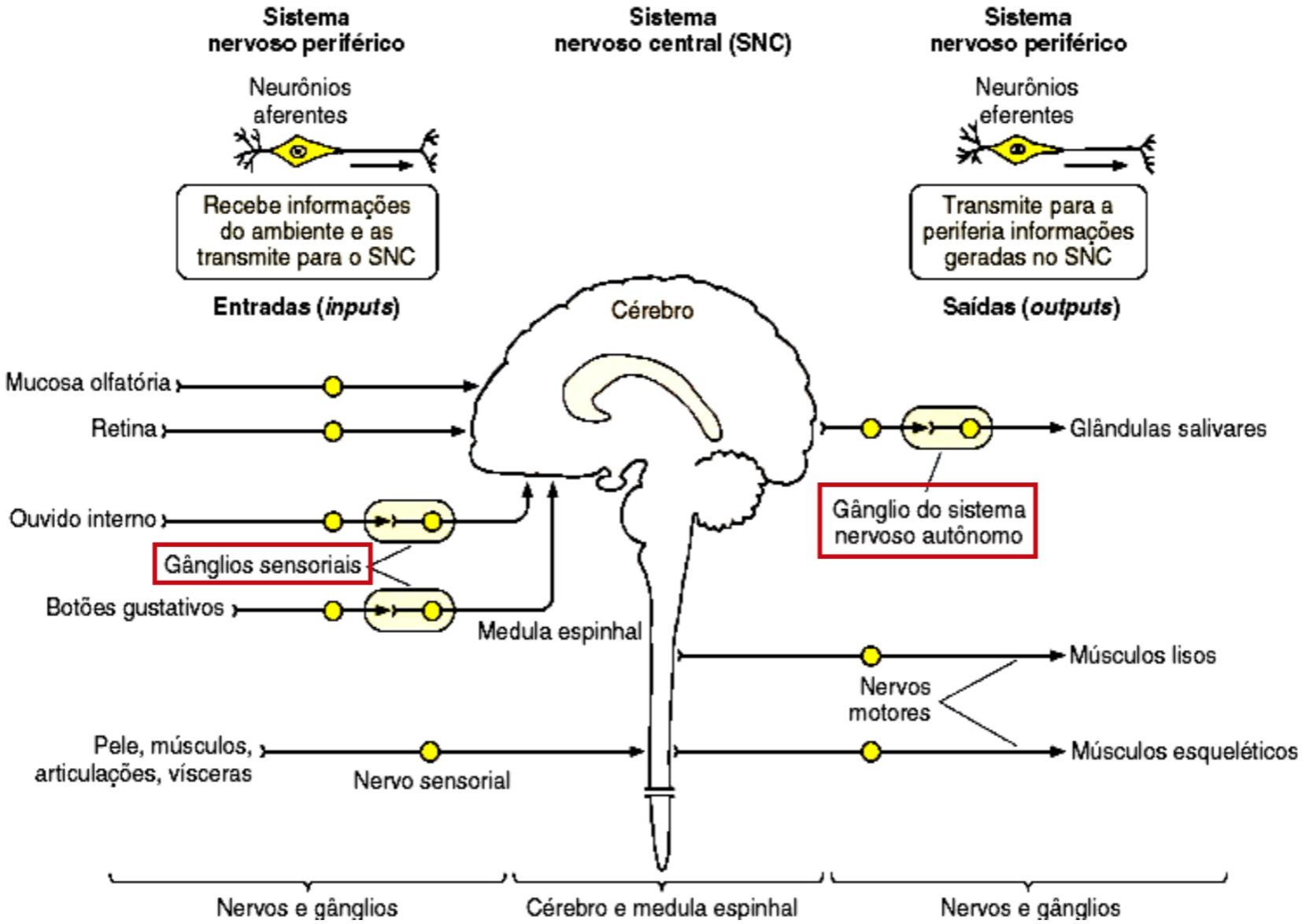


SNP

↓

Gânglios e nervos

Gânglio


Sistema nervoso periférico
Sistema nervoso central (SNC)
Sistema nervoso periférico
Neurônios aferentes
Neurônios eferentes
Recebe informações do ambiente e as transmite para o SNC
Transmite para a periferia informações geradas no SNC
Entradas (inputs)
Saídas (outputs)
Cérebro
Mucosa olfatória
Retina
Ouvido interno
Gânglios sensoriais
Botões gustativos
Medula espinhal
Glândulas salivares
Gânglio do sistema nervoso autônomo
Músculos lisos
Nervos motores
Músculos esqueléticos
Pele, músculos, articulações, vísceras
Nervo sensorial
Nervos e gânglios
Cérebro e medula espinhal
Nervos e gânglios

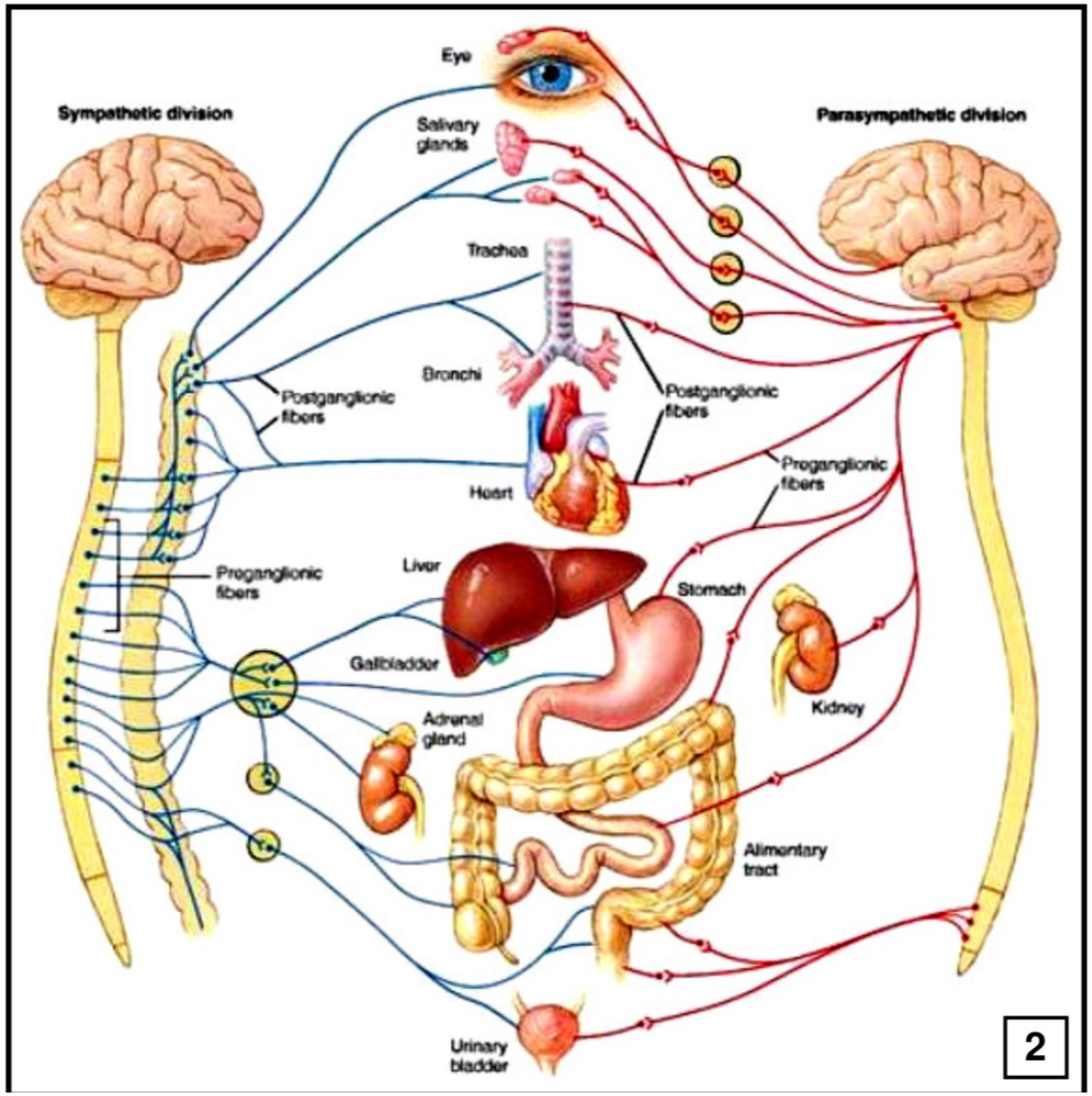
Gânglio

➢ ***Conjunto de pericários no SNP + células satélites***

Glânglio é o aglomerado de corpos celulares de neurônios **fora** do Sistema Nervoso Central (SNC),

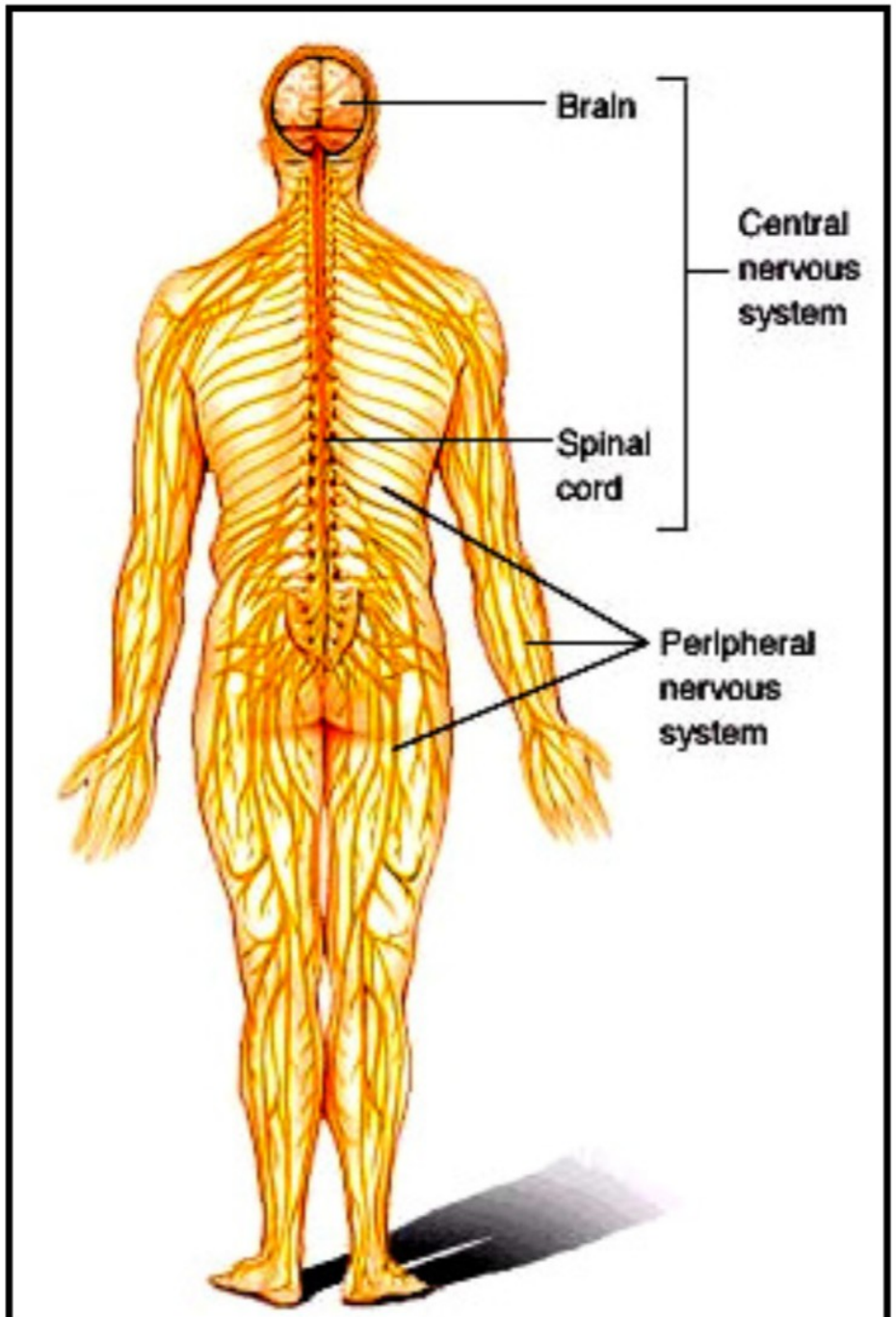
Tipos:

1. Gânglios Sensitivos
2. Gânglios do SNA



Sistema Nervoso

- Contém mais de 100 bilhões de neurôneos.
- Sinais **aferentes** chegam ao neurônio através de sinapses
- As sinapses estão localizadas nos dendritos neuronais
- Para diferentes tipos de neurônios, podem existir até 200.000 conexões sinápticas
- O sinal **eferente** desse neurônio trafega por axônio único
- O axônio tem muitas ramificações distintas que se dirigem para outras regiões do **Sistema nervoso** ou para a **periferia do corpo**

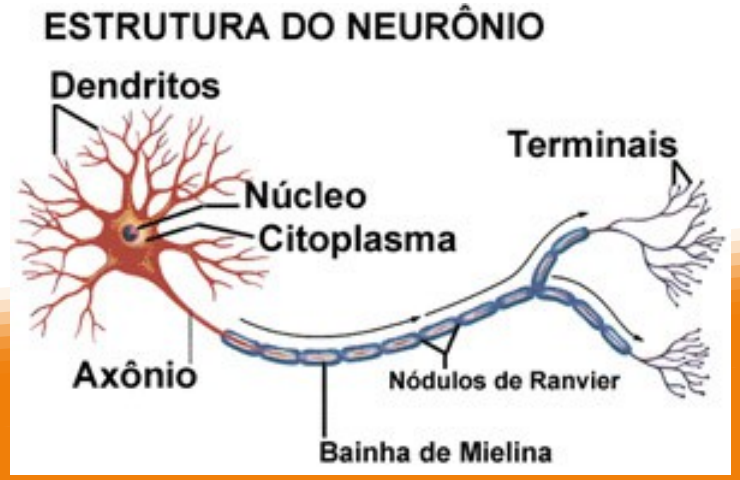


Tecido Nervoso → Sistema Nervoso

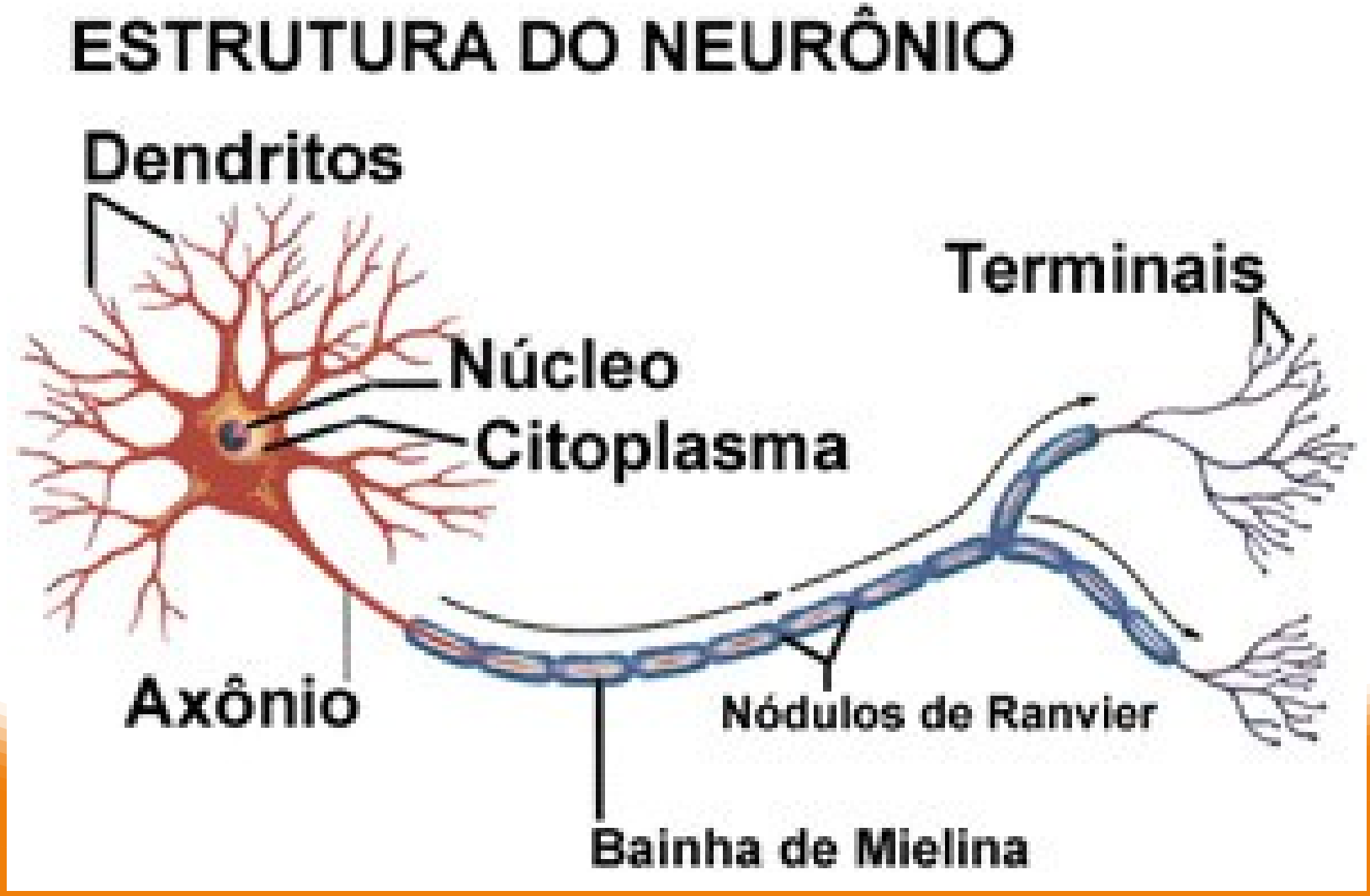
- SNC → Encéfalo, Medula espinhal
- SNP → Gânglios, Nervos

Sistema Nervoso – O Neurônio

- A célula nervosa apresenta-se munida de prolongamentos de vários tipos, e que dela fazem parte integrante.
- Ao conjunto formado pela célula e respectivos prolongamentos, dá-se o nome de **neurônio**.
- Distinguem-se neste, portanto, o corpo celular e os prolongamentos.



Sistema Nervoso – O Neurônio



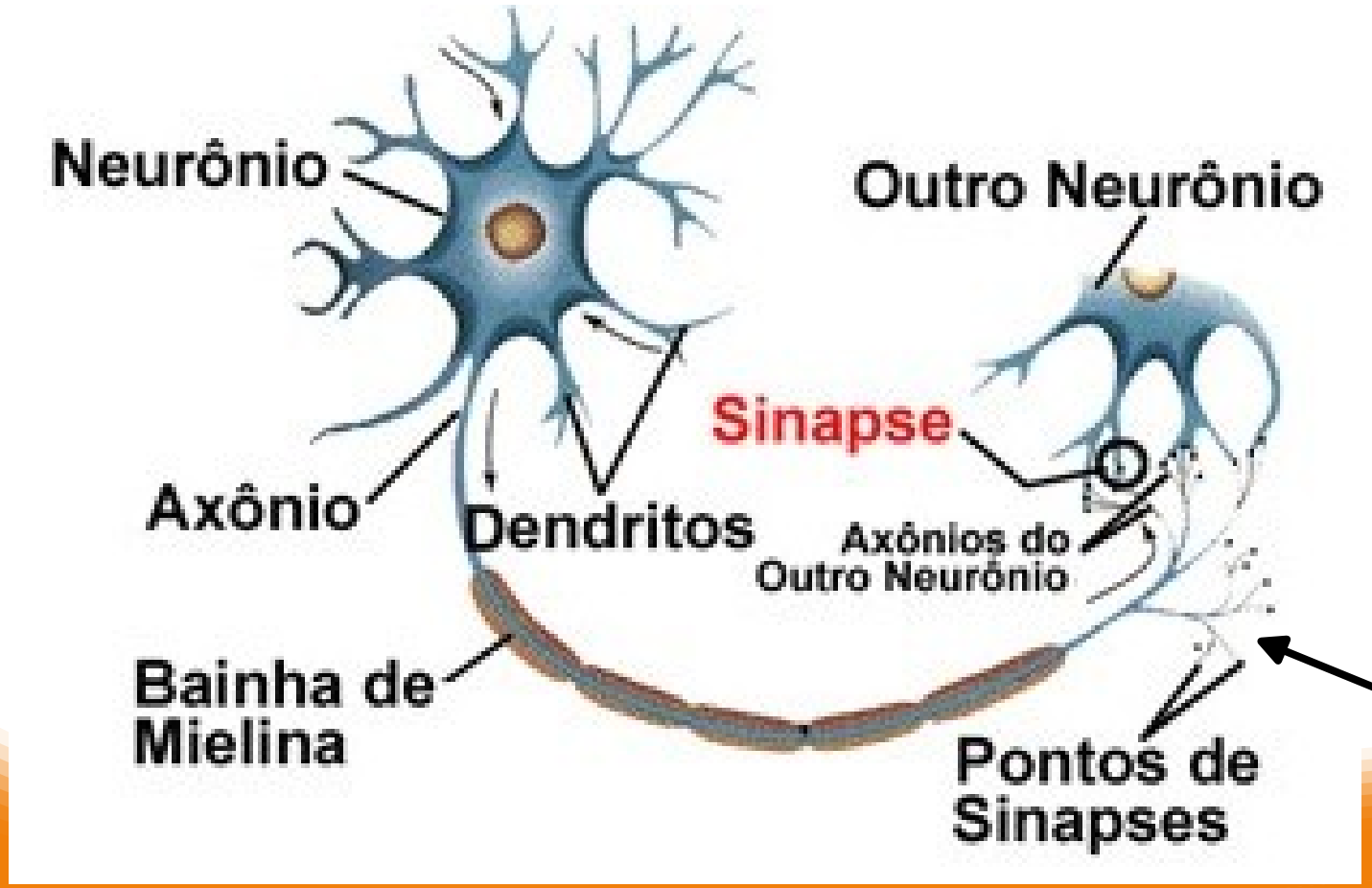
Sistema Nervoso – O Neurônio e Sinapses

Chama-se sinapse a articulação das terminações de um neurônio com as de outro, ou então com a fibra muscular ou com as células glandulares.

Há, portanto, sinapses interneurais, sinapses mioneurais e sinapses neuroglandulares.

As sinapses interneurais se fazem entre as ramificações dos prolongamentos eferentes de um neurônio e as dos prolongamentos aferentes de outro.

Sistema Nervoso – O Neurônio e Sinapses



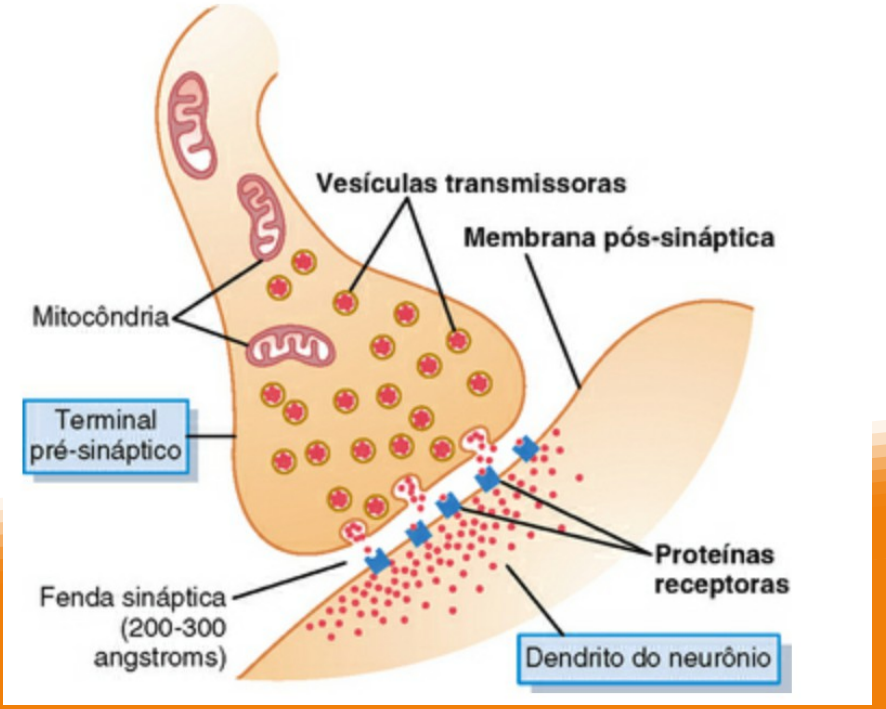
A transmissão do sinal é feita através de íons de sódio e potássio

Sistema Nervoso – O Neurônio e Sinapses

Existem mais de **40 tipos** de Neurotransmissores (substâncias produzidas pelo neurônio para transmitir informação)

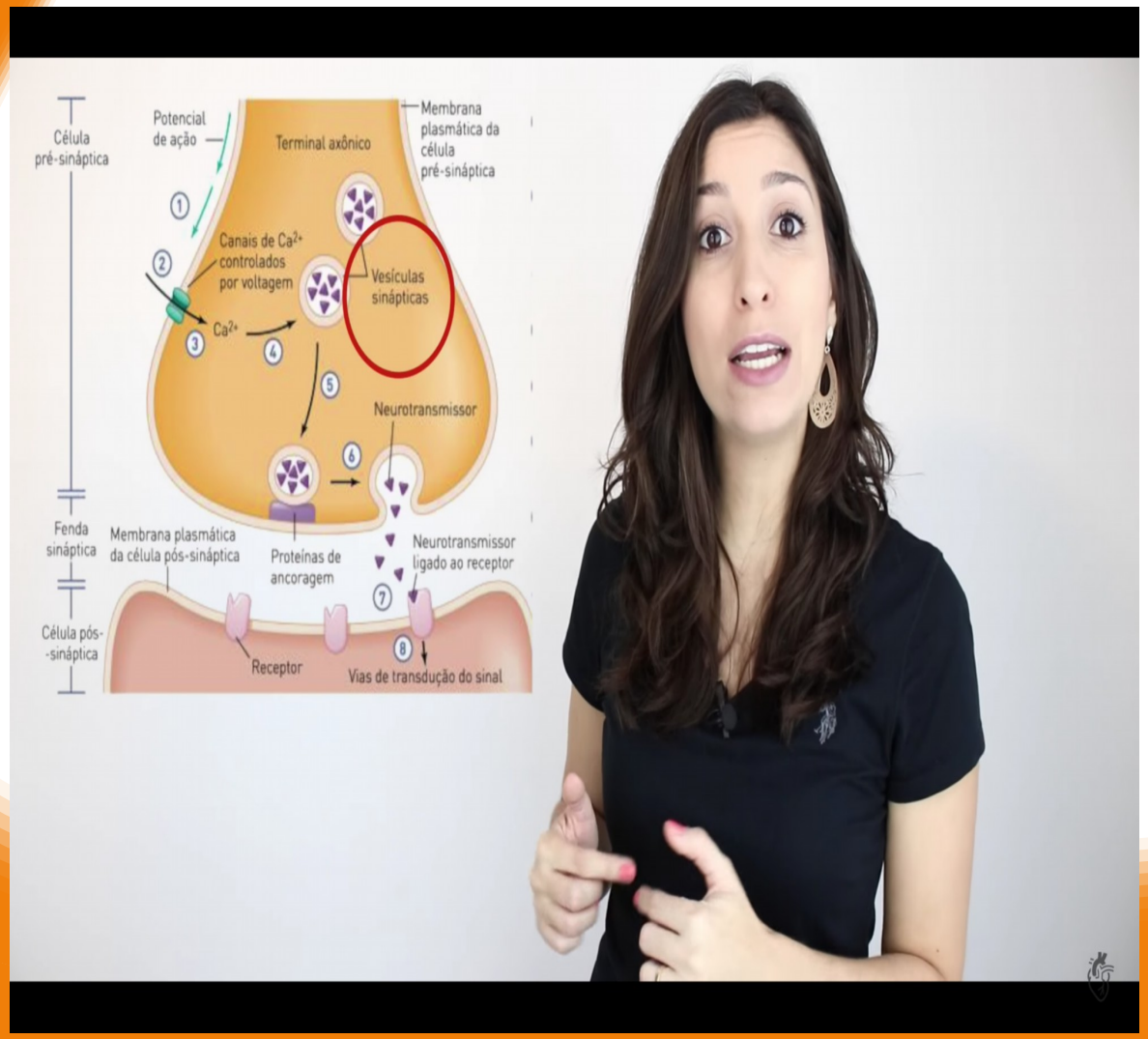
Neurotransmissores Excitatórios
Acetilcolina
Dopamina
Serotonina
Histamina
Glutamato

Neurotransmissores Inibitórios
GABA (ácido Gama)
Aminoácido Glicina

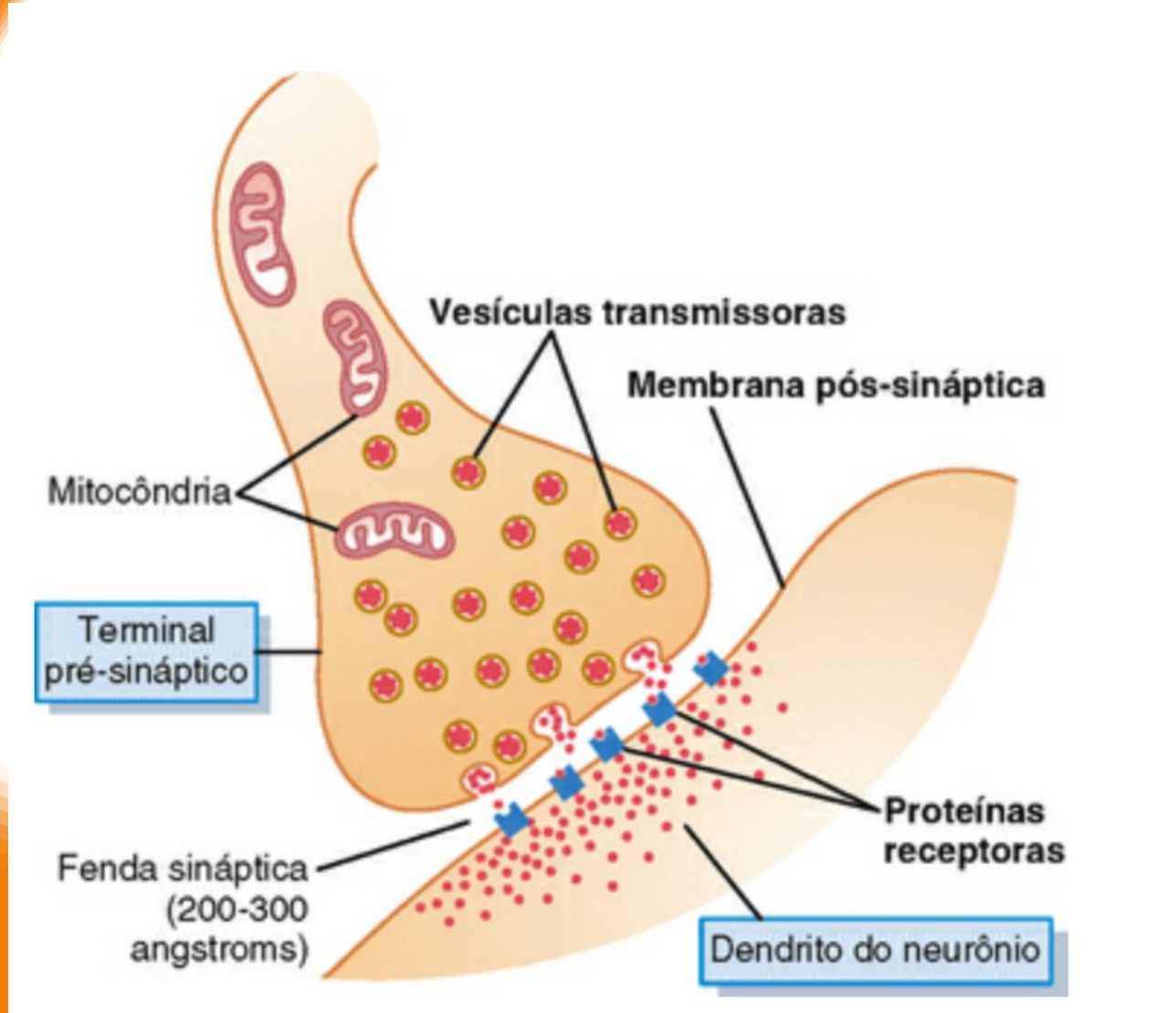


Sistema Nervoso – O Neurônio e Sinapses

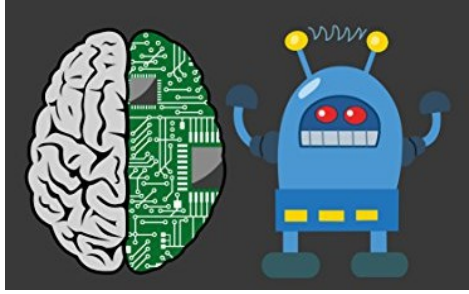
Sistema Nervoso – O Neurônio e Sinapses



Sistema Nervoso – O Neurônio e Sinapses



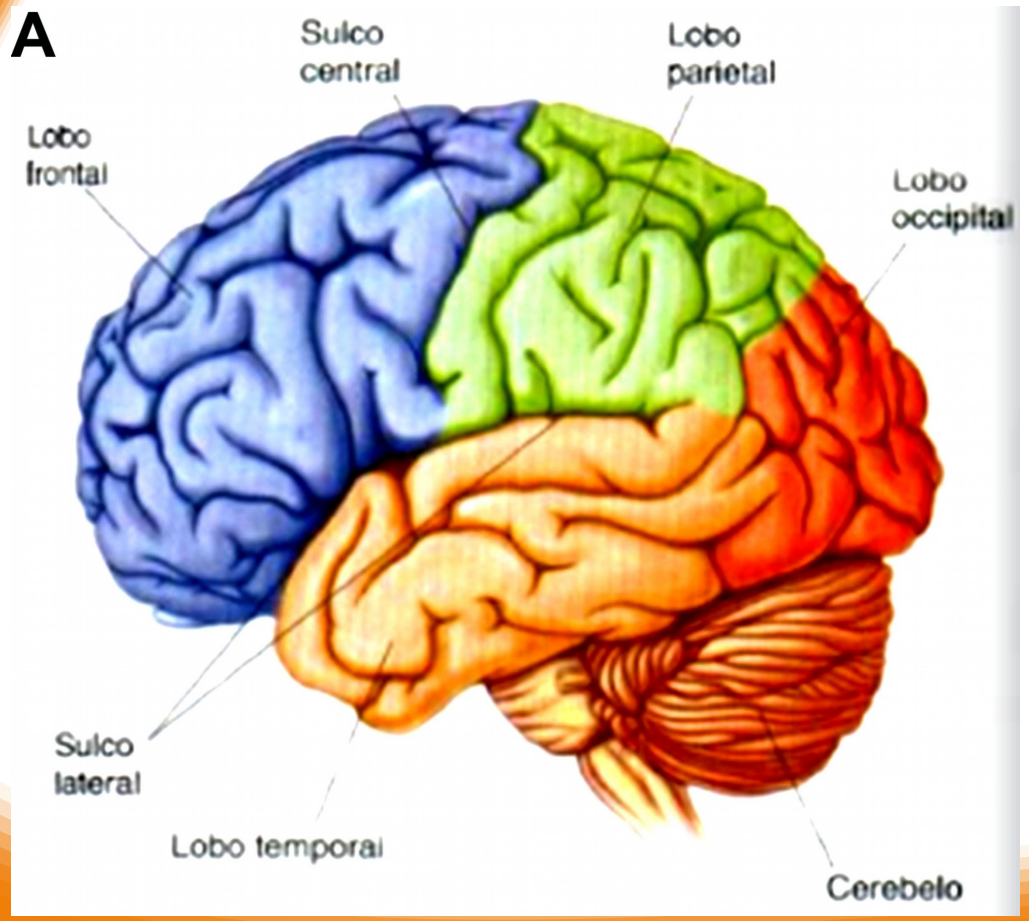
Neurônio x Redes Neurais Artificiais

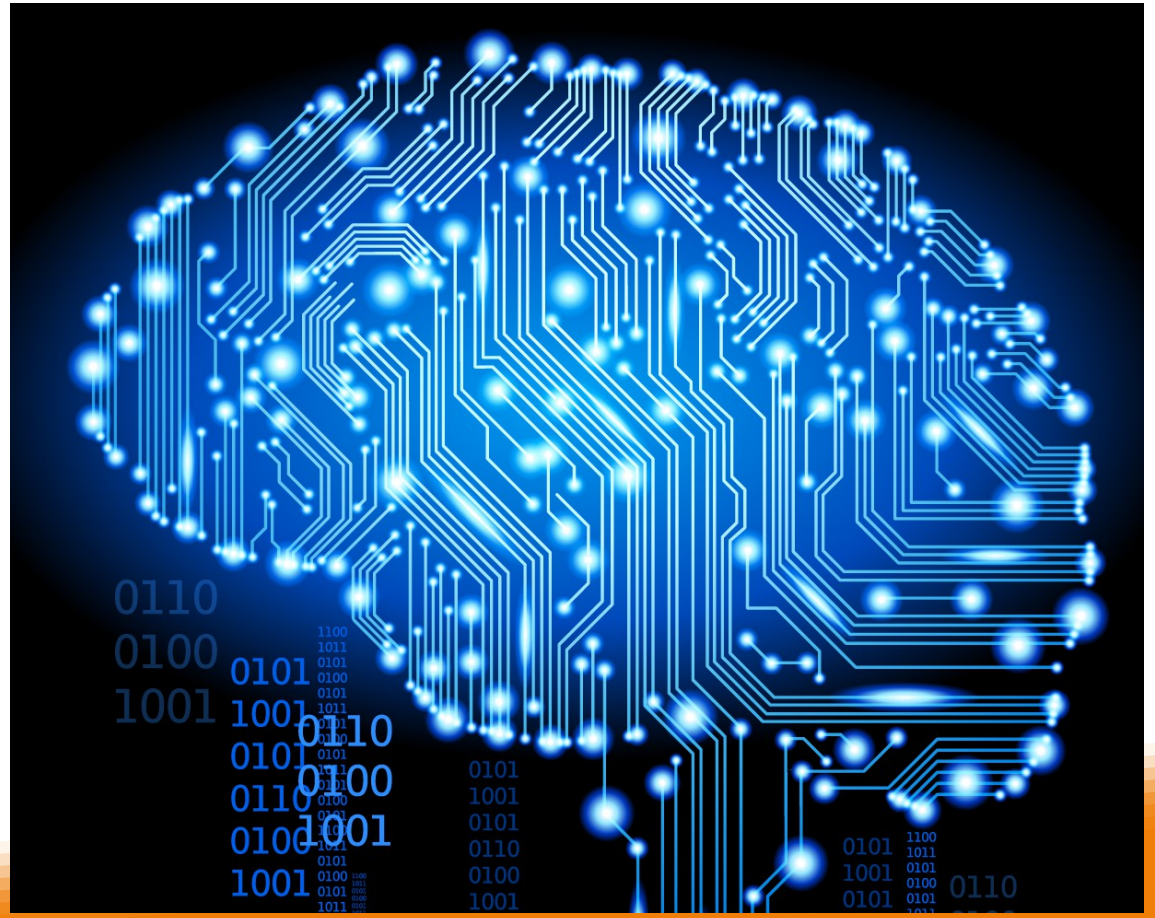


Assim como um cérebro usa uma rede de células interconectadas chamadas **neurônios** para criar um processador paralelo maciço,

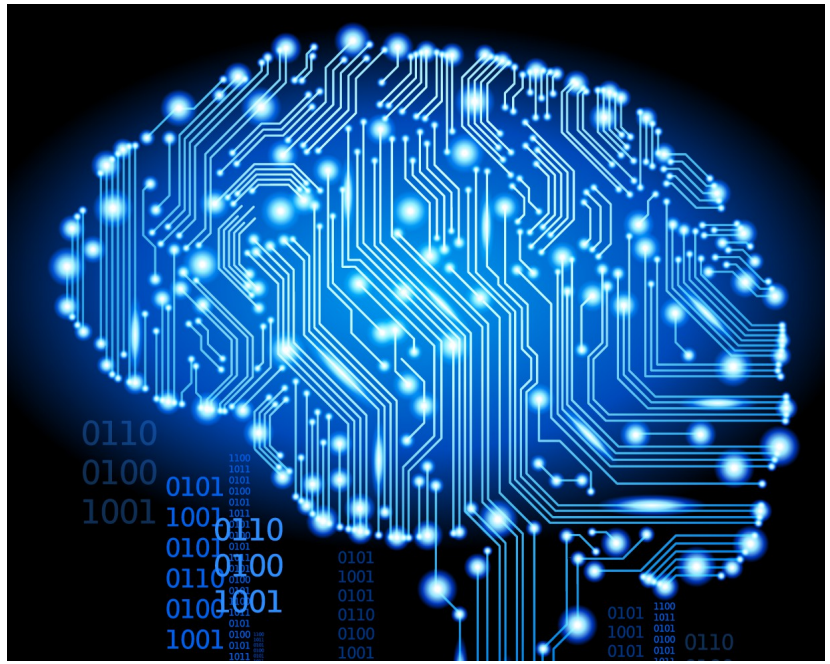
a rede neural usa uma **rede de neurônios artificiais** para resolver problemas de aprendizagem

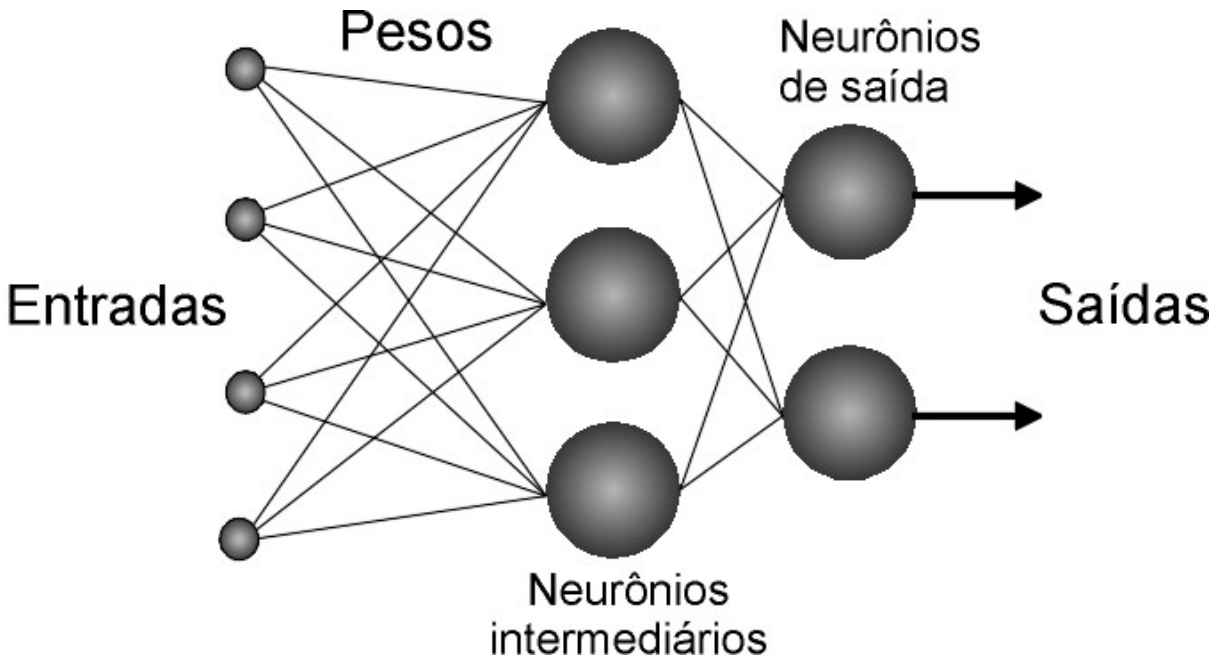
Sist


A
Sulco central
Lobo parietal
Lobo frontal
Lobo occipital
Sulco lateral
Lobo temporal
Cerebelo



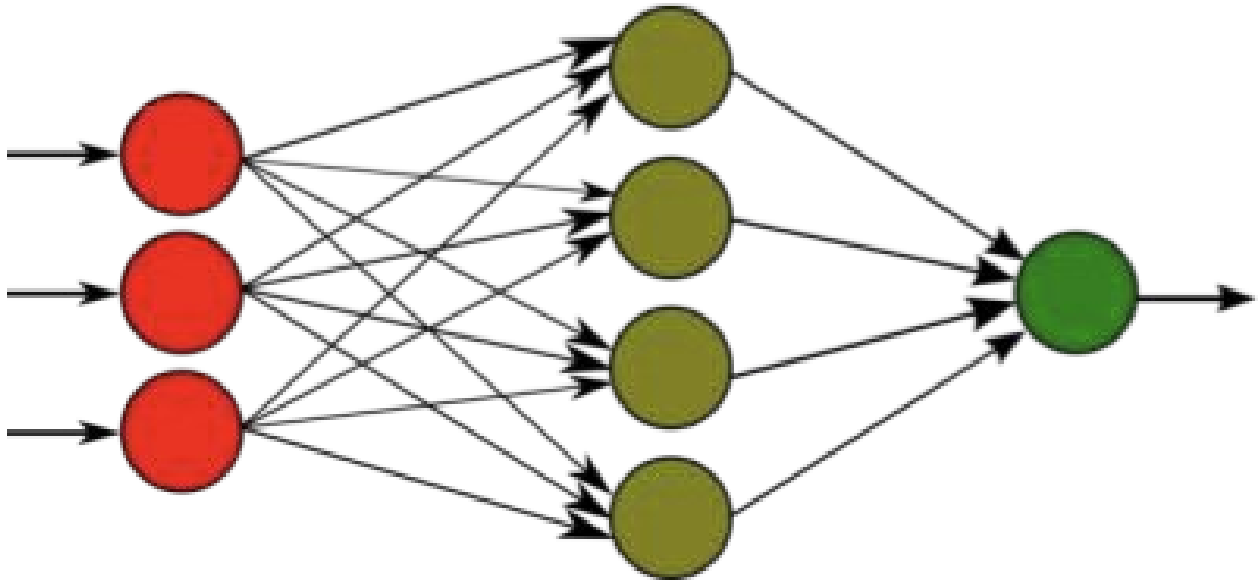
Sistema Nervoso x Redes Neurais Artificiais





Componentes Básicos das RNAs

As RNAs são sistemas computacionais distribuídos compostos de unidades computacionais simples, densamente interconectadas.



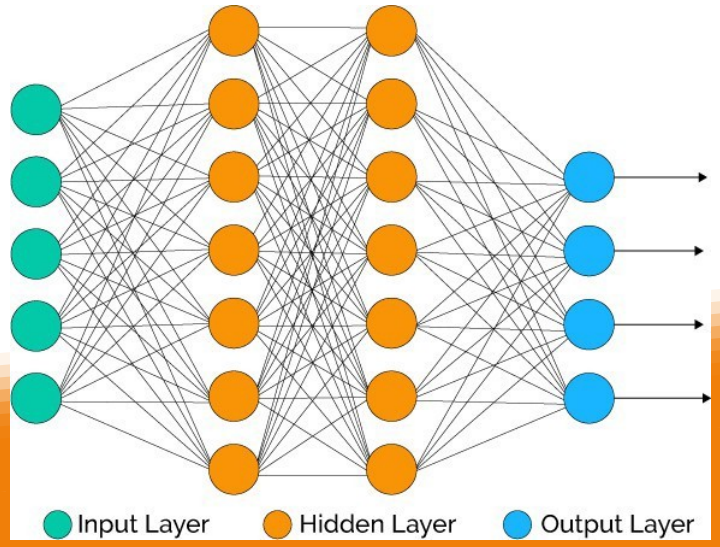
Essas unidades são conhecidas como neurônios artificiais, que computam funções matemáticas

Componentes Básicos das RNAs

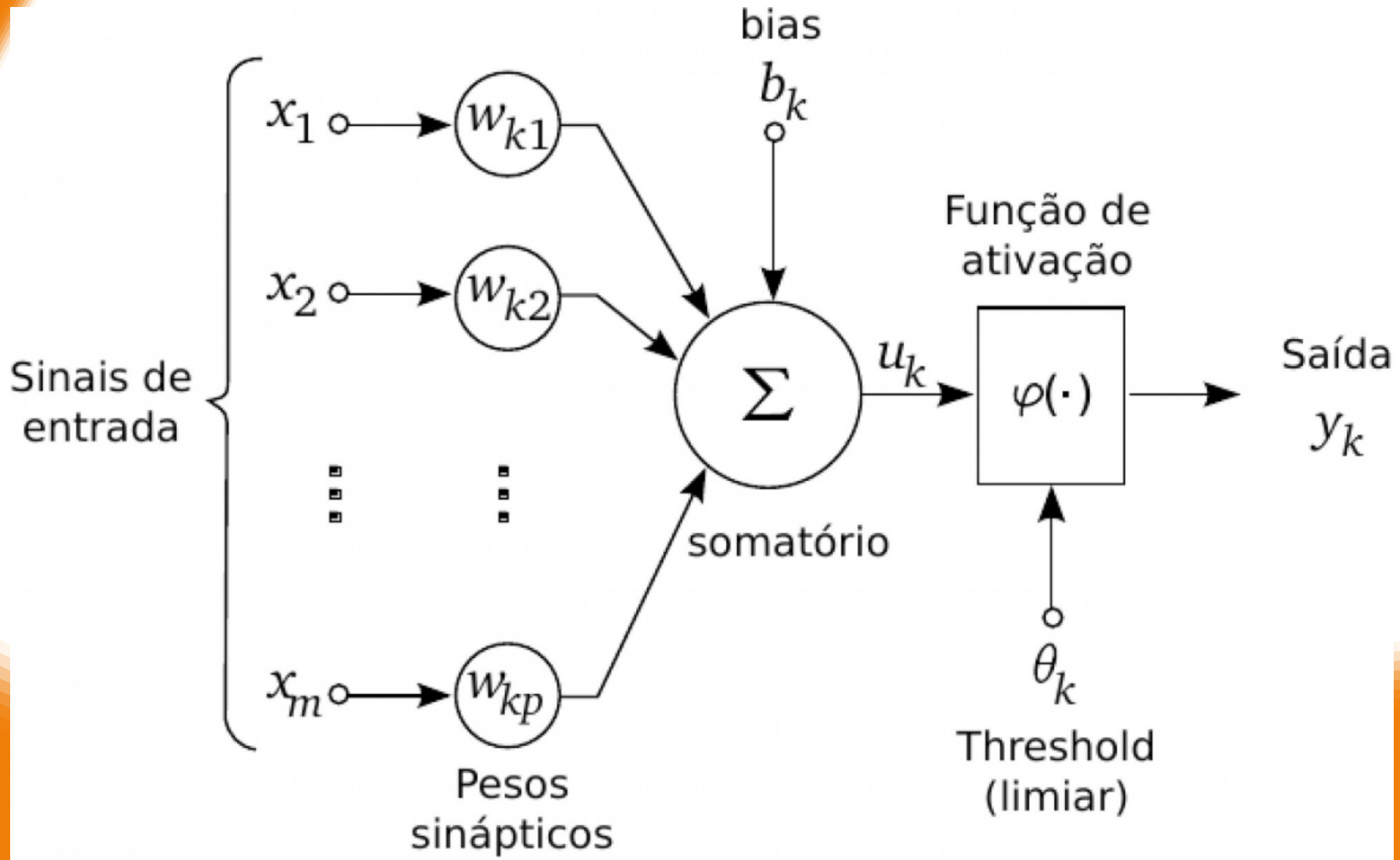
As unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões.

Essas conexões simulam sinapses biológicas, que possuem pesos associados , que ponderam a entrada recebida por cada neurônio da rede.

Os pesos tem seus valores ajustados por um processo de aprendizagem que codifica o conhecimento adquirido.



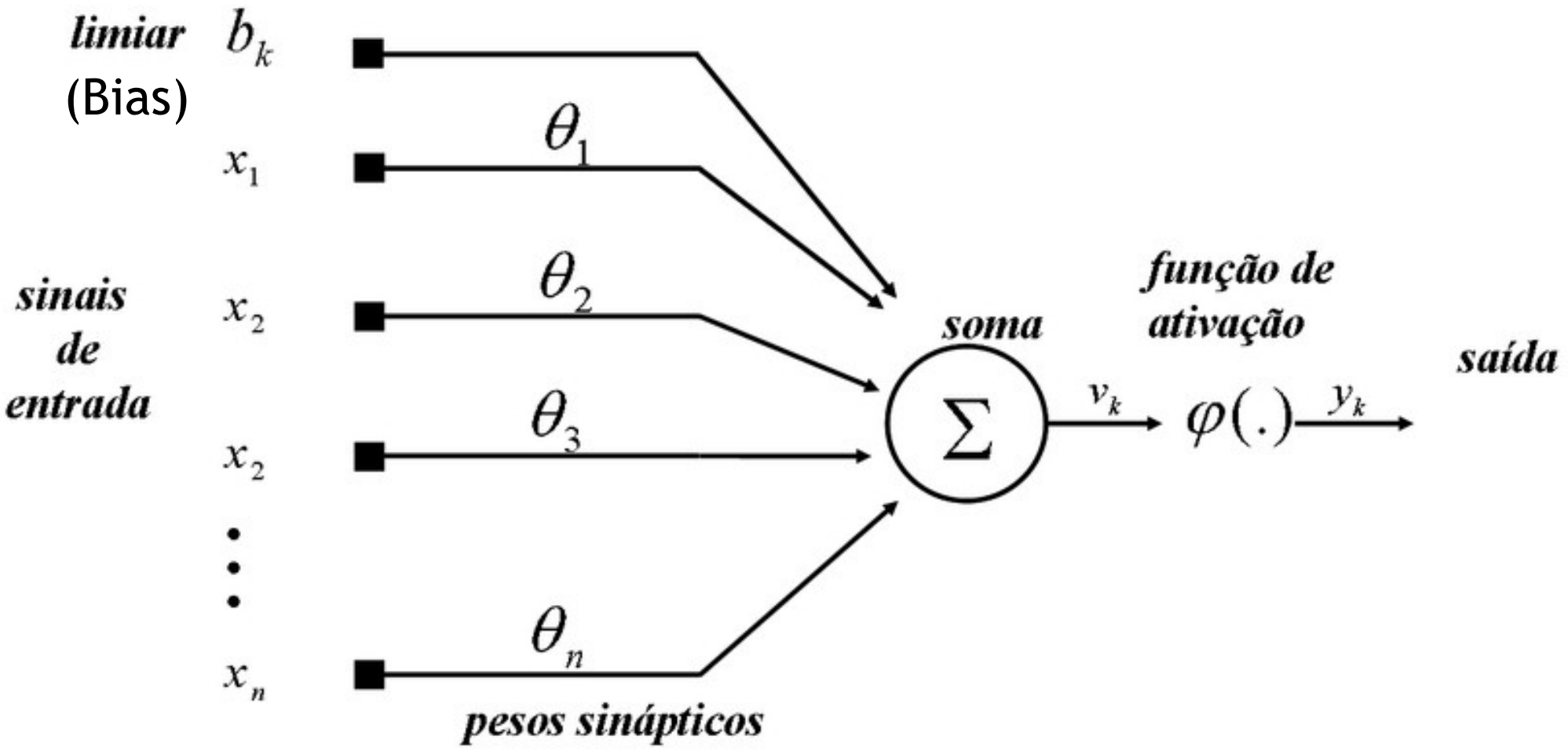
Neurônio Artificial



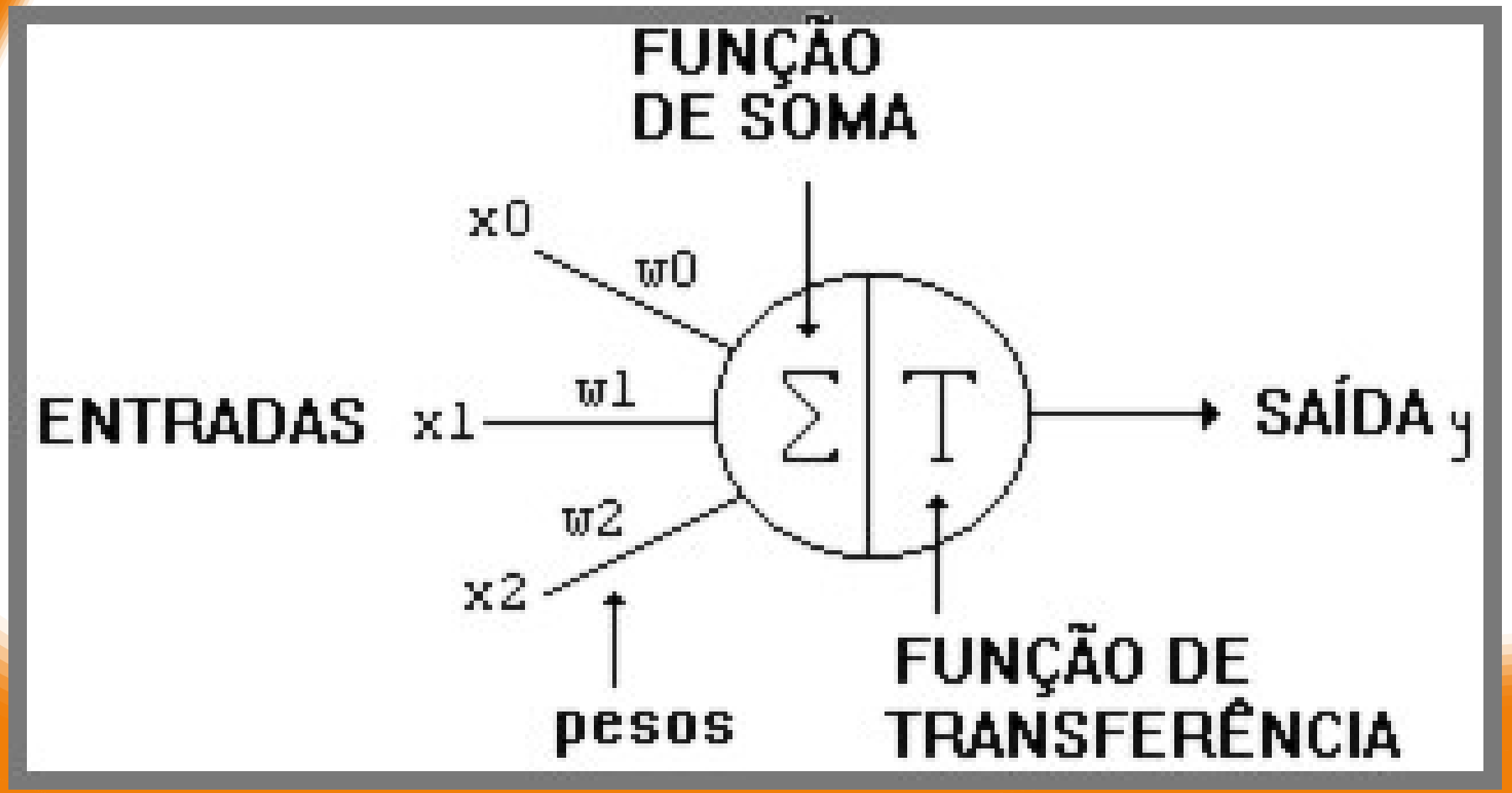
Arquitetura

- O neurônio é a unidade de processamento fundamental de um RNA.
- Cada terminal de entrada do neurônio, recebe um valor
- Os valores recebidos são ponderados e combinados por uma função matemática f(a)
- Os valores de entrada são multiplicados pelos seus pesos sinápticos e somados
- Depois o valor Total da soma é apresentado a uma função de ativação, que retornará a resposta do neurônio.

Neurônio Artificial



Neurônio Artificial

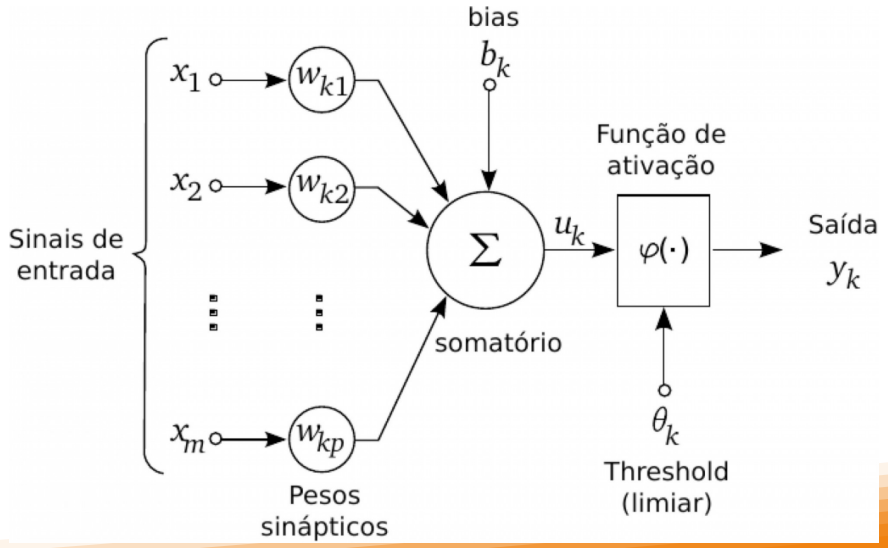


Neurônio Artificial

Além das entradas X, também se prevê uma entrada Extra, chamada de Bias, Polariazação ou Viés.

A primeira parte do processamento é:

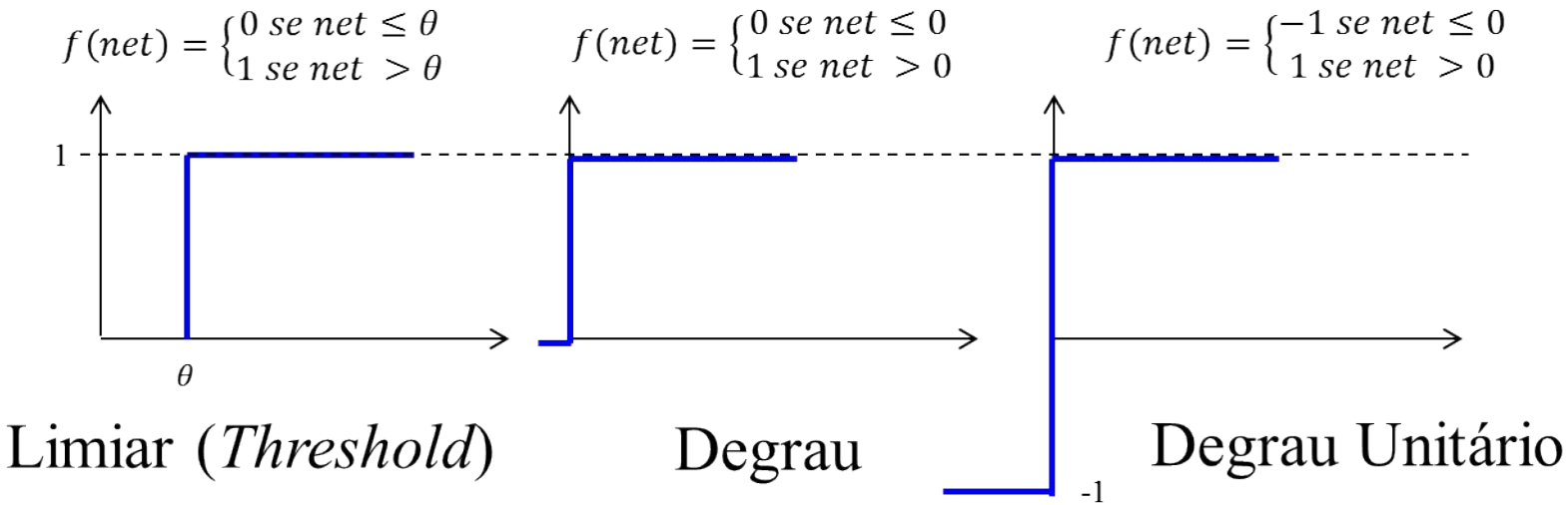
$$S = \sum_{i=1}^{n} x_i . w_i + b_k$$

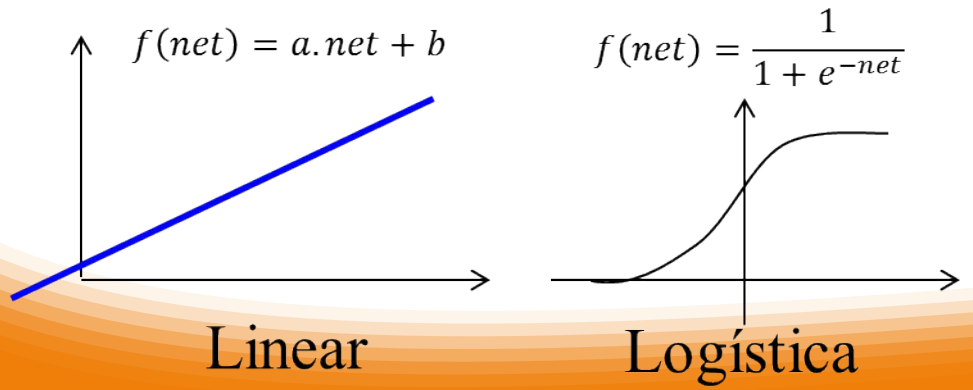


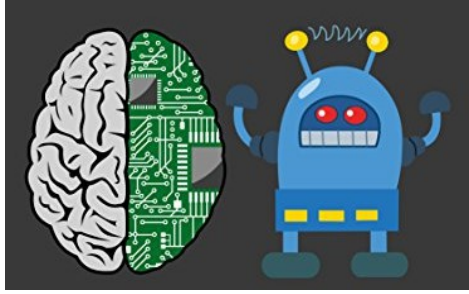
- São as entradas
- São os pesos associados às entradas
- é o Bias ou polarização

Neurônio Artificial

Para a função de ativação ou função de transferência , existem várias possibilidades, como a função limiar, degrau, logística, etc



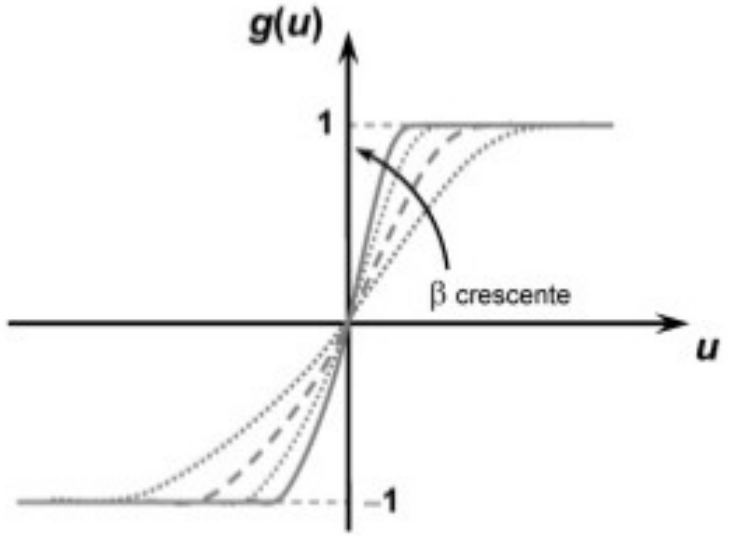


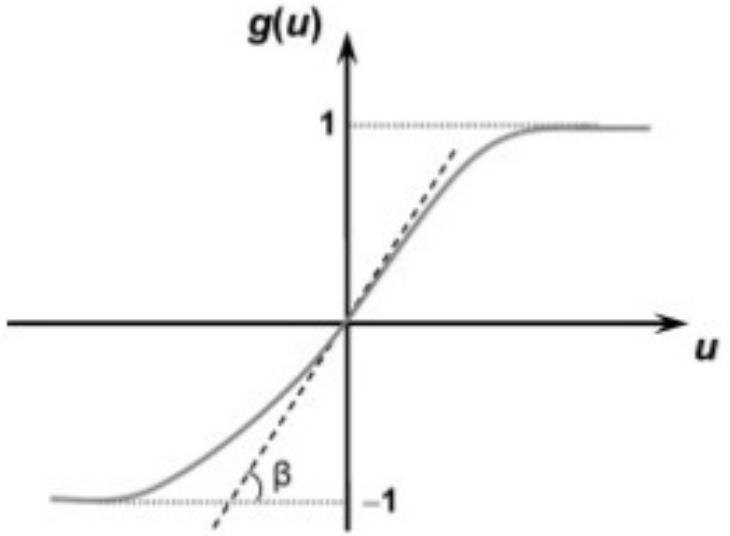


Neurônio Artificial

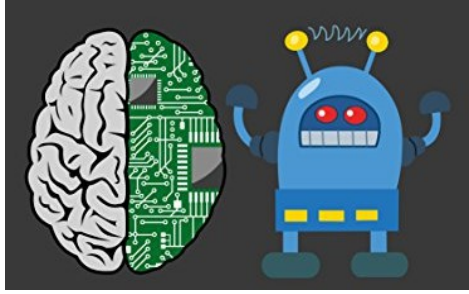
Função de ativação ou função de transferência
- número de Euler (= 2.718281…).
- Constante de inclinação

- Função tangente hiperbólica $\longrightarrow$ $g(u) = \dfrac{1 - e^{-\beta u}}{1 + e^{-\beta u}}$





Neurônio Artificial



Funções de Ativação

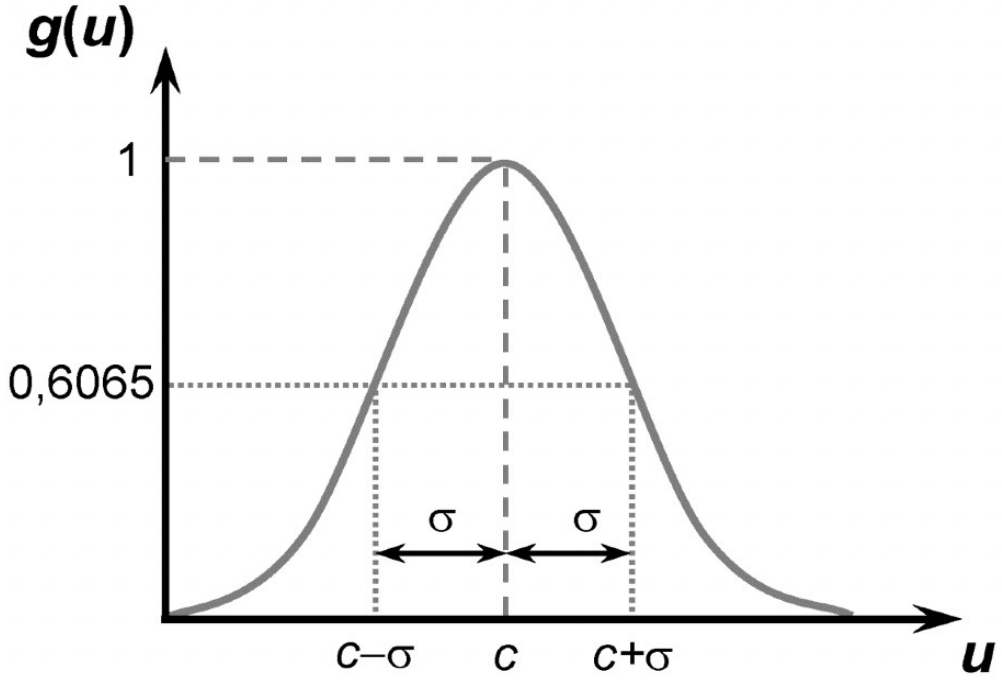
- Função Gaussiana

$$g(u) = e^{-\frac{(u-c)^2}{2\sigma^2}}$$

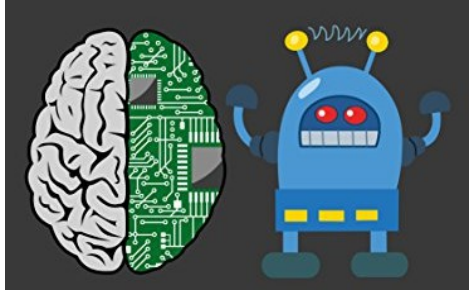
$e = 2{,}718281 \Rightarrow Número\ de\ Euler$

$\sigma \Rightarrow Desvio\ Padrão$

$c \Rightarrow Centro\ da\ Função\ Gaussiana$



Neurônio Artificial



Funções de Ativação

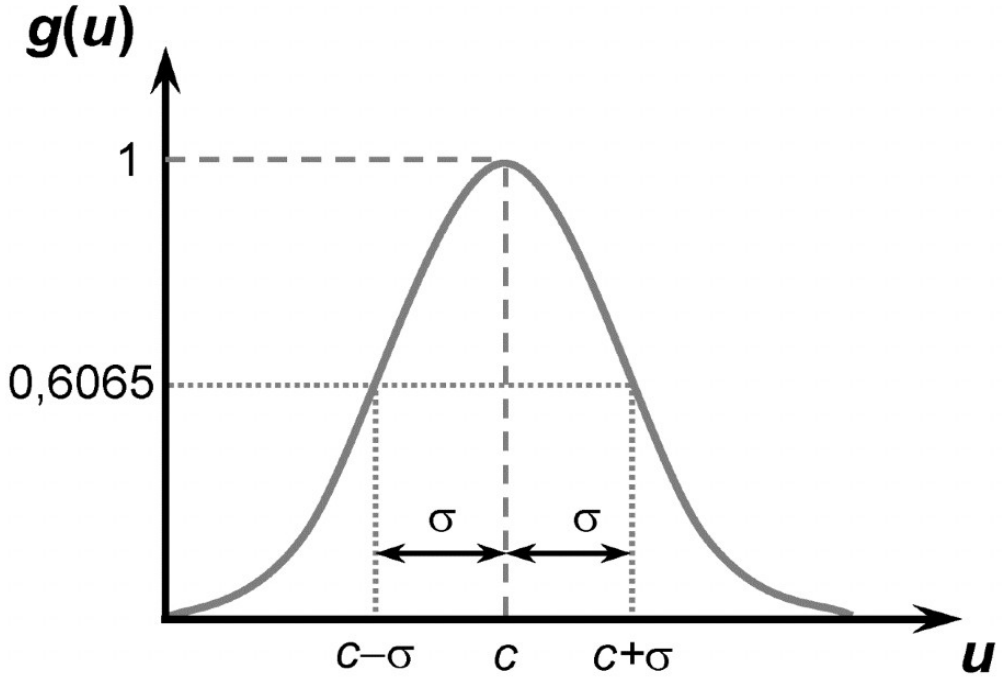
- Função Gaussiana

$$g(u) = e^{-\frac{(u-c)^2}{2\sigma^2}}$$

$e = 2{,}718281 \Rightarrow Número\ de\ Euler$

$\sigma \Rightarrow Desvio\ Padrão$

$c \Rightarrow Centro\ da\ Função\ Gaussiana$

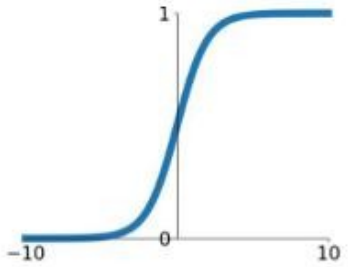


Neurônio Artificial

Activation Functions

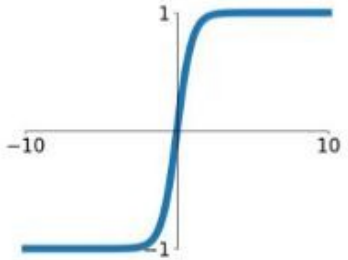
Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



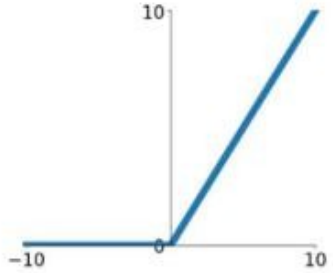
tanh

$$\tanh(x)$$



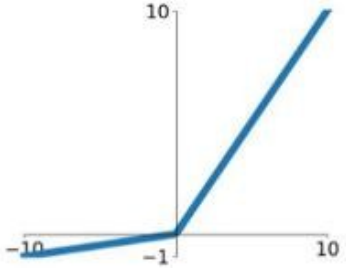
ReLU

$$\max(0, x)$$



Leaky ReLU

$$\max(0.1x, x)$$

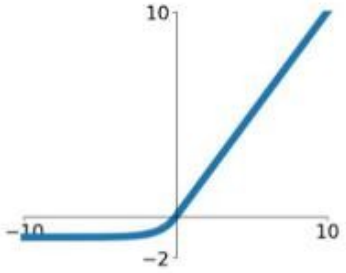


Maxout

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

ELU

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$



Funcão de Ativação

Sigmoid

$$y = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Tanh

$$y = \tanh(x)$$

Step Function

$$y = \begin{cases} 0, & x<n \\ 1, & x \geq n \end{cases}$$

Softplus

$$y = \ln(1+e^{x})$$

ReLU

$$y = \begin{cases} 0, & x<0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$$

Softsign

$$y = \frac{x}{(1+|x|)}$$

ELU

$$y = \begin{cases} a(e^{x}-1), & x<0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$$

Log of Sigmoid

$$y = \ln\left(\frac{1}{1+e^{-x}}\right)$$

Swish

$$y = \frac{x}{1+e^{-x}}$$

Sinc

$$y = \frac{\sin(x)}{x}$$

Leaky ReLU

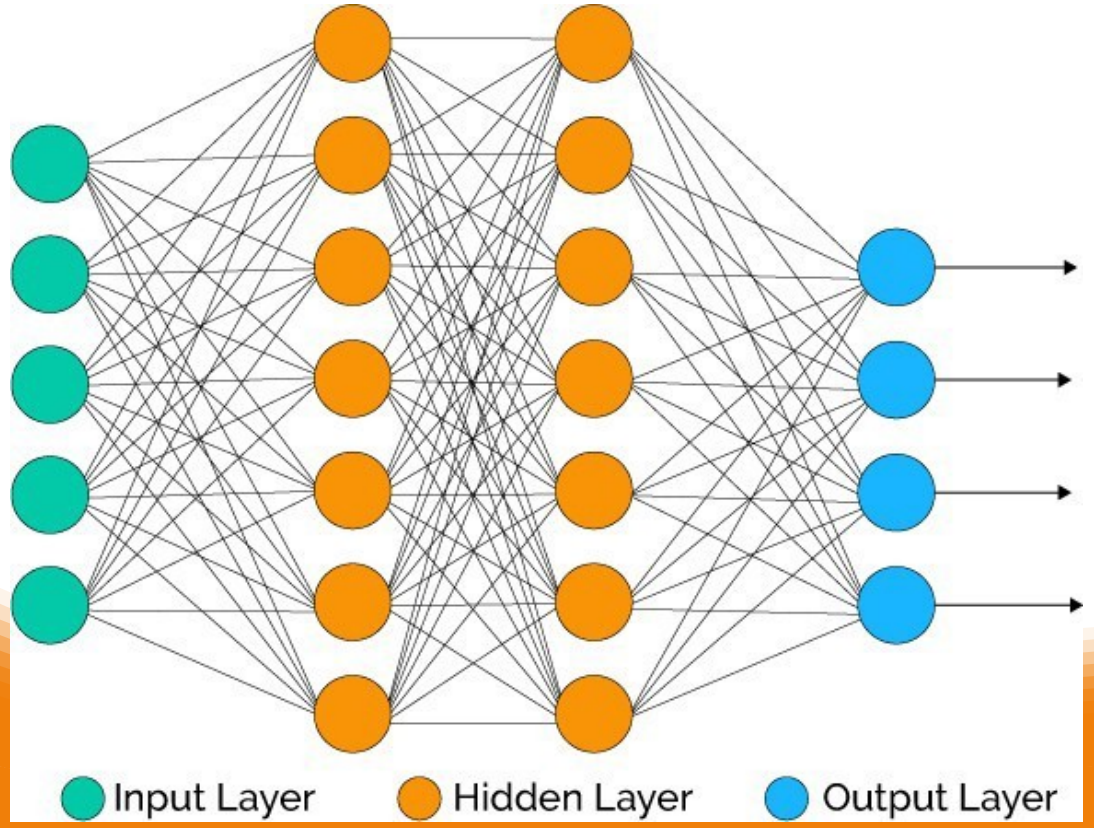
$$y = \max(0.1x, x)$$

Mish

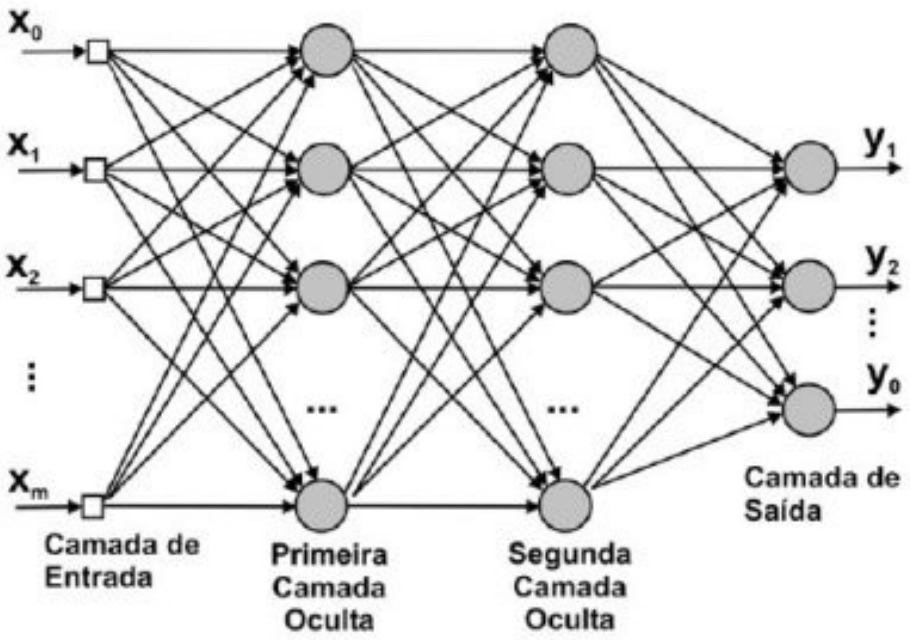
$$y = x(\tanh(\text{softplus}(x)))$$

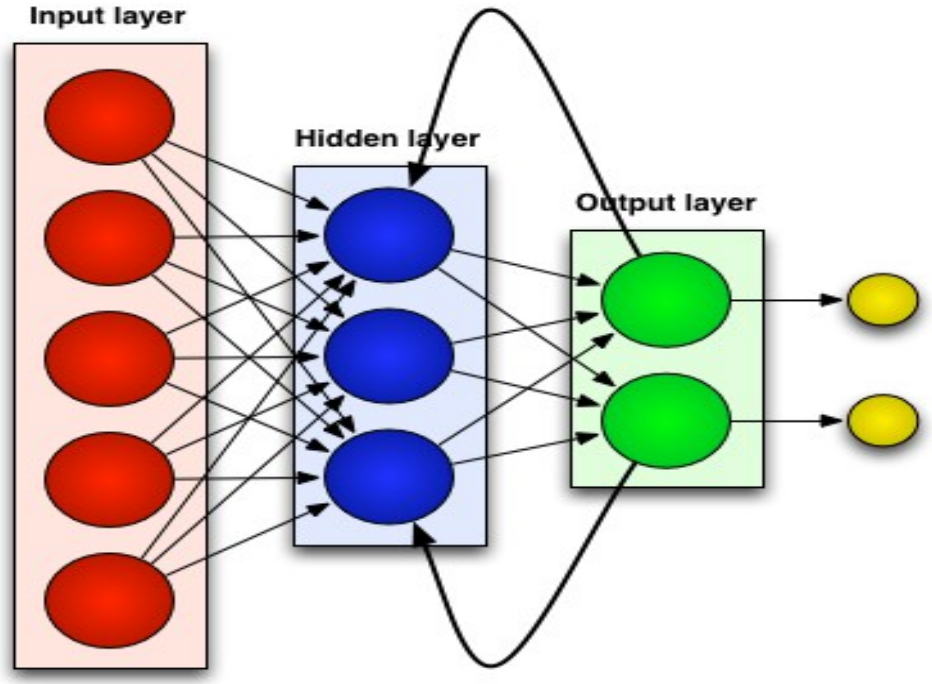
Arquitetura

- Em uma Rede Neural, os neurônios podem estar dispostos em uma ou mais camadas



Arquitetura





Rede Recorrente

Arquitetura

- A informação em uma rede neural geralmente flui da camada de entrada da rede para os neurônios da camada de saída (rede feedforward).
- Para redes multicamadas, eles podem apresentar ou não a retroalimentação (feedback).
- As conexões de retroalimentação permitem que um neurônio receba em seus terminais de entrada, a saída de um neurônio da camada posterior (ou da mesma camada).

Redes Neurais - Apredizado

- O aprendizado é dado pelo ajuste de parâmetros, que são os pesos associados às conexões de rede que fazem com que o modelo obtenha melhor desempenho (acurácia)
- Existem vários algoritmos que tem um conjunto de regras bem definidas que especificam quando e como deve ser alterado o valor de cada peso.
- Estes algoritmos estão divididos em 4 grupos: Correção de erro, Hebbiano, Competitivo e Boltwzmann.

Apredizado por correção de erro

- Geralmente utilizados em aprendizado supervisionado

- Eles procuram ajustar os pesos da RNA de forma a reduzir os erros cometidos pela rede

Redes Perceptron

- Foi a primeira RNA implementada
- É uma rede simples, apresentando apenas uma camada de neurônios
- Apresenta uma boa acurácia preditiva em diversos problemas de classificação

Redes Perceptron

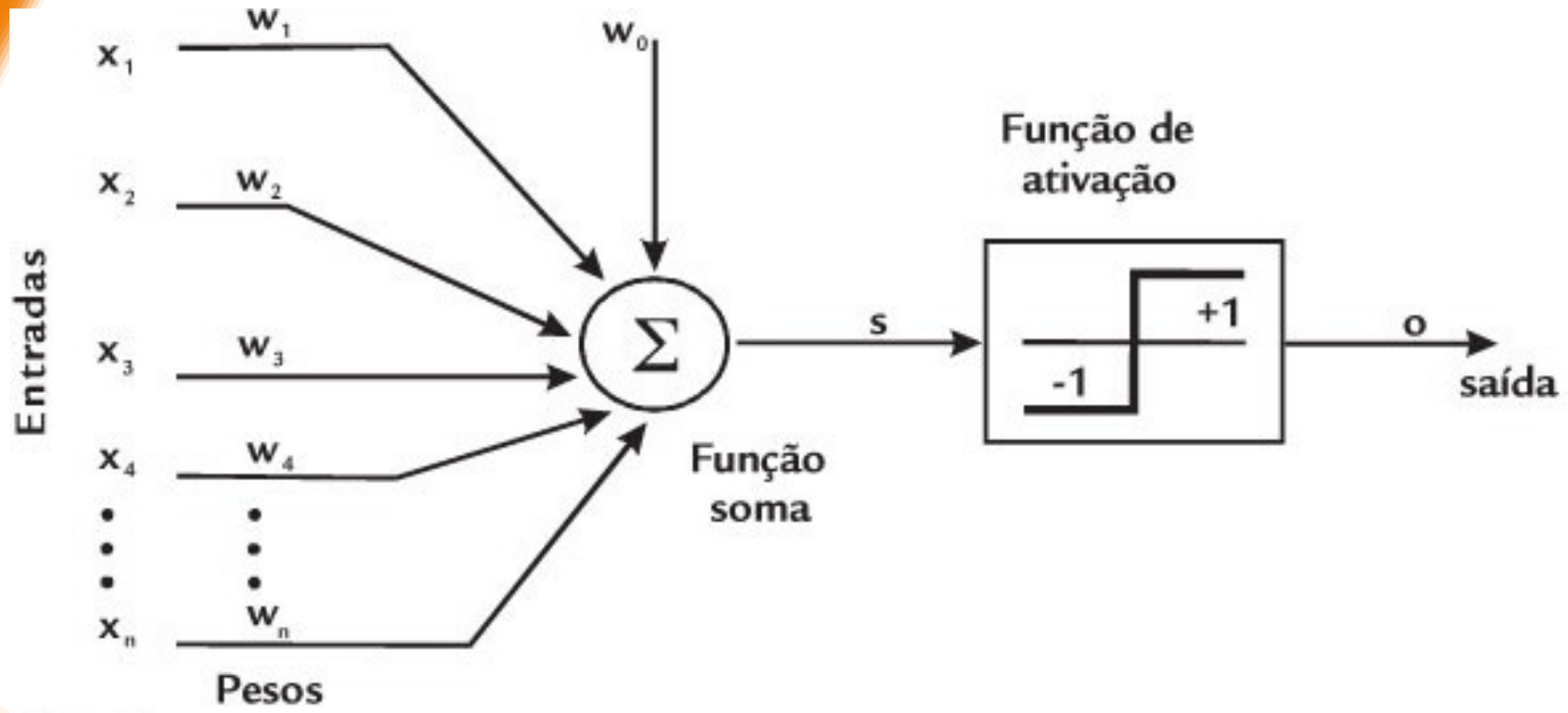


Figura 1
Modelo de um neurônio perceptron de Rosenblatt. Fonte: Adaptado de Medeiros (2006, p. 3).

Redes Perceptron

- É treinada por um algoritmo supervisionado de correção de erro
- Usa a função de ativação tipo limiar
- Durante seu treinamento, para um objeto , os pesos são ajustados de acordo com a equação:

$$W = W_anterior + Taxa_Aprendizado * Xi * erro * f'(x)$$
$$Erro = y_observado - y_previsto$$

Em que é o peso da j-ésima conexão de entrada no instante de tempo ,

 é a taxa de aprendizado, que define a magnitude do ajuste feito no valor de cada peso. Esse magnitude vai definir a velocidade de convergência

 é o valor do j-ésimo atributo do vetor de entrada ,

 é a saída esperada pela rede num instante de tempo e é a saída desejada para a rede.

Algoritmo de treinamento das Redes Perceptron

Entrada: Conjunto de treinamento $\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1,...n\}$

Saída: Rede Perceptron com pesos ajustados

Iniciar pesos da rede com valores baixos

repita

  para cada $\mathbf{x}_i$ **faça**

    Calcular valor da saída produzida pela rede $\hat{f}(\mathbf{x}_i)$

    erro $e = y_i - f(\mathbf{x}_i)$

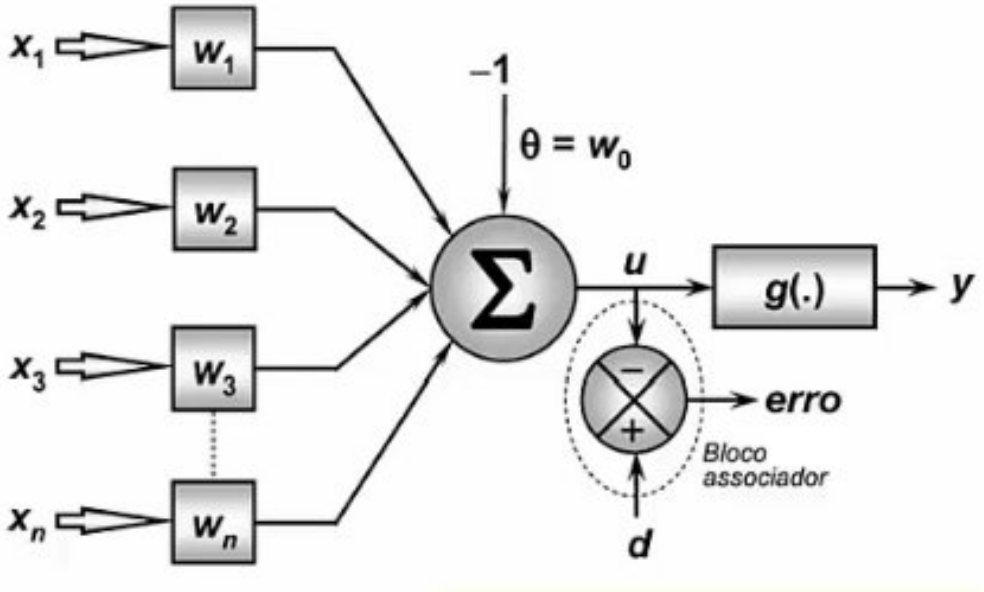
    se $e > 0$ **então**

      Ajustar pesos do neurônio $\mathbf{w}(t+1) = w(t) + \eta e \mathbf{x}(t)$

até que erro $= 0$ (ou erro $< \varepsilon$)

Redes ADALINE – Regra Delta

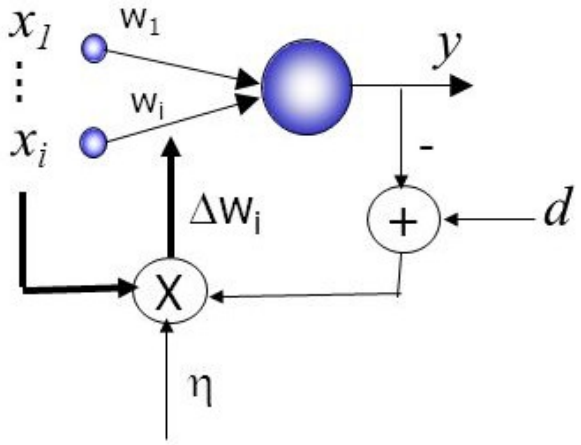
- A rede Adaline (Adaptive Linear Element) proposta por Widrow e Hoff (1960) tem a mesma estrutura do Perceptron, diferenciando apenas no algoritmo de treinamento.
- Enquanto o Perceptron ajusta os pesos somente quando um padrão é classificado incorretamente,
- o Adaline utiliza a Regra Delta para minimizar o erro médio (MSE) após cada padrão ser apresentado, ajustando os pesos proporcionalmente ao erro



Redes ADALINE – Regra Delta

- Enquanto o Perceptron ajusta os pesos somente quando um padrão é classificado incorretamente, o Adaline utiliza a Regra Delta para minimizar o erro médio (MSE) após cada padrão ser apresentado, ajustando os pesos proporcionalmente ao erro

Treinamento: Regra Delta ou LMS

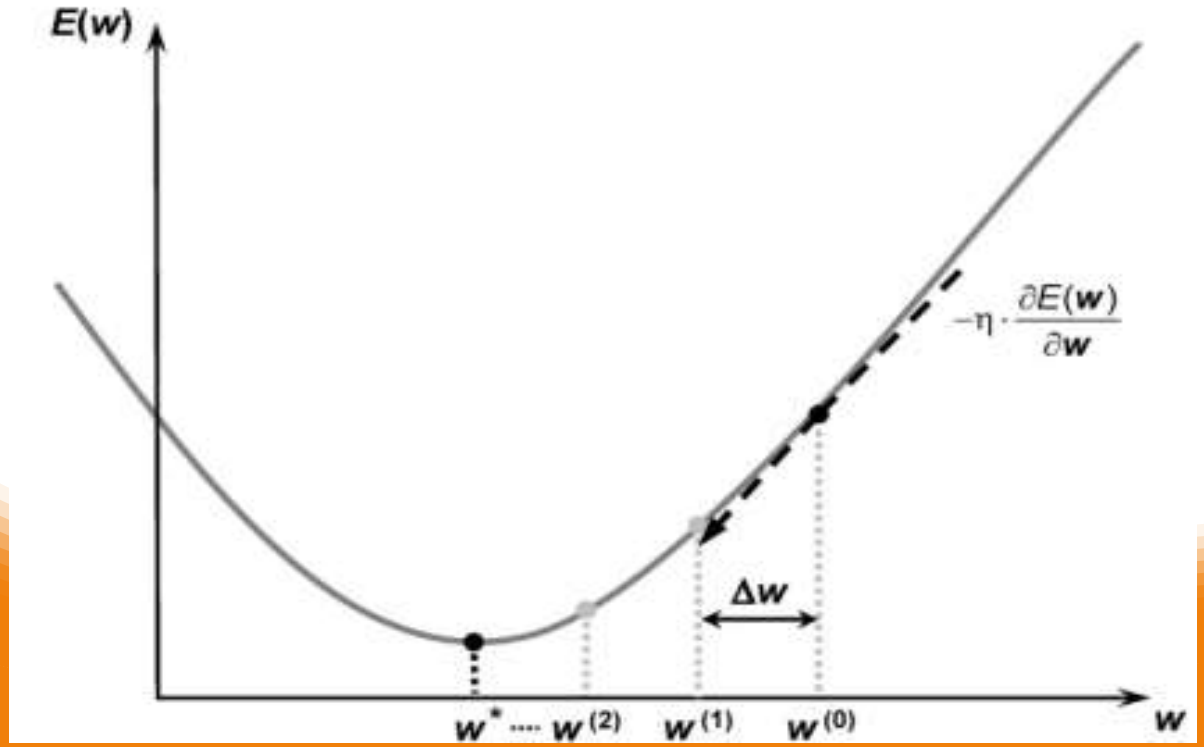


$$\Delta w_i = \eta . x_i . (d - y)$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \Delta w_i$$

Redes ADALINE – Regra Delta

$$E = \frac{1}{2M}\sum_{p=1}^{M}\left(d^{p} - S^{p}\right)^{2} = \frac{1}{2M}\sum_{p=1}^{M}\left[d^{p} - \sum_{i=0}^{N}\omega_i x_i^{p}\right]^{2}$$



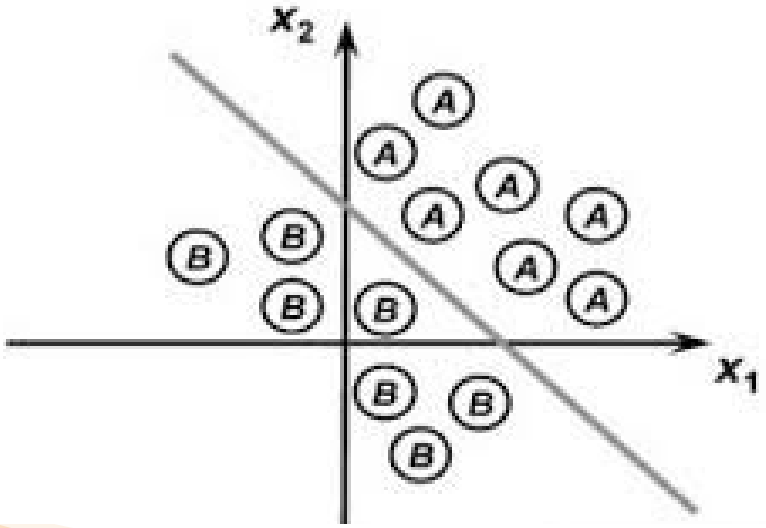
Inicialmente, atribui-se aos pesos valores aleatórios e, com eles, apresenta-se um conjunto de sinais de entrada e calcula-se a resposta da rede. Então, comparam-se os valores calculados com os valores desejados (treinamento supervisionado).

Redes ADALINE

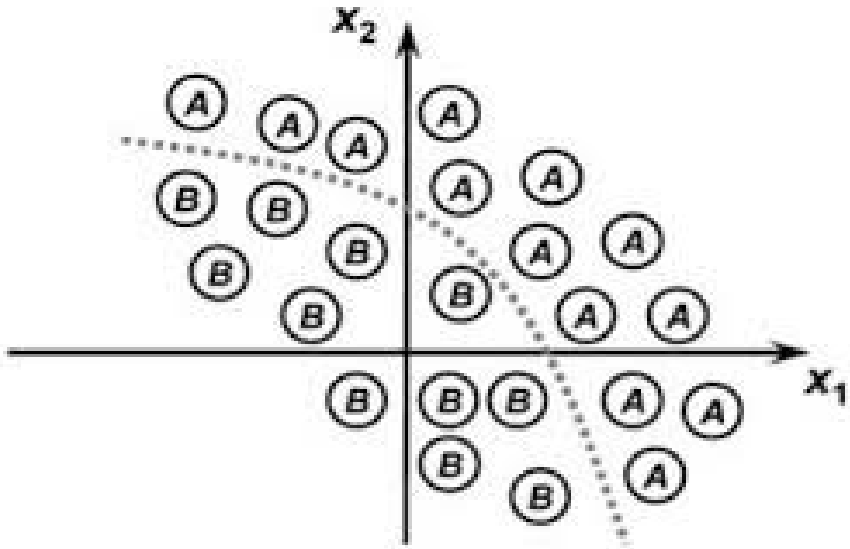
- A rede ADALINE utiliza uma função de ativação linear, levando assim, a magnitude do erro em consideração na hora de ajustar os pesos da rede (regra Delta)
- Para isto, utiliza uma regra de ajuste denominada Regra Delta, que é a diferença entre os valores desejados e a saída produzida.
- é definido como sendo contínuo.
- São comumente usados em problemas supervisionados de regressão.
- Em problemas de classificação, as saídas dos neurônios devem ser discretizadas.

Limitações de Perceptron e ADALINE

- Elas só conseguem classificar apenas objetos que são linearmente separáveis.



Objetos linearmente separáveis

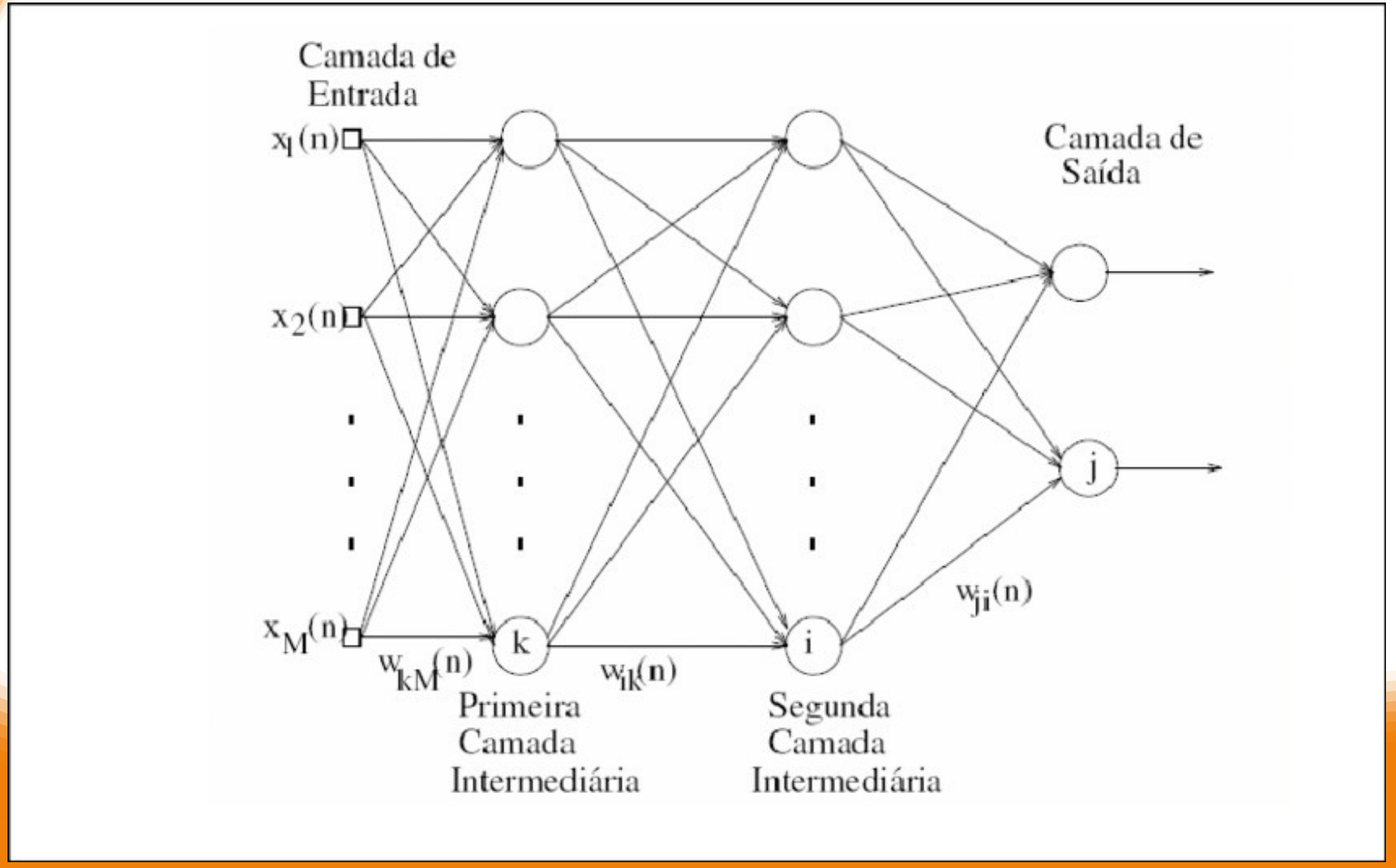


Separação não-linear

Perceptron Multicamadas

- Resolve o problema da separação não-linear
- A rede pode implementar qualquer função contínua
- As redes perceptron multicamadas (*MLP-multilayer perceptron*) apresentam uma ou mais camadas intermediárias (ou ocultas) de neurônios e uma camada de saída.

Perceptron Multicamadas

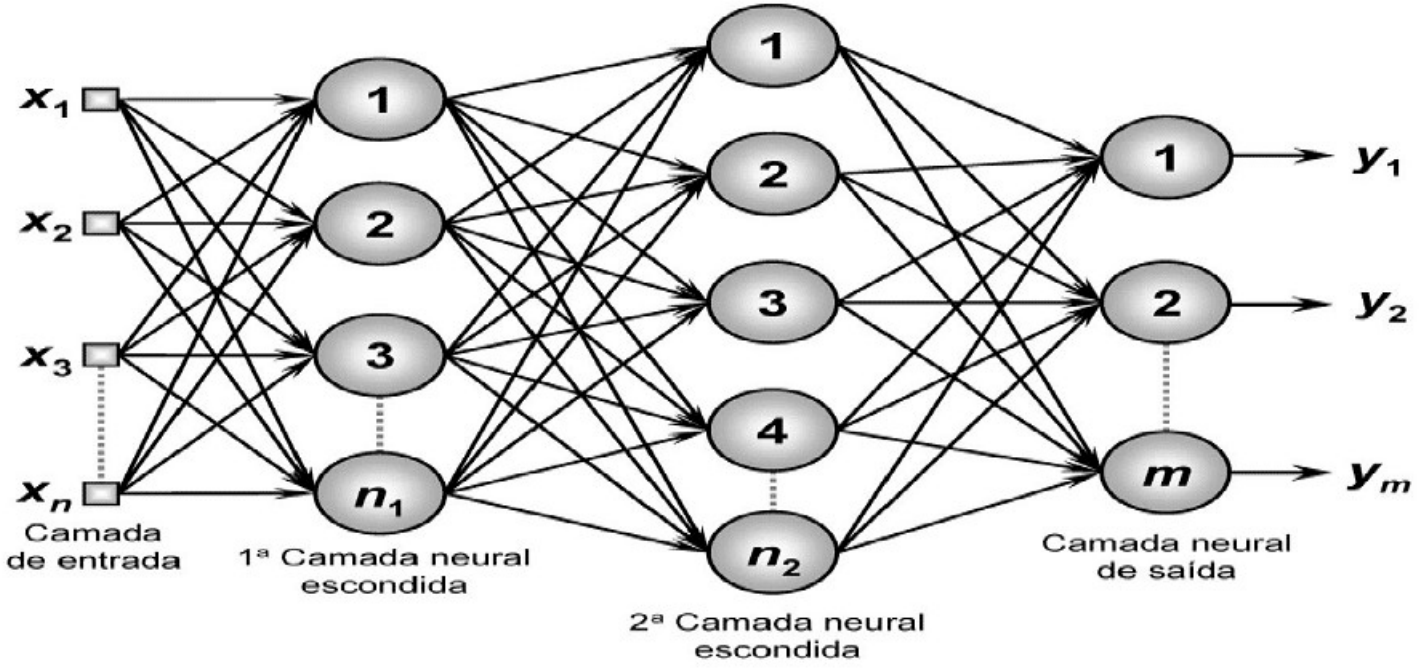


Perceptron Multicamadas

- Utilizam nas camadas intermediárias, funções de ativação não lineares, como a função sigmoidal e a função tangente hiperbólica.
- Em uma rede MLP, cada neurônio realiza uma função específica
- A função implementada por um neurônio de uma dada camada, é uma combinação das funções realizadas pelos neurônios da camada anterior que estão conectados a ele.
- É a combinação das funções desempenhadas por cada neurônio da rede que define a função associada à RNA como um todo.

Perceptron Multicamadas

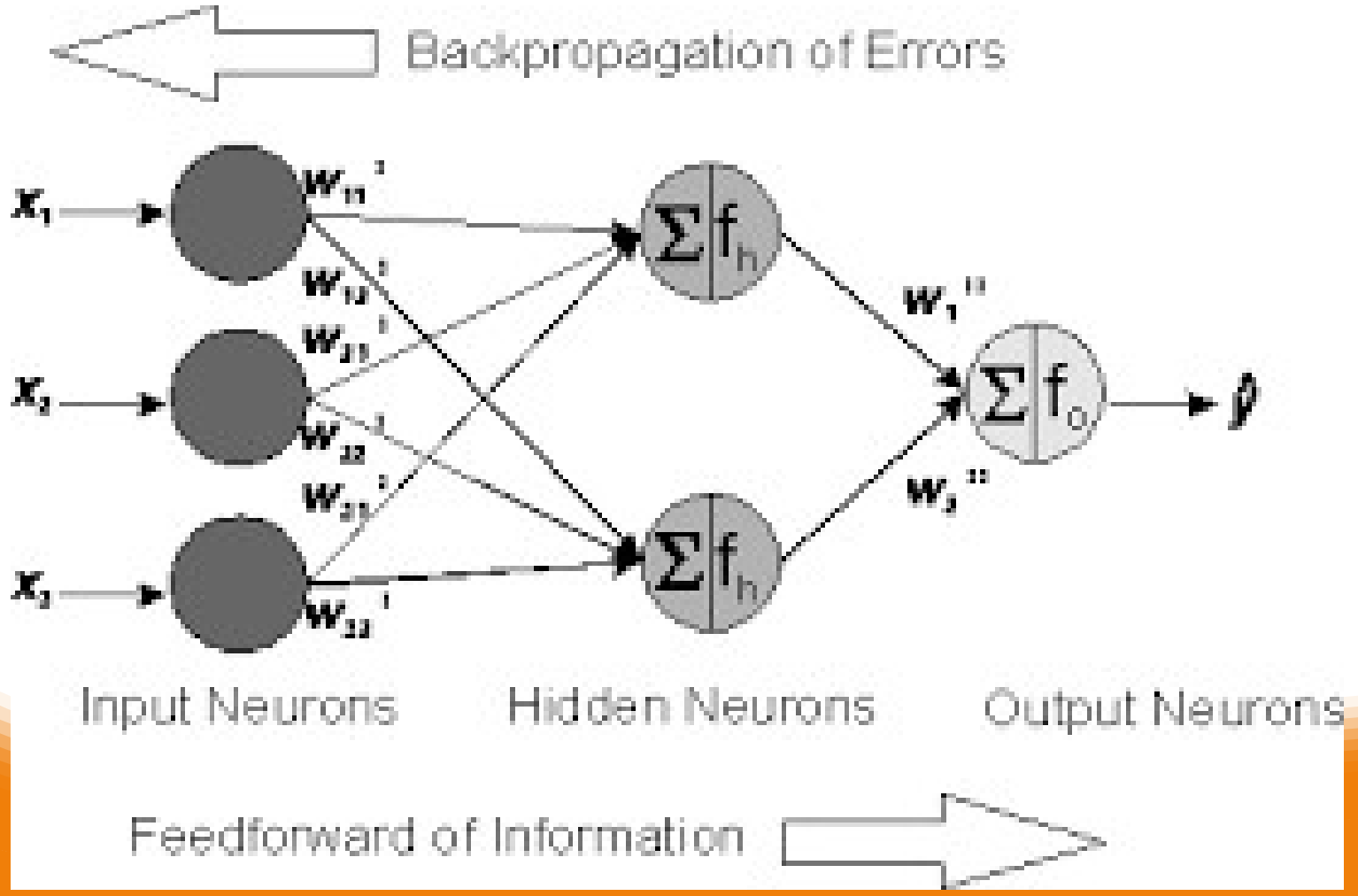
- Os valores gerados pelos neurônios de saída para um dado objeto de entrada, podem ser representados por um vetor
  , em que k é o número de neurônios da camada de saída (número de classes do problema)



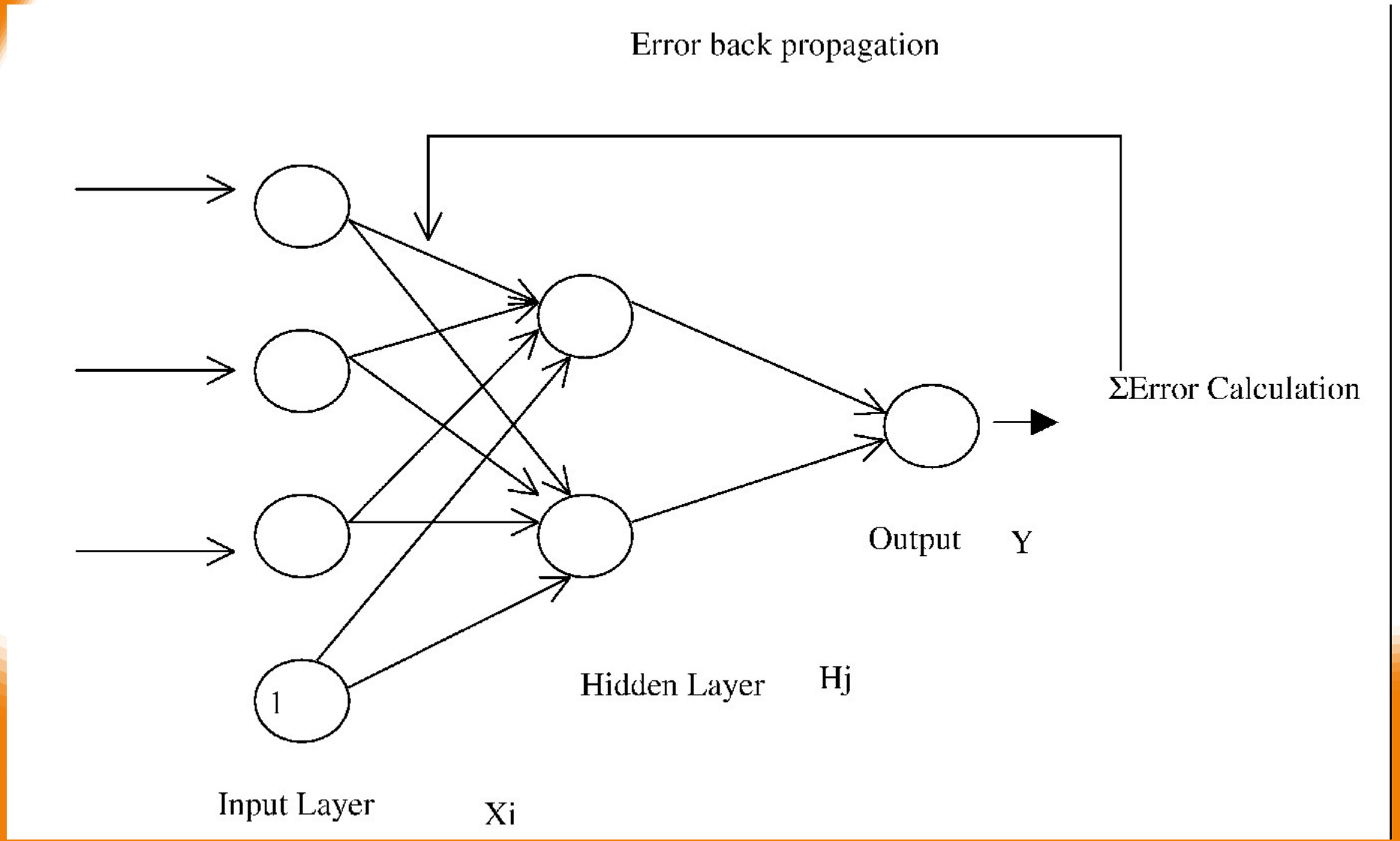
Algoritmo BackPropagation

- É baseado na regra Delta utilizada na rede ADALINE.
- Ele é constituído da iteração de duas fases:
- Uma fase para frente (forward)
- E um fase para trás (backward)

Algoritmo BackPropagation



Algoritmo BackPropagation



Algoritmo BackPropagation

- Na fase forward, cada objeto de entrada é apresentado à rede.
- O objeto é primeiramente recebido por cada um dos neurônios da primeira camada intermediária da rede, quando é ponderado pelo peso associado a suas conexões de entrada correspondentes.
- Cada neurônio nessa camada aplica uma função de ativação a sua entrada total e produz um valor de saída, que é utilizado como valor de entrada pelos neurônios da camada seguinte.
- Esse processo continua até que os neurônios da camada de saída produzam, cada um, o seu valor de saída.
- A diferença entres os valores de saída produzidos e desejados para cada neurônio da camada de saída, indica o erro cometido pela rede para o objeto apresentado.

Algoritmo Backpropagation

- O Valor do erro de cada neurônio da camada de saída é então utilizado na fase backward, para ajustar seus pesos de entrada.
- O ajuste prossegue da camada de saída até a primeira camada intermediária.

$$w_{jl}(t+1) = w_{jl}(t) + \eta x_i^j \delta_l$$

- Nessa equação representa o peso entre um neurônio l e o j-ésimo neurônio da camada anterior
- indica o erro associado ao l-ésimo neurônio
- indica a entrada recebida por esse neurônio

Algoritmo Backpropagation

- O algoritmo propõe uma maneira de estimar o erro dos neurônios das camadas intermediárias, utilizando os erros observados nos neurônios da camada posterior.
- A forma de calcular o erro:

$$\delta_l = \begin{cases} \dot{f}_a e_l, & se \quad n_l \in c_{saida} \\ \dot{f}_a \Sigma w_{lk} \delta_k, & se \quad n_l \in c_{interna} \end{cases}$$

- é o l-ésimo neurônio
- é a derivada parcial da função de ativação do neurônio
- é o erro quadrático cometido pelo neurônio de saída quando sua resposta é comparada à desejada

Algoritmo Backpropagation

- O algoritmo propõe uma maneira de estimar o erro dos neurônios das camadas intermediárias, utilizando os erros observados nos neurônios da camada posterior.
- A forma de calcular o erro:

$$e_l = \frac{1}{2}\sum_{q=1}^{k}\left(y_q - \hat{f}_q\right)^2$$

- A derivada parcial define o ajuste dos pesos, utilizando o gradiente descendente da função de ativação.
- Essa derivada mede a contribuição de cada peso no erro da rede para a classificação de um dado objeto x.

Algoritmo Backpropagation

Entrada: X1, X2, ..., Xn (atributos)
Saída: Rede MLP com valores dos pesos ajustados
Inicializar: pesos = valores aleatórios, erro_total = 0

Repita
 Para cada objeto xi do conjunto de treinamento:
  Para cada camada de Rede:
   Para cada Neurônio:
    calcular o valor da saída produzida pelo neurônio
  Calcular erro_parcial = y – y_prev
  Para cada camada de Rede, a partir da camada de saída :
   Para cada neurônio da camada atual:
    Ajustar pesos do neurônio

$$w_{jl}(t+1) = w_{jl}(t) + \eta x_t^j \delta_l$$

  Calcular erro_total = erro_total + erro_parcial
Até erro_total < e

Backpropagation – Ajuste de parâmetros

Momentum α

Incorpora as propriedades da atualização de pesos anterior e faz com que os pesos continuem sendo atualizados na mesma direção mesmo quando o erro diminui.

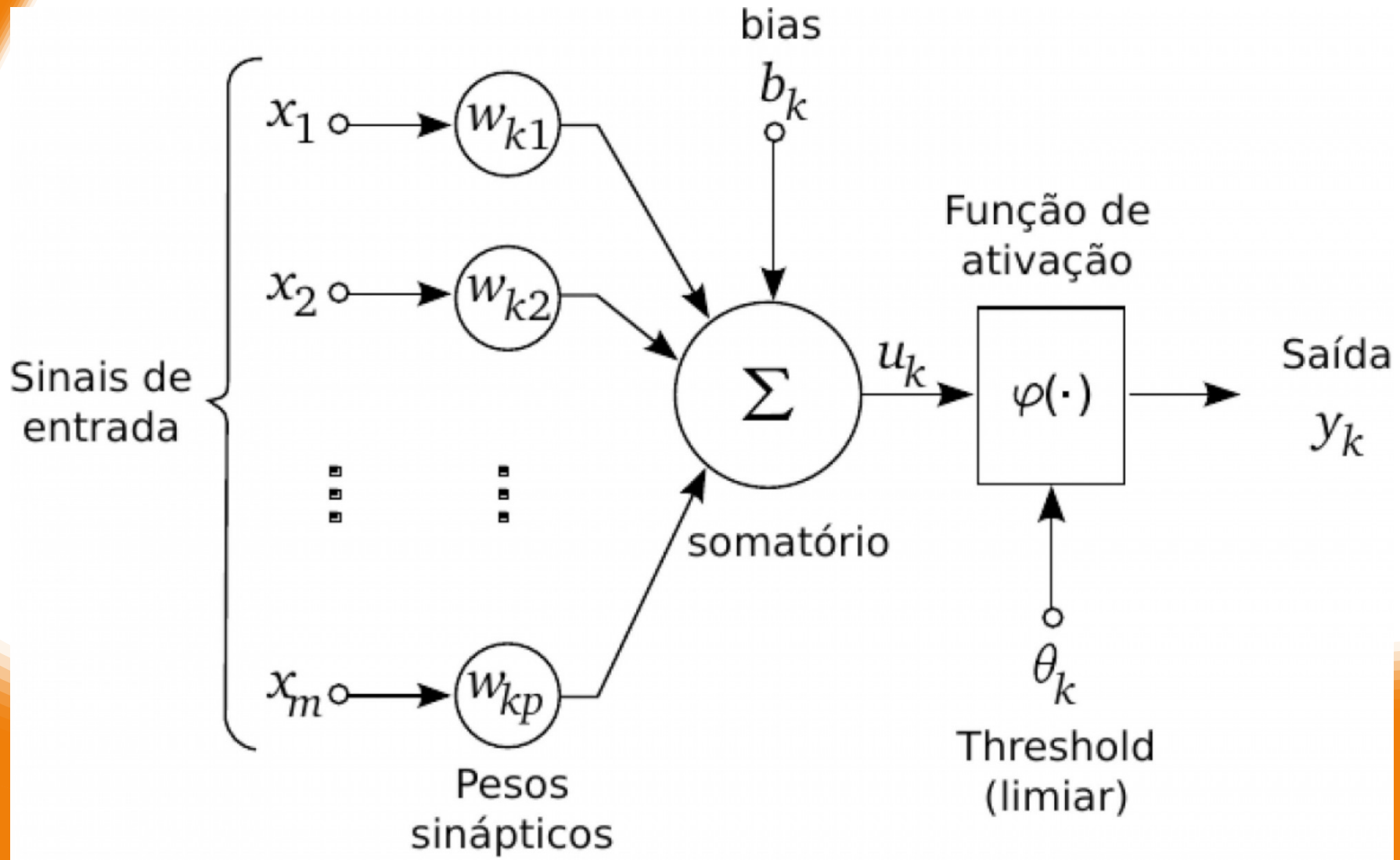
Learning Rate Decay η

Learning rate decay, é usado para diminuir o valor da learning rate conforme os erros diminuem.

Backpropagation – Ajuste de parâmetros

- O valor da taxa de aprendizado tem uma forte influência no tempo necessário à convergência da rede.
- Se a taxa de aprendizado for muito pequena, muitos ciclos podem ser necessários para induzir um bom modelo
- Se a taxa de aprendizado for elevada, pode provocar oscilações que dificultam a convergência.
- Uma possível solução para amenizar esse problema é a introdução do ***momentum*** , que quantifica o grau de importância de variação de peso do ciclo anterior ao ciclo atual.

Neurônio Artificial



Redes Perceptron

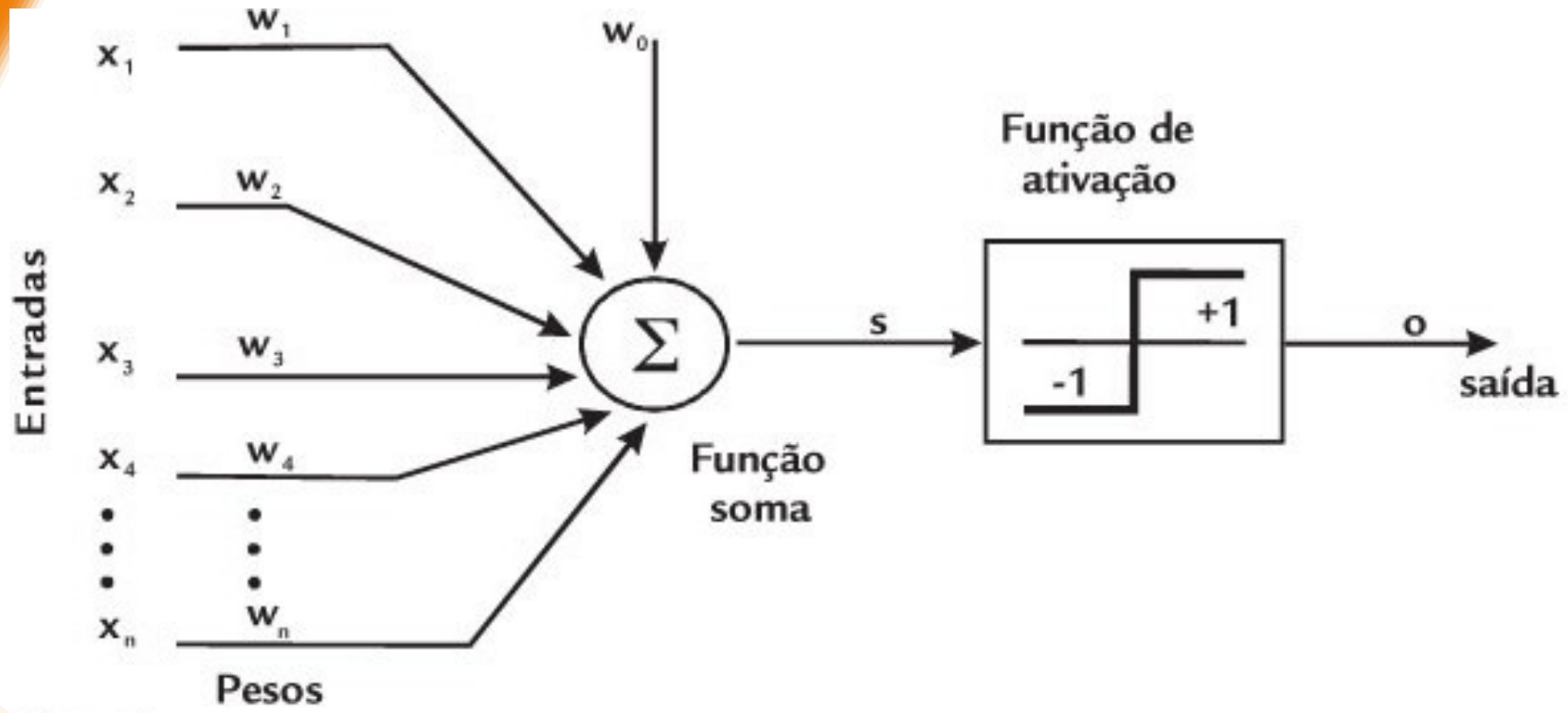
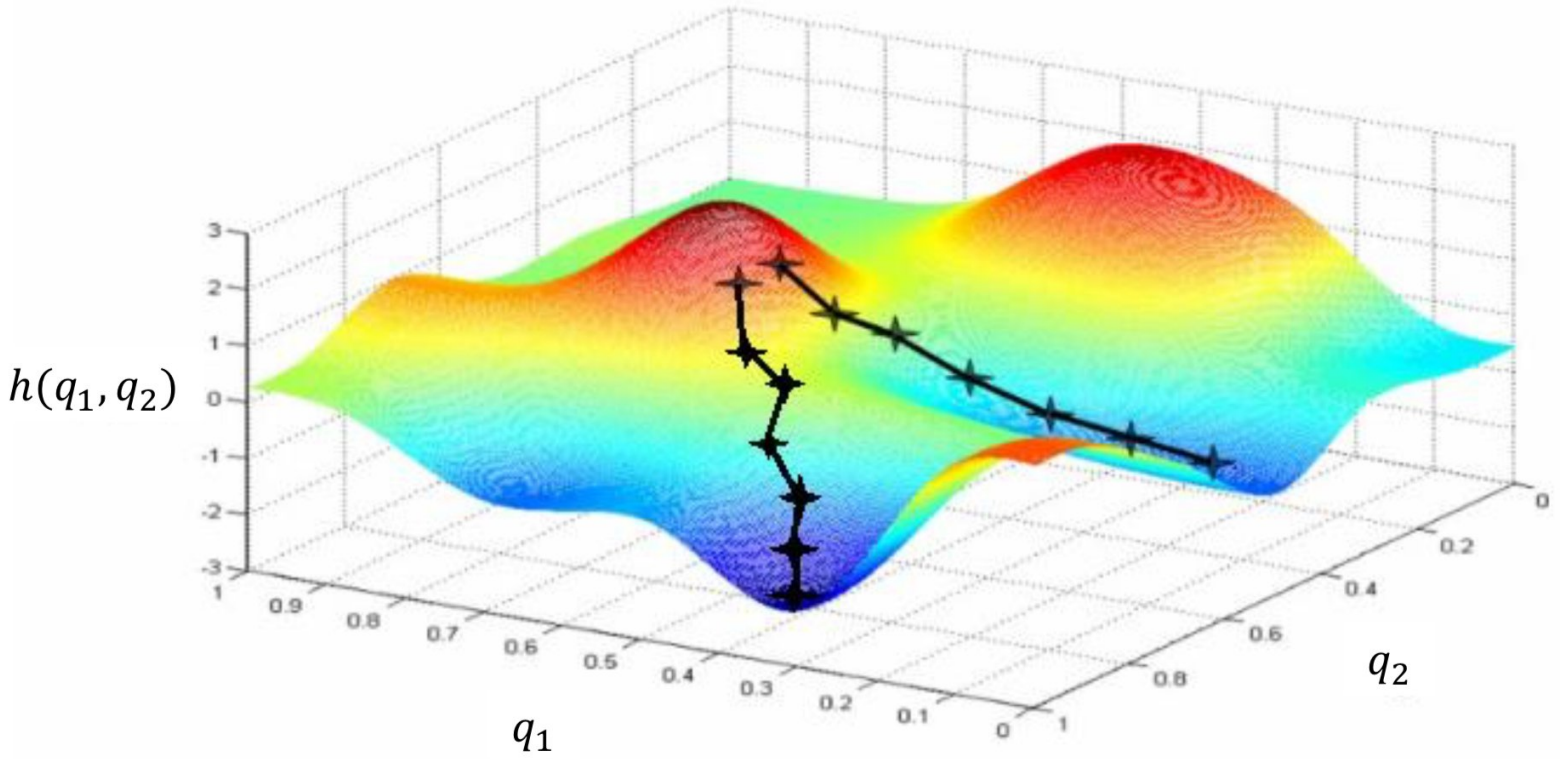


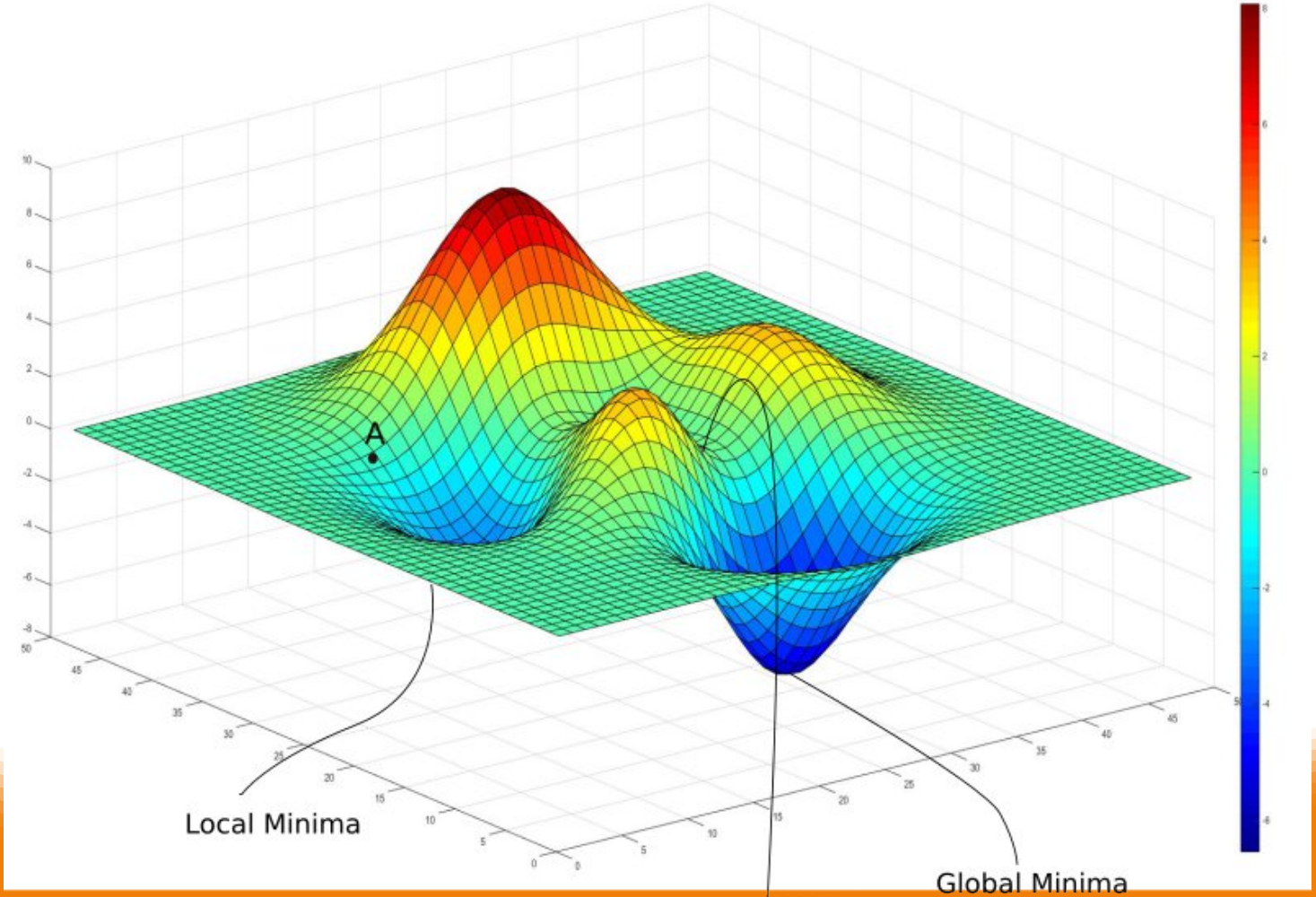
Figura 1
Modelo de um neurônio perceptron de Rosenblatt. Fonte: Adaptado de Medeiros (2006, p. 3).

Backpropagation – Convergência do algoritmo

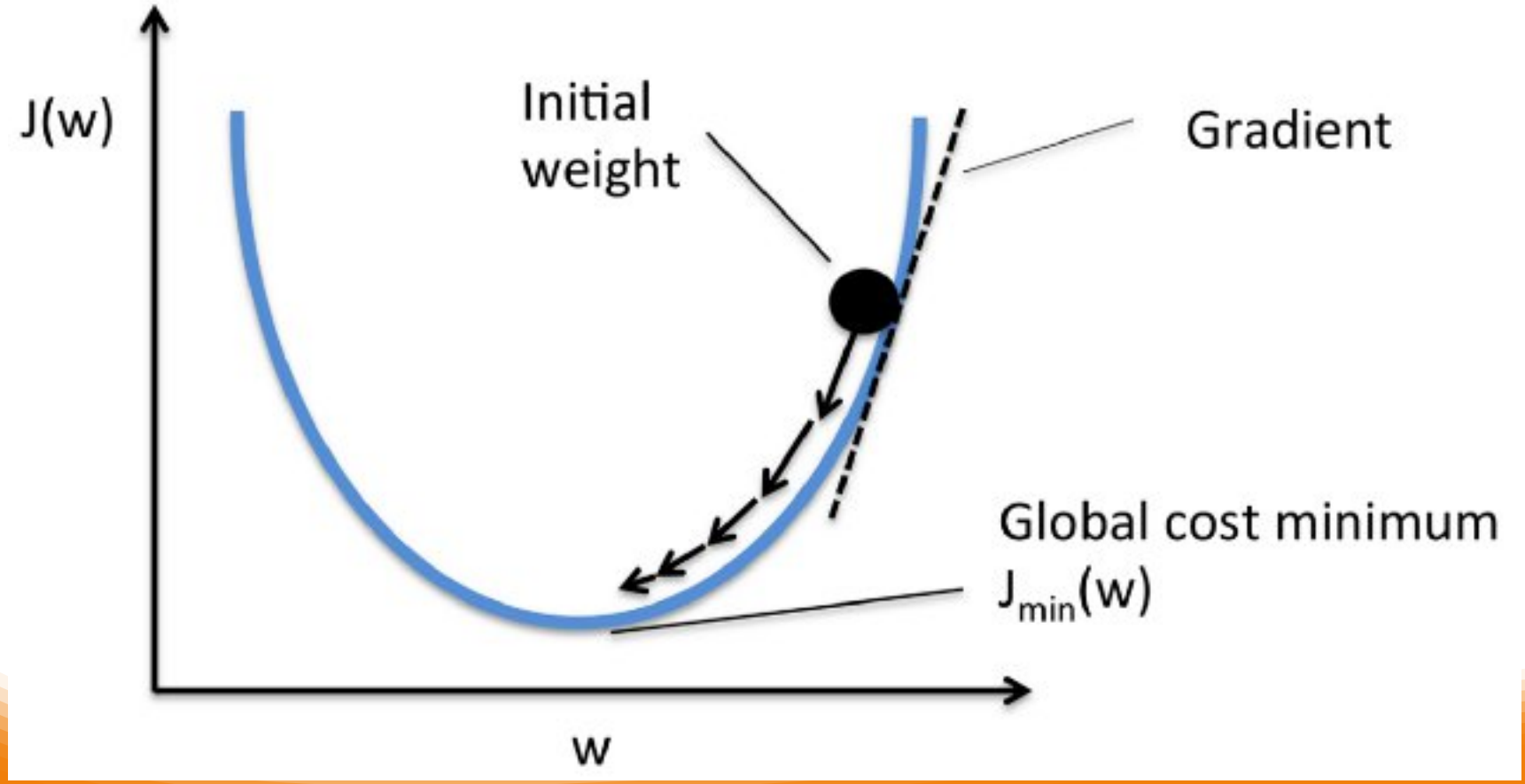


Passo =Taxa de Aprendizagem = Learning Rate (0,001)

Backpropagation – Convergência do algoritmo

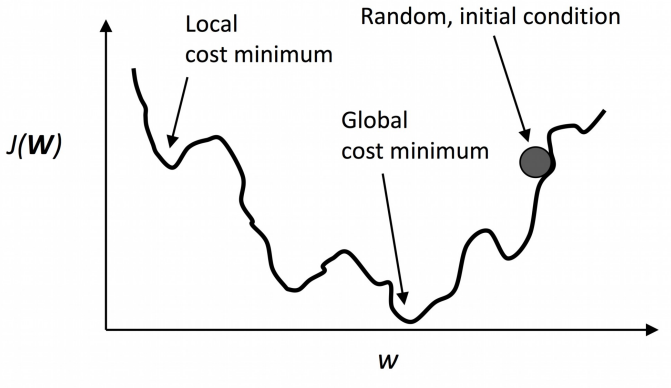


Backpropagation – Convergência do algoritmo

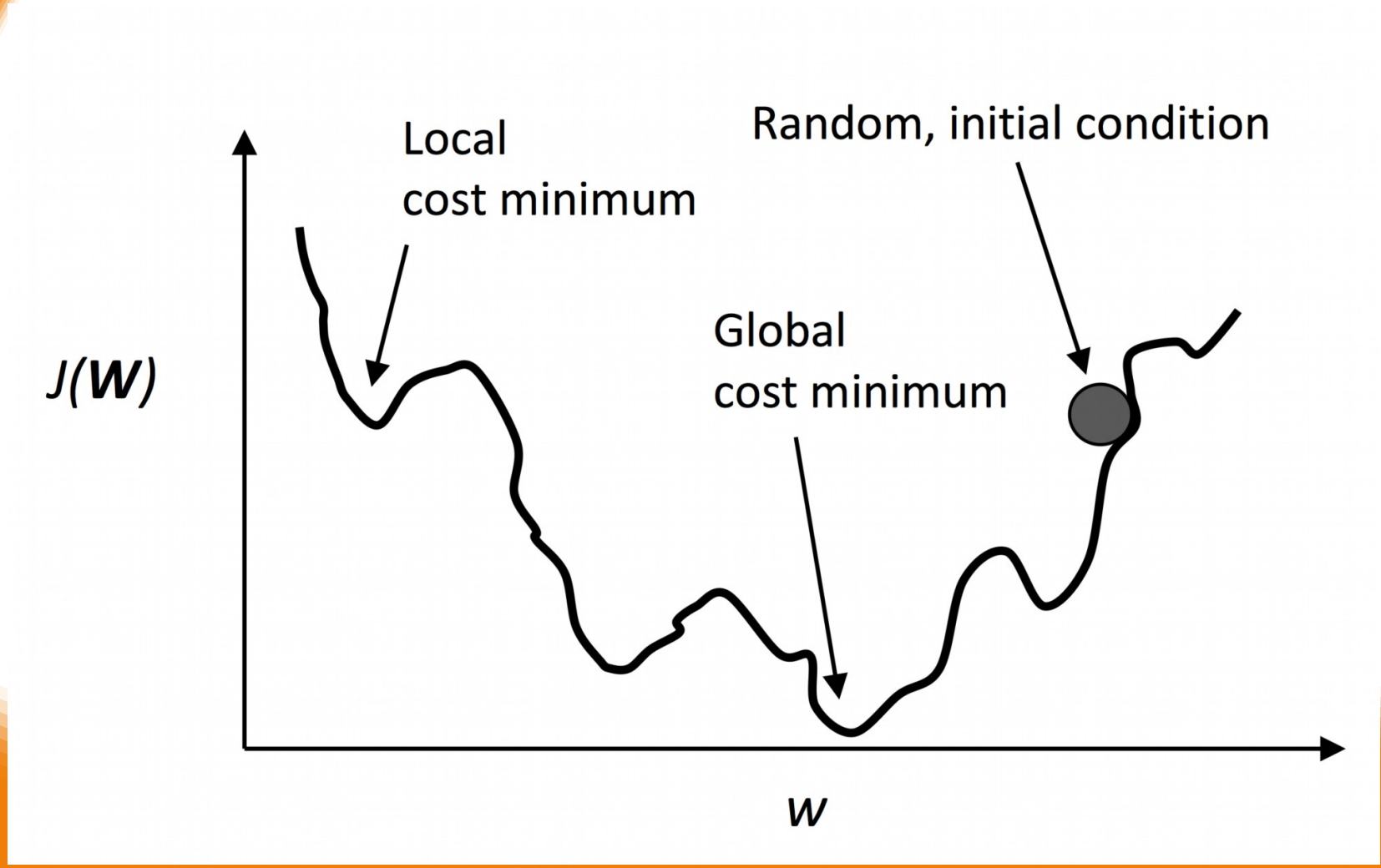


Backpropagation – Convergência do algoritmo

- A superfície de erro minimizada no backpropagation, apresenta regiões de mínimos locais e de mínimo global para problemas complexos.
- O objetivo do treinamento é atingir o mínimo global
- Entretanto, é possível que o treinamento com backpropagation fique numa região de mínimo local, fazendo com que a rede possua uma baixa acurácia preditiva.

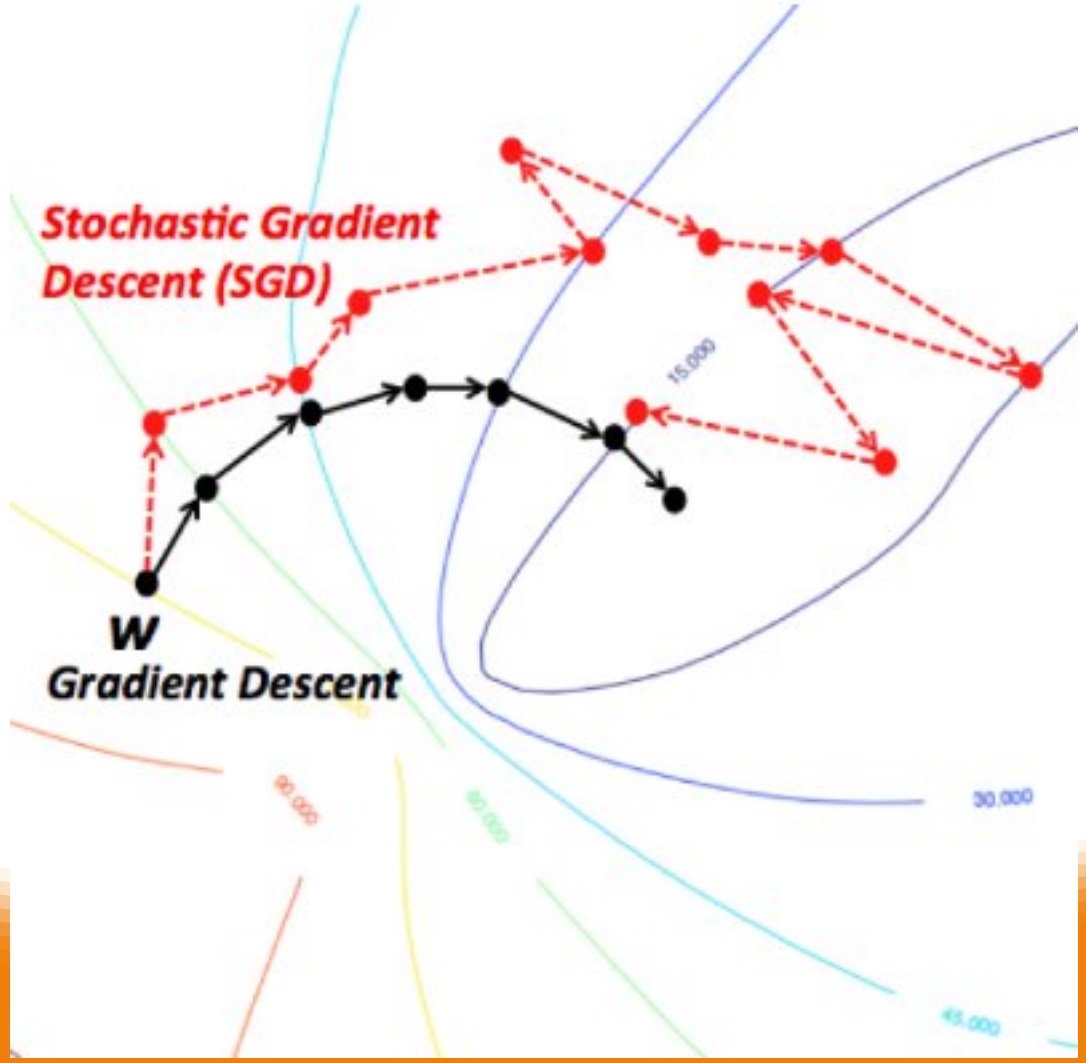


Backpropagation – Convergência do algoritmo

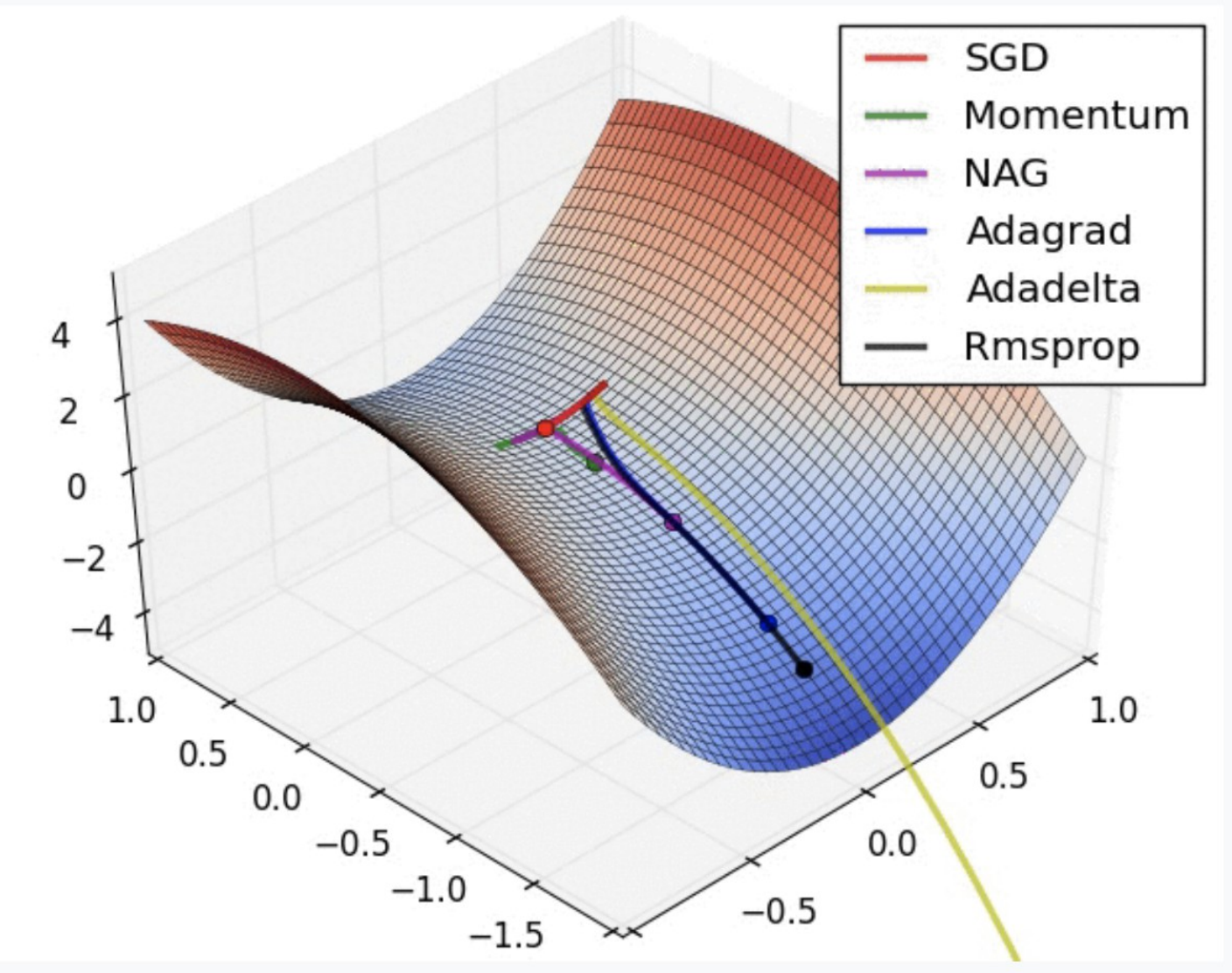


Batch Gradient Descent
Mini-batch Gradient Descent
Stochastic Gradient Descent

Gradient Descend x Stochastic Gradiente



Otimizadores
Cálculo de Mínimos Globais



Otimizadores - Cálculo de Mínimos Globais

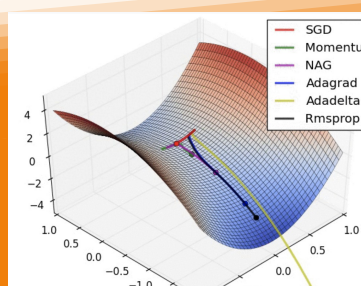
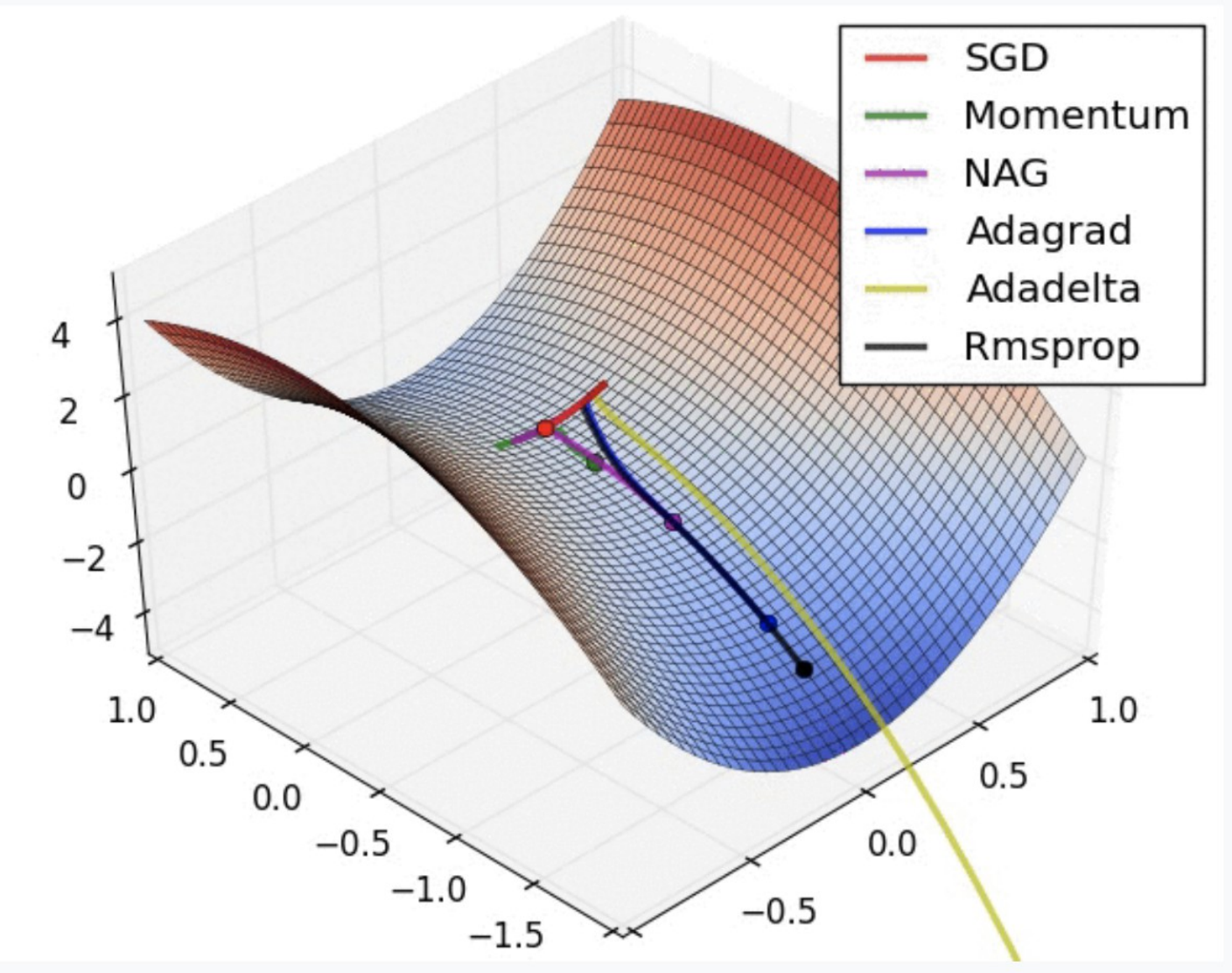
Adagrad: weights with a high gradient will have low learning rate and vice versa

RMSprop: adjusts the Adagrad method such that it reduces its monotonically decreasing learning rate.

Adam is almost similar to RMSProp but with momentum

Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) is another alternative to **Stochastic Gradient Descent** (SGD)

The difference between **gradient descent** and **AdaGrad** methods is that the learning rate is no longer fixed. It is computed using all the historical gradients accumulated up to the latest iteration



Otimizadores
Cálculo de Mínimos Globais