# Redes Neurais Artificiais – Parte I

## 1. Prólogo

- A descoberta da **célula** (Robert Hooke, 1665) foi um passo de enorme importância para que houvesse uma melhor compreensão da estrutura dos seres vivos. Talvez se possa considerar, *cum grano salis*, a célula um "átomo de vida".
- As células eucariontes possuem três partes principais: membrana, núcleo e citoplasma. A membrana "delimita a célula", i.e., isola seu interior do meio externo. O núcleo abriga o material genético e, no citoplasma, estão componentes como as organelas.

• Os neurônios são células, mas células que possuem mecanismos elétricos e/ou químicos peculiares. A Fig. 1 traz uma visão esquemática.

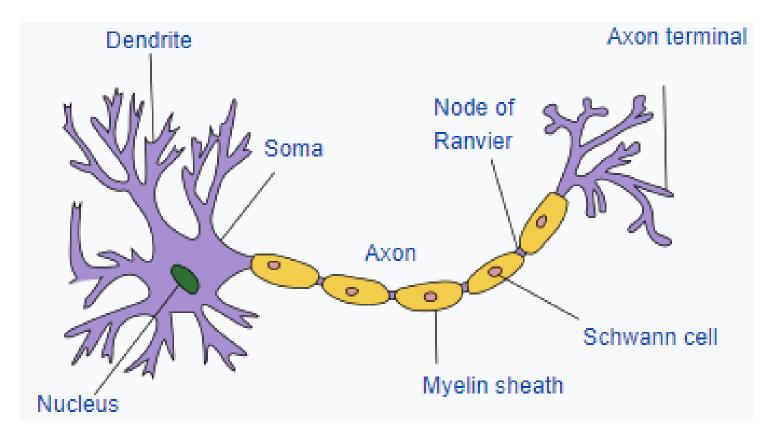


Figura 1 – Visão Básica de um Neurônio.

• Em termos muito simples, podemos afirmar (cientes de que há exceções):

- ➤ Que o neurônio recebe estímulos elétricos, basicamente a partir dos dendritos;
- Que esses estímulos são integrados;
- ➤ Que a estimulação pode levar à geração de uma resposta elétrica enviada pelo axônio.
- Do ponto de vista de nosso curso, o neurônio será um sistema com entradas e saída. Como é a regra quando se lida com sistemas, o neurônio processa informação.
- Uma "perspectiva de trabalho" pode ser a seguinte:
  - ➤ Os neurônios recebem estímulos elétricos;
  - Esses estímulos são integrados;
  - ➤ Se a atividade exceder certo limiar, o neurônio gera um pulso (*spike* ou potencial de ação);

O potencial de ação é mostrado na Fig. 2.

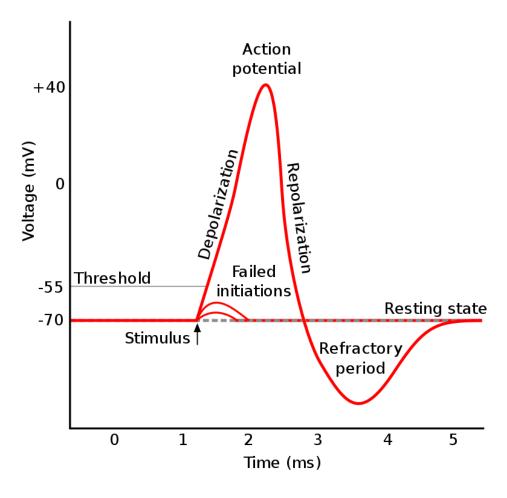


Figura 2 – Ilustração do Potencial de Ação.

#### 2. O Modelo de McCulloch e Pitts

- O final do século XIX e o início do século XX foram períodos fundamentais para o estabelecimento da visão atual do sistema nervoso. Quando Warren McCulloch e Walter Pitts apresentaram o primeiro modelo "computacional" de neurônio (McCulloch & Pitts, 1943), já haviam sido identificados vários elementos considerados centrais até hoje.
- O modelo de McCulloch e Pitts parece "simples" à luz de alguns modelos empregados nos dias atuais, mas sua importância foi enorme. A partir desse modelo, foi possível estabelecer uma conexão entre o funcionamento de um neurônio e a lógica proposicional. A partir daí, a relação com a computação digital foi natural.
- As premissas do modelo são (MCCULLOCH & PITTS, 1943):

- A atividade do neurônio é um processo do tipo "tudo ou nada", ou seja, um processo binário.
- ➤ Certo número de sinapses deve ser excitado num determinado período para que o neurônio "dispare".
- ➤ O único atraso significativo no sistema nervoso é o atraso sináptico.
- ➤ A atividade numa sinapse inibitória impede o disparo do neurônio no instante associado.
- ➤ A estrutura da rede de neurônios não se altera com o tempo.
- Um exemplo desse modelo está na Fig. 3. Note que o limiar de disparo é dois e que a terceira entrada se liga por meio de uma sinapse inibitória.

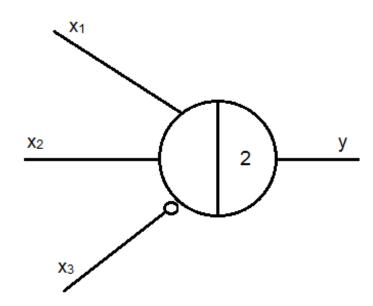


Figura 3 – Exemplo de Modelo de McCulloch e Pitts.

• A tabela-verdade que rege o funcionamento desse neurônio é mostrada a seguir.

Tabela 1 – Tabela-Verdade do Exemplo (Fig. 3).

<b>X</b> 1	<b>X</b> 2	<b>X</b> 3	y
0	0	0	0
0	0	1	0
0	1	0	0
0	1	1	0
1	0	0	0
1	0	1	0
1	1	0	1
1	1	1	0

### 3. Perceptron

• O modelo conhecido como *perceptron*, proposto por Frank Rosenblatt no final dos anos 1950, foi um dos grandes marcos na história das redes neurais. Sua estrutura geral é similar à do modelo de McCulloch e Pitts, mas há diferenças fundamentais, como o abandono de um domínio numérico exclusivamente booleano (binário). A Fig. 4 traz uma representação do modelo.

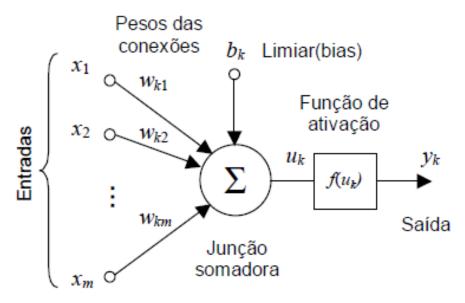


Figura 4 – Estrutura do perceptron.

• A ideia é que a ativação do neurônio (causada pelos estímulos de entrada) seja uma combinação linear entre os estímulos e os pesos sinápticos. Se essa ativação exceder certo limiar, ocorrerá um "disparo". Isso pode ser expresso por meio de uma **função de ativação** do tipo "degrau". Ou seja, de acordo com a notação da Fig. 4,

$$y_k = f(u_k) = f\left(\sum_{i=1}^m w_{ki} x_i + b_k\right) = \begin{cases} 1, \text{se } \sum_{i=1}^m w_{ki} x_i + b_k \ge 0\\ 0, \text{se } \sum_{i=1}^m w_{ki} x_i + b_k < 0 \end{cases}$$

• Note que a função de ativação f(.) está "em torno de zero", e o limiar de disparo é controlado, indiretamente, pelo valor do bias  $(b_k)$ .

• O tipo de resposta desse neurônio dá origem a um classificador para problemas com duas classes. As classes são separadas pela fronteira de pontos para os quais vale:

$$\sum_{i=1}^{m} w_{ki} x_i + b_k = 0$$

• No espaço dos atributos  $x_i$ , essa é a equação de um hiperplano. Esse ponto é muito importante: o perceptron só é capaz de classificar dados que sejam linearmente separáveis (separáveis por um hiperplano). A Fig. 5 ilustra isso para um caso bidimensional.

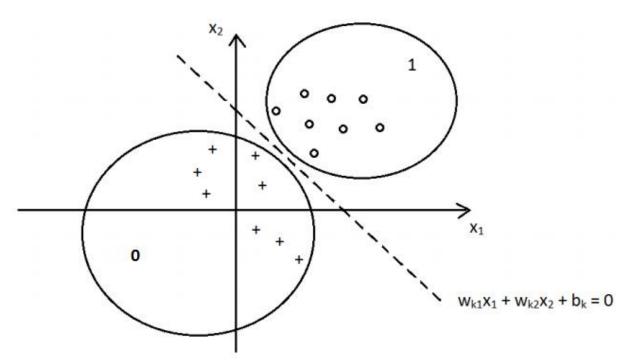


Figura 5 – Dados Linearmente Separáveis.

• Caso os dados sejam linearmente separáveis, a **regra de aprendizado do perceptron** tem convergência garantida num número finito de iterações. Nessa regra, para cada dado do conjunto de treino, obtém-se, primeiramente, a saída da rede para os pesos sinápticos atuais:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^{m} w_i x_i + b\right) = f(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b)$$

• Em seguida, gera-se um indicador de erro entre a saída e o rótulo *d* do dado:

$$e = d - y$$

• Caso esse erro seja não-nulo, a adaptação é da seguinte forma:

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \alpha e \mathbf{x}$$

$$b \leftarrow b + \alpha e$$

sendo  $\alpha$  uma taxa de aprendizado.

 Após a apresentação de todos os dados (ou seja, uma época), deve haver uma reordenação dos padrões e uma nova apresentação. Quando a separação linear ocorrer, não haverá mais erros, e as regras de atualização dadas não mais modificarão os parâmetros.

## 4. Referências bibliográficas

MCCULLOCH, W., PITTS, W., "A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity", The Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, No. 4, pp. 115 – 133, 1943.

VON ZUBEN, F. J., **Notas de Aulas do Curso "Redes Neurais" (IA353),** disponíveis em *http://www.dca.fee.unicamp.br/~vonzuben/courses/ia353.html* 

WIKIPEDIA, Artigos e Figuras Diversas.