

Redes neurais artificiais e introdução ao Deep Learning

Bloco 1

Lucas Claudino

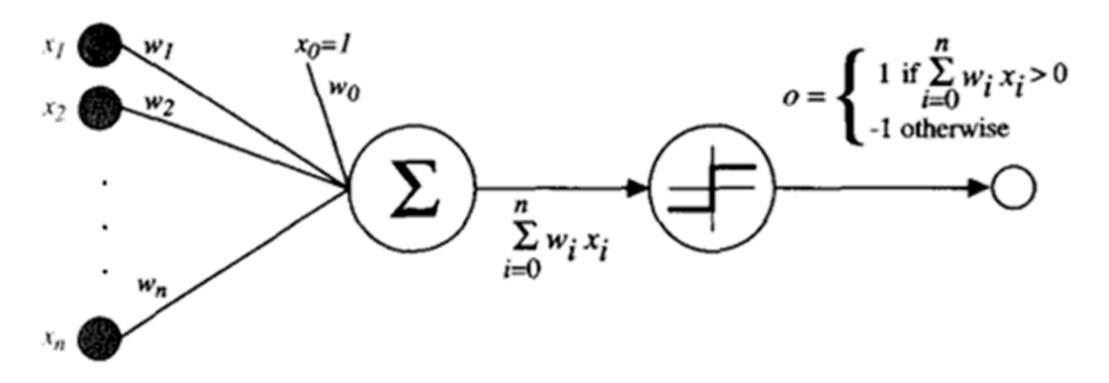


▶ RNA

- Baseada na forma de trabalho do sistema nervoso.
- Neurônios (nós) carregam informações.
- Pesos para cada nó.
- Camadas de uma RNA:
 - Entrada.
 - Oculta.
 - Saída.

RNA perceptron

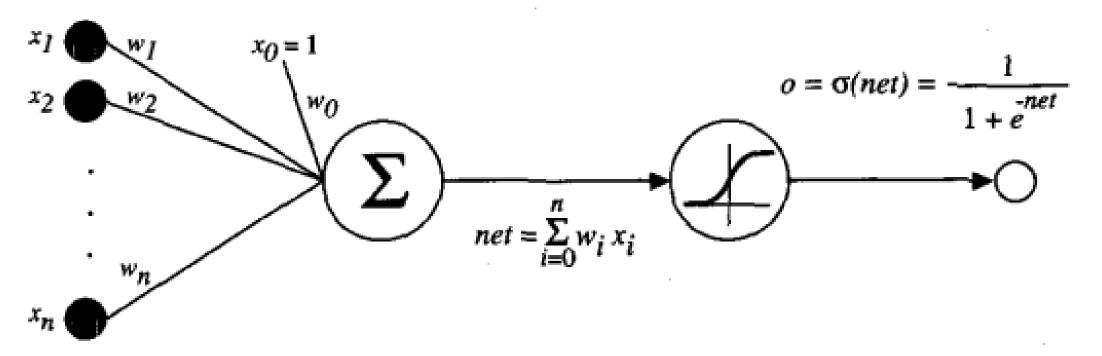
Figura 1 – Rede neural artificial do tipo *perceptron*



Fonte: Mitchel (1997, p. 87).

RNA com função sigmoide como ativação

Figura 2 – Rede Neural Artificial com uso de cálculo de limiar através da função sigmoide

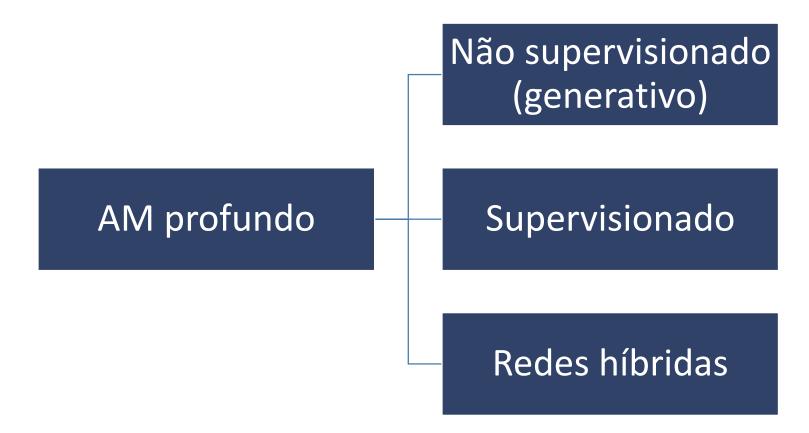


Fonte: Mitchel (1997, p. 87).

Deep Learning

- Atualmente: muita informação (sensores, câmeras etc.).
- Deep Learning analisa e extrai padrões.
- Rede neural densa (profunda): muitas camadas ocultas.
 - Redes Neurais Convolucionais.
 - Redes Neurais Recorrentes.
 - Redes Neurais Recursivas.

Deep Learning



Aplicações de deep learning

- Coloração de imagens preto e brancas.
- Tradução automática.
- Classificação e detecção de objetos em fotografias.
- Jogadores automáticos (bots).
- Chat bots.



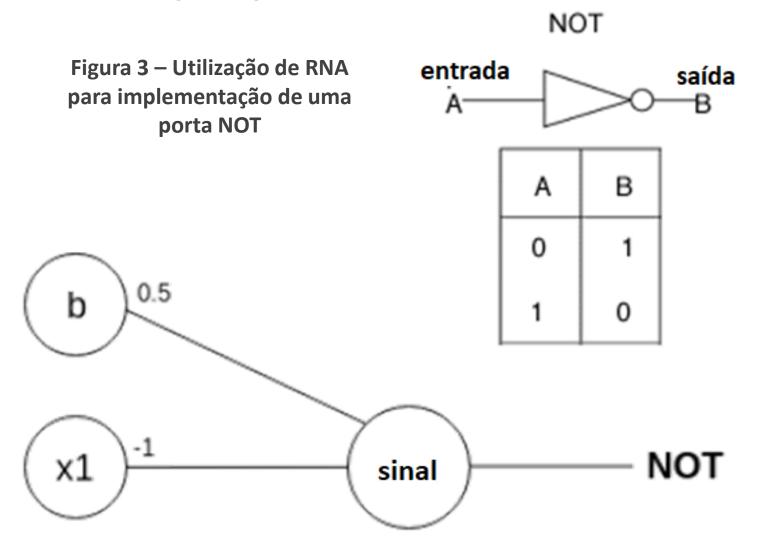
Treinamento – determinação de pesos

$$w_i \leftarrow w_i + \Delta w_i$$
$$\Delta w_i = \eta (t - o) x_i$$

Variação de peso indica em qual direção o algoritmo deve andar.

É relacionado ao gradiente da função erro (minimizar o erro).

Exemplo: porta NOT



Fonte: adaptada de Dukor (2018).





Teoria em prática: aplicação de RNA

Quadro 1 -amostras para o treinamento da rede neural perceptron

X1	X2	t
0	0	-1
0	1	-1
1	0	-1
1	1	1

Fonte: elaborada pelo autor.

Quadro 2 -amostras para o treinamento da rede neural perceptron (2)

X1	X2	Х3	t
0,1	0,4	0,7	1
0,3	0,7	0,2	-1
0,6	0,9	0,8	-1
0,5	0,7	0,1	1

Fonte: elaborada pelo autor.

Passos a seguir

- Definir a matriz de dados a ser utilizada.
- Iniciar os pesos com zero ou um valor aleatório.
- Escolher uma taxa de aprendizagem.
- Calcular a saída a partir dos pesos atuais.
- Enquanto ainda houver diferença entre a saída obtida e a saída desejada, atualizar os pesos com a regra já estudada:

$$w_{i+1} = w_i + \Delta w_i = w_i + \eta(t - o)x_i$$

Figura 4 – Exemplo de implementação de RNA

```
\Boxfor i = 1:n1,
     erro=1;
     while erro == 1, % enquanto erro for 1 faça
         u = amostra(i,:)*w';
         if (u >= 0)
             y = 1;
         else
             y = -1; end
         if (y \sim = target(i, 1))
              r = n*(target(i,1)-y)*amostra(i,:)
             w = w + r
              epoca= epoca +1;
              erro=1;
         else
              erro=0;
              epoca= epoca +1; end end
     i = i+1; end
```

Figura 5 – Exemplo de implementação de RNA (2)

```
% Operação
 file = 'dados1.xlsx';
 dados = xlsread(file) % lê os dados da tabela excel
 y = size(dados); % pega o tamanho da matriz Amostras
 y1 = y(1,1);
 y2 = y(1,2);
 i = 1;
 dado = ones(y1,y2+1);
 dado(:,1) = -1;
 dado(:,2:end) = dados(:,1:end);
\existsfor i=1:y1,
 u = dado(i,:)*w';
if (u >= 0)
             y = 1
         else
             y = -1end
i = i+1;end
```



Dica do professor

- Decida entre treinar sua RNA ou usar uma RNA feita.
 - Dados do tipo ImageNet -> VGG net, ResNet, DenseNet.
- Sempre utilize um layer de normalização.
- Restrinja os valores possíveis dos pesos.
- Embaralhe os dados antes e durante o treinamento.
- Treinamento requer muito processamento: use o GoogleColab (processamento em nuvem).

Referências

FACELI, K. et al. Inteligência artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina. São Paulo: LTC Editora, 2011.

MITCHEL, M. B. **Machine Learning**. New York: McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.

DUKOR, Stanley O. Neural Representation of AND, OR, NOT, XOR and XNOR Logic Gates (Perceptron Algorithm). Medium, [s.l.], 13 de novembro de 2018. Disponível em: https://medium.com/@stanleydukor/neural-representation-of-and-or-not-xor-and-xnor-logic-gates-perceptron-algorithm-b0275375fea1. Acesso em: 13 set. 2019.

