Machine Learning

Aula 08

Aprendizagem Supervisionada: Redes Neurais Artificiais

Evandro J.R. Silva

Uninassau Teresina

Sumário

- 1 Introdução
- 2 Perceptron
- 3 MultiLayer Perceptron (MLP)

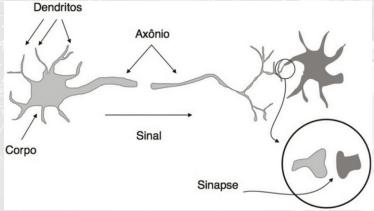
 Backpropagation
- 4 FIM

Introdução



Introdução

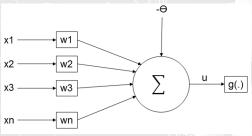
 As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são inspiradas nas redes neuronais do cérebro humano, e em como a informação percorre o cérebro, se propagando entre os neurônios.



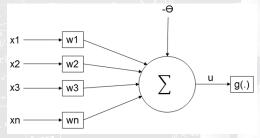
Introdução

• Existem vários tipos de RNAs, e veremos as duas mais básicas e comuns: Perceptron e MLP (MultiLayer Perceptron).

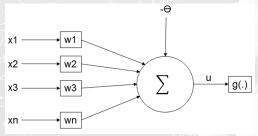




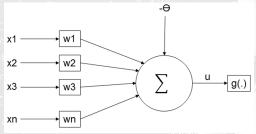
 O Perceptron consiste em apenas um único neurônio artificial, o qual recebe várias entradas, é capaz de processá-las e retorna uma saída.



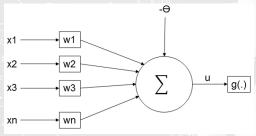
Sinais de entrada: {x₁, x₂, x₃, ..., x_n};



- Sinais de entrada: $\{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$;
- Pesos sinápticos: $\{w_1, w_2, w_3, ..., w_n\}$;

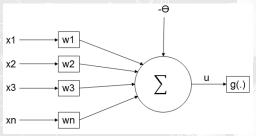


- Sinais de entrada: $\{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$;
- Pesos sinápticos: {w₁, w₂, w₃, ..., w_n};
- Combinador linear: Σ;



- Sinais de entrada: $\{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$;
- Pesos sinápticos: $\{w_1, w_2, w_3, ..., w_n\}$;
- Combinador linear: Σ;
- Limiar de ativação: θ ;

 O Perceptron consiste em apenas um único neurônio artificial, o qual recebe várias entradas, é capaz de processá-las e retorna uma saída.

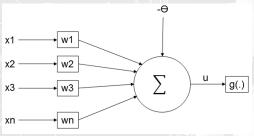


- Sinais de entrada: $\{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$;
- Pesos sinápticos: {w₁, w₂, w₃, ..., w_n};
- Combinador linear: Σ;
- Limiar de ativação: θ ;

Potencial de ativação:

$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i - \theta;$$

 O Perceptron consiste em apenas um único neurônio artificial, o qual recebe várias entradas, é capaz de processá-las e retorna uma saída.



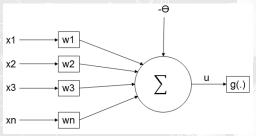
- Sinais de entrada: $\{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$;
- Pesos sinápticos: {w₁, w₂, w₃, ..., w_n};
- Combinador linear: Σ;
- Limiar de ativação: θ ;

Potencial de ativação:

$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i - \theta;$$

Função de ativação: g(.);

 O Perceptron consiste em apenas um único neurônio artificial, o qual recebe várias entradas, é capaz de processá-las e retorna uma saída.



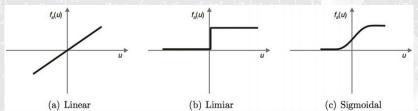
- Sinais de entrada: $\{x_1, x_2, x_3, ..., x_n\}$;
- Pesos sinápticos: {w₁, w₂, w₃, ..., w_n};
- Combinador linear: Σ;
- Limiar de ativação: θ ;

Potencial de ativação:

$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i - \theta;$$

- Função de ativação: g(.);
- Sinal de saída: y = g(u);

• Exemplos de função de ativação g(.)



- Funcionamento básico
 - 1 Cada entrada é um valor. Multiplique cada entrada pelo peso correspondente;

- Funcionamento básico
 - 1 Cada entrada é um valor. Multiplique cada entrada pelo peso correspondente;
 - 2 Faça a combinação de todas as entradas (já multiplicadas com os pesos) com o limiar de ativação. A combinação é a soma de todos os valores.

- Funcionamento básico
 - 1 Cada entrada é um valor. Multiplique cada entrada pelo peso correspondente;
 - 2 Faça a combinação de todas as entradas (já multiplicadas com os pesos) com o limiar de ativação. A combinação é a soma de todos os valores.
 - 3 Execute a função de ativação. Essa função tem como entrada a combinação das entradas e limiar de ativação. A partir do valor recebido a função vai retornar outro valor. Por exemplo: se o valor for \geq o a função retorna 1, senão, retorna o. O retorno dessa função é justamente a saída y.

Funcionamento básico

- Cada entrada é um valor. Multiplique cada entrada pelo peso correspondente;
- Faça a combinação de todas as entradas (já multiplicadas com os pesos) com o limiar de ativação. A combinação é a soma de todos os valores.
- S Execute a função de ativação. Essa função tem como entrada a combinação das entradas e limiar de ativação. A partir do valor recebido a função vai retornar outro valor. Por exemplo: se o valor for ≥ o a função retorna 1, senão, retorna o. O retorno dessa função é justamente a saída v.
- Se o aprendizado for supervisionado e a saída estiver errada, ajuste os pesos de acordo com alguma função escolhida.

- Dada uma rede do tipo Perceptron formada por um neurônio com três terminais de entrada, utilizado os pesos iniciais $w_0 = 0$, 4, $w_1 = -0$, 6 e $w_2 = 0$, 6, limiar $\theta = 0$, 5 e uma taxa de aprendizado $\eta = 0$, 4. Responda os itens abaixo:
 - 1 Ensinar a rede a gerar a saída -1 para o padrão 001 e a saída +1 para o padrão 110;
 - 2 A que classe pertencem os padrões 111, 000, 100, 011?

Exemplo

• Perceba que são três entradas: **0**, **0** e **1**. Ou **1**, **1** e **0**.

- Perceba que são três entradas: **0**, **0** e **1**. Ou **1**, **1** e **0**.
- Lembre também que o limiar de ativação é multiplicado por -1. Ou seja, podemos considerar que θ também é um peso associado.

- Perceba que são três entradas: **o**, **o** e **1**. Ou **1**, **1** e **o**.
- Lembre também que o limiar de ativação é multiplicado por -1. Ou seja, podemos considerar que θ também é um peso associado.
- A função de ativação g(u) que utilizaremos vai retornar +1 se a combinação for \geq 0, e -1 se a combinação < 0.

- Perceba que são três entradas: **0**, **0** e **1**. Ou **1**, **1** e **0**.
- Lembre também que o limiar de ativação é multiplicado por -1. Ou seja, podemos considerar que θ também é um peso associado.
- A função de ativação g(u) que utilizaremos vai retornar +1 se a combinação for \geq 0, e -1 se a combinação < 0.
- Por fim, temos uma taxa de aprendizado, a qual será utilizada na função de ajuste de pesos.

Exemplo

• Padrão **001**. Saída desejada: d = -1

- Padrão **001**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(0,4) + O(-0,6) + 1(0,6) 1(0,5) = 0,1

- Padrão **001**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(0,4) + O(-0,6) + 1(0,6) 1(0,5) = 0,1

Exemplo

• Padrão **001**. Saída desejada: d = -1

1
$$u = O(0,4) + O(-0,6) + 1(0,6) - 1(0,5) = 0,1$$

 $y = g(u) = +1 \text{ (uma vez que 0,1 } \ge 0)$

- Padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(0.4) + O(-0.6) + 1(0.6) 1(0.5) = 0.1 $y = g(u) = +1 \text{ (uma vez que } 0.1 \ge 0)$
 - 2 Atualização dos pesos: $w_n = w_n + \Delta w_n$ onde w_n é o peso n e $\Delta w_n = \text{taxa}$ de aprendizado · entrada · erro. E o erro = saída desejada saída real.

 Ou seja: $\Delta w_n = \eta \cdot x_n \cdot (d y)$.

- Padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(0.4) + O(-0.6) + 1(0.6) 1(0.5) = 0.1y = g(u) = +1 (uma vez que $0.1 \ge 0$)
 - 2 Atualização dos pesos: $w_n = w_n + \Delta w_n$ onde w_n é o peso n e $\Delta w_n = \text{taxa}$ de aprendizado · entrada · erro. E o erro = saída desejada saída real.

 Ou seja: $\Delta w_n = \eta \cdot x_n \cdot (d y)$.
 - 3 Atualizando os pesos:

$$W_0 = 0, 4 + 0, 4 \cdot 0 \cdot (-1 - (+1)) = 0, 4$$

$$W_1 = -0, 6 + 0, 4 \cdot 0 \cdot (-1 - (+1)) = -0, 6$$

$$W_2 = 0, 6 + 0, 4 \cdot 1 \cdot (-1 - (+1)) = -0.2$$

$$W_{\theta} = 0, 5 + 0, 4 \cdot -1 \cdot (-1 - (+1)) = 1, 3$$

Exemplo

• Padrão **110**. Saída desejada: d = +1

- Padrão **110**. Saída desejada: d = +1
 - 1 u = 1(0,4) + 1(-0,6) + 0(-0,2) 1(1,3) = -1,5

- Padrão **110**. Saída desejada: d = +1
 - 1 u = 1(0,4) + 1(-0,6) + 0(-0,2) 1(1,3) = -1,5

- Padrão **110**. Saída desejada: d = +1
 - 1 u = 1(0,4) + 1(-0,6) + 0(-0,2) 1(1,3) = -1,5y = g(u) = -1 (uma vez que -1, 5 < 0)

- Padrão **110**. Saída desejada: d = +1
 - 1 u = 1(0,4) + 1(-0,6) + 0(-0,2) 1(1,3) = -1,5y = g(u) = -1 (uma vez que -1, 5 < 0)
 - 2 Atualizando os pesos:

$$W_0 = 0, 4 + 0, 4 \cdot 1 \cdot (1 - (-1)) = 1, 2$$

$$W_1 = -0, 6 + 0, 4 \cdot 1 \cdot (1 - (-1)) = 0, 2$$

$$W_2 = -0, 2 + 0, 4 \cdot 0 \cdot (1 - (-1)) = -0.2$$

$$W_{\theta} = 1, 3 + 0, 4 \cdot -1 \cdot (1 - (-1)) = 0, 5$$

Exemplo

• Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = o(1,2) + o(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = 0(1,2) + 0(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7

- Novamente o padrão **001**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(1,2) + O(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7

$$y = g(u) = -1$$
 (uma vez que $-0, 7 < 0$)

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(1,2) + O(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7y = g(u) = -1 (uma vez que -0,7 < 0)
 - 2 Atualizando os pesos: Como d = y não há necessidade de atualizar os pesos.

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(1,2) + O(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7y = g(u) = -1 (uma vez que -0,7 < 0)
 - 2 Atualizando os pesos: Como d = y não há necessidade de atualizar os pesos.
- Novamente o padrão **110**. Saída desejada: d = +1

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(1,2) + O(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7y = g(u) = -1 (uma vez que -0,7 < 0)
 - Atualizando os pesos:
 Como d = y não há necessidade de atualizar os pesos.
- Novamente o padrão **110**. Saída desejada: d = +1

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(1,2) + O(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7y = g(u) = -1 (uma vez que -0,7 < 0)
 - 2 Atualizando os pesos: Como d = y não há necessidade de atualizar os pesos.
- Novamente o padrão **110**. Saída desejada: d = +1

1
$$u = 1(1,2) + 1(0,2) + 0(-0,2) - 1(0,5) = 0,9$$

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(1,2) + O(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7y = g(u) = -1 (uma vez que -0,7 < 0)
 - Atualizando os pesos: Como d = y não há necessidade de atualizar os pesos.
- Novamente o padrão **110**. Saída desejada: d = +1

1
$$u = 1(1,2) + 1(0,2) + 0(-0,2) - 1(0,5) = 0,9$$

 $y = g(u) = +1$ (uma vez que 0, 9 \geq 0)

Exemplo

- Novamente o padrão **oo1**. Saída desejada: d = -1
 - 1 u = O(1,2) + O(0,2) + 1(-0,2) 1(0,5) = -0,7y = g(u) = -1 (uma vez que -0,7 < 0)
 - Atualizando os pesos: Como d = y não há necessidade de atualizar os pesos.
- Novamente o padrão **110**. Saída desejada: d = +1

1
$$u = 1(1,2) + 1(0,2) + 0(-0,2) - 1(0,5) = 0,9$$

Atualizando os pesos: Como d = y não há necessidade de atualizar os pesos.

- Dada uma rede do tipo Perceptron formada por um neurônio com três terminais de entrada, utilizado os pesos iniciais $w_0 = 0, 4, w_1 =$ $-0, 6 \text{ e } w_2 = 0, 6, \text{ limiar } \theta = 0, 5 \text{ e uma taxa de aprendizado } \eta = 0, 4.$ Responda os itens abaixo:
 - 1 Ensinar a rede a gerar a saída -1 para o padrão 001 e a saída +1 para o padrão 110;
 - A que classe pertencem os padrões 111, 000, 100, 011?

Exemplo

• Padrão **111**

$$u = 1(1,2) + 1(0,2) + 1(-0,2) - 1(0,5) = 0,7 : y = +1$$

Exemplo

• Padrão 111

$$u = 1(1,2) + 1(0,2) + 1(-0,2) - 1(0,5) = 0,7 : y = +1$$

• Padrão ooo

$$u = O(1,2) + O(0,2) + O(-0,2) - 1(0,5) = -0,5 : y = -1$$

Exemplo

• Padrão 111

$$u = 1(1,2) + 1(0,2) + 1(-0,2) - 1(0,5) = 0,7 : y = +1$$

$$u = O(1,2) + O(0,2) + O(-0,2) - 1(0,5) = -0,5$$
 $\therefore v = -1$

• Padrão **100**

$$u = 1(1,2) + O(0,2) + O(-0,2) - 1(0,5) = 0,7 : y = +1$$

Exemplo

• Padrão 111

$$u = 1(1,2) + 1(0,2) + 1(-0,2) - 1(0,5) = 0,7 : y = +1$$

Padrão ooo

$$u = O(1,2) + O(0,2) + O(-0,2) - 1(0,5) = -0,5 : y = -1$$

• Padrão **100**

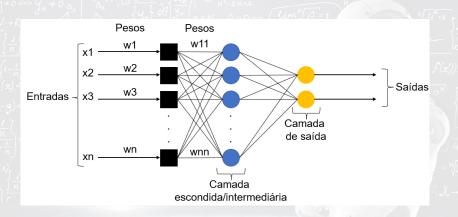
$$u = 1(1,2) + O(0,2) + O(-0,2) - 1(0,5) = 0,7 : y = +1$$

• Padrão 011

$$u = o(1,2) + 1(0,2) + 1(-0,2) - 1(0,5) = -0,5 : y = -1$$

MultiLayer Perceptron (MLP)

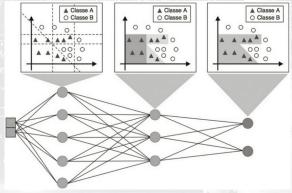




- Redes Neurais podem ser classificadas
 - Quanto ao número de camadas
 - · Como redes de camada única.
 - Como redes de múltiplas camadas (MLP é o exemplo mais básico).
 - Quanto ao tipo de conexões
 - Como feedforward.
 - Como feedback (implicando em Redes Neurais Recorrentes).
 - Quanto à conectividade
 - · Completamente conectada.
 - Parcialmente conectada.
 - Localmente conectada.
- A quantidade de camadas e a quantidade de neurônios em cada camada é um parâmetro em aberto.

- Redes Neurais podem ser classificadas
 - Quanto ao número de camadas
 - · Como redes de camada única.
 - Como redes de múltiplas camadas (MLP é o exemplo mais básico).
 - Quanto ao tipo de conexões
 - Como feedforward.
 - Como feedback (implicando em Redes Neurais Recorrentes).
 - Quanto à conectividade
 - Completamente conectada.
 - Parcialmente conectada.
 - Localmente conectada.
- A quantidade de camadas e a quantidade de neurônios em cada camada é um parâmetro em aberto.
 - Exceto a quantidade de neurônios de entrada e saída.

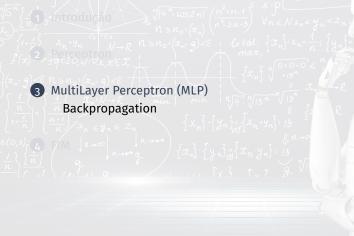
• Como cada camada contribui para a função/regra de aprendizado:



• Exemplo online

Backpropagation

Backpropagation



Backpropagation

- Pode ser traduzido como retropropagação de erro.
- Funcionamento básico:
 - Recalcula os pesos da última camada com base no erro da saída.
 - Recalcula os pesos da camada anterior, com base na atualização dos pesos da última camada.
 - Recalcula os pesos de cada camada anterior, até os pesos da camada de entrada.
- Alguns links explicando o backpropagation com mais detalhes:
 - Wikipedia[EN].
 - Deeplearning book.
 - Geeks for Geeks.



