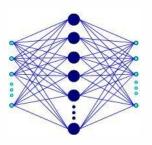
# Ciência da Computação

#### REDE NEURAIS

Semestre: 2010/1 AULA 13



Professor: Max Pereira

http://paginas.unisul.br/max.pereira



#### Conteúdo

- Redes MLP (Backpropagation)
- Exercícios

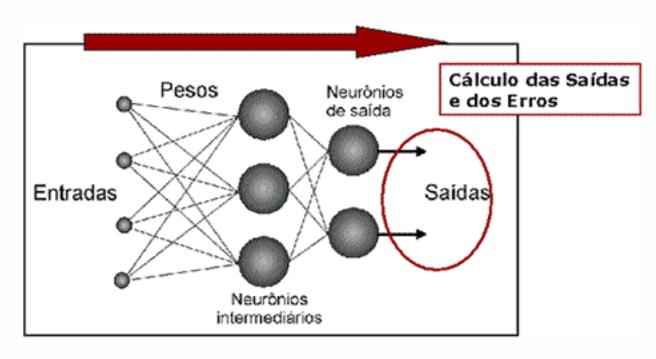
## Redes Backpropagation

- Desenvolvida de forma independente por vários pesquisadores
- Em 1974, Paul Werbos desenvolveu o algoritmo durante sua tese de doutorado.
- Técnica de aprendizado supervisionado mais utilizada para redes neurais
- Rede direta multi-camada
- Solução para classificação de padrões nãolineares.

## Redes Backpropagation

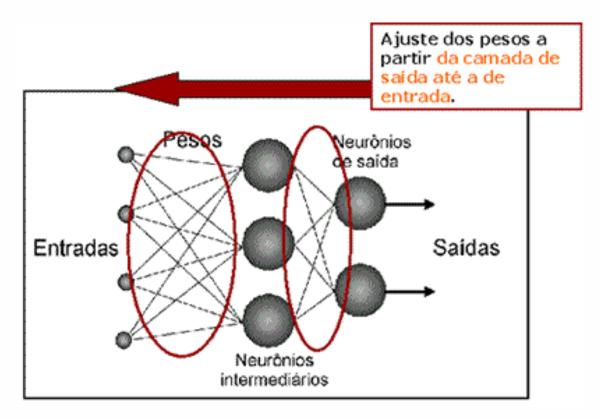
- O treinamento da rede envolve três estágios: o estímulo dos padrões de entrada (propagação), o cálculo e retropropagação do erro e o ajuste dos pesos.
- Após o treinamento, a aplicação da rede envolve apenas o processamento da fase de propagação.

#### **Treinamento**



Propagação

#### **Treinamento**



Retropropagação

## Arquitetura

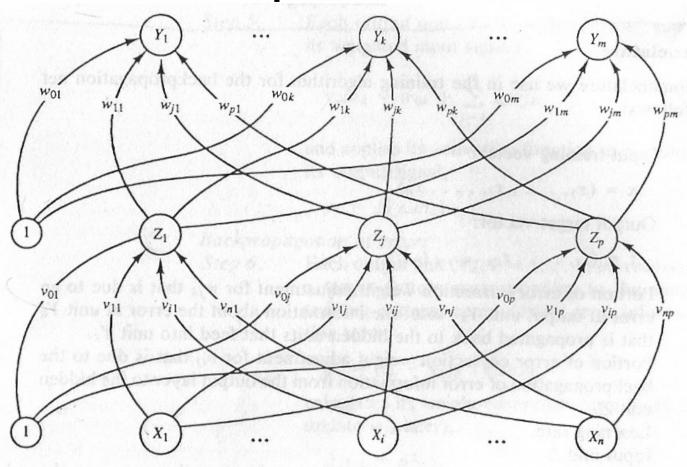


Figure 6.1 Backpropagation neural network with one hidden layer.

- Durante o estágio de propagação, cada unidade (x<sub>i</sub>) recebe um sinal de entrada e envia o sinal para cada unidade da camada intermediária (z<sub>i</sub>).
- Cada unidade da camada intermediária calcula sua ativação e manda seu sinal para cada unidade da camada de saída (y<sub>k</sub>).

- Durante o treinamento cada unidade da camada de saída compara sua própria ativação (yk) com o seu valor alvo (tk) para determinar o erro associado.
- Com base nesse erro, o fator δ<sub>k</sub> é calculado. δ<sub>k</sub> é usado para distribuir o erro da unidade de saída (y<sub>k</sub>) para todas as unidades da camada anterior (camada intermediária).

- O δ<sub>k</sub> também é usado, para posteriormente, ajustar os pesos entre as camadas de saída e intermediária.
- Da mesma forma, o fator δ<sub>j</sub> é calculado para cada unidade da camada intermediária (z<sub>j</sub>) e é utilizado para ajustar os pesos entre a camada intermidária e a camada de entrada.

- Após todos os fatores δ serem calculados, os pesos para todas as camadas são ajustados simultaneamente.
- Os ajuste dos pesos w<sub>jk</sub> usa o fator δ<sub>k</sub> e a ativação z<sub>j</sub>. O ajuste dos pesos v<sub>jj</sub> usa o fator δ<sub>i</sub> e a ativação x<sub>i</sub>.

## Função de Ativação

 Uma das mais típicas funções de ativação para as redes backpropagation é a função sigmóide binária:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

com,

$$f'(x) = f(x)[1-f(x)]$$

## Função de Ativação

 Outra função comum é a função sigmóide bipolar:

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1$$

com,

$$f'(x) = \frac{1}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)]$$

Step 0. Initialize weights. (Set to small

Bias

(Set to small random values).

Step 1. While stopping condition is false, do Steps 2-9.

Step 2. For each training pair, do Steps 3-8.

Feedforward:

Step 3. Each input unit  $(X_i, i = 1, ..., n)$  receives input signal  $x_i$  and broadcasts this signal to all units in the layer above (the hidden units).

Step 4. Each hidden unit  $(Z_j, j = 1, ..., p)$  sums its weighted input signals,

$$z_{inj} = v_{0j} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ij},$$

applies its activation function to compute its output signal,

$$z_j = f(z\_in_j),$$

and sends this signal to all units in the layer above (output units).

Step 5. Each output unit  $(Y_k, k = 1, ..., m)$  sums its weighted input signals,

Bias

$$y\_in_k = \underbrace{w_{0k}} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk}$$

and applies its activation function to compute its output signal,

$$y_k = f(y_in_k).$$

Backpropagation of error:

Step 6. Each output unit  $(Y_k, k = 1, ..., m)$  receives a target pattern corresponding to the input training pattern, computes its error information term,

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_in_k),$$

calculates its weight correction term (used to update  $w_{jk}$  later),

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

calculates its bias correction term (used to update  $w_{0k}$  later),

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$$

and sends  $\delta_k$  to units in the layer below.

Step 7. Each hidden unit  $(Z_j, j = 1, ..., p)$  sums its delta inputs (from units in the layer above),

$$\delta_{-in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk},$$

multiplies by the derivative of its activation function to calculate its error information term,

$$\delta_j = \delta_{-}in_j f'(z_{-}in_j),$$

calculates its weight correction term (used to update  $v_{ij}$  later),

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i,$$

and calculates its bias correction term (used to update  $v_{0j}$  later),

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$$
.

Update weights and biases:

Step 8. Each output unit 
$$(Y_k, k = 1, ..., m)$$
 updates its bias and weights  $(j = 0, ..., p)$ :

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk}.$$

Each hidden unit  $(Z_j, j = 1, ..., p)$  updates its bias and weights (i = 0, ..., n):

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta v_{ij}.$$

ep 9. Test stopping condition.