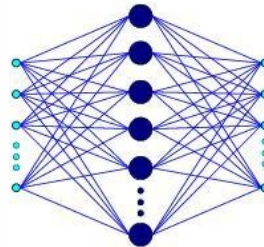


# Ciência da Computação

## REDE NEURAIS

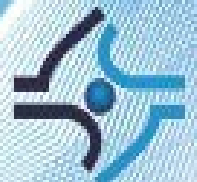
Semestre: 2010/1

AULA 06



Max Pereira

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



**UNISUL**

*Aqui seu futuro acontece*

# Conteúdo

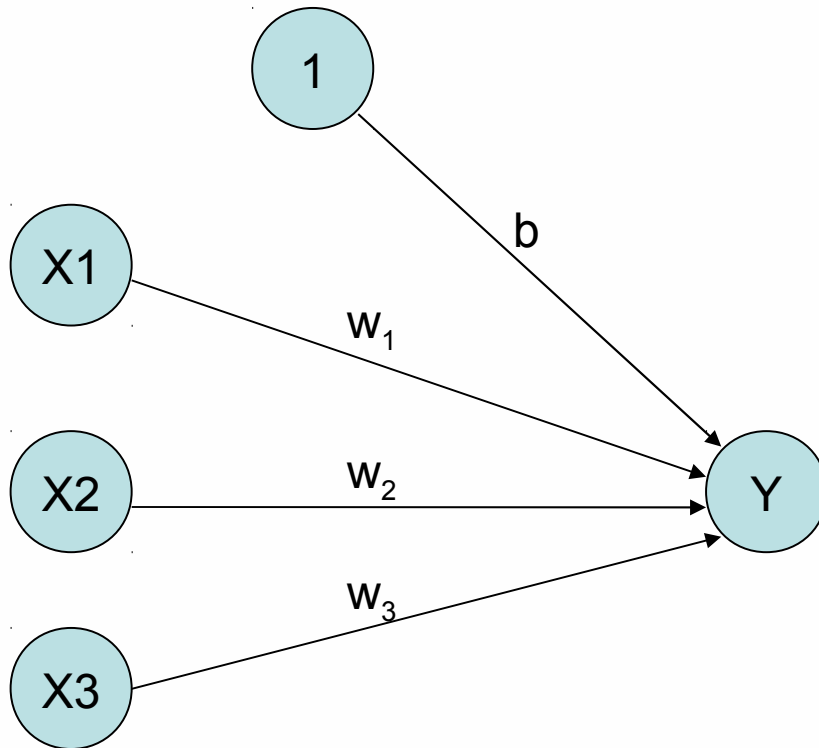
- Redes Adaline e Madaline
- Exercícios

# ADALINE

- Bernard Widrow (1962) na Universidade de Stanford.
- ADaptive LINear Element, mais tarde, ADaptive LInear NEuron.
- A simplicidade do modelo restringe sua relevância ao contexto acadêmico.
- A contribuição importante é o princípio de treinamento conhecido como *Regra Delta*.

# ADALINE

## Arquitetura



# Algoritmo

Passo 1. Inicializar pesos (valores randômicos pequenos são utilizados)  
(setar o *bias* igual a zero e definir a taxa de aprendizado  $\alpha$ )

Passo 2. Enquanto a condição de parada for falsa, faça os passos 3 até 7.

Passo 3. Para cada par de treinamento  $s:t$ , faça os passos 4 até 6

Passo 4. Unidades de entrada (valores)

Passo 5. Calcular o valor da unidade de saída

$$rede = b + \sum_i x_i w_i$$

Passo 6. Ajustar pesos e *bias*

$$w_i(\text{new}) = w_i(\text{old}) + \alpha(t - rede)x_i$$

$$b(\text{new}) = b(\text{old}) + \alpha(t - rede)$$

Passo 7. Testar condição de parada

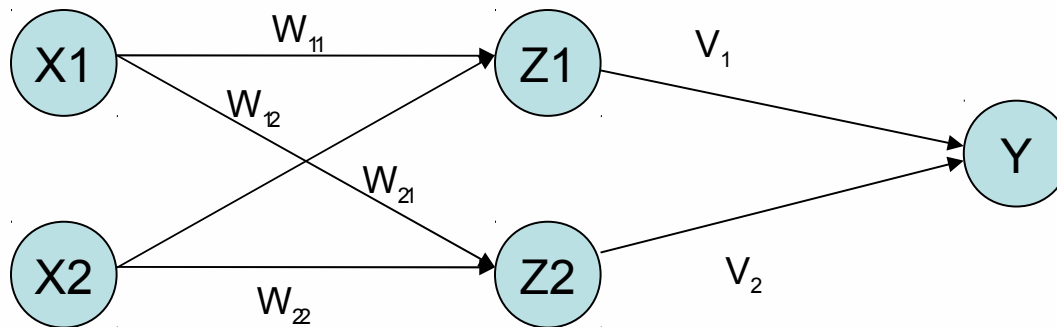
Se a maior mudança ocorrida no passo 2 é menor que uma tolerância especificada, então para; caso contrário continua

# Regra Delta

- A regra delta para ajustar o I-ésimo peso (para cada padrão) é:  
$$\Delta w_i = \alpha(t - y_{in})x_i$$
- A regra delta para ajustar o peso da I-ésima unidade de entrada com a J-ésima unidade de saída (para cada padrão) é: 
$$\Delta w_{ij} = \alpha(t_j - y_{in_j})x_i$$

# MADALINE

- Consiste em uma rede Adaline com múltiplas camadas (Many ADaptive LInear NEurons).



# Algoritmo

90

Simple Neural Nets for Pattern Classification Chap. 2

*Training Algorithm for MADALINE (MRI).* The activation function for units  $Z_1$ ,  $Z_2$ , and  $Y$  is

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0; \\ -1 & \text{if } x < 0. \end{cases}$$

*Step 0.* Initialize weights:

Weights  $v_1$  and  $v_2$  and the bias  $b_3$  are set as described;

small random values are usually used for ADALINE weights.

Set the learning rate  $\alpha$  as in the ADALINE training algorithm (a small value).

*Step 1.* While stopping condition is false, do Steps 2–8.

*Step 2.* For each bipolar training pair,  $s:t$ , do Steps 3–7.

*Step 3.* Set activations of input units:

$$x_i = s_i.$$

*Step 4.* Compute net input to each hidden ADALINE unit:

$$z_{in1} = b_1 + x_1 w_{11} + x_2 w_{21},$$

$$z_{in2} = b_2 + x_1 w_{12} + x_2 w_{22}.$$



# Algoritmo

Step 5. Determine output of each hidden ADALINE unit:

$$z_1 = f(z\_in_1),$$

$$z_2 = f(z\_in_2).$$

Step 6. Determine output of net:

$$y\_in = b_3 + z_1v_1 + z_2v_2;$$

$$y = f(y\_in).$$

Step 7. Determine error and update weights:  
If  $t = y$ , no weight updates are performed.  
Otherwise:

If  $t = 1$ , then update weights on  $Z_J$ ,  
the unit whose net input is closest to 0,

$$b_J(\text{new}) = b_J(\text{old}) + \alpha(1 - z\_in_J),$$

$$w_{iJ}(\text{new}) = w_{iJ}(\text{old}) + \alpha(1 - z\_in_J)x_i;$$

If  $t = -1$ , then update weights on all units  $Z_k$  that have positive net input,

$$b_k(\text{new}) = b_k(\text{old}) + \alpha(-1 - z\_in_k),$$

$$w_{ik}(\text{new}) = w_{ik}(\text{old}) + \alpha(-1 - z\_in_k)x_i.$$

# Algoritmo

*Step 8.* Test stopping condition.  
If weight changes have stopped (or reached an acceptable level), or if a specified maximum number of weight update iterations (Step 2) have been performed, then stop; otherwise continue.

# Exercícios

Treinar uma rede Madaline para a função lógica XOR, com valores bipolares.

$x_1$	$x_2$	$t$
1	1	-1
1	-1	1
-1	1	1
-1	-1	-1

Os pesos devem ser inicializados como descritos abaixo, a taxa de aprendizado  $\alpha$  é .5

$W_{11}$	$w_{21}$	$w_{12}$	$w_{22}$	$v_1$	$v_2$
.05	.2	.1	.2	.5	.5

**- Apresentar os valores dos pesos após 4 épocas.**