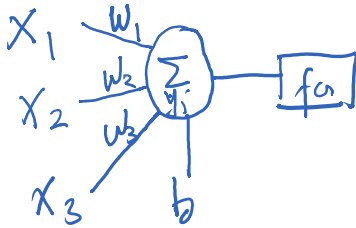


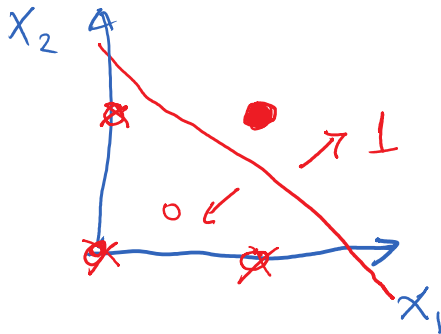
Jaringan neuron 1 lapis

→ linear

bdk linear → multi layer



$$y_i = \sum x_i \cdot w_i + b$$



$x_1$	$x_2$	$y$
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

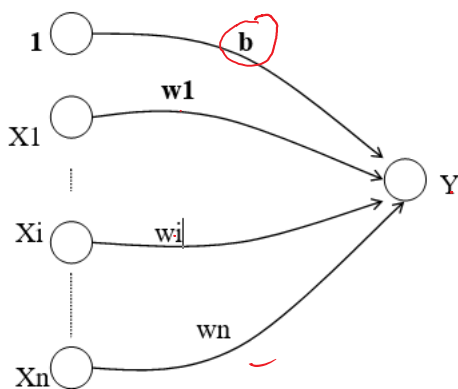


## Adaline

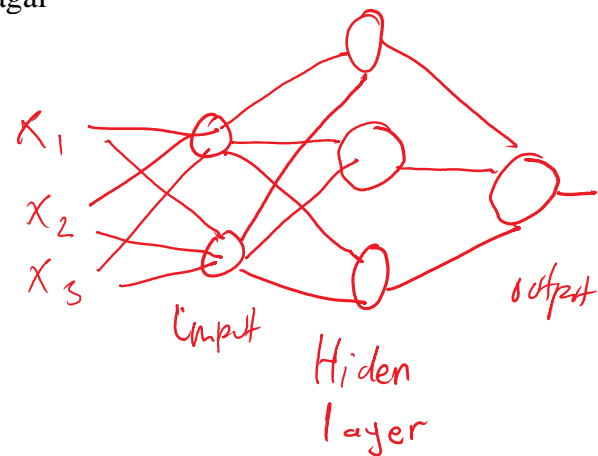
Adaline (Adaptive Linear Neuron) memiliki bobot koneksi dari unit masukan yang dapat dilatih dengan aturan delta (aturan LMS atau Widrow Hoff). Aturan pelatihan meminimalkan galat (error) kuadrat rerata antara aktivasi dan nilai target pada seluruh pola pelatihan. Koreksi galat dapat dilakukan untuk setiap pola atau sejumlah pola pelatihan (batch updating)

### Arsitektur

Adaline terdiri atas unit (neuron) keluaran tunggal yang menerima masukan dari beberapa unit. Unit keluaran tersebut juga menerima masukan dari unit yang sinyalnya selalu +1 yang berlaku sebagai prasikap (bias). Arsitektur Adaliner terlihat pada Gambar 2.1.

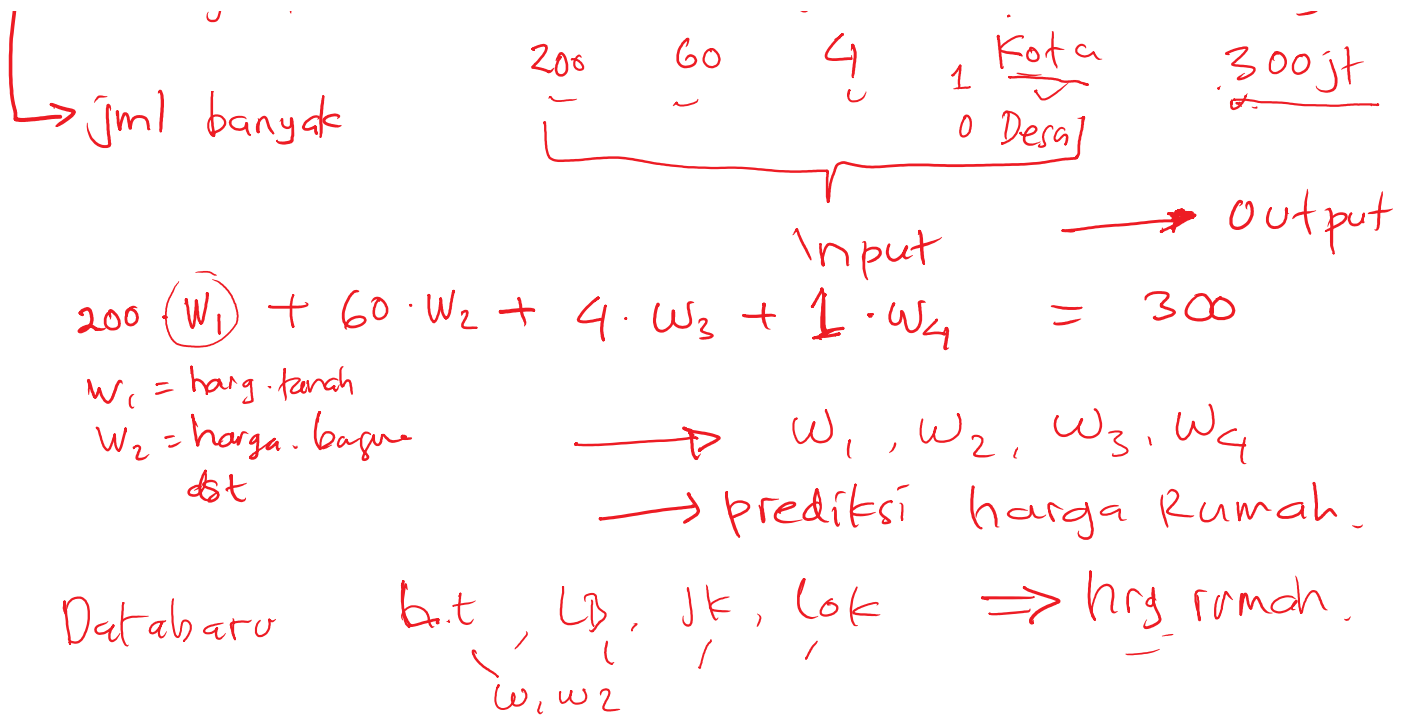


Gambar 2.1 Jaringan neural satu lapis



Dataset → pasangan input - output

Harga Rumah	LT	LB	JKm	Lokasi	Harga
200	60	4	1 Kota	300jt	



## Algoritma

Algoritma pelatihan Adaline adalah sebagai berikut :

Langkah 0. **Inisialisasi bobot** (biasanya nilai acak kecil)

Tetapkan laju pelatihan  $\alpha$  (umumnya diambil nilai kecil misalnya 0,1)

Langkah 1. Selama syarat berhenti masih salah, lakukan Langkah 2 – 6.

Langkah 2. Untuk setiap pasangan pelatihan bipolar  $s : t$ , lakukan Langkah 3-5.

Langkah 3. Tetapkan aktivasi unit masukan,  $i = 1, \dots, n$  :

$$x_i = s_i$$

Langkah 4. Hitung masukan neto yang diberikan ke unit keluaran

$$y_{in} = b + \sum_i x_i w_i$$

Langkah 5. Perbarui prasikap dan bobot,  $i = 1, \dots, n$  :

$$b(\text{baru}) = b(\text{lama}) + \alpha (t - y_{in})$$

$$w(\text{baru}) = w(\text{lama}) + \alpha (t - y_{in}) x_i$$

Langkah 6. Uji syarat berhenti  
 Bila perubahan bobot terbesar yang terjadi pada Langkah 2 lebih kecil dari pada toleransi yang ditentukan, maka berhenti; bila lanjutkan.

## Catatan

1. Pemilihan laju pelatihan dalam praktek adalah [Widrow, Winter&Baxter, 1988] :

$$0,1 \leq \alpha \leq 1,0$$

$$\text{bobot} = 1 \rightarrow y = x \cdot w_1 \dots$$

$\alpha$  kecil  $\rightarrow$  akurat lama  
 $\alpha$  besar  $\rightarrow$  rendah cepat

$$y_{hitung} \neq \text{target}$$

berulang  
 f y hitung mendekati target.

$$\rightarrow \text{error} = y - t$$

$(w_1, w_2) \rightarrow$   
 Prediksi

Bila terlalu besar, maka algoritma tidak konvergens atau osilasi, bila terlalu kecil, maka pelatihan akan lama.[Hecht-Nielsen, 1990].  
 2. Aturan pelatihan delta yang diadopsi Adaline adalah teknik adaptif untuk memperoleh galat kuadrat terkecil. Aturan ini berdasar pada algoritma penurunan gradien Galat kuadrat untuk suatu pola pelatihan adalah:

$$E = (t - y_{in})^2$$

dengan  $t$  : nilai target dan  $y_{in}$  : masukan neto ke neuron.

Gradien didefinisikan sebagai derivasi parsial pertama  $E$  terhadap

$w_i$

$$\frac{\delta E}{\delta w_i} = -2(t - y_{in}) \frac{\delta y_{in}}{\delta w_i}$$

$$= -2(t - y_{in}) x_i$$

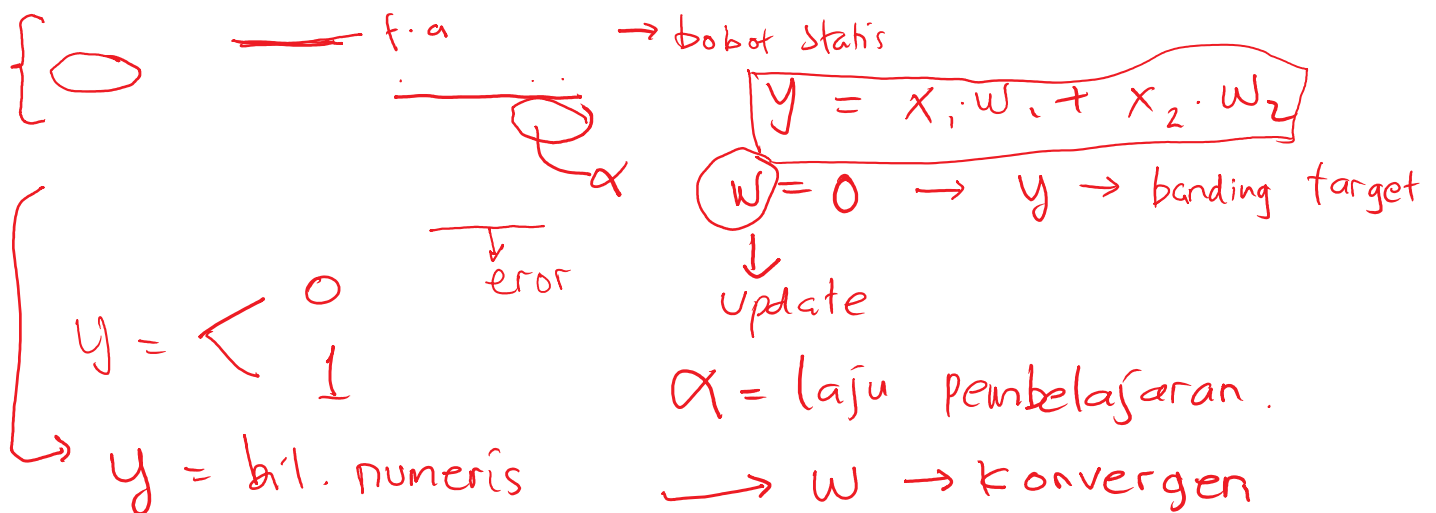
Untuk minimisasi  $E$ , bobot harus diperbarui dalam arah yang berlawanan terhadap gradien ( bila gradien positif maka bobot harus dikurangi tetapi bila gradien negatif

bobot harus ditambah). Sehingga bobot baru dapat ditulis :

$$w(\text{baru}) = w(\text{lama}) + \alpha(t - y_{in}) x_i$$

Perubahan bobot adalah :

$$\Delta w = \alpha(t - y_{in}) x_i$$



## 6 Perceptron untuk Fungsi AND: Masukan dan Target Bipolar

Berdasarkan fungsi AND pada contoh 2.5, tentukan bobot dan prasikap jaringan Perceptron serta garis keputusan yang memisahkan tanggapan positif dan negatif.

Laju pelatihan adalah  $\alpha = 1$  dan bobot awal = 0.

### Solusi

Pada *epoch* pertama, proses pelatihan adalah sebagai berikut:

Masukan	Net	Keluaran	Target	Perubahan bobot
$x_1 \ x_2 \ 1$				$\Delta w_1 \ \Delta w_2 \ \Delta b$
-1 -1 1	0	-1	1	0 0 0
-1 1 1	0	1	1	1 1 -1

### Bobot

$x_1$	$x_2$	1				$\Delta w_1$	$\Delta w_2$	$\Delta b$	$w_1$	$w_2$	$b$
-1	-1	1	0	0	-1	1	1	-1	0	0	0
-1	1	1	-1	-1	-1	0	0	0	1	1	-1
1	-1	1	-1	-1	-1	0	0	0	1	1	-1
1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	-1

} → 1 epoch.  
epoch.

Pada *epoch* kedua, proses pelatihannya sebagai berikut:

-1	-1	1	-3	-1	-1	0	0	0	1	1	-1
-1	1	1	-1	-1	-1	0	0	0	1	1	-1
1	-1	1	-1	-1	-1	0	0	0	1	1	-1
1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	-1

Karena semua  $\Delta w = 0$  pada *epoch* kedua, maka Perceptron ini telah terlatih penuh pada *epoch* pertama. Garis keputusan yang dihasilkan adalah sama seperti jaringan Hebb pada contoh sebelumnya.

### Contoh 2.7 Adaline untuk Fungsi AND: Masukan dan Target Bipolar

Berdasarkan fungsi AND pada contoh 2.5, carilah bobot Adaline dan garis keputusan yang memisahkan tanggapan positif dan negatif.

#### Solusi

Dengan menerapkan algoritma Adaline, diperoleh bobot yang meminimalkan galat total sebagai berikut :

$$w_1 = \frac{1}{2}, \quad w_2 = \frac{1}{2}, \quad b = -\frac{1}{2}$$

Sehingga garis keputusan yang memisahkan tanggapan positif dan negatif adalah :

$$x_2 = -x_1 + 1$$

yang sama seperti jaringan Hebb dan Perceptron.

Algorithm	Update bobot
McCulloch Pitt	threshold
Hebb	$w_1(new) = w_i(old) +$
Perceptron	$w_1(new) = w_i(old) + \alpha x_i t$
Adaline	$w_1(new)$ $= w_i(old) + \alpha x_i(t - y)$