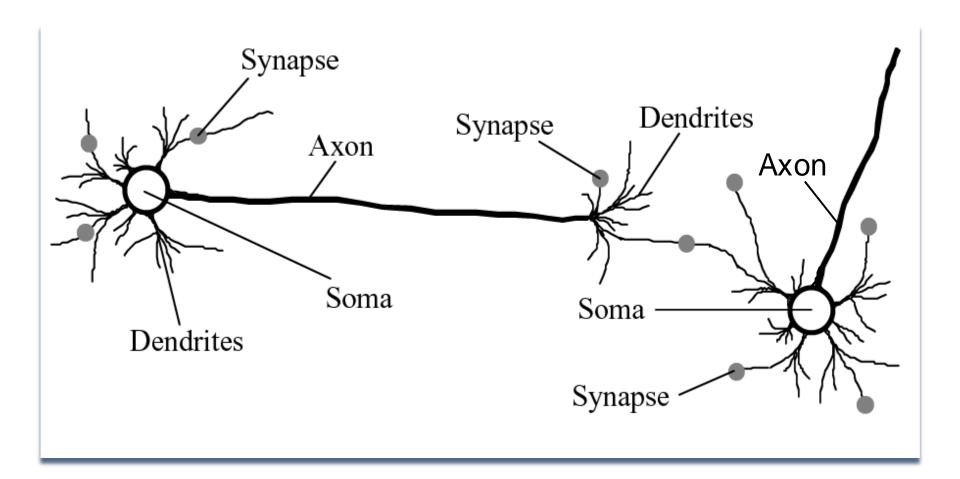


## JARINGAN SYARAF TIRUAN

Dr. Eng. Anik Nur Handayani, S.T.M.T

#### **JARINGAN SYARAF BIOLOGI**





#### JARINGAN SYARAF BIOLOGI



- Otak manusia terdiri dari neuron-neuron dan penghubung yang disebut sinapsis.
- Neuron bekerja berdasarkan impuls/sinyal yang diberikan pada neuron.
- Neuron meneruskan pada neuron lain.
   Manusia mempunyai memeiliki 10<sup>12</sup> neuron dan 6.10<sup>8</sup> sinapsis.

#### JARINGAN SYARAF BIOLOGI



#### Neuron memiliki 3 komponen penting:

- Dendrit
  - Dendrit menerima sinyal dari neuron lain -> impuls elektrik -> dikirim -> celah sinaptik melalui proses kimiawi.
- Soma
  - Menjumlahkan semua sinyal-sinyal yang masuk. Jika jumlahan tersebut cukup kuat dan melebihi batas ambang/threshold sinyal tersebut akan diteruskan ke sel lain melalui axon.
- Axon

#### JARINGAN SYARAF TIRUAN



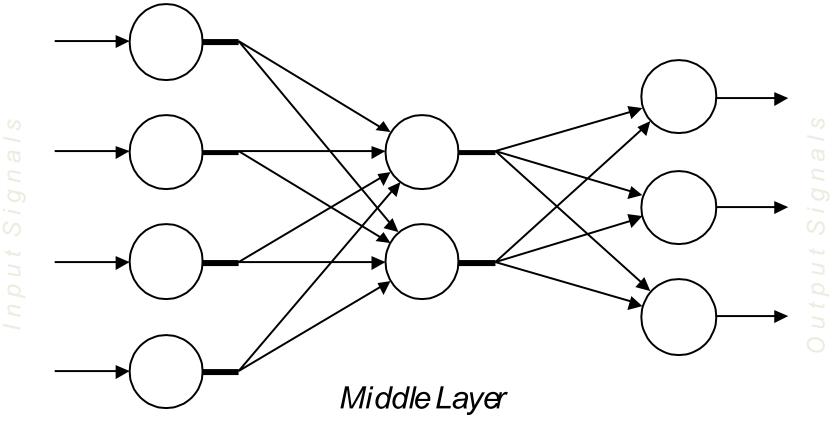
- JST adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi.

  JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi:
- Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron)
- Sinyal dikirimkan diantara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung

#### **JARINGAN SYARAF TIRUAN**



- Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal.
- Untuk menentukan output setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi / fungsi yang bukan linier, yang dikenakan pada penjumlahan input yang diterima. Biasanya output ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang.



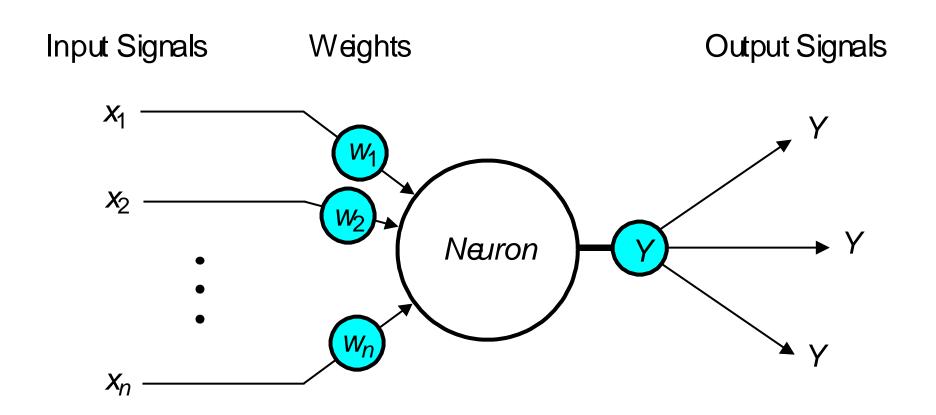
Input Layer

Output Layer

# Analogy between biological and artificial neural networks

Biological Neural Network	Artificial Neural Network
Soma	Neuron
Dendrite	Input
Axon	Output
Synapse	Weight

# The neuron as a simple computing element Diagram of a neuron







### JST, ditentukan oleh 3 hal:

- 1. Pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan)
- Metode untk menentukan bobot penghubung/metode training atau leraning algoritma
- 3. Fungsi aktivasi

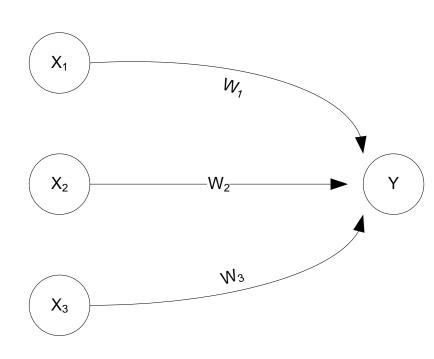




#### Contoh:

Y menerima input dari neuron  $x_1$ ,  $x_2$ , dan  $x_3$  dengan bobot hubungan masingmasing  $w_1$ ,  $w_2$ , dan  $w_3$ . Ketiga impuls neuron yang ada dijumlahkan:

net = 
$$x_1 w_1 + x_2 w_2 + x_3 w_3$$



#### **DASAR-DASAR MATEMATIKA**



### **VEKTOR**

Vektor adalah tupel bilangan-bilangan riil, dimana mempunyai besar dan arah.

Notasinya adalah huruf-huruf kecil seperti x, y, z

$$x = \begin{pmatrix} x1 \\ x2 \\ \dots \\ xn \end{pmatrix}$$

$$x^t = \begin{pmatrix} x1 & x2 & \dots & xn \end{pmatrix}$$



#### Apabila x1=y1, x2=y2,...,xn = yn, maka :

$$\begin{pmatrix} x1 \\ x2 \\ \dots \\ xn \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y1 \\ y2 \\ \dots \\ yn \end{pmatrix}$$



Perkalian vektor dengan skalar

$$kx = \begin{pmatrix} kx1 \\ kx2 \\ \dots \\ kxn \end{pmatrix}$$



- Penjumlahan dan pengurangan 2 buah vektor
  - 1. x + y

$$\begin{pmatrix} x1 \\ x2 \\ \dots \\ xn \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} y1 \\ y2 \\ \dots \\ yn \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x1 + y1 \\ x2 + y2 \\ \dots \\ xn + yn \end{pmatrix}$$

2. x - y

$$\begin{pmatrix} x1 \\ x2 \\ \dots \\ xn \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} y1 \\ y2 \\ \dots \\ yn \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x1 - y1 \\ x2 - y2 \\ \dots \\ xn - yn \end{pmatrix}$$



Hasil kali titik 2 vektor

$$Jika x = \begin{pmatrix} x1 \\ x2 \\ \dots \\ xn \end{pmatrix} dan y = \begin{pmatrix} y1 \\ y2 \\ \dots \\ yn \end{pmatrix}$$

Maka x.y = x1y1 + x2y2 + ... + xnyn



- Operasi penjumlahan vektor dan perkalian dengan skalar
- 1. Komutatif : x+y = y+x
- 2. Asosiatif : x+(y+z) = (x+y)+zc1(c2x) = (c1c2)x
- 3. Distributif: c1(x+y) = c1x + c1y(c1+c2)x = c1x + c2x
- Operasi perkalian titik
- 1. Komutatif : x.y = y.x
- 2. Asosiatif : (c1x).y = c1.(xy) = x.(c1y)
- 3. Distributif: x(y+z) = x.y + x.z
- 4. x.x = 0, jika x = 0

## **MATRIKS**



- Matriks adalah kumpulan bilangan-bilangan yang disusun dalam larik baris dan kolom. Matriks hanya mempunyai besar saja.Umumnya matriks diberi notasi huruf kapital A, B,....
- Jika matriks A terdiri dar m baris dan n kolom (sering disebut ordo mxn), maka:

$$A = a_{ij} = \begin{pmatrix} a11 & a12 & \dots & a1n \\ a21 & a22 & \dots & a2n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ am1 & am2 & \dots & amn \end{pmatrix}$$

# **MATRIKS**



#### Jenis-jenis matriks:

- Matriks nol adalah matriks yang semua elemennya = 0
- Matriks bujur sangkar adalah matriks yang jumlah baris = kolom
- Matriks diagonal D adalah matriks bujur sangkar dimana semua elemen di luar diagonal utama = 0, dan tidak semua elemen pada diagonal utama = 0.

$$D = \begin{pmatrix} a11 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a22 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & amn \end{pmatrix}$$

## **MATRIKS**



Jika semua elemen diagonal utama pada matriks diagonal = 1 maka disebut dengan matriks identitas.

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}$$



# Operasi Pada Matriks

Perkalian Matriks dengan Skalar

Jika A adalah sembarang matriks dan c adalah skalar, maka cA adalah matriks yang elemennya merupakan perkalian elemen matriks A dengan skalar c.

$$cA = \begin{pmatrix} ca_{11} & ca_{12} & \dots & ca_{1n} \\ ca_{21} & ca_{22} & \dots & ca_{2n} \\ & \dots & & & \\ ca_{m1} & ca_{m2} & \dots & ca_{mn} \end{pmatrix}$$



# Operasi Pada Matriks

Penjumlahan/Pengurangan Matriks

Dua buah matriks dapat dijumlahkan/dikurangkan jika ordenya sama. Hasil penjumlahan/pengurangan 2 buah matriks sama dengan penjumlahan/pengurangan elemen-elemen matriks yang seletak.





$$Jika A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ & \dots & & & \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \qquad dan B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2n} \\ & \dots & & & \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & b_{mn} \end{pmatrix}$$

$$dan B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2n} \\ & \dots & & & \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & b_{mn} \end{pmatrix}$$

$$maka\ A + B = \begin{pmatrix} a_{11} + b_{11} & a_{12} + b_{12} & \dots & a_{1n} + b_{1n} \\ a_{21} + b_{21} & a_{22} + b_{22} & \dots & a_{2n} + b_{2n} \\ & \dots & & & \\ a_{m1} + b_{m1} & a_{m2} + b_{m2} & \dots & a_{mn} + b_{mn} \end{pmatrix}$$

# Operasi Pada Matriks



Perkalian Matriks

Matriks A dapat dikalikan dengan matriks B apabila jumlah kolom matriks A = jumlah baris matriks B. Apabila A berorde mxn dan B berorde nxp, maka C=A.B berorde mxp dengan elemen C:

$$c_{ik} = \sum_{j=1}^{n} a_{ij}b_{jk} = a_{i1}b_{1k} + a_{i2}b_{2k} + \dots + a_{in}b_{nk}$$





Transpose Matriks

Transpose matriks A (simbol A<sup>t</sup>) diperoleh dari matriks A dengan cara menukar baris dan kolomnya. Jika A berorde mxn, maka A<sup>t</sup> berorde nxm

$$jika A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ & \dots & & & \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \qquad maka A^{t} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{n1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{n2} \\ & \dots & & & \\ a_{1m} & a_{2m} & \dots & a_{nm} \end{pmatrix}$$

$$maka A^{t} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{n1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{n2} \\ & \dots & & & \\ a_{1m} & a_{2m} & \dots & a_{nm} \end{pmatrix}$$

## CONTOH



• Diketahui matriks A, B, dan C sebagai berikut:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 \\ 0 & 1 & 1 \\ -4 & 1 & 4 \end{pmatrix}; B = \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ -1 & 2 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}; C = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 1 \\ 2 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

Hitunglah (jika mungkin):

- a. 2A
- b. A+B
- c. AB
- d. BA
- e. (CB)<sup>t</sup>
- f. Al (dengan I adalah matriks identitas)



• a. 
$$2A = 2 \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 \\ 0 & 1 & 1 \\ -4 & 1 & 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 & 2 & -4 \\ 0 & 2 & 2 \\ -8 & 2 & 8 \end{pmatrix}$$

 b. A+B tidak mungkin dilakukan karena ordenya tidak sama (orde A=3x3 sedangkan orde B=3x2)

• **c.** 
$$AB = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 \\ 0 & 1 & 1 \\ -4 & 1 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ -1 & 2 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 4 \\ 0 & 2 \\ -9 & -2 \end{pmatrix}$$



 d. BA tidak mungkin dilakukan karena jumlah kolom B (=2) tidak sama dengan jumlah baris A (=3). Kenyataan ini menunjukkan bahwa perkalian matriks tidak komutatif.



e.

$$CB = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 1 \\ 2 & -2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ -1 & 2 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 13 & 4 \\ 9 & -2 \end{pmatrix}$$

$$maka (CB)^t = \begin{pmatrix} 13 & 9 \\ 4 & -2 \end{pmatrix}$$



• f.

$$AI = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 \\ 0 & 1 & 1 \\ -4 & 1 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 \\ 0 & 1 & 1 \\ -4 & 1 & 4 \end{pmatrix}$$

Secara umum, untuk sembarang matriks bujur sangkar A, Al= IA=A

## **MODEL NEURON**



Neuron adalah unit pemroses informasi yang menjadi dasar dalam pengoperasian jaringan syaraf tiruan.

#### Neuron terdiri dari 3 elemen:

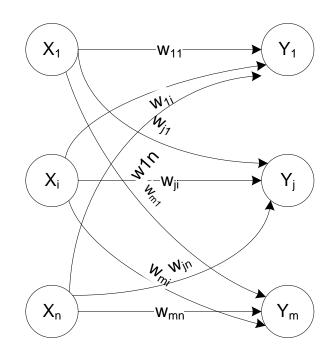
- Himpunan unit-unit yang dihubungkan dengan jalur koneksi, yang memiliki bobot/kekuatan yang berbeda-beda.
- 2. Suatu unit penjumlah yang akan menjumlahkan input-input sinyal yang sudah dikalikan dengan bobotnya.
- 3. Fungsi aktivasi yang akan menentukan apakah sinyal dari input neuron akan diteruskan ke neuron lain atau tidak.



#### ARSITEKTUR JARINGAN MODEL NEURON

#### Beberapa arsitektur jaringan yang sering dipakai:

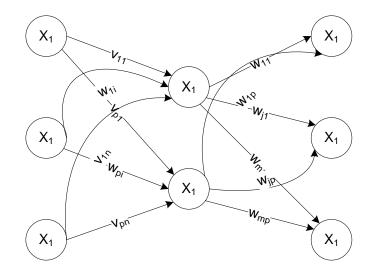
- Jaringan Layar Tunggal (Single Layer Network)
  - >> Dalam jaringan ini, sekumpulan input neuron dihubungkan langsung dengan sekumpulan outputnya.
  - >> "Semua unit input dihubungkan dengan semua unit output, meskipun dengan bobot yang berbeda-beda"
  - >> Besaran Wji menyatakan bobot hubungan antara unit ke-i dalam input dengan unit ke-j dalam output.



#### ARSITEKTUR JARINGAN MODEL NEURON



- Jaringan layar jamak (Multi Layer Network)
  - >>Jaringan layar jamak merupakan perluasan dari layar tunggal.
- >> Diantara unit input dan output, terdapat layar tersemunyi (*Hidden Layer*)
- >> Jaringan layar jamak dapat menyelesaikan masalah yang lebih kompleks dibandingkan dengan layar tunggal, meskipun kadang dalam proses pelatihan lebih kompleks.
- Jaringan Reccurent



## **FUNGSI AKTIVASI**



- >> Dalam jaringan syaraf tiruan, fungsi aktivasi dipakai untuk menentukan keluaran suatu neuron.
- >> Argumen fungsi aktivasi adalah net masukan (kombinasi linier masukan dan bobotnya).

$$net = \sum XiWi$$
, maka fungsi aktivasiya  $f(net) = f(\sum XiWi)$ 





Fungsi Threshold (Batas Ambang)
 Untuk beberapa kasus, fungsi threshold yang dibuat tidak
 berharga 0 atau 1, tapi berharga -1 atau 1(threshold bipolar)

$$f(x) = \begin{cases} 1 & jika \ x \ge a \\ 0 & jika \ x < a \end{cases}$$

$$f(x) = \begin{cases} 1 \ jika \ x \ge a \\ -1 \ jika \ x < a \end{cases}$$





Fungsi sigmoid

Fungsi sigmoid sering dipakai karena nilai fungsinya yang terletak antara 0 dan 1.

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

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

## **FUNGSI AKTIVASI**



Fungsi Identitas

$$f(x) = x$$

Fungsi identitas sering dipakai apabila kita mengingikan keluaran jaringan berupa sembarang bilangan riil, bukan hanya pada range [0,1] atau [-1,1]

## **BIAS DAN THERSHOLD**



- >> Dalam arsitektur JST, terkadang ditambahkan sebuah unit masukan yang nilainya selalu=1. Atau dapat juga didefinisikan sebagai sebuah input yang nilainya=1.
- >> Bias berfungsi untuk mengubah nilai threshold menjadi = 0 (bukan = a).





 Jika melibatkan bias, maka keluaran unit penjumlah :

$$net = b + \sum_{i} XiWi$$

 Fungsi aktivasi threshold menjadi:

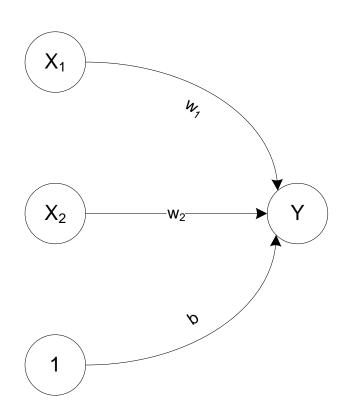
$$f(net) = \begin{cases} 1 \ jika \ net \ge 0 \\ -1 \ jika \ net < 0 \end{cases}$$





#### **Contoh Soal:**

Suatu jaringan layar tunggal seperti di samping ini, terdiri dari 2 input x1=0.7 dan x2=2.1 dan memiliki bias. Bobot garis w1=0.5, w2=-0.3, bobot bias b=1.2. Tentukan keluaran neuron Y jika fungsi aktivasinya adalah fungsi threshold bipolar.







#### Jawab:

```
net = b + \sum_{i} XiWi
= 1.2 + (0.7 * 0.5) + (2.1 * -0.3)
= 0.92
```

Karena net > 0 maka
 keluaran jaringan : y =
 f(net) =1

#### PELATIHAN DENGAN DAN TANPA SUPERVISI



Berdasarkan cara memodifikasi bobotnya, ada 2 macam pelatihan yaitu dengan

- supervisi (supervised)
- Tanpa supervisi (unsupervised).

#### PELATIHAN DENGAN DAN TANPA SUPERVISI



### Supervised

Dalam pelatihan ini, terdapat sejumlah pasangan data (masukan-keluaran target) yang dipakai untuk melatih jaringan, hingga diperoleh bobot yang diinginkan. Pasangan data tersebut berfungsi sebagai "Guru" untuk melatih jaringan hingga diperoleh bentuk yang terbaik.

#### PELATIHAN DENGAN DAN TANPA SUPERVISI



### Unsupervised

Dalam pelatihan ini tidak ada "Guru" yang akan mengarahkan proses pelatihan. Dalam pelatihannya, perubahan bobot jaringan dilakukan berdasarkan parameter tertentu dan jaringan dimodifikasi menurut ukuran parameter tersebut.

#### TAKSONOMI JARINGAN SYARAF TIRUAN



Pembagian jaringan syaraf tiruan berdasarkan cara pembelajaran, aplikasi dan jenis arsitektur.

Berdasarkan strategi, model jaringan dibagi menjadi:

- Pelatihan dengan supervisi
   Model Hebbian, Perceptron, ADALINE, Boltzman, Hopfield, Backpropagation.
- Pelatihan tanpa supervisi
   Model competitive, Hebbian, Kohonen, LVQ
   (Learning Vector Quantification), Neocognitron

#### TAKSONOMI JARINGAN SYARAF TIRUAN



#### Berdasarkan arsitekturnya:

- Jaringan layar tunggal
   ADALINE, Hopfield, Perceptron, LVQ
- Jaringan layar jamak
   MADALINE, Backpropagation, Neocognitron
- Reccurent
   BAM (Bidirectional Associative Memory), Boltzman Machine, Hopfield

#### TAKSONOMI JARINGAN SYARAF TIRUAN



#### Berdasarkan aplikasinya:

- Klasifikasi
   ADALINE, LVQ, Bacpropagation
- Pengenalan Pola
   ART (Adaptive Resonance Theory), LVQ,
   Backpropagation, Neocognitron
- Peramalan
   ADALINE, MADALINE, Backpropagation
- Optimasi
   ADALINE, Hopfield, Boltzman, Backpropagation

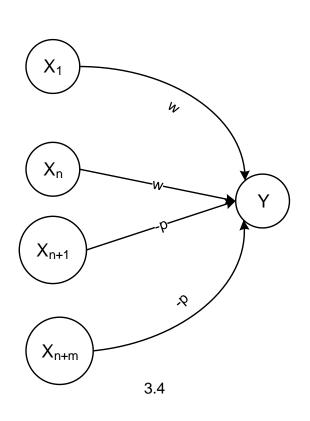


#### Karakteristiknya:

- Fungsi aktivasinya biner
- Semua garis yang memperkuat sinyal (bobot positip) memiliki kekuatan yang sama (besar bobot). Hal yang sama berlaku untuk garis yang memperlemah sinyal
- Setiap neuron memiliki batas ambang (threshold) yang sama.

Apabila total input ke neuron tersebut melebihi threshold maka neuron akan meneruskan sinyal.





#### Model Neuron McCulloch-Pitts.

- Neuron Y menerima sinyal dariX1,...,
   X(n+m) buah neuron.
- n buah merupakan memperkuat sinyal.
- m buah memperlemah sinyal.
- Fungsi aktivasi neuron Y :

$$f(net) = \begin{cases} 1 & jikanet \ge a \\ 0 & jikanet < a \end{cases}$$



#### **Contoh Soal 1:**

Fungsi logika "dan" dengan 2 masukan x1 dan x2 akan memiliki keluaran y = 1 bila dan hanya bila kedua masukan bernilai 1.

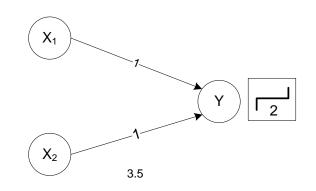
Buatlah model neuron McCulloch-Pitts untuk menyatakan logika "dan"!

x1	x2	Y
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1



#### Jawab:

Model neuron fungsi
"dan" tampak pada
gambar di samping.
Bobot tiap garis adalah
= 1 dan fungsi aktivasi
memiliki nilai threshold
= 2.



x1	x2	$net = \sum_{i=1}^{2} xi w$	$y = f(net) = \begin{cases} 1 & jika \ net \ge 2 \\ 0 & jika \ net < 2 \end{cases}$
0	0	0.1 + 0.1 = 0	0
1	0	1.1 + 0.1 = 1	0
0	1	0.1 + 1.1 = 1	0
1	1	1.1 + 1.1 = 2	1





#### **Contoh Soal 2:**

Fungsi logika "atau" dengan 2 masukan x1 dan x2 akan memiliki keluaran Y=1 bila dan hanya bila salah satu masukannya bernilai 1.

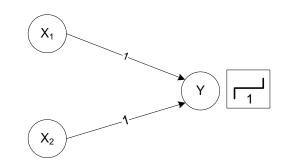
Buatlah model neuron McCulloch-Pitts untuk menyatakan logika "atau"!

x1	x2	Y
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	1



#### Jawab:

Model neuron fungsi
"dan" tampak pada
gambar di samping.
Bobot tiap garis adalah
= 1 dan fungsi aktivasi
memiliki nilai threshold
= 2.



x1	x2	$net = \sum_{i=1}^{2} xi  w  y$	$= f(net) = \begin{cases} 1 & jika \ net \ge 1 \\ 0 & jika \ net < 1 \end{cases}$
0	0	0.1 + 0.1 = 0	0
1	0	1.1 + 0.1 = 1	1
0	1	0.1 + 1.1 = 1	1
1	1	1.1 + 1.1 = 2	1



- Kelemahan Model McCulloch-Pitts, mengharuskan kita untuk menentukan bobot garis dan bias secara analitik
- Model Hebb memperkenalkan cara menghitung bobot dan bias secara iteratif
- Model Hebb menggunakan aturan supervisi



- Model Hebb, dalam setiap iterasi bobot sinapsis dan bias diubah berdasarkan perkalian neuron-neuron dikedua sisinya
- Untuk fungsi aktivasi threshold representasi yang sering dipakai adalah bipolar ( nilai 1 atau -1)



 Untuk jaringan layar tunggal dengan 1 unit keluaran, dimana semua unit masukan xi terhubung langsung dengan unit keluaran y, maka perubahan nilai bobot dilakukan menggunakan persamaan:

$$w_i$$
 (baru) =  $w_i$  (lama) +  $x_i$  y



Algoritma pelatihan Hebb dengan vektor input s dan unit target t adalah sebagai berikut:

- 1. Inisialisasi semua bobot =  $w_i = 0$ ; (i = 1,...,n)
- 2. Untuk semua vektor input s dan unit target t, lakukan:
  - \* Set aktivasi unit masukan x<sub>i</sub> = s<sub>i</sub>;(i = 1,...,n)
  - \*\* Set aktivasi unit keluaran : y = t
  - \*\*\* Perbaiki bobot menurut persamaan

$$w_i$$
 (baru) =  $w_i$  (lama) +  $\Delta w$ ; (i = 1,...,n), dengan  $\Delta w = x_i y$ 

\*\*\*\* Perbaiki bias menurut persamaan b (baru) = b(lama) + y

(NOTE: Perbaikan bias diperlakukan seperti perbaikan bobot)



#### Contoh 1:

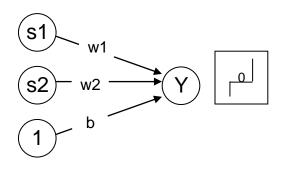
Buatlah jaringan Hebb untuk menyatakan fungsi logika "dan" jika representasi masukan/keluaran yang dipakai adalah:

- a. Biner
- b. Masukan biner dan keluaran bipolar
- c. Masukan dan keluaran bipolar



#### **JAWAB**:

a. Gambar arsitektur jaringan
Hebb untuk menyatakan fungsi
"dan". Tabel dibawah ini
adalah tabel masukan dan
target dalam biner.



-	Masukan	Target	
x1	<b>x2</b>	1	t
1	1	1	1
1	0	1	0
0	1	1	0
0	0	1	0



Mula-mula semua bobot dan bias diberi nilai = 0.
 Untuk setiap data masukan dan target, perubahan bobot dihitung dari perkalian data masukan targetnya.

```
\Delta w_1 = x_1 t
\Delta w_2 = x_2 t
\Delta b = 1.t = t
Bobot w_i baru = bobot w_i lama + \Delta w_i; (i=1,2)
```



#### • Hasil Iterasi:

Masukan			Target	Perubahan Bobot			Bobot Baru		
<b>x</b> 1	x2	1	t	Δw1	$\Delta$ w2	$\Delta \mathbf{b}$	x1	x2	bias
			Inisialisa	asi			0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	0	1	0	0	0	0	1	1	1
0	1	1	0	0	0	0	1	1	1
0	0	1	0	0	0	0	1	1	1



- Tampak bahwa bobot hanya berubah akibat pasangan data pertama saja. Pada data ke-2 hingga ke-4, tidak ada perubahan bobot karena target = 0 sehingga perubahan bobot (hasil kali masukan dan target =0).
- Jadi bila dilihat dari tabel, bobot jaringan akhir adalah  $w_1=1$ ,  $w_2=1$ , dan b=1.

Net = 
$$\sum_{i=1}^{2} w_i x_i^2 + b = 1.x1 + 1.x2 + 1 = x1+x2+1$$



x1	x2	$net = \sum_{i=1}^{2} x_i w_i + b$	$y = f(net) = \begin{cases} 1 \text{ jika net } \ge 0 \\ 0 \text{ jika net } < 0 \end{cases}$
1	1	1.1+1.1+1=3	1
1	0	1.1+0.1+1=2	1
0	1	0.1+1.1+1=2	1
0	0	0.1+0.1+1=1	1

Tampak bahwa nilai f(net) tidak sama dengan target yang dimaksudkan dalam fungsi "dan". **Berarti jaringan tidak dapat mengerti** pola yang dimaksudkan.



b. Jika target berupa data bipolar, maka tabel masukan dan target :

M	asuka	Target	
x1	<b>x2</b>	1	t
1	1	1	1
1	0	1	-1
0	1	1	-1
0	0	1	-1



Dengan cara yang sama didapat :

Masukan			Target	Perubahan Bobot			Bobot Baru		
<b>x1</b>	x2	1	t	Δw1	$egin{array}{c} \Delta \mathbf{w} \\ 2 \end{array}$	$\Delta \mathbf{b}$	x1	x2	bia s
			Inisialisa	asi			0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	0	1	-1	-1	0	-1	0	1	0
0	1	1	-1	0	-1	-1	0	0	-1
0	0	1	-1	0	0	-1	0	0	-2

Note: Diperoleh w1 = 0, w2 = 0 dan b = -2



• Jika diujicobakan pada data masukan, maka diperoleh:

x1	x2	$net = \sum_{i=1}^{2} x_i w_i + b$	$y = f(net) = \begin{cases} 1 \text{ jika net } \ge 0 \\ -1 \text{ jika net } < 0 \end{cases}$
1	1	1.0+1.0+(-2)= -2	-1
1	0	1.1+0.0+(-2)= -2	-1
0	1	0.0+1.0+(-2)= -2	-1
0	0	0.0+0.0+(-2)= -2	-1

Tampak bahwa nilai f(net) tidak sama dengan target yang dimaksudkan dalam fungsi "dan". Berarti jaringan tidak dapat mengerti pola yang dimaksudkan



c. Tabel masukan dan target bipolar tampak pada rabel berikut:

N	lasukar	Target	
х1	x2	1	t
1	1	1	1
1	-1	1	-1
-1	1	1	-1
-1	-1	1	-1



Menggunakan cara yang sama seperti jawaban a, diperoleh:

Masukan			Targe t	Perubahan Bobot			Bobot Baru		
x1	<b>x2</b>	1	t	$\Delta$ w1	$\Delta$ w2	Δb	<b>x1</b>	<b>x</b> 2	bias
		]	     Inisialisa	l Isi			0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	-1	1	-1	-1	1	-1	0	2	0
-1	-1 1 1 -1 1 -1					1	1	-1	
-1 te: D	-1 pero	1 leh w	-1 1 = 2,	1 w2 =	1 2 dar	-1 1 b =	<b>2</b> -2	2	-2



• Net =  $\sum w_i x_i + b = 2.x1 + 2.x2 - 2 = 2.x1 + 2.x2 - 2$ 

hasil yang diperoleh:						
11	asıı y	ang diperolen.				
<b>x</b> 1	<b>x2</b>	$net = \sum_{i=1}^{2} x_i w_i + b$	$y = f(net) = \begin{cases} 1 \text{ jika net } \ge 0\\ -1 \text{ jika net } < 0 \end{cases}$			
1	1	1.2+1.2+(-2)= 2	1			
1	-1	1.2+(-1).2+(-2)= -2	-1			
-1	1	(-1).2+1.2+(-2)= -2	-1			
-1	-1	(-1).2+(-1).2+(-2)= -6	-1			
		Tampak bahwa nilai f(net)	sama dengan target yang			

dimaksudkan dalam fungsi "dan". Berarti jaringan mampu mengenali pola yang dimaksudkan



#### **TUGAS 1:**

Buatlah jaringan hebb dengan 3 masukan dan sebuah target keluaran untuk mengenali pola pada tabel di samping:

M	lasukar	Target	
<b>x</b> 1	<b>x2</b>	1	t
1	1	1	1
1	0	1	0
0	1	1	0
0	0	1	0

#### JARINGAN HEBB UNTUK PENGENALAN POLA



# ...#

. # . # .

. . # . .

. # . # .

# . . . #

POLA 1

. # # # .

# . . . #

# . . . #

# . . . #

. # # # .

POLA 2

#### JARINGAN HEBB UNTUK PENGENALAN POLA



#### **PENYELESAIAN:**

- Untuk mempresentasikan kasus tersebut dalam Jaringan Hebb, tiap karakter pola dianggap sebagai sebuah unit masukan.
- Misalkan karakter " # "  $\rightarrow$  1, karakter " . "  $\rightarrow$  -1
- Karena setiap pola terdiri dari 5 baris dan 5 kolom, berarti jaringan Hebb terdiri dari 25 unit masukan (x1...x25)

 $x1...x5 \rightarrow karakter baris 1$ 

 $x6...x10 \rightarrow karakter baris 2$ 

 $x21...x25 \rightarrow karakter baris 5$ 

- Bias bernilai 1
- Target diambil, bernilai 1 jika masukan berupa pola 1. Target bernilai -1 jika masukan berupa pola 2.

	ı	ı	ı	ı	ı	M	asuka	ın	ı	ı	ı	ı	ı	ī	Target
x1	<b>x2</b>	х3	x4	x5	х6	x7	x8	х9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	t
1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1	
x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	x24	x25						1
-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1						
	-		-	-	-	M	asuka	ın	-		-	-	-		Target
	•														rargot
x1	x2	х3	x4	x5	x6	x7	x8	х9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	t
x1 -1	x2	x3	x4	x5 -1	x6	x7 -1	x8 -1	x9 -1	x10	x11	x12	x13	x14 -1	x15	-
															-



- Jika pola pertama dimasukkan, perubahan pola yang terjadi merupakan hasil kali antara target dengan masukan pertama.
- Karena target = 1, maka hasil kali akan sama dengan pola pertama.

x1	x2	х3	x4	x5	х6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15
1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	x24	x25					
-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1					

Bobot bias adalah = 1



• Perkalian masukan kedua dengan targetnya menghasilkan  $\Delta w_i$  (i = 1..25)

x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15
1	-1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	x24	x25					
-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	1					

dan perubahan bobot bias =  $\Delta b = (-1).1 = -1$ 



• Jika  $\Delta w_i$  ditambahkan ke bobot jaringan hasil pola pertama maka diperoleh bobot final, w =

Bobot bias = 
$$1 + (-1) = 0$$



Untuk pola 1

Net = 
$$\{1(2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)+(1)(2)\} + \{(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)\} + \{(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)\} + \{(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)\} + \{(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)+(-1)(-2)\} + \{(-1)(-2)+(-1)($$



#### Untuk pola 2

"Tampak bahwa untuk kedua pola, keluaran jaringan sama dengan target yangdiinginkan. Berarti jaringan telah mengenali pola."

## JARINGAN HEBB



#### TUGAS 2:

Apakah jaringan Hebb dapat membedakan 2 macam pola seperti berikut ini:

```
      # . . . # . .
      . . # . .

      . # . # . .
      . . . # . .

      . # . # . .
      . . . # . .

      # . . . # . .
      . . . # . .
```



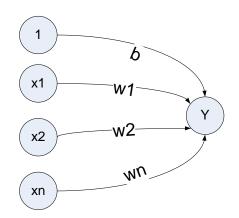
Model jaringan perceptron ditemukan oleh Rosenbalt (1962) dan Minsky – Papert (1969). Model tersebut merupakan model yang memiliki aplikasi dan pelatihan yang paling baik pada era tersebut



#### Arsitektur Jaringan

- Jaringan terdiri dari beberapa unit masukan (ditambah satu bias), dan memiliki sebuah unit keluaran.
- Fungsi aktivasi mempunyai kemungkinan nilai -1,0,1
- Harga threshold :

$$f(net) = \begin{cases} 1 \ jikanet > \theta \\ 0 \ jikanet - \theta \le net \le \theta \\ -1 \ jikanet < -\theta \end{cases}$$



- Algoritma pelatihan perceptron lebih baik dibandingkan model Hebb, karena:
- Setiap kali sebuah pola dimasukkan, hasil keluaran jaringan dibandingkan dengan target yang sesungguhnya.
- Modifikasi bobot tidak hanya ditentukan oleh perkalian antara target dengan masukan, tapi juga melibatkan suatu laju pemahaman (*learning rate*) yang besarnya bisa diatur.
- 3. Pelatihan dilakukan berulang-ulang untuk semua kemungkinan pola yang ada hingga jaringan dapat mengerti polanya (ditandai dengan samanya semua keluaran jaringan dengan target keluaran yang diinginkan).



## Pelatihan Perceptron

#### Misalkan:

- S adalah vektor masukan dan t adalah target keluaran
- 2. α adalah learning rate yang ditentukan (laju pemahaman)
- 3. O adalah threshold yang ditentukan



#### Algoritma pelatihan perceptron adalah:

- 1. Inisialisasi semua bobot dan bias (umumnya  $w_i = b = 0$ ) Tentukan laju pemahaman (= $\alpha$ ). Untuk penyederhanaan biasanya diberi nilai 1.
- Selama ada elemen vektor masukan yang respon unit keluarannya tidak sama dengan target, lakukan:
  - >> Set aktivasi unit masukan  $x_i = s_i = (i=1,...,n)$
  - >> Hitung respon unit keluaran:

$$net = \sum_{i} x_{i} w_{i} + b$$

$$f(net) = \begin{cases} 1 & jikanet > \theta \\ 0 & jikanet - \theta \le net \le \theta \\ -1 & jikanet < -\theta \end{cases}$$



- >> Perbaiki bobot pola yang mengandung kesalahan (y≠t) menurut persamaan:
  - \*\* wi (baru) = wi (lama) + $\Delta$ w; (i=1,...,n) dengan  $\Delta$ w =  $\alpha$  t x<sub>i</sub>
  - \*\* b (baru) = b (lama) +  $\Delta$ b;  $\Delta$ b =  $\alpha$  t



- Ada beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam algoritma perceptron:
- 1. Iterasi dilakukan terus hingga semua pola memiliki keluaran jaringan yang sama dengan targetnya (jaringan sudah memahami pola).
- Iterasi tidak berhenti setelah semua pola dimasukkan seperti yang terjadi pada model Hebb



- Perubahan bobot hanya dilakukan pada pola yang mengandung kesalahan (keluaran jaringan ≠ target). Perubahan tersebut merupakan hasil kali unit masukan dengan target laju pemahaman.
- Kecepatan iterasi ditentukan pula oleh laju pemahaman (α), dimana 0≤ α ≤1



## Contoh 1:

Buatlah perceptron untuk mengenali fungsi logika "dan" dengan masukan dan keluaran bipolar. Untuk inisialisasi, gunakan bobot dan bias awal=0,  $\alpha$ =1, dan threshold  $\theta$ =0.



Tabel masukan dan target fungsi logika "dan" keluaran bipolar :

$$f(net) = \begin{cases} 1 & jika & net > 0 \\ 0 & jika & net = 0 \\ -1 & jika & net < 0 \end{cases}$$

N	lasukaı	า	Target
<b>x</b> 1	<b>x2</b>	1	t
1	1	1	1
1	-1	1	-1
-1	1	1	-1
-1	-1	1	-1



## Iterasi untuk seluruh pola yang ada disebut <u>epoch 1</u>, adalah sebagai berikut:

M	Masukan Targe			net	<b>Y</b> =	Peru	ıbahan I	Bobot		Bobot B	aru
x1	<b>x2</b>	1	t		f (net)	Δw1	$\Delta$ w2	$\Delta \mathbf{b}$	w1	w2	bias
			Inis	sialisa	si Baru				0	0	0
1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1
1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	0	2	0
-1	1	1	-1	2	1	1	-1	-1	1	1	-1
-1	-1	1	-1	-3	-1	0	0	0	1	1	-1

#### Iterasi untuk seluruh pola yang ada disebut <u>epoch 2</u>, adalah sebagai berikut:

not f (not)				Peri	Perubahan Bobot Bobot Baru			aru			
x1	x2	1	t	net	f (net)	Δw1	$\Delta$ w2	$\Delta \mathbf{b}$	w1	w2	bias
	Bobot yang diperoleh dari epoch pertama									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	0	0	0	1	1	-1
-1	-1	1	-1	-3	-1	0	0	0	1	1	-1



Pada input pertama (x1 x2 1) = (1 1 1). Harga net dihitung berdasarkan bobot yang sudah ada sebelumnya yaitu ( $w_1 w_2 b$ ) = (0 0 0). Maka net =  $\Sigma x_i w_i + b = 1(0) + 1(0) + 0 = 0 \rightarrow f(net) = f(0) = 0$ .

Keluaran jaringan (=f(net) = 0) tidak sama dengan target yang diinginkan (dalam iterasi ini adalah 1), maka bobot diubah menggunakan rumusan  $\Delta w = \alpha tx_i = tx_i$ , (karena  $\alpha$ =1). Bobot baru = bobot lama +  $\Delta w$ .

Input pola kedua dan seterusnya dihitung secara analog. Pada pola terakhir (x1 x2 1) = (-1 -1 1), harga f(net) = -1 yang sama dengan targetnya. Maka bobot tidak diubah. Hal ini dinyatakan dengan kondisi  $\Delta w = 0$ .

#### **TUGAS 1:**

Diketahui perceptron dengan 3 masukan biner x1, x2, x3 sebuah bias dan sebuah keluaran bipolar.

Carilah bobot yang akan mengenali pola sebagai berikut :

- a. target keluaran bernilai 1 apabila semua masukan bernilai 1 dan
- b. target bernilai -1 apabila tepat salah satu dari masukan bernilai 0 (tidak diketahui bagaimana target apabila ada 2 atau lebih masukan yang bernilai 0).

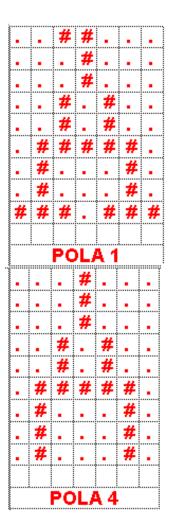
Gunakan bobot awal dan bias = 0 dengan laju pemahaman  $\alpha$ =1; threshold ( $\Theta$ )=0.1.

### PENGENALAN POLA KARAKTER

Perceptron dapat pula dipakai untuk mengenali pola karakter. Dengan berbagai pola masukan yang menyerupai huruf-huruf alfabet, perceptron dapat dilatih untuk mengenalinya

Algoritma untuk mengenali apakah pola masukan yang diberikan menyerupai sebuah karakter tertentu (misal huruf A) atau tidak adalah sebagai berikut:

- Nyatakan tiap pola masukan sebagai vektor bipolar yang elemennya adalah tiap titik dalam pola tersebut.
- 2. Berikan nilai target = 1 jika pola masukan menyerupai huruf yang diinginkan. Jika sebaliknya, berikan nilai target = -1.
- 3. Berikan inisialisai bobot, laju pemahaman dan threshold
- 4. Lakukan proses pelatihan perceptron



#	#	#	#	#	#	
•	#					#
•	#		•			#
•	#		•		•	#
•	#	#	#	#	#	
•	#					#
•	#	•			•	#
	#				•	#
#	#	#	#	#	#	
		PC	)L/	4 2		
#	#	#	#	#	#	
#	•		•	•	•	#
#			•	_		#
#			•			#
#	#	#	#	#	#	
#			•			#
#			•		•	#
#			•			#
44	#	#	#	#	#	•
#						

•	•	#	#	#	#	#
	#			•		#
#						
#	•	•	•	•	•	•
#	•	•	•	•	•	•
#			•	•	•	•
#	•	•	•	•	•	•
•	#	•	•	#	•	#
•	•	#	#	#	#	#
		PC	)L/	4 3		
•		#	#	#		•
•	#	#	#	#	#	•
#	#	#	# •	# •	#	#
#	#	#	# •	# •	#	#
# # #	#	#	# •	# •	#	#
# # #	#	# • • •	# • • •	# • • •	# • •	# • •
# # #	#	# • • •	# • • •	# • • •	# • •	# • •
####################################	. # #	# • • •	# • • • •	# • • •	# #	# # .
####################################	. # #	# • • •	# • • • •	#	# #	# # .
. # # # #	#	# 	#	# • • •	#	# # .

Misal, kita akan membuat model perceptron untuk mengenali pola "A"!

#### vektor masukan pola 1

	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7
b1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1
b2	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
b3	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
b4	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
b5	-1	-1	1	-1	1	-1	-1
b6	-1	1	1	1	1	1	-1
b7	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
b8	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
b9	1	1	1	-1	1	1	1



Pola Masukan	Target
Pola 1	1
Pola 2	-1
Pola 3	-1
Pola 4	1
Pola 5	-1
Pola 6	-1

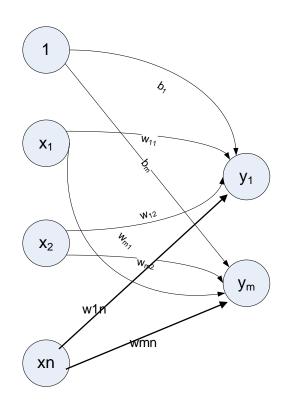
- Maka perceptron yang dipakai untuk mengenali pola huruf "A" (atau bukan "A") memiliki 63 unit masukan, sebuah bias dan sebuah unit keluaran.
- Misalkan bobot awal diambil = 0 untuk semua bobot maupun bias, laju pemahaman diambil  $\alpha$  = 1 dan threshold = 0.5
- Pelatihan dilakukan dengan cara memasukkan 63 unit masukan (atau sebuah pola huruf). Dihitung . Berikutnya, fungsi aktivasi dihitung menggunakan persamaan :

$$y = f(net) = \begin{cases} 1 & jikanet > 0.5 \\ 0 & jika - 0.5 \le net \le 0.5 \\ -1 & jikanet < -0.5 \end{cases}$$

 Apabila f(net) ≠ target, maka bobot dan bias diubah. Proses pelatihan dilakukan terus hingga semua keluaran jaringan sama dengan targetnya.

## Pengenalan beberapa pola karakter

Pengenalan beberapa pola karakter sekaligus (missal "A" atau bukan "A", "B" atau bukan "B", dan seterusnya) dilakukan dengan cara menggabungkan beberapa model perceptron.



Setiap unit masukan dihubungkan dengan setiap unit target. Bobot penghubung dari unit xi ke yi adalah wji (perhatikan bagaimana indeks dibuat). Demikian juga bias dihubungkan dengan semua unit keluaran dengan bobot masing-masing b1, b2, ..., bm.

Algoritma pelatihan perceptron untuk pengenalan beberapa pola sekaligus adalah sebagai berikut:

- Nyatakan tiap pola masukan sebagai vektor bipolar yang elemennya adalah tiap titik dalam pola tersebut.
- Berikan nilai target tj = +1 jika pola masukan menyerupai huruf yang diinginkan. Jika sebaliknya, berikan nilai target = tj = -1 (j = 1,2, ..., m)
- Berikan inisialisasi bobot, bias, laju pemahaman dan threshold
- lakukan proses pelatihan perceptron :



a. Hitung respon unit keluaran ke-j :

$$net_j = \sum x_i w_{ji} + b_j$$

$$y_{j} = f(net_{j}) = \begin{cases} 1 \ jika \ net_{j} > \theta \\ 0 \ jika - \theta \le net_{j} \le \theta \\ -1 \ jika \ net_{j} < -\theta \end{cases}$$

b. Perbaiki bobot pola yang mengandung kesalahan (y<sub>j</sub>≠t<sub>j</sub>) menurut persamaan:

$$w_{ji}$$
 (baru) =  $w_{ji}$  (lama) +  $\alpha t_j x_i$   
 $b_j$  (baru) =  $b_j$  (lama) +  $\alpha t_j$ 

c. Lakukan langkah 4a-b terus menerus hingga

$$t_i = y_i; j = 1,...,m$$



#### Contoh soal :

Diketahui 6 buah pola masukan seperti gambar sebelumnya. Buatlah model perceptron untuk mengenali pola "A", "B", dan "C".



## Penyelesaian:

Mula-mula dibuat 6 buah vektor masukan seperti sebelumnya. Ada 3 buah vektor keluaran yang masing-masing menyatakan bahwa pola mennyerupai huruf "A", "B", dan "C". Vektor target kemudian ditentukan seperti berikut:



Pola Masukan	t1	t2	t3
Pola 1	1	-1	-1
Pola2	-1	1	-1
Pola 3	-1	-1	1
Pola 4	1	-1	-1
Pola 5	-1	1	-1
Pola 6	-1	-1	1

# THE RSI

## Selanjutnya iterasi dapat dibuat, dengan beberapa perubahan sebagai berikut:

- Vektor masukan terdiri dari 63 elemen x1, x2,...,x63 dan sebuah bias
- Ada 3 target t1, t2, t3
- Ada 3 kolom net yaitu net1, net2 dan net3, masing-masing merupakan hasil kali bobot dengan vektor masukan
- Ada 3 buah y yang merupakan fungsi aktivasi ketiga kolom net. y1=f(net1), y2=f(net2), y3=f(net3)
- Ada 3\*63 buah kolom perubahan bobot yaitu
- Δw11, Δw12,..., Δw1.63, Δw21, Δw22,..., Δw2.63, ...
- Δw31, Δw32,..., Δw3.63
- Ada 3\*63 buah bobot, masing-masing:
- w11, w12,...,w1.63, w21, w22,...,w2.63,..., w31, w32,...,w3.63

## PELATIHAN ADALINE



Model ADALINE (Adaptive Linear Neuron) ditemukan oleh Widrow dan Hoff (1960). Arsitekturnya mirip dengan perceptron.

Perbedaan dengan Perceptron adalah dalam hal cara memodifikasi bobotnya. Bobot dimodifikasi dengan aturan DELTA (*Least Mean Square*).

Fungsi aktivasi yang dipakai :

net = 
$$\sum_{i} x_i w_i + b$$
  
y = f(net) =  $\sum_{i} w_i + b$ 

 Kuadrat selisih antara target (t) dan keluaran jaringan (f(net)) merupakan error yang terjadi.
 Dalam aturan delta, bobot dimodifikasi sedemikian hingga errornya minimum.

$$E = (t - f(net))^{2} = \left[t - \left(\sum x_{i} w_{i} + b\right)\right]^{2}$$



# E merupakan fungsi bobot w<sub>i</sub>. Penurunan E tercepat terjadi pada arah:

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = -2[t - (\sum x_i w_i + b)] x_i = -2(t - y)x_i$$

Maka perubahan bobot adalah:

$$\Delta w_i = \alpha(t-y)x_i$$

dengan  $\alpha$  merupakan bilangan positip kecil (umumnya diambil = 0,1)



# Algoritma pelatihan ADALINE adalah sebagai berikut:

- Inisialisai semua bobot dan bias (umumnya w<sub>i</sub>= b= 0).
  - Tentuka laju pemahaman (= $\alpha$ ). Untuk penyederhanaan biasanya  $\alpha$  diberi nilai kecil (=0,1). Tentukan toleransi kesalahan yang diijinkan
- 2. Selama  $\max \Delta w_i$  batas toleransi lakukan:



- a. Set aktivasi unit masukan xi = si (i=1,..,n)
- b. Hitung respon unit keluaran:

net = 
$$\sum_{i} w_{i} + b$$
  
y = f(net) = net

 c. Perbaiki bobot pola yang mengandung kesalahan (y ≠ t), menurut persamaan:

```
** w_i (baru) = w_i (lama) + \alpha(t-y)x_i
** b (baru) = b(lama) + \alpha(t-y)
```

Setelah proses pelatihan selesai, ADALINE dapat dipakai untuk pengenalan pola. Untuk itu, umumnya dipakai fungsi threshold bipolar. Caranya adalah sebagai berikut:

- Inisialisasi semua bobot dan bias dengan bobot dan bias hasil pelatihan
- 2. Untuk setiap input masukan bipoar x, lakukan :
  - a. Set aktivasi unit masukan xi = si(i=1,..,n)



#### b. Hitung net vektor keluaran:

net = 
$$\Sigma \dot{x}_i w_i + b$$

#### c. Kenakan fungsi aktivasi:

$$y = \begin{cases} 1 & jika \ net \ge 0 \\ -1 & jika \ net < 0 \end{cases}$$



#### **CONTOH:**

Gunakan model
ADALINE untuk
mengenali pola fungsi
logika "dan" dengan
masukan dan target
bipolar:

(Gunakan batas toleransi = 0.05 dan  $\alpha$ =0.1)

Mas	Target	
x1	x2	t
1	1	1
1	-1	-1
-1	1	-1
-1	-1	-1



#### **PENYELESAIAN:**

Dengan  $\alpha$  =0.1, maka perubahan bobotnya:

$$\Delta w_i = 0.1(t-f(net))x_i$$
$$= 0.1(t-y) x_i$$

Iterasi untuk epoch-1 tampak pada tabel berikut:

ח	Masukai	n	t	net	Y = f(net)	t-y	Perubahan Bobot		Bobot Baru			
<b>x1</b>	x2	1					Δw1	Δw2	Δb	w1	w2	b
	Inisialisasi						0	0	0			
1	1	1	1	0	1	1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
1	-1	1	-1	0,1	1	-1,1	-0,11	0,11	-0,11	-0,01	0,21	-0,01
-1	1	1	-1	0,21	1	-1,21	0,12	-0,12	-0,12	0,11	0,09	-0,13
-1	-1	1	-1	-0,33	-1	-0,67	0,07	0,07	-0,07	0,18	0,16	-0,2

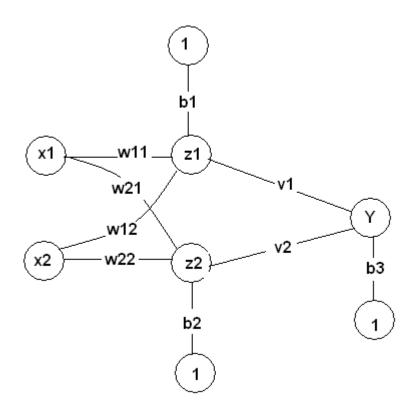
Maksimum  $\Delta w_i = 0.07 > \text{toleransi}$ , maka lanjut ke epoch 2

N	⁄lasuka	n	t	net	Y = f(net	t-y	Perubahan Bobot		Bobot Baru			
<b>x1</b>	x2	1			)		Δw1	Δw2	Δb	w1	w2	b
	Inisialisasi						0,18	0,16	-0,2			
1	1	1	1	0,14	0,14	0,86	0,09	0,09	0,09	0,26	0,24	-0,11
1	-1	1	-1	-0,09	-0,09	-0,91	-0,09	0,09	-0,09	0,17	0,33	-0,2
-1	1	1	-1	-0,04	-0,04	-0,96	0,1	-0,1	-0,1	0,27	0,24	-0,3
-1	-1	1	-1	-0,8	-0,8	-0,2	0,02	0,02	-0,02	0,29	0,26	-0,32

Ması	ukan	net	f(net)
x1	x2		
1	1	0,23	1
1	-1	-0,29	-1
-1	1	-0,35	-1
-1	-1	-0,87	-1

## PELATIHAN MADALINE

Beberapa ADALINE dapat digabungkan untuk membentuk suatu jaringan baru  $\rightarrow$  MADALINE (many ADALINE).



#### Algoritma Pelatihan MADALINE:

- Inisialisasi boot dan bias dengan bilangan acak kecil.
   Inisialisasi laju pemahaman (α) dengan bilangan kecil.
- 2. Selama perubahan bobot lebih besar dari toleransi atau jumlah epoch sebelum melebihi batas yang ditentukan, lakukan tahap 2.1 sampai dengan 2.5:
  - 2.1 Set aktivasi unit masukan :  $x_i = s_i$  untuk semua i.
  - 2.2 Hitung net input untuk setiap unit tersembunyi ADALINE (z1, z2,...,zn)

$$zin_{-} j = b_j + \sum_{i} x_i w_{ji}$$

2.3 Hitung keluaran setiap unit tersembunyi dengan menggunakan fungsi aktivasi bipolar :

$$zin_{-} j = b_j + \sum_i x_i w_{ji}$$

2.4 Tentukan keluaran jaringan:

$$Y_{in} = b_k + \sum_j x_i \ w_{ji}$$

$$Y = f(y_{in}) = \begin{cases} 1 & jika \ y_{in} \ge 0 \\ -1 & jika \ y_{in} < 0 \end{cases}$$

- 2.5 Hitung error yang ditentukan perubahan bobotJika y = target, maka tidak dilakukan perubahan bobotJika y ≠ target:
- Untuk t =1, ubah bobot ke unit  $z_j$  yang  $z_{in}$ nya terdekat dengan 0 (misal ke unit  $z_p$ ) sebagai berikut:

$$b_p$$
 baru =  $b_p$  lama +  $\alpha$  (1 –  $Z_{in-j}$ )  
 $w_{ji}$  baru =  $w_{pi}$  lama +  $\alpha$  (1- $z_{in-p}$ ) $x_i$ 

 Untuk t = -1, ubah semua bobot ke unit z<sub>k</sub> yang z<sub>in</sub>nya positip sebagai berikut:

$$b_k$$
 baru =  $b_k$  lama +  $\alpha(-1 - z_{in-k})$   
 $w_{ki}$  baru =  $w_{ki}$  lama +  $\alpha(-1-z_{in-k})$   $x_i$ 

Jika y ≠ t dan t = 1 (karena y bipolar berarti y = -1), maka f(net) di z<sub>1</sub>=z<sub>2</sub>= -1. Untuk mengenali pola, paling sedikit salah satu dari z tersebut harus dijadikan = 1. Bobot yang dimodifikasi adalah bobot ke unit z yang netna paling dekat dengan 0. Misalkan unit z yg keluarannya terdekat dengan 0 adalah z<sub>p.</sub> Maka bobot dan bias akan dimodifikasi menurut persamaan:

$$b_p \ baru = b_p lama + \alpha (1 - z_{in-p})$$

$$w_{pi} baru = w_{pi} lama + \alpha (1 - z_{in-p}) x_i$$

Jika y ≠ t dan t = -1 (dengan kata lain y = 1), berarti minimal salah satu z memiliki f(net) = 1 (atau dala z yang netnya positip). Padahal semua z harus memiliki f(net) = -1. Maka bobot yang dimodifikasi adalah bobot yang netnya positip (misal unit z<sub>k</sub>) menurut persamaan:

$$b_k \ baru = b_k lama + \alpha(-1 - z_{in-k})$$

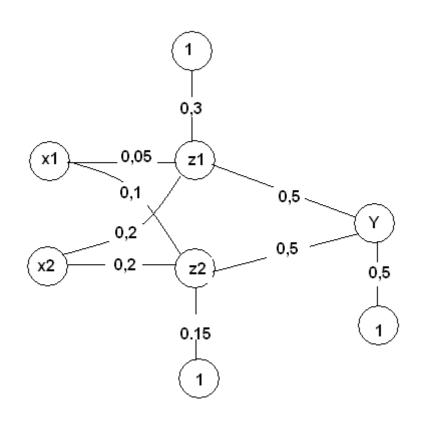
$$w_{ki} \ baru = w_{ki} lama + \alpha(-1 - z_{in-k}) x_i$$

Contoh:

Fungsi logika XOR memiliki pasangan masukan target seperti yang tampak pada tabel berikut:

Ması	Target	
X1	X2	t
1	1	-1
1	-1	1
-1	1	1
-1	-1	-1

Ke unit tersembunyi							
Dari unit Z1 Z2							
x1	w11 = 0,05	w21=0,1					
x2	w12=0,2	w22=0,2					
bias	b1=0,3	b2=0,15					



### Pola 1:

Masukan x1=1, x2=1, t=-1

### Algoritma:

2.2 Hitung net untuk unit tersembunyi z1 dan z2:

$$zin_1 = b1 + x1w11 + x2w12$$
  
= 0,3 + 1 (0,05) +1(0,2) = 0,55  
 $zin_2 = b2 + x1w21 + x2w22$   
= 0,15 + 1 (0,1) + 1 (0,2) = 0,45

2.3 Hitung keluaran unit tersembunyi z1 dan z2 menggunakan fungsi aktivasi bipolar. Didapat:

$$z1 = f(zin_1) = 1$$
  
 $z2 = f(zin_2) = 1$ 

2.4 Tentuan keluaran jaringan y:

$$y_{in} = b3 + z1v1 + z2v2$$
  
= 0,5 + 1 (0,5) +1 (0,5)  
= 1,5  
Maka y = f(y in) = 1

2.5 t-y = -1 - 1 = -2, ≠ 0 dan t = -1
Maka semua bobot yang menghasilkan z\_in yang positip dimodifikasi. Karena zin\_1 > 0 dan zin\_2 > 0, maka semua bobot dimodifikasi :

b1 baru = b1 lama + 
$$\alpha$$
 (-1 - zin\_1) = 0,3 + 0,5 (-1 - 0,55) = -0,475 w11 baru = w11 lama +  $\alpha$  (-1 - zin\_1) x1 = 0,05 + 0,5 (-1-0,55) = -0,725 w12 baru = w12 lama +  $\alpha$  (-1 - zin\_1) x2 = 0,2 + 0,5 (-1 - 0,55) = -0,575

Perubahan bobot ke unit tersembunyi:

b2 baru = b2 lama + 
$$\alpha$$
 (-1 - zin\_2) = 0,15 + 0,5 (-1-0,45) = -0,575  
w21 baru = w21 lama +  $\alpha$  (-1 - zin\_2) x1 = 0,1 + 0,5 (-1 -0,45)  
= -0,625

W22 baru = w22 lama + 
$$\alpha$$
 (-1 - zin\_2) x2 = 0,2 + 0,5 (-1 - 0,45)  
= -0,525

Bobot mula-mula		Bobot setelah iterasi	ΙΔwΙ
<b>b1</b>	0,3	-0,475	0,775
w11	0,05	-0,725	0,73
w12	0,2	-0,575	0,775
b2	0,15	-0,575	0,725
w21	0,1	-0,625	0,725
w22	0,2	-0,525	0,725

Karena masih ada (bahkan semua) perubahan bobot > toleransi yang ditetapkan, maka iterasi dilanjutkan untuk pola2.

Iterasi dilakukan untuk semua pola. Apabila ada perbahan bobt yang masih lebih besar dari batas toleransi, maka iterasi dilanjutkan untuk epoch 2 dan seterusnya.

# **BACK PROPAGATION**

 JST dengan layar tunggal memiliki keterbatasan dalm pengenalan pola.
 Kelemahan ini bisa ditanggulangi dengan menambahkan satu/beberapa layar tersembunyi diantara layar masukan dan keluaran, tetapi memerlukan waktu yang lama.

- Arsitektur Jaringan:
- Fungsi Aktivasi :

Fungsi sigmoid biner memiliki range (0,1)

- Pelatihan Standar Backpropagation
  - Fase 1. Propagasi maju
  - Fase 2. Propagasi mundur
  - Fase 3. Perubahan bobot

# Algoritma pelatihan untuk jaringan dengan satu layar tersembunyi

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2 – 9

#### Fase I: Propagasi Maju

Langkah 3: Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya

Langkah 4: Hitung semua keluarandi unit tersembunyi zj (j = 1,2, ...., p)

$$z_net_j = v_{jo} + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}$$

$$z_j = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-z_net_j}}$$

Langkah 5: Hitung semua keluaran jaringan di unit yk (k = 1, 2,...., m)

$$y_n net_k = w_{ko} + \sum_{j=1}^k z_j w_{kj}$$
  $y_k = f(y_n net_k) = \frac{1}{1 + e^{-y_n net_k}}$