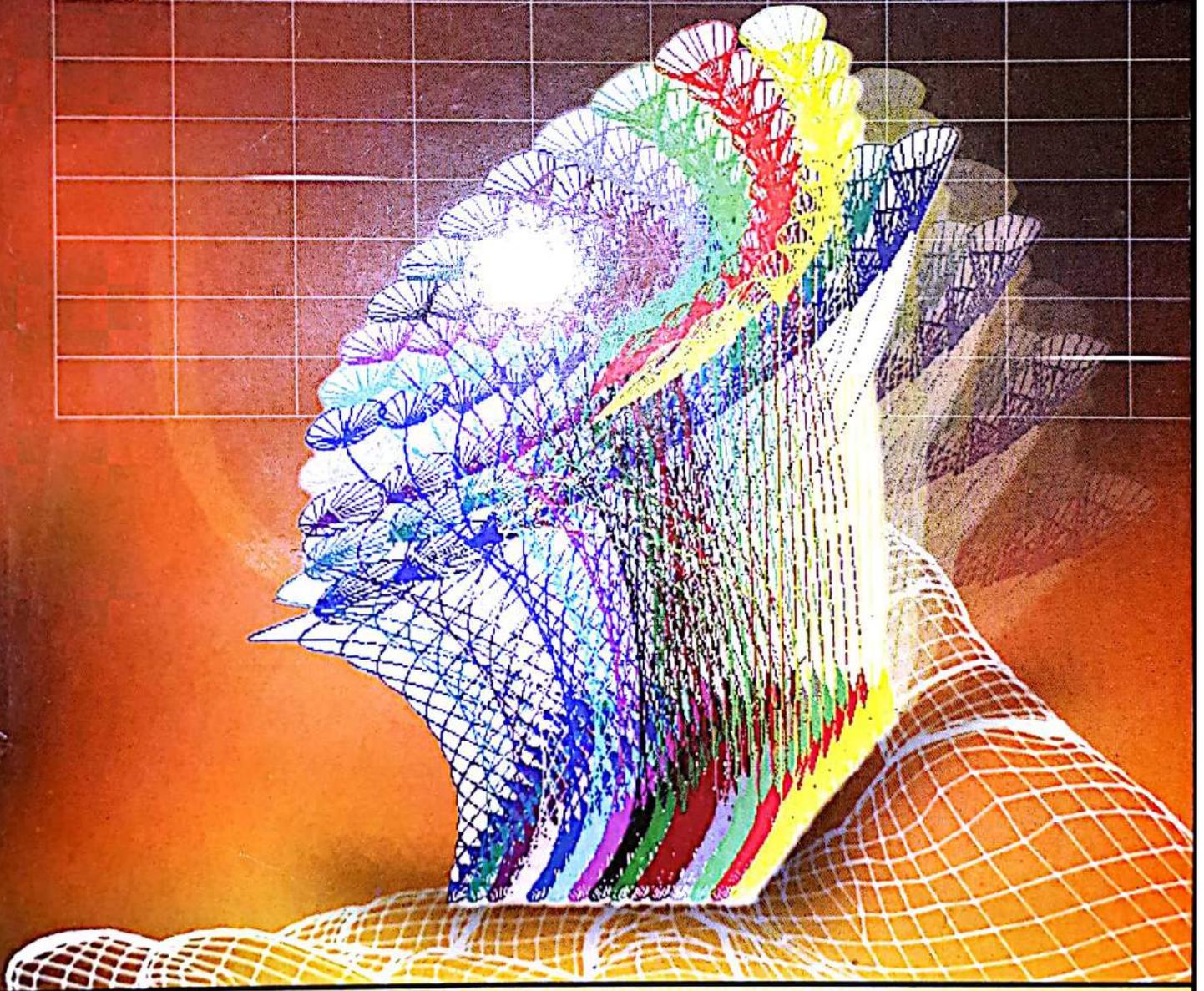


# KAPITA SELEKTA STATISTIKA NEURAL NETWORK



Oleh :  
Budi Warsito, S.Si., M.Si.



BP UNDIP  
SEMARANG

# **Kapita Selekt Statist** **Neural Network**

**Oleh :**  
**Budi Warsito, S.Si., M.Si.**



Perpustakaan Nasional / Katalog Dalam Terbitan (KDT)

### **Kapita Selekta Statistika Neural Network**

oleh : Budi Warsito, S.Si, M.Si

Fakultas MIPA Universitas Diponegoro Semarang.

halaman; viii,184 hlm. uk; 23 x 15,5 cm

### **Kapita Selekta Statistika Neural Network**

ISBN : 978 979 704 857-0

Cetakan Pertama, Desember 2009

*Desain Cover* : Thomas

*Setting Lay Out* : Tim Redaksi Widya Karya

*Diterbitkan oleh* : Badan Penerbit UNDIP Semarang

---

Copyright © 2009 ada pada penulis.

Hak cipta dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip, memperbanyak, dan mengedarkan sebagian atau seluruh isi buku ini tanpa izin tertulis dari penerbit.

---

*Untuk istriku tercinta dan anak*

#### **Kutipan Pasal 72:**

#### **Sanksi Pelanggaran Undang-Undang Hak Cipta (Undang-Undang No. 19 Tahun 2002)**

1. Barang siapa dengan sengaja dan tanpa hak melakukan perbuatan sebagaimana dimaksud dalam Pasal 2 ayat (1) dipidana penjara masing-masing paling singkat 1 (satu) bulan dan/atau denda paling sedikit Rp. 1.000.000,00 (satu juta rupiah), atau pidana penjara paling lama 7 (tujuh) tahun dan/atau denda paling banyak Rp.5.000.000.000,00 (lima miliar rupiah).
2. Barangsiapa dengan sengaja menyiarkan, memamerkan, mengedarkan, atau menjual kepada umum suatu ciptaan atau barang hasil pelanggaran Hak Cipta atau Hak Terkait sebagaimana dimaksud pada ayat (1) dipidana dengan pidana penjara paling lama 5 (lima) tahun dan/atau denda paling banyak Rp. 500.000.000,-- (lima ratus juta rupiah).

*Husni Fadhi*

*Hasna Faria*

*Hanifah Khoirunn*

*Haidar Fa*

*Hashif Izzu*

## KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah penulis panjatkan ke had karena atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga menyelesaikan penyusunan buku ini. Buku mengenai neural network dan statistika ini diharapkan dapat bermanfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Penulis menyadari bahwa penyusunan buku ini berkat bantuan, dorongan dan nasehat dari berbagai pihak. Pada kesempatan yang baik ini penulis mengucapkan kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah membantu hingga terselesaikannya penulisan buku ini.

Penulis menyadari bahwa segala kemudahan dan kelancaran yang penulis peroleh selama ini semata-mata datang dari Allah Maha Kuasa. Semoga segala upaya makhluk yang taat dapat mendapatkan rahmat dan ridho-Nya. Semoga tulisan ini memberikan manfaat yang sebesar-besarnya bagi pembaca khususnya dan bagi ilmu pengetahuan pada umumnya.

Semarang,

# DAFTAR ISI

Persembahan .....	
Kata Pengantar .....	
Daftar Isi .....	

## POKOK BAHASAN I: DASAR-DASAR PEMODELAN NEURAL NETWORK

<b>I.1 Pengantar Neural Network .....</b>	
1.1 Pendahuluan .....	
1.2 Penyajian .....	
1.3 Penutup .....	
<b>I.2 Perceptron .....</b>	
2.1 Pendahuluan .....	
2.2 Penyajian .....	
2.3 Penutup .....	
<b>I.3 Fungsi Aktivasi .....</b>	
3.1 Pendahuluan .....	
3.2 Penyajian .....	
3.3 Penutup .....	

## POKOK BAHASAN II: MODEL FEED FORWARD NEURAL NETWORK

<b>II.1 Backpropagation .....</b>	
1.1 Pendahuluan .....	
1.2 Penyajian .....	
1.3 Penutup .....	
<b>II.2 Algoritma Pelatihan .....</b>	
2.1 Pendahuluan .....	
2.2 Penyajian .....	
2.3 Penutup .....	
<b>II.3 Pre-Processing dan Post-Processing .....</b>	
3.1 Pendahuluan .....	
3.2 Penyajian .....	

3.3 Penutup .....	87
<b>POKOK BAHASAN III :</b>	
<b>APLIKASI MODEL FEED FORWARD NEURAL NETWORK PADA STATISTIKA</b>	
<b>III.1 Aplikasi pada Time Series .....</b>	<b>89</b>
1.1 Pendahuluan .....	89
1.2 Penyajian .....	89
1.3 Penutup .....	102
<b>III.2 Aplikasi pada Regresi .....</b>	<b>103</b>
2.1 Pendahuluan .....	103
2.2 Penyajian .....	103
2.3 Penutup .....	109
<b>III.3 Aplikasi pada Klasifikasi .....</b>	<b>110</b>
3.1 Pendahuluan .....	110
3.2 Penyajian .....	110
3.3 Penutup .....	125
<b>POKOK BAHASAN IV :</b>	
<b>BEBERAPA MODEL NEURAL NETWORK YANG LAIN DAN APLIKASINYA PADA STATISTIKA</b>	
<b>IV.1 General Regression Neural Network .....</b>	<b>127</b>
1.1 Pendahuluan .....	127
1.2 Penyajian .....	127
1.3 Penutup .....	138
<b>IV.2 Kohonen Neural Network .....</b>	<b>139</b>
2.1 Pendahuluan .....	139
2.2 Penyajian .....	139
2.3 Penutup .....	159
<b>IV.3 LEARNING VECTOR QUANTIZATION .....</b>	<b>160</b>
3.1 Pendahuluan .....	160
3.2 Penyajian .....	160
3.3 Penutup .....	182
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>183</b>

## POKOK BAHASAN I

### DASAR-DASAR PEMODELAN NEURAL NETWORK

#### I.1 PENGANTAR NEURAL NETWORK

##### 1.1 Pendahuluan

Pada sub pokok bahasan ini akan dibahas mengenai konsep dasar neural network kaitannya dengan sistem kecerdasan buatan manusia. Dibahas pula beberapa istilah baru dalam pemodelan neural network sebagai suatu sistem kecerdasan buatan, termasuk jenis-jenis proses pembelajaran pada jaringan.

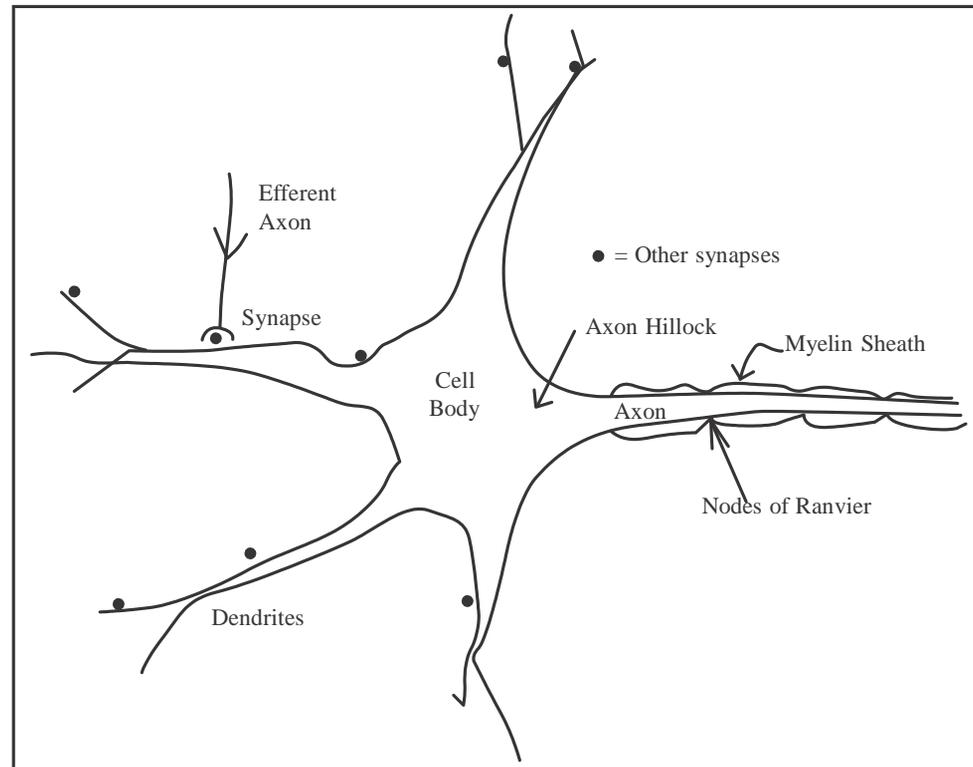
##### 1.2 Penyajian

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau yang dikenal sebagai *Artificial Neural Network (ANN)* merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan syaraf pada makhluk hidup (Fausset, 1994). Istilah ini berkembang selanjutnya huruf "A" pada istilah tersebut dihilangkan untuk mempersingkat penulisan dan menjadi populer dengan istilah Neural Network (NN) saat ini. Istilah ini kali diperkenalkan oleh McCulloch dan Pitts (1942) sebagai suatu model sederhana dari suatu syaraf nyata pada manusia seperti suatu unit *threshold* yang kemudian dikembangkan sebagai model matematika yang meniru pola pikir manusia atau jaringan syaraf makhluk hidup. Asumsi bahwa:

1. Proses informasi terjadi pada banyak elemen yang disebut *neuron*.
2. Sinyal yang melewati antar *neuron* menggunakan bobot tertentu.
3. Setiap penghubung antar *neuron* mempunyai bobot yang bersesuaian dengan mengalikan sinyal yang masuk. Bobot ini dapat memperkuat maupun memperlemah sinyal.
4. Setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi yang bergantung (jumlah sinyal input yang terboboti) untuk menghasilkan output.

pemodelan NN pada saat ini secara luas banyak dilakukan dan dimotivasi oleh adanya kemungkinan untuk menggunakan NN sebagai suatu instrumen untuk menyelesaikan berbagai permasalahan aplikasi seperti *pattern recognition* dan *signal processing*, sedangkan pada pemodelan statistika banyak diterapkan pada masalah klasifikasi, clustering, regresi dan juga peramalan data *time series*.

Secara sederhana gambar sebuah sistem jaringan syaraf biologis manusia disajikan pada gambar 1.1.



**Gambar 1.1** Sistem Jaringan Syaraf Manusia

Neural Network merupakan sebuah mesin pembelajaran yang dibangun dari sejumlah elemen pemrosesan sederhana yang disebut *neuron* atau *node* (Fausett, 1994). Istilah *unit* juga sering digunakan untuk menyebutkan neuron. Setiap neuron dihubungkan dengan neuron yang lain dengan link komunikasi langsung melalui pola hubungan yang disebut arsitektur jaringan. Bobot-bobot pada koneksi mewakili besarnya informasi yang digunakan jaringan. Metode yang digunakan untuk menentukan bobot koneksi tersebut dinamakan dengan algoritma pembelajaran. Setiap *neuron* mempunyai tingkat

dan hanya dapat mengirim sekali dalam satu waktu. Sinyal tersebut disebarkan pada beberapa neuron.

Prinsip dari pemodelan *Neural Network* didasarkan pada karakteristik dan cara kerja otak manusia. Pemrosesan informasi otak manusia terdiri dari beberapa neuron yang melakukan tugas sederhana. Karena keterhubungan antar *neuron*, maka otak manusia melakukan fungsi pemrosesan yang sangat kompleks. Pemrosesan informasi hanya dapat dilakukan berdasarkan proses pembelajaran sebelumnya. Pemrosesan informasi dalam jaringan syaraf manusia bersifat adaptif, yang artinya antar *neuron* terjadi secara dinamis, kekuatan koneksi antar *neuron* dapat berubah dari waktu ke waktu. Jaringan ini mempunyai kemampuan untuk mempelajari informasi baru.

Dalam memproses informasi, jaringan syaraf manusia memiliki 3 elemen dasar sebagai berikut :

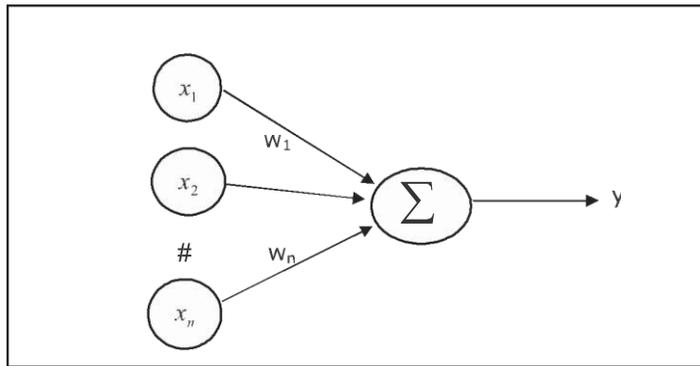
1. Himpunan Penghubung  
Himpunan Penghubung merupakan himpunan koneksi yang dihubungkan dengan suatu jalur komunikasi. Bobot tersebut memiliki bobot yang berbeda. Bobot positif akan memperkuat sinyal sedangkan bobot bernilai negatif akan memperlemah sinyal. Jenis dan pola hubungan antar unit-unit tersebut akan membentuk arsitektur jaringan yang terbentuk.
2. Fungsi Penjumlahan  
Fungsi Penjumlahan merupakan suatu unit yang menjumlahkan input-input sinyal yang masuk ke neuron dengan bobot masing-masing.
3. Fungsi Aktivasi  
Fungsi aktivasi dapat digunakan sebagai fungsi untuk mengubah bobot, yang dapat menjadikan jaringan lebih powerful. Fungsi aktivasi juga menghasilkan sinyal yang akan dikirim ke neuron lain dengan bobot tertentu.

Pada gambar 1.2 ditunjukkan struktur jaringan syaraf dengan input  $x_1, x_2, \dots, x_n$  yang bersesuaian dengan sinyal yang masuk dalam saluran penghubung. Setiap sinyal yang masuk ke neuron dengan bobot koneksinya yaitu  $w_1, w_2, \dots, w_n$  akan

akan menjumlahkan semua input terbobot dan menghasilkan sebuah nilai yaitu  $y_{in}$ .

$$Y_{in} = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n$$

Aktivasi  $y$  dari neuron  $Y$  ditentukan oleh fungsi input jaringannya,  $y = f(y_{in})$  dimana  $f$  merupakan fungsi aktivasi yang digunakan.



**Gambar 1.2** Struktur neuron buatan pada Jaringan Syaraf Tiruan dengan input  $x_1, x_2, \dots, x_n$  dan bobot koneksinya  $w_1, w_2, \dots, w_n$ .

Karakteristik dari model neural network antara lain :

1. Memiliki kemampuan menghasilkan output terhadap pola yang belum pernah dipelajari (*generalization*)
2. Memiliki kemampuan untuk memproses *input* yang terdapat kesalahan di dalamnya dengan tingkat toleransi tertentu.
3. Mampu beradaptasi dengan perubahan yang terjadi terhadap nilai-nilai input dan output. Bentuk adaptasi ini diwujudkan dalam perubahan nilai bobot.

Secara garis besar neural network mempunyai dua tahap pemrosesan informasi, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian.

1. Tahap Pelatihan

Tahap pelatihan dimulai dengan memasukkan pola-pola pelatihan (data latih) ke dalam jaringan. Dengan menggunakan pola-pola ini jaringan akan mengubah-ubah bobot yang menjadi penghubung antar *node*. Pada setiap iterasi (dalam NN dikenal sebagai epoch) dilakukan evaluasi

bobot yang sesuai dimana nilai error yang tercapai atau jumlah iterasi telah mencapai yang ditetapkan sebelumnya. Selanjutnya berdasarkan dasar pengetahuan pada tahap pengujian.

Berdasarkan permasalahan yang ditangani, pada neural network dapat dibedakan menjadi:

a. Pelatihan Terawasi (*Supervised training*)

Pada proses pelatihan terawasi diharapkan dari input yang diterima diketahui sebelumnya. Metode pelatihan ini jaringan untuk dapat mengenali pola melalui cara memetakan pola masukan (input) ke output yang diinginkan. Tujuan dari pelatihan adalah untuk menghasilkan pemetaan dari nilai output, sehingga akan diperoleh output dengan targetnya. Perubahan nilai pembelajaran) dilakukan untuk mencapai target.

Setiap input jaringan akan menghasilkan outputnya dan selanjutnya output dibandingkan dengan vektor target yang Perbedaan antara output yang dihasilkan output disebut sebagai error. Error dikembalikan ke dalam jaringan sebagai menentukan bobot koneksi yang baru. Bobot neuron akan diperbaiki berdasarkan algoritma tertentu, sampai seluruh rangkaian menghasilkan error yang sedikit (minimal). pemodelan statistika, neural network dengan terawasi ini dapat diterapkan pada beberapa seperti pada model-model regresi, time klasifikasi.

b. Pelatihan Tak Terawasi (*Unsupervised Training*)

Pelatihan tak terawasi dite permasalahannya-permasalahannya dimana tidak diketahui sebelumnya. Pada metode nilai bobot dilakukan dengan menggunakan output yang diinginkan. Tu mengelompokkan unit-unit dengan ciri-ciri

Pelatihan tak terawasi tidak membutuhkan vektor target untuk output-nya, sehingga tidak ada perbandingan yang dilakukan dengan target yang ditentukan sebelumnya. Rangkaian pelatihan hanya berisi vektor input saja. Jaringan akan menempatkan input-input ke dalam beberapa kelompok. Selanjutnya dari kelompok-kelompok tersebut ditentukan karakteristik kelompoknya, sehingga apabila jaringan menerima input yang baru dapat ditentukan ke dalam kelompok dimana input tersebut berada. Jaringan memperbaiki bobot koneksi antar neuron sedemikian sehingga pola-pola input yang mirip ditempatkan ke dalam kelompok yang sama. Kemudian jaringan akan membuat pola-pola input sebagai wakil bagi setiap kelompok yang terbentuk. Salah satu penerapan pada statistika adalah pada analisis cluster.

## 2. Tahap Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap suatu pola masukan yang belum pernah dilatihkan sebelumnya (data uji) menggunakan bobot-bobot yang telah dihasilkan pada tahap pelatihan. Diharapkan bobot-bobot hasil pelatihan yang sudah menghasilkan error minimal juga akan memberikan error yang kecil pada tahap pengujian.

Dalam pemodelan Neural Network, kemampuan jaringan dalam menghasilkan model dipengaruhi oleh banyak faktor. Beberapa faktor yang berpengaruh terhadap kebugusan model diantaranya adalah sebagai berikut :

1. Arsitektur jaringan
2. Fungsi aktivasi yang digunakan pada *hidden layer* dan *output layer*
3. Metode pembelajaran yang digunakan
4. Input jaringan

Pemode

taranya adalah sebagai berikut :

### 1. Pengenalan Pola (*Pattern Recognition*)

Model Neural Network dapat dipakai untuk mengenali pola (misalnya huruf atau angka) yang sudah sedikit berubah. Hal ini mirip dengan otak manusia yang masih

seseorang yang belum dikenal hanya berdasarkan pola yang diketahui.

### 2. *Signal Processing*

Model Neural Network dapat dipakai untuk menghilangkan noise dalam saluran telepon.

### 3. Peramalan

Model Neural Network dapat dipakai untuk memprediksi hal yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan pola kejadian sejenis yang telah terjadi di masa lampau. Dalam hal ini data masa lampau digunakan untuk melakukan prediksi masa depan sebagai contoh. Selain itu, dapat dilakukan mengingat kemampuan Neural Network untuk mengingat dan membuat generalisasi dari pengalaman yang ada sebelumnya.

### 4. Klasifikasi Data/ Prediksi Kelas

Neural Network dapat dipakai untuk melakukan pengklasifikasian data/prediksi kelas. Proses ini merupakan proses untuk menemukan sekumpulan aturan yang menjelaskan dan membedakan kelas-kelas yang ada, sehingga model tersebut dapat digunakan untuk memprediksi nilai suatu kelas yang belum diketahui dari sebuah objek.

## Arsitektur Neural Network

Neuron-neuron dalam Neural Network tersusun dalam bentuk lapisan-lapisan (*layer*) dan memiliki keterhubungan baik dalam satu lapisan maupun antar lapisan. Susunan dari neuron-neuron dalam satu lapisan dan keterhubungannya dalam dan antar lapisan merupakan arsitektur jaringan. Neuron-neuron yang berada pada lapisan tertentu akan mempunyai pola keterhubungan yang sama (Fausset, 1994). Suatu jaringan syaraf tersusun atas lapisan-lapisan :

### 1. Lapisan input (*Input Layer*)

Yaitu lapisan yang menerima masukan/ input dari luar.

### 2. Lapisan output (*Output Layer*)

Yaitu lapisan yang menghasilkan output dari jaringan.

### 3. Lapisan tersembunyi (*Hidden Layer*)

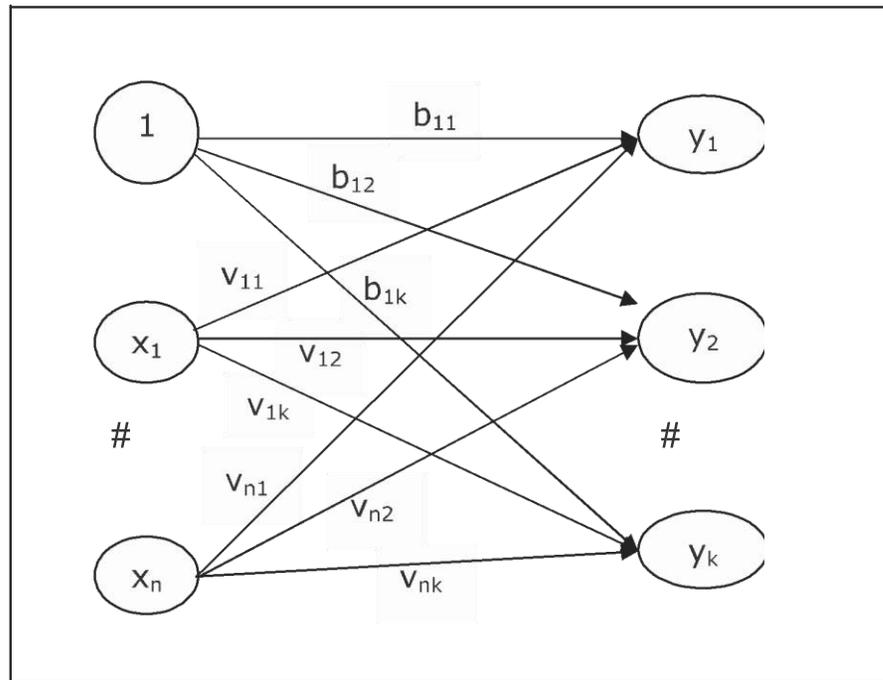
Yaitu lapisan yang terletak diantara lapisan input dan output.

dan tidak berhubungan langsung dengan keadaan di luar jaringan.

Dalam hal ini lapisan input tidak melakukan proses perhitungan, hanya mendistribusikan sinyal ke semua neuron pada lapisan berikutnya sehingga untuk menentukan jumlah lapisan dalam suatu jaringan, lapisan input tidak dihitung karena tidak dianggap sebagai lapisan. Berdasarkan jumlah lapisan yang dimiliki neural network dapat dibedakan menjadi Jaringan Lapisan Tunggal (*Single Layer*) dan Jaringan Multi Lapis (*Multi Layer*).

### 1. Jaringan Lapisan Tunggal (*Multi Layer*)

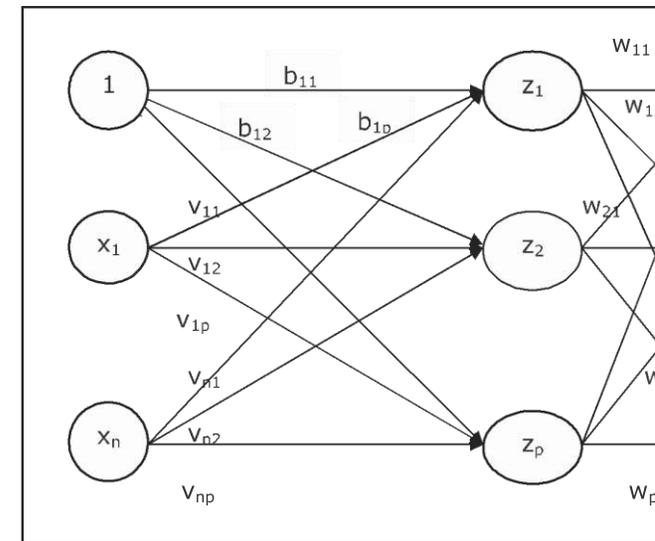
Sebuah jaringan disebut jaringan lapis tunggal jika jaringan tersebut tidak mempunyai lapisan tersembunyi atau hanya mempunyai satu lapisan bobot koneksi (Fausett, 1994). Pada jaringan ini sekumpulan input neuron dihubungkan langsung dengan sekumpulan output (Siang, 2005). Arsitektur dari jaringan lapis tunggal digambarkan pada gambar 1.3 sebagai berikut:



**Gambar 1.3** Jaringan lapis tunggal dengan  $n$  unit input ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) dan  $k$  unit output ( $y_1, y_2, \dots, y_k$ ).

### 2. Jaringan Multilapis (*Multilayer*)

Jaringan multilapis merupakan perluasan dari single layer (Siang, 2005). Jaringan multilapis terdiri dari lapisan input (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output (*output layer*). Lapisan tersembunyi terletak di antara lapisan input dan lapisan output. Output dari lapisan tersembunyi akan menjadi input bagi lapisan output. Jaringan ini paling tidak mempunyai satu lapisan tersembunyi. Arsitektur jaringan multilapis digambarkan pada gambar 1.4 sebagai berikut:



**Gambar 1.4** Jaringan multilapis dengan  $n$  unit input ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ );  $p$  unit tersembunyi ( $z_1, z_2, \dots, z_p$ ); dan  $k$  unit output ( $y_1, y_2, \dots, y_k$ ).

### Latihan

- Jelaskan jargon-jargon dalam pemodelan jaringan di atas ini sebagai berikut:
  - unit
  - input
  - output
  - target
  - arsitektur jaringan
  - bobot
  - algoritma pembelajaran
  - epoch
- Jelaskan perbedaan pelatihan dengan pengawasan dan tanpa pengawasan.
- Apa kegunaan hidden layer dalam jaringan multilapis?

### 1.3 Penutup

Pemodelan Neural Network dilandasi oleh algoritma yang bersumber pada sistem kerja jaringan syaraf manusia yang bekerja dengan melakukan pemrosesan berdasarkan informasi/sinyal yang masuk. Input model sebagai sumber informasi diproses dengan melakukan pembobotan terhadap koneksi antar neuron. Output model adalah jumlahan terboboti dari seluruh sinyal yang masuk setelah kemudian dilakukan aktivasi. Dengan proses pelatihan terhadap jaringan diharapkan output yang dihasilkan akan memberikan hasil yang sesuai dengan target.

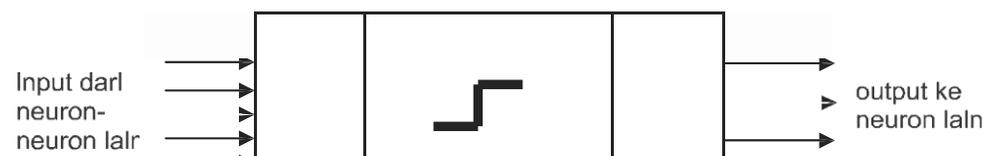
## I.2 Fungsi Aktivasi

### 2.1 Pendahuluan

Pada sub pokok bahasan ini akan dibahas beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan pada pemodelan neural network. Sebagai aplikasi disajikan beberapa contoh fungsi aktivasi yang disertai dengan gambar fungsinya menggunakan bahasa pemrograman Matlab versi 7.1.

### 2.2 Penyajian

Pada dasarnya, Neural Network merupakan suatu kumpulan dari elemen-elemen pemrosesan sederhana yang saling berhubungan, yang disebut *neuron (unit, sel atau node)*. Setiap neuron dihubungkan dengan neuron yang lain dengan link komunikasi langsung melalui pola hubungan yang disebut arsitektur jaringan. Tiap-tiap hubungan tersebut mempunyai bobot koneksi (*weight*) yang dilatih untuk mencapai respon yang diinginkan. Bobot-bobot pada koneksi mewakili besarnya informasi yang digunakan jaringan. Metode yang digunakan untuk menentukan bobot koneksi tersebut dinamakan dengan algoritma pembelajaran. Masing-masing bobot koneksi dipropagasikan ke seluruh unit atau node. Dengan pelatihan terhadap data berdasarkan bobot-bobot koneksi tersebut diharapkan dapat diperoleh output sesuai dengan yang diinginkan.



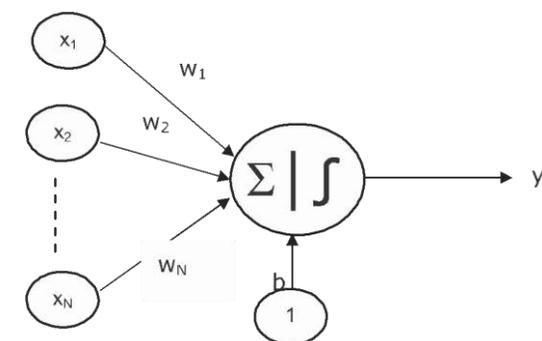
Setiap neuron mempunyai tingkat merupakan fungsi dari input yang masuk pada neuron tersebut yang dikirim suatu neuron ke neuron yang lain. Neuron hanya dapat mengirim sekali dalam satu waktu, dan informasi tersebut disebarikan pada beberapa neuron lain. Neuron Y menerima input dari neuron-neuron lain dengan aktivasi (sinyal) masing-masing  $x_1, x_2, \dots, x_n$  dengan bobot koneksi  $w_1, w_2, \dots, w_n$ . Input jaringan  $y_{in}$  pada neuron Y adalah jumlahan dari sinyal-sinyal terboboti yaitu

$$y_{in} = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

Aktivasi  $y$  dari neuron Y ditentukan oleh fungsi aktivasi yang digunakan pada jaringannya,  $y = f(y_{in})$  dimana  $f$  merupakan fungsi aktivasi yang digunakan.

Misalkan neuron Y dihubungkan dengan neuron Z dengan bobot  $v$ , maka neuron Y mengirimkan sinyal  $y$  ke neuron Z tersebut. Dalam hal ini aktivasi  $z$  dari neuron Z adalah  $z = v y$ . Neuron Z pada beberapa neuron, yaitu unit-unit input dan unit-unit tersembunyi (*hidden unit*). Dengan adanya unit tersembunyi pada jaringan untuk mencari bobot optimal menjadi jaringan dengan fungsi aktivasi nonlinear pada unit-unit tersembunyi mempunyai kemampuan lebih dibandingkan dengan jaringan yang hanya mengandung input dan output saja.

Operasi dasar sebuah neuron buatan yang digunakan pada suatu jaringan syaraf meliputi penjumlahan dari sinyal-sinyal input dengan bobot antar neuron dan kemudian menggunakan fungsi aktivasi untuk menghasilkan output neuron yang diinginkan. Dalam hal ini fungsi aktivasi digunakan untuk menetapkan output neuron yang diinginkan berdasarkan aktifitas pada input neuron tersebut.



Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan pada pemodelan NN sesuai dengan output yang menjadi tujuan pelatihan jaringan, antara lain disajikan pada bagian berikut. Untuk memudahkan pengerjaan sebaiknya penulisan setiap perintah disusun dalam m-file dan diberi nama sesuai dengan fungsi aktivasi yang diplot.

### 1. Fungsi hardlim (*Undak Biner*)

Rumus : 
$$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < 0 \\ 1, & \text{jika } x \geq 0 \end{cases}$$

Syntax : `y=hardlim(x)`

Catatan : fungsi undak biner akan mengkonversi input dari variabel bernilai kontinu ke output biner 0 atau 1 dengan treshold 0.

Contoh : 

```
x=-4:0.01:4;
y=hardlim(x);
plot(x,y,'r-')
title('Fungsi Aktivasi Undak Biner')
ylabel('y = f(x)')
xlabel('x')
```

Silahkan ditulis dalam script m-file dan beri nama fungsi yang tersusun sebagai undakbiner.m kemudian jalankan fungsi tersebut dengan mengetikkan undakbiner pada Command Window

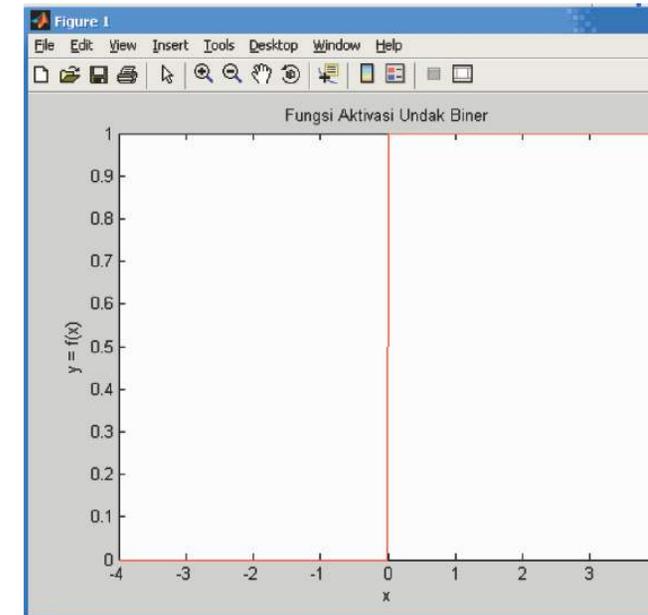


atau klik tanda berikut pada jendela editor:



Klik tanda ini untuk menjalankan fungsi

Akan muncul tampilan berikut :



Gambar 1.7 Fungsi Aktivasi Undak Biner

### 2. Fungsi Bipolar

Rumus : 
$$y = \begin{cases} -1, & \text{jika } x < 0 \\ 1, & \text{jika } x \geq 0 \end{cases}$$

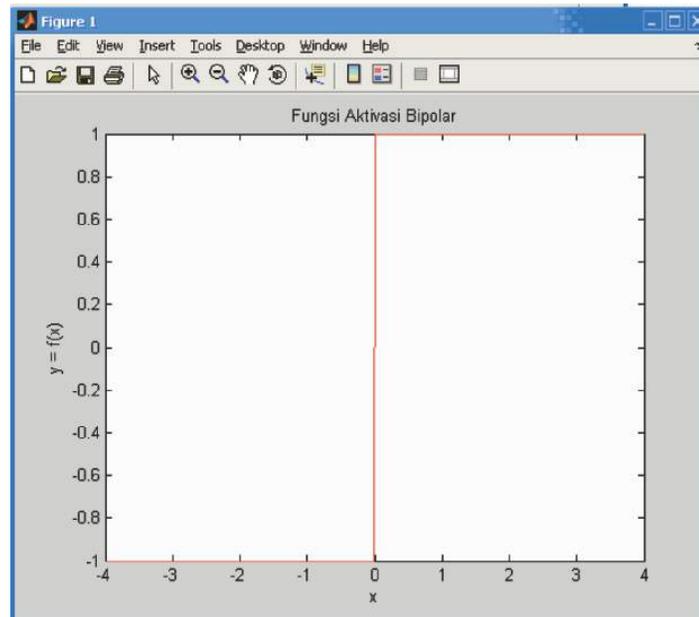
Syntax : `y=hardlims(x)`

Catatan : fungsi bipolar akan mengkonversi input dari variabel bernilai kontinu ke output biner -1 atau 1 dengan treshold 0

Contoh : 

```
x=-4:0.01:4;
y=hardlims(x);
plot(x,y,'r-')
title('Fungsi Aktivasi Bipolar')
ylabel('y = f(x)')
xlabel('x')
```

Silahkan ditulis dalam script m-file dan beri nama fungsi yang tersusun sebagai bipolar.m kemudian jalankan fungsi tersebut, maka akan muncul tampilan berikut :



Gambar 1.8 Fungsi Aktivasi Bipolar

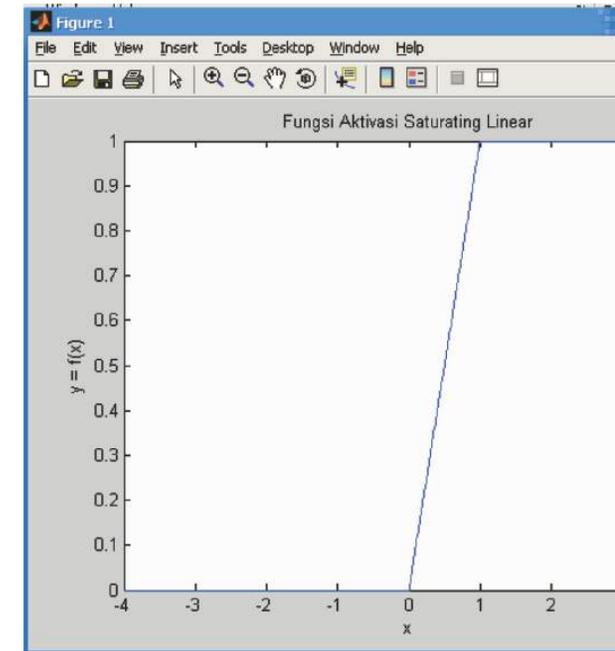
### 3. Fungsi Saturating linear

$$\text{Rumus} : \begin{cases} 0 & x \leq -0.5 \\ y = x + 0.5 & -0.5 \leq x \leq 0.5 \\ 1 & x \geq 0.5 \end{cases}$$

Syntax : `y=satlin(x)`

Contoh : `x=-4:0.01:4;`  
`y=satlin(x);`  
`plot(x,y,'b-')`  
`title('Fungsi Aktivasi Saturating Linear')`  
`ylabel('y = f(x)')`  
`xlabel('x')`

Silahkan ditulis dalam script m-file dan beri nama fungsi yang tersusun sebagai `saturatinglin.m` kemudian jalankan fungsi tersebut, maka akan muncul tampilan berikut:



Gambar 1.9 Fungsi Aktivasi Saturating Linear

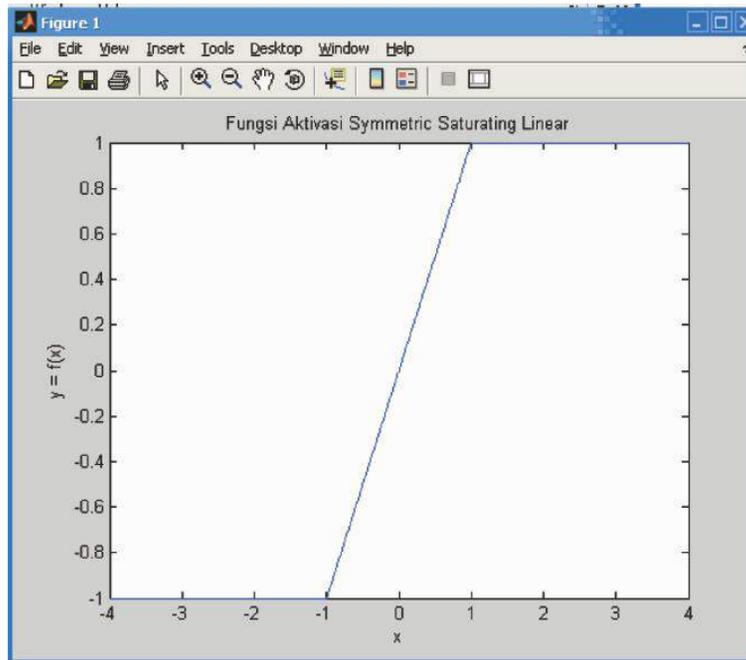
### 4. Fungsi Symmetric saturating linear

$$\text{Rumus} : \begin{cases} -1 & x \leq -1 \\ y = x & -1 \leq x \leq 1 \\ 1 & x \geq 1 \end{cases}$$

Syntax : `y=satlin(x)`

Contoh : `x=-4:0.01:4;`  
`y=satlin(x);`  
`plot(x,y,'b-')`  
`title('Fungsi Aktivasi Saturating Linear')`  
`ylabel('y = f(x)')`  
`xlabel('x')`

Silahkan ditulis dalam script m-file dan beri nama fungsi yang tersusun sebagai `symmetricsatlin.m` kemudian jalankan fungsi tersebut, maka akan muncul tampilan berikut:



**Gambar 1.10** Fungsi Aktivasi Symmetric Saturating Linear

5. Fungsi Linear (Identitas)

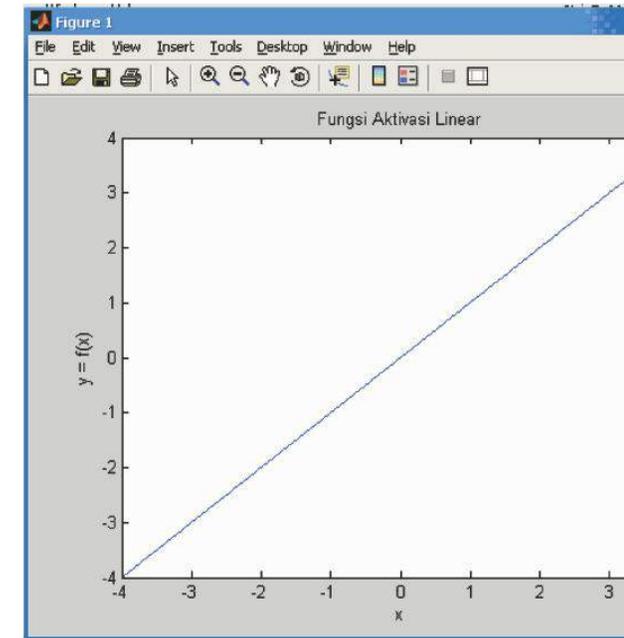
Rumus :  $y = x$

Syntax : `y=purelin(x)`

Catatan : Fungsi identitas akan menghasilkan output yang sama dengan inputnya. Fungsi ini sering dipakai jika diinginkan output jaringan berupa sebarang bilangan riil.

Contoh : `x=-4:0.01:4;`  
`y=purelin(x);`  
`plot(x,y,'b-')`  
`title('Fungsi Aktivasi Linear')`  
`ylabel('y = f(x)')`  
`xlabel('x')`

Silahkan ditulis dalam script m-file dan beri nama fungsi yang tersusun sebagai `linear.m` kemudian jalankan fungsi tersebut, maka akan muncul tampilan berikut :



**Gambar 1.11** Fungsi Aktivasi Linear

6. Fungsi Sigmoid biner (logistic sigmoid)

Rumus :  $y = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}$  dengan  $y' = \sigma y[1 - y]$

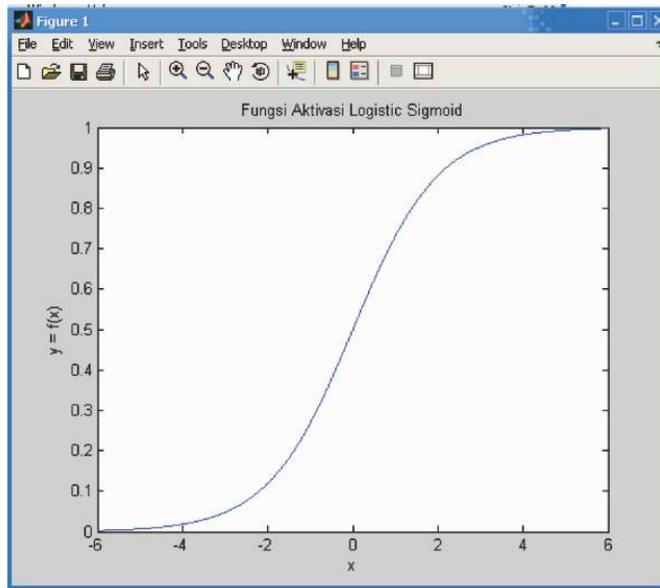
Dalam hal ini adalah slope pada titik tersebut yang nilainya dapat diubah-ubah.

Syntax : `y=logsig(x)`

Catatan : Fungsi ini bernilai antara 0 sampai 1. Fungsi aktivasi ini umum digunakan untuk pelatihan jaringan syaraf tiruan karena menggunakan algoritma *backpropagation* untuk mencari hubungan yang sederhana antara input dan output pada suatu titik dan nilai derivatifnya pada titik tersebut dapat mereduksi kompleksitas proses pembelajaran. Fungsi ini juga memiliki sifat *asymptotic* dan *smoothness*.

Contoh : `x=-6:0.01:6;`  
`y=logsig(x);`  
`plot(x,y,'b-')`  
`title('Fungsi Aktivasi Sigmoid')`

Silahkan ditulis dalam script m-file dan beri nama fungsi yang tersusun sebagai logsigmoid.m kemudian jalankan fungsi tersebut, maka akan muncul tampilan berikut :



Gambar 1.12 Fungsi Aktivasi Logistic Sigmoid

### 1. Fungsi Sigmoid bipolar

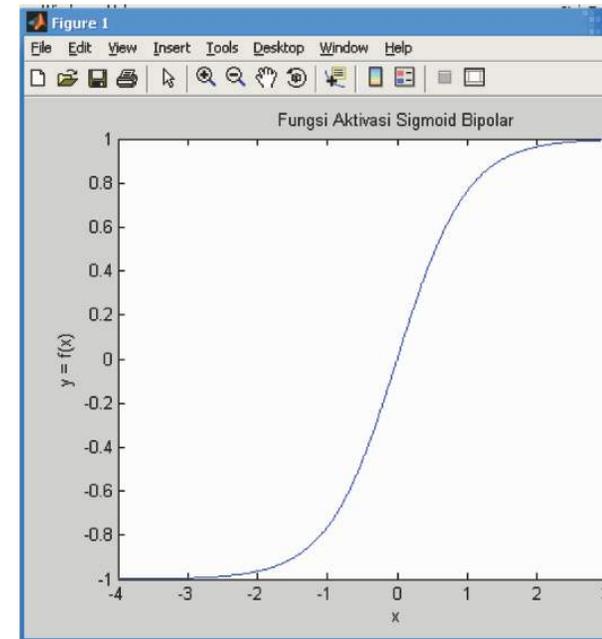
Rumus :  $y = \frac{1 - e^{-\alpha x}}{1 + e^{-\alpha x}}$  dengan  $y' = \frac{\sigma}{2} y[1+y][1-y]$

Syntax : `y=tansig(x)`

Catatan : Fungsi sigmoid bipolar mirip dengan fungsi logistic sigmoid dalam hal kekontinuan dan kemonotonan. Fungsi ini bernilai antara -1 sampai 1, digunakan untuk jaringan dengan nilai output antara -1 dan 1. Sering digunakan untuk jaringan yang dilatih dengan metode backpropagation.

Contoh : `x=-4:0.01:4;`  
`y=tansig(x);`  
`plot(x,y,'b-')`  
`title('Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar')`  
`ylabel('y = f(x)')`  
`xlabel('x')`

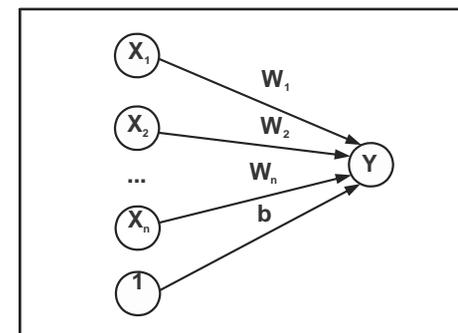
tersebut, maka akan muncul tampilan berikut :



Gambar 1.13 Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

### Bias dan Threshold

Dalam suatu jaringan syaraf tiruan seringkali sebuah unit masukan (input) yang nilainya selalu bernilai satu (satu). Unit yang demikian itu disebut sebagai bias (Gambar 1.14). Bias dapat dipandang sebagai sebuah input yang nilainya sama dengan 1. Dalam model linear nilai ini dapat dipandang sebagai slope (gradien) garis. Bias berfungsi untuk memastikan nilai threshold menjadi = 0 (bukan =  $\sigma$ ). Bias berperan sebagai penimbang dalam output yang dihasilkan dari sebuah unit tertentu.



Jika melibatkan bias, maka keluaran unit penjumlah adalah:

$$\text{net} = b + \sum x_i w_i$$

Sehingga fungsi aktivasi *threshold* menjadi:

$$f(\text{net}) = \begin{cases} 1, & \text{jika net} \geq \theta \\ -1, & \text{jika net} < \theta \end{cases}$$

Jika sebuah jaringan tidak menggunakan bias tetapi menggunakan nilai *threshold* tertentu dan tetap, maka fungsi aktivasi *threshold*nya adalah:

$$f(\text{net}) = \begin{cases} 1, & \text{jika net} \geq \theta \\ -1, & \text{jika net} < \theta \end{cases}$$

dengan

$$\text{net} = \sum x_i w_i$$

### Latihan

1. Jelaskan kegunaan fungsi aktivasi dari sebuah jaringan syaraf tiruan
2. Jelaskan pengertian dan kegunaan dari bias
3. Dari fungsi aktivasi logistic sigmoid pada sub bab 1.1, tunjukkan bahwa derivatif dari  $y = f(x)$  adalah:  $dy/dx = \theta y (1-y)$   
Berapa nilai turunannya di titik asal?
4. Tunjukkan bahwa derivatif dari fungsi tansig  $y = f(x)$  adalah:  $dy/dx = \frac{1}{2} \theta (1-y^2)$   
Berapa nilai turunannya di titik asal?

### 2.3 Penutup

Fungsi aktivasi merupakan sebuah fungsi transfer yang berguna untuk menyesuaikan output yang dihasilkan oleh sistem jaringan syaraf sehingga sesuai dengan target. Dengan demikian jaringan menjadi lebih powerfull dalam mengenali pola. Berbagai fungsi aktivasi yang dapat digunakan dalam pemodelan neural network menjadikan kompleksitas yang lebih besar untuk menvelesaikan berbagai permasalahan. Apabila

## I.3 PERCEPTRON

### 3.1 Pendahuluan

Perceptron merupakan bentuk paling sederhana dari sistem jaringType equation here.an syaraf buatan yang hanya memuat layer input dan output saja. Perceptron ini pertama kali dipelajari karena menjadi dasar bagi pembelajaran mesin pada neural network yang lebih kompleks. Pada bagian ini akan dipelajari konsep perceptron dan penerapannya pada fungsi logika biner yang diaplikasikan menggunakan software Matlab.

### 3.2 Penyajian

#### 3.2.1 Pengertian Perceptron

Suatu jaringan syaraf dengan lapisan input, lapisan tersembunyi dinamakan dengan perceptron. Perceptron ini memiliki tiga lapisan neuron yaitu unit asosiator dan unit respon, membentuk model sederhana dari suatu retina. Salah satu perceptron menggunakan aktivasi biner untuk unit asosiator serta aktivasi +1, 0 atau -1 untuk unit respon. Unit-unit sensorik dihubungkan ke unit asosiator melalui koneksi dengan bobot-bobot tetap yang nilainya antara -1 dan 1.

Fungsi aktivasi untuk masing-masing unit output merupakan fungsi step biner dengan suatu ambang batas bebas tetapi tertentu. Sinyal yang dikirimkan dari unit asosiator ke unit output merupakan sinyal biner. Output dari perceptron adalah  $y = f(y_{in})$  dengan aktivasi

$$f(y_{in}) = \begin{cases} 1 & \text{jika } y_{in} > \theta \\ 0 & \text{jika } -\theta \leq y_{in} \leq \theta \\ -1 & \text{jika } y_{in} < -\theta \end{cases}$$

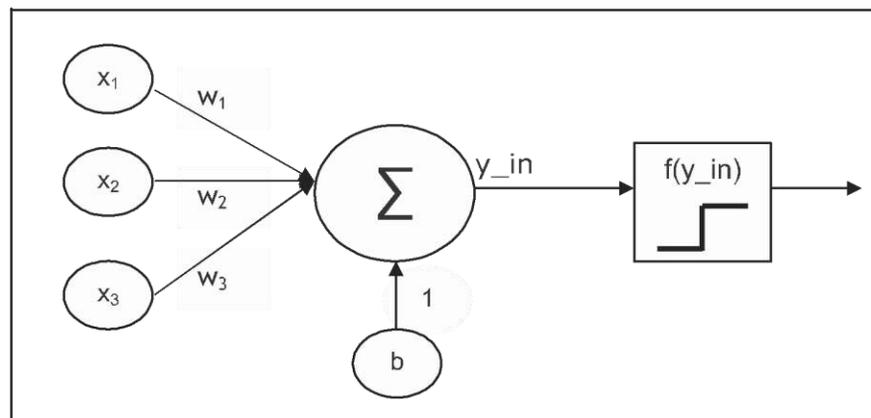
Bobot dari unit asosiator ke unit output diatur dengan hukum pembelajaran perceptron (perceptron learning rule). Untuk tiap-tiap pola pada jaringan akan menghitung respon dari unit output. Kemudian jaringan akan menentukan apakah pola ini melalui pembandingan dengan target.

dengan error pada output terhitung +1 dan targetnya -1. Tanda dari error menunjukkan bahwa bobot harus diubah dalam arah yang diindikasikan oleh nilai target. Akan tetapi hanya bobot pada koneksi dari unit-unit yang mengirimkan sinyal tidak nol ke unit output yang dibetulkan (hanya sinyal tersebut yang memberikan kontribusi adanya error). Jika error terjadi pada pelatihan pola input tertentu bobot akan diubah dengan rumus :

$$w_i(\text{new}) = w_i(\text{old}) + \eta t x_i$$

Dalam hal ini nilai target  $t$  adalah +1 atau -1 dan  $\eta$  adalah tingkat pelatihan (learning rate). Jika tidak terjadi error maka bobot tidak diubah. Pelatihan akan berlangsung sampai tidak ada error. Perceptron dapat dilatih dengan prosedur least square yaitu suatu prosedur pemilihan bobot yang meminimumkan jumlah kuadrat error dimana penjumlahannya meliputi semua output dan pelatihan.

Secara sederhana perceptron dengan input  $x_1, x_2,$  dan  $x_3$  disajikan seperti pada gambar 1.15 :



**Gambar 1.15** Single layer perceptron

Pada gambar 1.15,  $b$  adalah bias dengan bobot bernilai 1 dan  $f(y_{in})$  adalah output dari perceptron. Secara analogi pada statistika, seperti pada model regresi linear dimana  $x_1, x_2$  dan  $x_3$  merupakan variabel independen, bias identik dengan slope model sedangkan output jaringan  $f(y_{in})$  identik dengan nilai prediksi dari variabel dependen  $y$ .

Algoritma pelatihan perceptron d sebagai berikut (Kusumadewi, 2004) :

0. Inisialisasi :
  - a. Bobot input variabel ke- $i$  menuju neuron ke- $j$  ( $w_{ij}$ ) dan bobot bias menuju ke neuron ke- $j$  ( $b_j$ ).
  - b. Set learning rate :
  - c. Set maksimum epoch (MaxEpoch)
1. Tetapkan epoch = 0
2. Selama kondisi berhenti bernilai false, lakukan langkah berikut :
  - a. Untuk setiap pasangan pembelajaran  $k=1,2,\dots,n$  kerjakan :
    - (i). Set input dengan nilai sama dengan target : input:  $x_{ki} = s_{ki}$  ; dengan  $k = 1,2,\dots,n$
    - (ii). Hitung respon untuk unit output  $j$  :
 
$$y_{in_j} = b_j + \sum_{i=1}^m x_i w_{ij} \quad \text{dengan } j = 1, 2, \dots, n$$

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{jika } y_{in_j} \geq 0 \\ 0, & \text{jika } y_{in_j} < 0 \end{cases} ; \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, n$$

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{jika } y_{in_j} \geq 0 \\ -1, & \text{jika } y_{in_j} < 0 \end{cases} ; \text{ untuk } j = 1, 2, \dots, n$$
    - (iii). Perbaiki bobot dan bias jika terjadi error. Jika  $y_j \neq t_{kj}$  maka :  $w_{ij} = w_{ij} + \eta (t_{kj} - y_j) x_{ki}$

$$b_j = b_j + \eta (t_{kj} - y_j)$$

jika tidak, tidak akan terjadi perubahan bobot.

- b. Tes kondisi berhenti : jika masih terjadi error, maka bobot atau jumlah kuadrat error (SS) belum mencapai MaxEpoch, kondisi berhenti FALS. Jika sudah tidak terjadi perubahan bobot atau jumlah kuadrat error MaxEpoch, maka kondisi berhenti.

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas tentang pemodelan perceptron, berikut ini disajikan aplikasi jaringan perceptron menggunakan Matlab 7.1. Untuk lebih jelasnya, perhatikan Gambar 7.1. Untuk lebih jelasnya, perhatikan Gambar 7.1.

### 1.2.2 Membangun Fungsi Perceptron

Software MATLAB telah menyediakan fungsi yang digunakan untuk membangun jaringan perceptron yaitu dengan perintah `newp`. Syntax penulisannya adalah :

```
net=newp(PR,N)
net=newp(PR,N,AF,LF)
```

Keterangan :

PR : matrik berukuran Rx2 yang berisi nilai minimum dan maximum, dengan R adalah jumlah variabel input

N : jumlah neuron

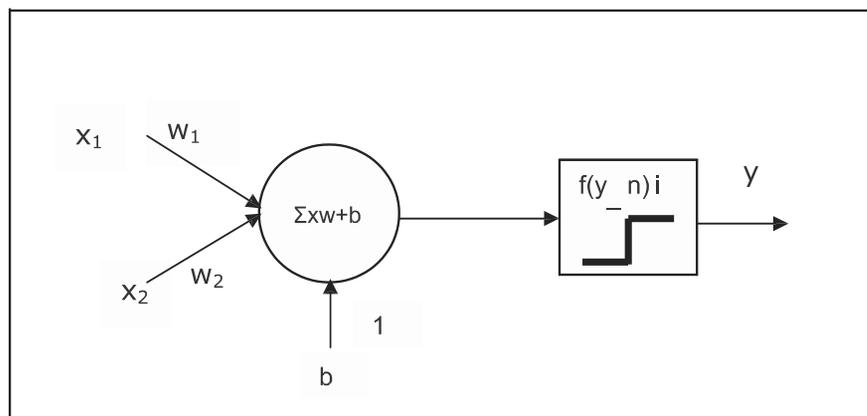
AF : fungsi aktivasi (*actifation function*, default : `hardlim`)

LF : fungsi pembelajaran (*learning function*, default : `learnp`)

Contoh :

Akan dibangun sebuah perceptron untuk operasi logika OR dengan input dan output biner, sebagai berikut :

INPUT		TARGET
P1	P2	T
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1



Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, berikut ini adalah fungsi yang dituliskan dalam m-file `perceptron_or.m`. Silahkan diberi nama `perceptron_or.m`.

```
%Aplikasi Perceptron pada Fungsi Logika OR
P = [1 1 0 0; 1 0 1 0];
T = [1 1 1 0];
net = newp([0 1; 0 1], 1);
Bobot_Input_Awal = net.IW{1,1}
Bobot_Bias_Awal = net.b{1}
net = init(net);

net.adaptParam.passes = 10;
[net,Y,e] = adapt(net,P,T);
plotpv(P,T);
plotpc(net.IW{1,1},net.b{1});
title('Plot Hasil Klasifikasi Perceptron pada Fungsi Logika OR');
xlabel('X1')
ylabel('P2')
Bobot_Input_Akhir = net.IW{1,1}
Bobot_Bias_Akhir = net.b{1}
MeanSquareError = mse(e)
```

Penjelasan dari fungsi tersebut dapat dilihat sebagai berikut :

```
P = [0 0 1 1; 0 1 0 1];
T = [0 1 1 1];
net = newp([0 1; 0 1], 1);
```

Instruksi di atas berarti membangun jaringan perceptron dengan input P yang merupakan vektor kolom yang masing-masing mempunyai nilai minimum 0 dan maksimum 1 dan target T. Perceptron tersebut mempunyai fungsi aktivasi yang digunakan `hardlim` dan fungsi pembelajarannya `learnp` (default). Informasi yang dapat diperoleh dari plot hasil klasifikasi yang dibangun tersebut disajikan pada tabel 1.1.

**Tabel 1.1** Beberapa informasi dari perceptron yang dibangun dengan fungsi `newp` pada Matlab

No	Informas	Perintah
1	Ukuran nput I	<code>net.inputs{1}.size</code>
2	Range input	<code>t p t {1} y</code>
3	Ukuran output	<code>net.outputs{1}.size</code>
4	Ukuran lapisan	<code>net.layers{1}.size</code>
5	Fungsi aktivasi	<code>net.layers{1}.transferFcn</code>
6	Ukuran bias	<code>net.biases{1}.size</code>
7	Ukuran bobot input	<code>net.inputWeights{1}.size</code>
8	Bobot bobot i p t	<code>t IW{ }</code>
9	Ukuran bobot lapisan	<code>t LW{ }</code>
10	Bobot bias	<code>t b{1}</code>

Misalkan ingin diketahui bobot awal dan bias dari jaringan, maka dituliskan perintah berikut:

```
Bobot_Input_Awal = net.IW{1,1}
Bobot_Bias_Awal = net.b{1}
```

Perintah `init` digunakan jika nilai-nilai bobot, baik bobot input maupun bobot bias ingin dikembalikan sesuai dengan inisialisasi fungsinya.

```
net = init(net)
```

Setelah jaringan syaraf dibentuk, langkah selanjutnya adalah melakukan pembelajaran agar jaringan syaraf bisa beradaptasi, digunakan perintah `adapt` seperti berikut:

```
[net, Y, e] = adapt(net, P, T)
```

Dalam hal ini `net` telah berubah menjadi jaringan syaraf yang telah beradaptasi, `Y` adalah output jaringan dan `e` adalah error yang terjadi setelah beradaptasi (`target - output`).

Jika diinginkan jumlah adaptasi sebanyak `n` kali perintahnya;

```
net.adaptParam.passes = n;
```

Dalam hal ini disalahkan untuk `n = 3`. Akan pernah bahwa

dengan target dan plot yang dihasilkan bel hasil klasifikasi yang benar untuk menyel fungsi logika OR.

Untuk menggambar hubungan antara vektor vektor target pada perceptron, digunakan `plotpv` sedangkan untuk melihat garis komputasi, dapat digunakan perintah `plotpc`

```
plotpv(P, T);
plotpc(net.IW{1,1}, net.b{1})
```

Silahkan Saudara coba tuliskan fungsi ter file, beri nama file `perceptron_or.m` ke running. Jika nilai belum mencapai 0, lakukan pada perintah `net.adaptParam.passes` menambah nilainya sampai nilai MSE mencapai 0. Untuk melakukan simulasi terhadap input tertentu terhadap jaringan syaraf yang telah melakukan pembelajaran digunakan perintah penulisannya adalah:

```
z=sim(net,p)
```

Keterangan:

`z` : output hasil simulasi  
`net` : jaringan syaraf yang telah dilatih  
`p` : input data yang akan disimulasikan jaringan syaraf

Misalkan dipunyai sebuah data baris yang disimulasikan untuk input yaitu `[1 0]`, dituliskan perintah berikut pada Matlab Window:

```
>> z = sim(net, [0; 1])
```

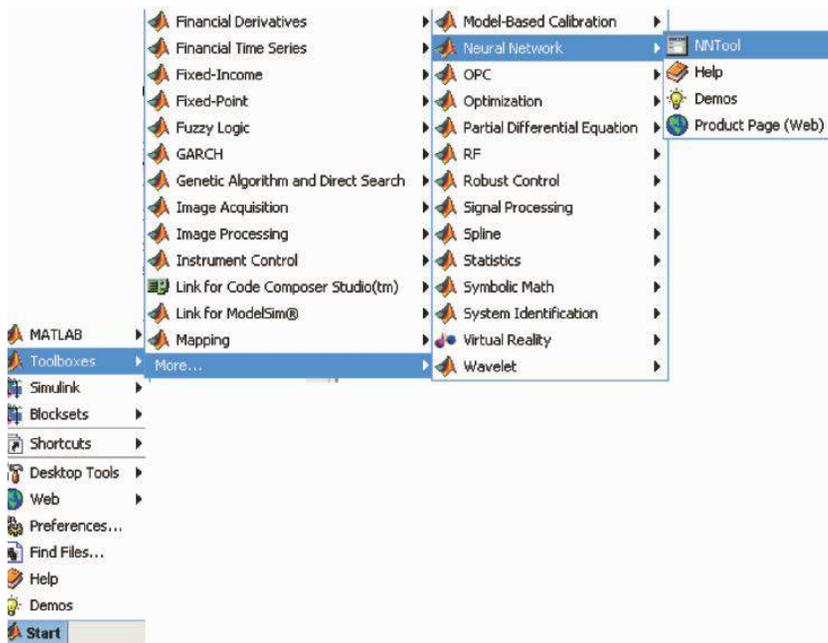
Hasilnya adalah 1 yang berarti benar, karena pada fungsi logika akan menghasilkan nilai 1 dapat dikatakan bahwa sekarang jaringan syaraf mengenali pola dengan tepat setelah selesai

Silakan saudara coba membuat fungsi analog pada m-file untuk operasi AND, kemudian beri nama `perceptron_and.m`

## MEMBANGUN PERCEPTRON dengan MATLAB TOOLBOX

Selain dengan menggunakan fungsi `newp` yang telah tersedia, Matlab juga menyediakan Toolbox untuk membangun jaringan perceptron. Urut-urutan langkah yang harus dilakukan adalah sebagai berikut :

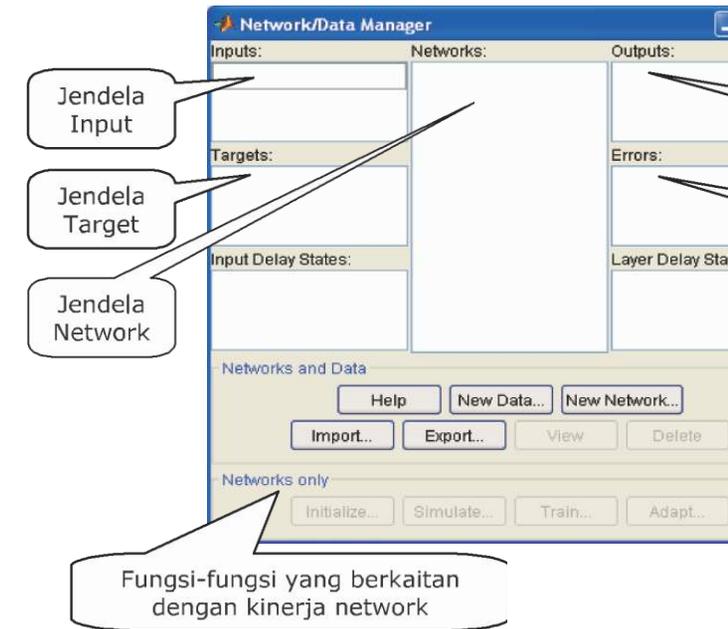
- Mengaktifkan Toolbox Neural Network (`nn toolbox`)  
 Dari Command Window klik **Start** - **Toolboxes** - **Neural Network** - **NNTool** seperti gambar berikut :



Atau untuk meringkas cukup tuliskan perintah `nn toolbox` pada jendela command :

```
>> nn toolbox
```

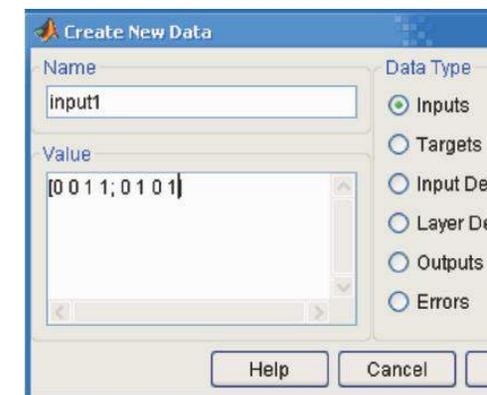
sehingga muncul dialog sebagai berikut:



Gambar Toolbox Neural Network

Berikut ini adalah contoh jaringan syaraf p... operasi OR dengan input dan output... langkah yang perlu dilakukan adalah sebag...

Menginputkan data  
 Dari Network/Data Manager klik jen... toolbox kemudian klik **New Data...** muncul tampilan berikut :

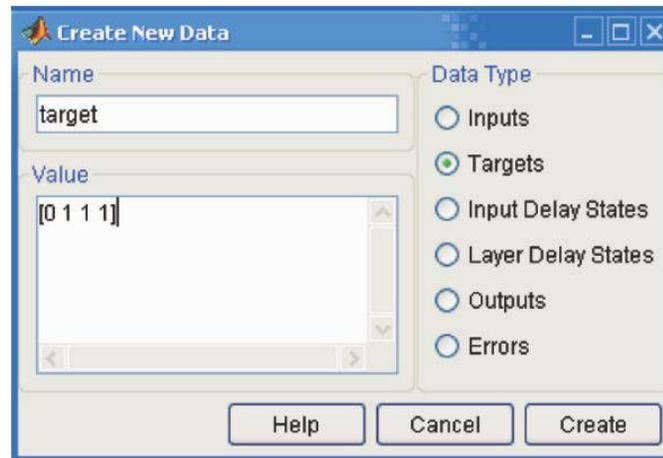


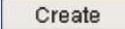
Masukkan nama, nilai dan tipe data... kebutuhan. Dalam hal ini pada kota... **input1**, sedangkan pada kotak **Value** is... 1] dan pada kotak **Data Type** klik

### Menentukan target

Lakukan hal yang sama untuk menuliskan target, yaitu dengan klik jendela target pada toolbox kemudian klik

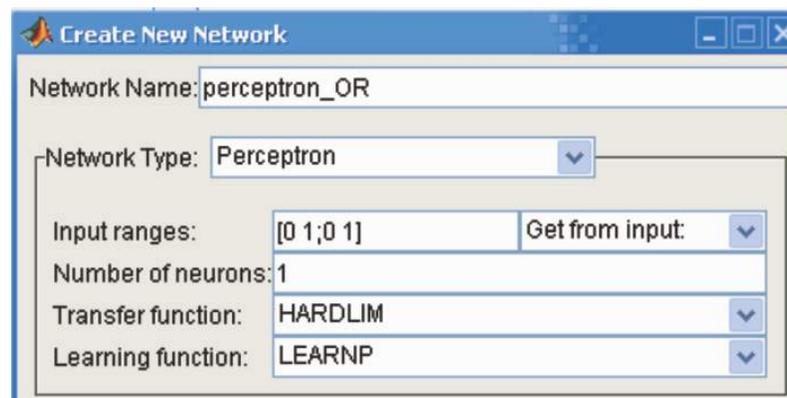
 sehingga muncul tampilan berikut :



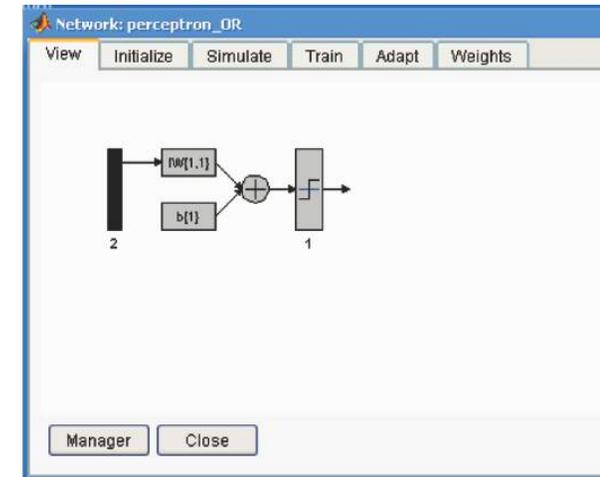
Pada kotak **Name**, isikan **target**, sedangkan pada kotak **Value** isikan [0 1 1 1] dan pada kotak **Data Type** klik pilihan **Target** kemudian klik  .

### Menjabarkan

Untuk membuat jaringan baru, klik jendela networks pada toolbox kemudian klik **New Network** sehingga muncul tampilan berikut. Jaringan yang dibentuk akan diberi nama perceptron\_OR sehingga pada **Network Name** tuliskan perceptron\_OR, pada **Network Type** pilih Perceptron, **Input Range** pilih **Get from Input**. Sedangkan **Number of Neurons** (jumlah neuron) diisi 1, fungsi aktivasi HARDLIM, dan fungsi pembelajaran LEARNP. Kemudian klik **Create**.

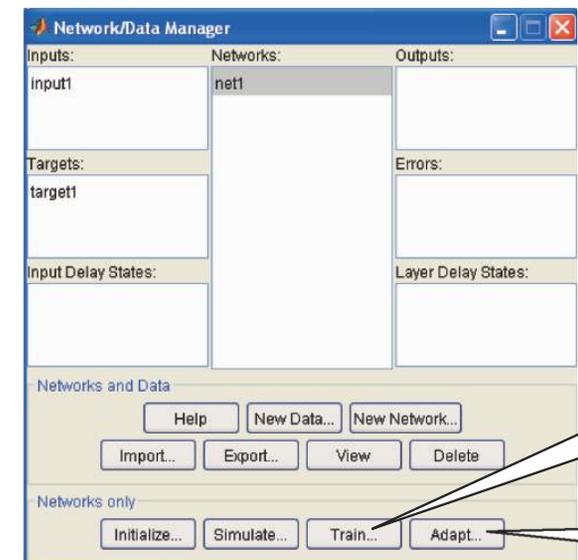


Untuk melihat gambar arsitektur perceptron yang telah dibentuk, dari pada menu **Network/Data Manager** klik **perceptron\_OR** kemudian klik **View** tampilan berikut :



### Proses pembelajaran jaringan

Setelah jaringan syaraf dibentuk, langkah selanjutnya adalah melakukan pembelajaran agar jaringan dapat beradaptasi. Pertama kali klik **perceptron\_OR** pada **Networks only**, kemudian pilih **Adapt** untuk proses adaptasi.



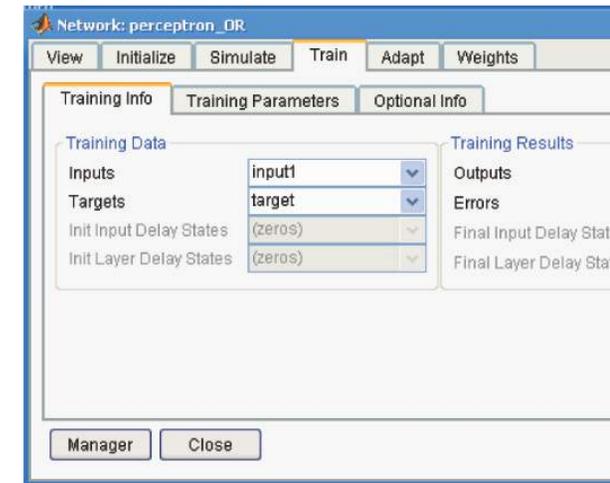
Pilih **Adaption Info** kemudian pada **Adaption Data**, isikan **input1** pada pilihan **Inputs** dan isikan target pada pilihan **Targets**.



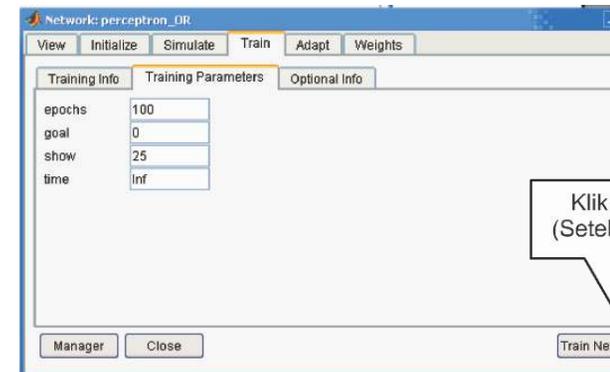
Pilih **Adaption Parameters** kemudian pada kotak **passes** isikan jumlah adaptasi yang diinginkan. Default untuk ini bernilai 1. Setelah selesai mengisikan, klik **Adapt Network** untuk proses adaptasi.



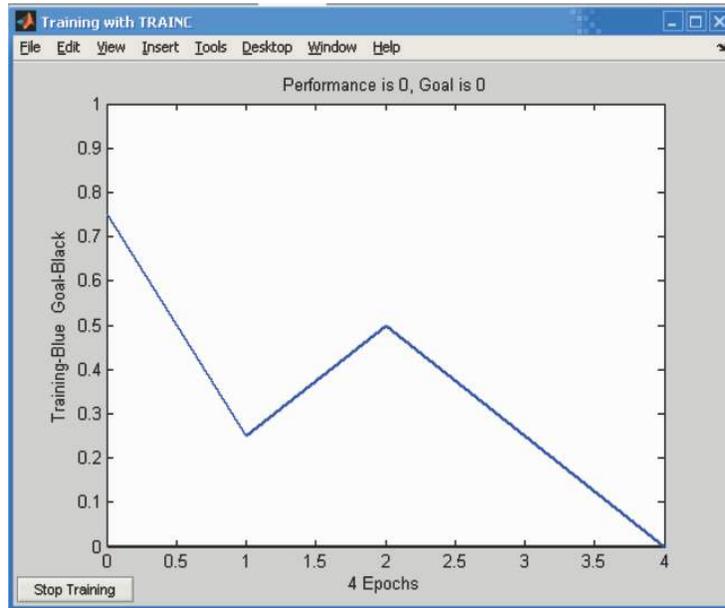
Untuk melakukan proses pelatihan jaringan, pada **Network/Data Manager** klik **Train**. Kemudian klik **Training Info**, selanjutnya tentukan dan tulis nama untuk data input sekaligus outputnya. Pada box **Training Data** tuliskan input1 pada pilihan **Inputs** dan isikan target pada pilihan **Targets**.



Klik **Training Parameters** sehingga muncul tampilan berikut. Isikan parameter-parameter yang diinginkan seperti banyaknya epoch dan nilai **goal**. Goal adalah unjuk kinerja yang diinginkan, tuliskan 0, sedangkan **show** adalah interval yang ditampilkan. Pilih nilai secukupnya agar proses iterasi yang ditampilkan tidak terlalu panjang atau terlalu pendek, cukup untuk menunjukkan proses yang berjalan. Untuk 100 epoch, nilai show adalah 25. Selanjutnya untuk **time** isikan **inf** yang berarti tidak membatasi waktu iterasi (detik) yang digunakan. Klik **Train Network** untuk mengeksekusi proses pelatihan.



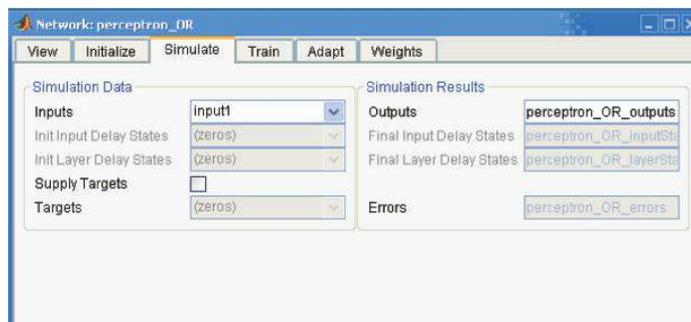
berikut ini adalah hasil proses training jaringan. Amatilah hasilnya!



Gambar di atas menunjukkan bahwa pada epoch pertama unjuk kerja bernilai 0.75, yang berarti hanya satu pola yang dikenali dengan benar. Pada epoch kedua unjuk kerja bernilai 0.25, yang berarti ada tiga pola yang dikenali dengan benar. Demikian seterusnya sehingga iterasi selesai pada epoch ke-4, dimana semua pola telah dikenali dengan benar (Performance = 0).

### Proses simulasi jaringan

Langkah selanjutnya adalah proses simulasi jaringan. Untuk melakukan simulasi input data baru tertentu terhadap jaringan syaraf yang telah selesai melakukan pembelajaran, klik pada tab **Simulate** sehingga muncul tampilan berikut.



Isikan input yang akan disimulasikan dengan mengisi **input1** pada pilihan **Inputs**. Pada kotak **Simulation Data**, pada pilihan **Simulation Results** nama output yang akan dihasilkan dengan mengisi **output\_sim1** pada pilihan **Outputs**. Setelah itu klik **Simulate Network**.

Melihat nilai bobot-bobot. Untuk melihat bobot jaringan, pilih **Weights** pada tab **Weights**, kemudian pilih nilai bobot yang akan dilihat dengan memilih **Select the weight or bias to view**.

