



# JARINGAN SYARAF TIRUAN

UNTUK KARAKTER  
TULISAN TANGAN JENIS CETAK



**Dr. IWAN SUHARDI, S.T., M.T**

**JARINGAN SYARAF TIRUAN  
UNTUK KARAKTER TULISAN  
TANGAN JENIS CETAK**

## **UU No. 28 Tahun 2014 tentang Hak Cipta**

### **Fungsi dan Sifat Hak Cipta Pasal 4**

Hak Cipta sebagaimana dimaksud dalam Pasal 3 huruf a merupakan hak eksklusif yang terdiri atas hak moral dan hak ekonomi.

### **Pembatasan Pelindungan Pasal 26**

Ketentuan sebagaimana dimaksud dalam Pasal 23, Pasal 24, dan Pasal 25 tidak berlaku terhadap:

- i. penggunaan kutipan singkat Ciptaan dan/atau produk Hak Terkait untuk pelaporan peristiwa aktual yang ditujukan hanya untuk keperluan penyediaan informasi aktual;
- ii. penggandaan Ciptaan dan/atau produk Hak Terkait hanya untuk kepentingan penelitian ilmu pengetahuan;
- iii. penggandaan Ciptaan dan/atau produk Hak Terkait hanya untuk keperluan pengajaran, kecuali pertunjukan dan fonogram yang telah dilakukan pengumuman sebagai bahan ajar; dan
- iv. penggunaan untuk kepentingan pendidikan dan pengembangan ilmu pengetahuan yang memungkinkan suatu Ciptaan dan/atau produk Hak Terkait dapat digunakan tanpa izin Pelaku Pertunjukan, Produser Fonogram, atau Lembaga Penyiaran

### **Sanksi Pelanggaran Pasal 113**

1. Setiap orang yang dengan tanpa hak melakukan pelanggaran hak ekonomi sebagaimana dimaksud dalam Pasal 9 ayat (1) huruf i untuk Penggunaan Secara Komersial dipidana dengan pidana penjara paling lama 1 (satu) tahun dan/atau pidana denda paling banyak Rp100.000.000 (seratus juta rupiah).
2. Setiap orang yang dengan tanpa hak dan/atau tanpa izin Pencipta atau pemegang Hak Cipta melakukan pelanggaran hak ekonomi Pencipta sebagaimana dimaksud dalam Pasal 9 ayat (1) huruf c, huruf d, huruf f, dan/atau huruf h untuk Penggunaan Secara Komersial dipidana dengan pidana penjara paling lama 3 (tiga) tahun dan/atau pidana denda paling banyak Rp500.000.000,00 (lima ratus juta rupiah).

# **Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Karakter Tulisan Tangan Jenis Cetak**

**Penulis :**

**Dr. Iwan Suhardi, S.T., M.T.**



**PENERBIT CV AZKA PUSTAKA**

**Judul Buku:**

**Jaringan Syaraf Tiruan  
Untuk Karakter Tulisan  
Tangan Jenis Cetak**

**Penulis :**

Dr. Iwan Suhardi, S.T., M.T.

**Editor :**

Safrinal

**ISBN :**

**978-623-5364-38-4**

**Design Cover**

Zainur Rijal

**Layout :**

Moh Suardi

**Ukuran Buku : 14.5x21**

**PENERBIT. CV. AZKA PUSTAKA**

Jl. Jendral Sudirman Nagari Lingkuang Aua Kec. Pasaman,  
Kab. Pasaman Barat, Sumatera Barat 26566

**Email : [penerbitazkapustaka@gmail.com](mailto:penerbitazkapustaka@gmail.com)**

**Website: [www.penerbitazkapustaka.co.id](http://www.penerbitazkapustaka.co.id)**

**HP/Wa: 081372363617/083182501876**

Cetakan Pertama : **Juli 2022**

ANGGOTA IKAPI : 031/SBA/21

Hak Cipta dilindungi oleh Undang-Undang. Dilarang  
Memperbanyak Karya Tulis Ini Dalam Bentuk Apapun Tanpa Izin  
Penerbit

## **Kata Pengantar**

---

**S**yukur pada Tuhan Yang Penuh Kasih, yang mana buku ini beri judul “**Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Karakter Tulisan Tangan Jenis Cetak** ” dapat terselesaikan. Laporan tesis ini disusun untuk memenuhi sebagian persyaratan mencapai derajat Sarjana S2 di Program Studi Teknik Elektro, Universitas Gadjah Mada, Jogjakarta.

Sistem pengenalan tulisan tangan berbasis komputer telah menjadi subjek pembahasan dalam beberapa tahun terakhir. Permasalahan yang dihadapi dalam pembahasan ini cukup kompleks, dikarenakan banyaknya variasi dan model tulisan tangan, jenis pulpen dan ukuran karakter. Ini menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation untuk mengenali pola tulisan tangan dengan menggunakan format ASCII 8 bit. Tulisan tangan diolah dengan menggunakan dekomposisi wavelet Haar 2 dimensi.

Karakter yang akan dikenali adalah huruf besar dan kecil, angka dan tanda baca. Ukuran 4x4 digunakan sebagai input dasar untuk jaringan saraf tiruan dan kinerjanya dianalisis berdasarkan pengaruh ukuran vektor. Pembahasan ini juga menganalisis pengaruh kebisingan dan pengaruh putaran.

Atas segala masukan, bantuan dan jasa baik dari semua pihak, penulis hanya dapat berdo'a semoga Yang Penuh Kasih terus menyertai mereka dengan kesuksesan. Ibarat pepatah ‘tak ada gading yang tak retak’, penulis selalu mengharap kritik dan saran demi perbaikan tulisan ini.

Akhirnya penulis berharap buku ini membawa manfaat bagi yang mau membaca dan kita semua. Terimakasih

Jakarta, Mei 2022

**Penulis**

# **DAFTAR ISI**

Kata pengantar.....	v
Daftar Isi.....	vii
Daftar Gambar.....	viii
Daftar Tabel.....	x
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
<b>BAB II SYARAF TIRUAN SYSTEM KRAKTER .....</b>	<b>2</b>
A. Sejarah dan Perkembangan Pengenal Karakter .....	3
B. Jaringan Syaraf Tiruan .....	6
C. Pemodelan Sistem Pengenal Karakter .....	19
D. Praproses Data Karakter .....	19
<b>BAB III CARA PELAKSANAAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>29</b>
A. Matri Yang Digunakan .....	29
B. Alat Yang Dipergunakan .....	29
C. Jalanya Pembahasan .....	30
D. Kelemahan dan Cara Pemecahannya .....	43
<b>BAB IV NORMA ANALISIS VARIASI .....</b>	<b>45</b>
A. Normalisasi variasi pola .....	45
B. Jaringan Syaraf Tiruan .....	48
C. Evaluasi Jaringan Syaraf Tiruan .....	55
D. Variasi Besarnya Dimensi Masukan .....	62
E. Pengaruh Jumlah Karakter .....	64
F. Variasi Derau dan Rotasi .....	65
G. Analisa Kesalahan .....	69
H. Perbandingan .....	73
<b>BAB V KESIMPULAN .....</b>	<b>77</b>
DAFTAR PUSTAKA .....	79



## **Daftar Gambar**

<b>Gambar 2.1</b>	Diagram suatu pengenalan teks (OCR) .....	4
<b>Gambar 2.2</b>	Bagan fungsional Sistem Pemahaman Dokumen .....	5
<b>Gambar 2.3</b>	Gambar minimum lokal dan minimum global [ <i>Sumber : Rao, B. Valluru dan Rao, V. Hayagriva, 1993</i> ] .....	7
<b>Gambar 2.4</b>	Jaringan syaraf perambatan-balik dengan satu lapisan tersembunyi [ <i>Sumber : Fausett, L., 1994</i> ] .....	8
<b>Gambar 2.5</b>	Fungsi aktivasi <i>sigmoid</i> biner [ <i>Sumber : Fausett, L., 1994</i> ] .....	10
<b>Gambar 2.6</b>	Fungsi aktivasi <i>sigmoid</i> bipolar [ <i>Sumber : Fausett, L., 1994</i> ] .....	11
<b>Gambar 2.7</b>	Fungsi aktivasi <i>sigmoid</i> biner $\sigma = 1$ [ <i>Sumber : Fausett, L., 1994</i> ] .....	12
<b>Gambar 2.8</b>	Diagram blok pengenalan karakter 19	
<b>Gambar 2.9</b>	Normalisasi citra karakter angka 1 (a) Citra karakter asli (b) citra karakter ternormalisasi .....	19
<b>Gambar 2.10</b>	Alihragam gelombang singkat diskret [ <i>Sumber : Wavelet Toolbox</i> ] .....	21
<b>Gambar 2.11</b>	Alihragam gelombang singkat diskret : (a) : tanpa <i>downsampling</i> ; (b) : dengan <i>downsampling</i> [ <i>Sumber : Wavelet Toolbox</i> ] .....	22
<b>Gambar 2.13</b>	Alihragam gelombang singkat satu dimensi [ <i>Sumber : Wavelet Toolbox</i> ] .....	24
<b>Gambar 2.14</b>	Alihragam gelombang singkat dua dimensi [ <i>Sumber : Wavelet Toolbox</i> ] .....	5
<b>Gambar 2.15</b>	Hasil alihragam gelombang singkat diskret dua dimensi .....	26
<b>Gambar 2.17</b>	Hasil dekomposisi level 2 dari angka 7 dengan menggunakan dekomposisi <i>wavelet Haar</i> .....	27

<b>Gambar 3.1</b>	Contoh data karakter .....	31
<b>Gambar 3.2</b>	Garis besar arsitektur jaringan yang dirancang .....	34
<b>Gambar 3.3</b>	Diagram alir program pelatihan jaringan syaraf .....	38
<b>Gambar 3.4</b>	Diagram alir program pengujian jaringan syaraf .....	39
<b>Gambar 3.5</b>	Fungsi aktivasi sigmoid biner .....	40
<b>Gambar 3.6</b>	Fungsi aktivasi sigmoid bipolar .....	41
<b>Gambar 3.7</b>	Fungsi sigmoid biner dengan berbagai kemiringan .....	41
<b>Gambar 3.8</b>	Fungsi sigmoid bipolar dengan berbagai kemiringan .....	41
<b>Gambar 4.1</b>	Gambar citra asli hasil pemotongan sampel .....	47
<b>Gambar 4.2</b>	Hasil normalisasi dari sampel .....	47
<b>Gambar 4.3</b>	Variasi rotasi dari angka 9 .....	47
<b>Gambar 4.4</b>	Variasi derau dari angka 9 .....	47
<b>Gambar 4.5</b>	Beberapa gabungan variasi derau dan rotasi dari angka 9 .....	48
<b>Gambar 4.6</b>	Karakter-karakter yang mempunyai pola yang sama .....	70
<b>Gambar 4.7</b>	Karakter dengan pola mirip .....	72

## **DAFTAR TABEL**

<b>Tabel 3.1</b> Kesesuaian antara target pengenalan jaringan dengan format kode ASCII 8 bit .....	35
<b>Tabel 4.1</b> Hasil ujicoba pelatihan dan pengujian dengan fungsi aktivasi sigmoid biner pada satu lapisan tersembunyi .....	48
<b>Tabel 4.2</b> Hasil ujicoba pelatihan dan pengujian dengan fungsi aktivasi sigmoid bipolar pada satu lapisan tersembunyi .....	48
<b>Tabel 4.3</b> Hasil ujicoba pelatihan dan pengujian dengan dua lapisan tersembunyi .....	50
<b>Tabel 4.4</b> Pengaruh kemiringan fungsi aktivasi dan laju pelatihan .....	52
<b>Tabel 4.5</b> Unjukkerja pelatihan dan pengujian karakter angka .....	55
<b>Tabel 4.6</b> Unjukkerja pelatihan dan pengujian karakter tanda baca .....	56
<b>Tabel 4.7</b> Unjukkerja pengujian karakter huruf besar dan huruf kecil .....	58
<b>Tabel 4.8</b> Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenakan terbaik untuk karakter angka .....	60
<b>Tabel 4.9</b> Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenakan terbaik untuk karakter tanda baca 6 .....	0
<b>Tabel 4.10</b> Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenalan terbaik untuk karakter huruf besar .....	61
<b>Tabel 4.11</b> Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenalan terbaik untuk karakter huruf kecil .....	61
<b>Tabel 4.12</b> Perbandingan pengaruh dimensi masukan terhadap unjukkerja pengenalan .....	62
<b>Tabel 4.13</b> Perbandingan jumlah karakter terhadap unjukkerja .....	64

<b>Tabel 4.14</b> Pengaruh besarnya variasi derau terhadap unjukkerja .....	65
<b>Tabel 4.15 Pengaruh</b> besarnya variasi rotasi terhadap unjukkerja.....	66
<b>Tabel 4.16</b> Pengaruh gabungan variasi derau dan rotasi terhadap unjukkerja .....	66
<b>Tabel 4.17</b> Laju penurunan unjukkerja terhadap penambahan variasi derau .....	67
<b>Tabel 4.18</b> Hasil pelatihan dan pengujian dari semua jenis karakter .....	69
<b>Tabel 4.19</b> Kesalahan karena polanya mirip .....	71
<b>Tabel 4.20</b> Perbandingan hasil .....	73



# BAB I

## PENDAHULUAN

Keinginan manusia untuk berkomunikasi dengan komputer menggunakan bahasa sehari-hari merupakan impian manusia. Walaupun tidak sepesat seperti pembahasan bahasa lisan (suara), pembahasan penggunaan bahasa tulis untuk berkomunikasi dengan komputer terus dikembangkan. Dasar pengembangan pembahasan bahasa tulis tersebut dimulai dengan pengenalan karakter.

Pembacaan suatu karakter dengan komputer yang dikenal sebagai *Optical Character Recognition* (OCR), merupakan topik yang hangat diteliti selama beberapa tahun. Sebagian besar solusi untuk permasalahan ini didasarkan pada proses segmentasi masukan menjadi karakter-karakter. Sistem OCR telah dikomersialkan secara luas untuk pemrosesan dokumen-dokumen hasil cetakan. Namun teknik-teknik untuk membaca tulisan tangan belum sukses diaplikasikan. Hal ini dikarenakan permasalahan yang dihadapi untuk pengenalan tulisan tangan sangat kompleks, seperti bervariasinya model tulisan tangan, pena untuk menulis, dan lain lain.

Jaringan syaraf tiruan merupakan sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik kinerja tertentu menyerupai jaringan syaraf biologis. Jaringan ini dapat menyelesaikan persoalan kompleks yang sulit atau bahkan tidak mungkin jika diselesaikan dengan menggunakan komputasi secara konvensional. Jaringan syaraf tiruan sendiri diilhami oleh jaringan syaraf manusia yang dapat belajar dari pengalaman, melakukan generalisasi berdasarkan contoh yang diperolehnya dan

mengabstraksi karakteristik esensial dari masukan yang mengandung informasi yang mungkin tidak relevan.

Saat ini jaringan syaraf tiruan berkembang dengan pesat dan telah diupayakan untuk berbagai bentuk aplikasi, salah satu aplikasinya yaitu pengenalan pola tulisan tangan. Jaringan syaraf tiruan dapat mengatur dirinya untuk menghasilkan suatu respons yang konsisten dengan serangkaian masukan. Algoritma perambatan-balik (*backpropagation*) telah dikembangkan untuk melatih jaringan syaraf tiruan yang sampai pada suatu tingkat tertentu dapat melakukan generalisasi. Kemampuan untuk mengabaikan derau dan distorsi adalah hal yang sangat penting dalam pengenalan pola.

# BAB II

## SYARAF TIRUAN SYSTEM KRAKTER

Studi mengenai jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan pola telah banyak dilakukan sebelumnya. Di sekitar tahun delapan puluhan ditemukan metode pelatihan perambatan balik galat (*generalized delta rule*) yang merupakan metode penurunan gradien untuk minimisasi galat kuadrat total pada output yang dihitung dari jaringan (dikenal sebagai *backpropagation*). Algoritma ini telah diterapkan untuk pengenalan pola tulisan tangan (Fausett, L., 1994).

Salah satu keterbatasan algoritma *backpropagation* standar adalah lamanya waktu yang diperlukan untuk proses pelatihan serta ketidakpastian proses pelatihan sehingga menghasilkan hasil yang kurang optimum. Pada umumnya kegagalan proses pelatihan ini ditimbulkan dari dua sumber yaitu arsitektur jaringan yang kurang sesuai dan terjebaknya galat pada minimum lokal, namun jaringan yang telah dilatih dapat menghasilkan keluaran dengan sangat cepat (Verma, B.,1997).

Untuk mendapatkan tingkat tingkat keberhasilan hasil estimasi jaringan syaraf tiruan, perlu dilakukan proses ekstraksi ciri yang menjamin diperolehnya pola-pola masukan yang lebih kecil dimensinya namun dapat mewakili ciri dari karakter aslinya (Kanata, B., 2001).

### A. Sejarah dan Perkembangan Pengenal Karakter

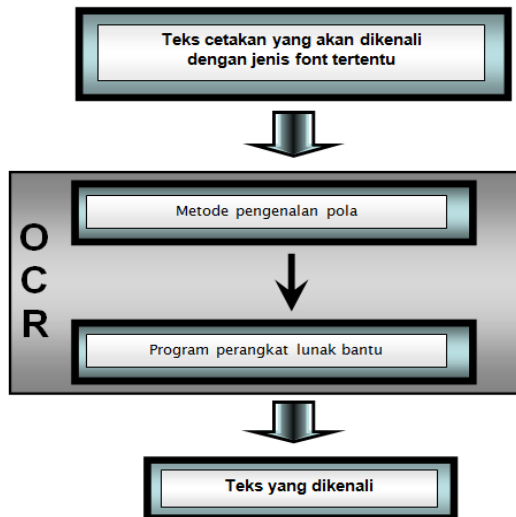
Prosedur dasar untuk mengenali teks tercetak telah ada sejak lebih dari seperempat abad yang lalu. Pada awalnya



pengenal teks bekerja dengan cara membandingkan sebuah huruf dengan font referensinya melalui perbandingan karakter dengan pola piksel, yang disebut *matrix matching*. Bila huruf sesuai dengan dengan referensi, huruf tersebut mendapatkan nilai ASCII dan berarti huruf tersebut berhasil dikenali. Tetapi ini hanya berlaku jika setiap A, B, atau C identik dengan A, B, atau C referensinya.

**Gambar 2.1**

Diagram suatu pengenal teks (OCR)



Pemisahan ciri adalah langkah berikutnya dalam perkembangan OCR, metoda ini mengenali karakter dengan mengidentifikasi ciri-ciri umum setiap huruf. Karakter yang harus dikenali diukur dan dibandingkan dengan nilai matematik-geometrik, antara lain bentuk lengkung, besar sudut, bentuk membulat, serta proporsi antara garis horisontal dan vertikal, dan besarnya celah.

Analisa sintaksis ditambahkan untuk meningkatkan unjuk kerja program pengolah kata. Analisa tersebut akan

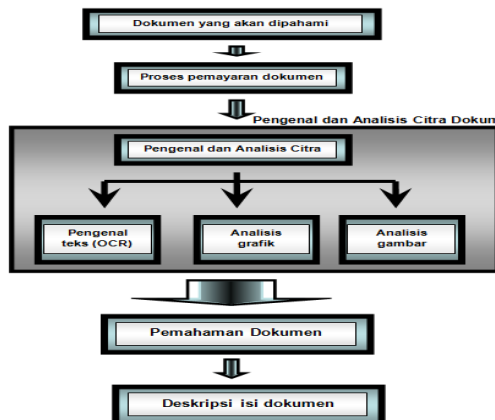
menentukan apakah suatu rangkaian huruf tertentu cocok dengan bahasa yang digunakan. Program pengenalan kata modern sekarang menerapkan teknologi jaringan syaraf tiruan dan teknik prediktif. Ini memungkinkan untuk mengidentifikasi kata-kata seperti yang dilakukan manusia.

Secara komersial, OCR digunakan antara lain dalam lingkungan perbankan (untuk proses *entry* data dan *checking*), otomatisasi perkantoran (untuk proses *entry* teks) dan kantor pos (untuk proses sortir surat). Walaupun begitu program OCR yang sudah dikomersialkan tersebut umumnya hanya dapat digunakan untuk memproses dokumen-dokumen hasil cetakan belum dapat sepenuhnya mengenali tulisan tangan dengan baik.

Di masa mendatang pengembangan OCR mengarah pada Sistem Pemahaman Dokumen (*Document Understanding System*), yaitu suatu sistem yang dapat menggali serta memahami keseluruhan informasi pada suatu dokumen yang berisi teks, grafik maupun gambar. Secara garis besar Sistem Pemahaman Dokumen tersebut dapat digambarkan sebagai berikut (Hendrawan,2000) :

**Gambar 2.2**

Bagan fungsional Sistem Pemahaman Dokumen



## B. Jaringan Syaraf Tiruan

Teori, arsitektur, dan algoritma berbagai model jaringan syaraf telah banyak dibahas dalam literatur. Pada bagian ini hanya dijelaskan gambaran umum penggunaan jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan tulisan tangan.

Jaringan syaraf lapis-jamak (*multilayer*) sudah terbukti handal dipakai untuk aplikasi umum, jadi dipilih metode ini untuk aplikasi pengenalan karakter tulisan tangan pada pembahasan ini. Yang termasuk jaringan lapis-jamak dengan pelatihan terbimbing (*supervised*) antara lain jaringan perambatan-balik (*backpropagation*). Walaupun aplikasi jaringan ini berdasar pada algoritma pelatihan standar, namun jaringan ini memiliki kebebasan dalam menentukan arsitektur jaringan yang akan dipakai agar dapat meningkatkan unjukkerjanya.

### a. Perambatan-Balik (*Back-Propagation*)

Metode pelatihan perambatan-balik secara sederhana adalah metode *gradient descent* (penurunan gradien) untuk meminimalkan total galat kuadrat keluaran. Aplikasi jaringan ini melibatkan pemetaan sekumpulan masukan terhadap sekumpulan target keluaran, jadi termasuk kategori jaringan dengan pelatihan terbimbing.

Tujuan pelatihan jaringan ini adalah mendapatkan keseimbangan antara kemampuan tanggapan yang benar terhadap pola masukan yang dipakai untuk pelatihan jaringan (*memorization*) dan kemampuan memberikan tanggapan yang layak untuk masukan yang sejenis namun tidak identis dengan yang dipakai pada pelatihan (*generalization*).

Pelatihan jaringan perambatan balik melibatkan tiga tahap yaitu umpan-maju pelatihan pola masukan, komputasi dan perambatan-balik galat, serta perubahan bobot. Setelah

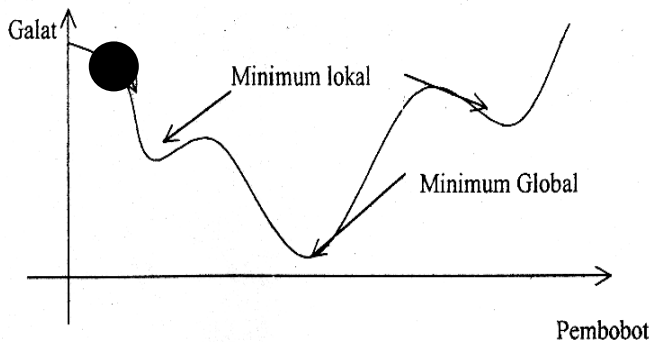
pelatihan, aplikasi jaringan hanya melibatkan tahap komputasi umpan-maju.

Algoritma tersebut sering mengecewakan karena sangat lambat dan membutuhkan banyak iterasi untuk mendapatkan solusi yang dapat diterima. Algoritma ini juga dapat terjebak dalam problema minimum lokal, sehingga tidak mampu mencapai minimum global.

Hal ini dapat diumpamakan sebagai problema menuruni perbukitan galat, jika di antara puncak dan dasar terdapat bukit galat, maka nilai-nilai pembobot dapat terjebak pada minimum lokal. Alternatif yang ditawarkan adalah dengan menambahkan koefisien momentum pada algoritma tersebut agar dapat terdorong menaiki bukit galat untuk mencapai minimum global.

### Gambar 2.3

Gambar minimum lokal dan minimum global  
[Sumber : Rao, B. Valluru dan Rao, V. Hayagriva, 1993]



Walaupun proses pelatihan jaringan berlangsung relatif lambat, namun jaringan yang telah dilatih dapat menghasilkan keluaran dengan sangat cepat. Beragam variasi perambatan-balik telah banyak dikembangkan untuk meningkatkan kecepatan proses pelatihan. Di masa

mendatang, lamanya waktu eksekusi proses pelatihan bukan lagi menjadi masalah dengan perkembangan komputer yang cenderung makin cepat dua kali dalam 18 bulan.

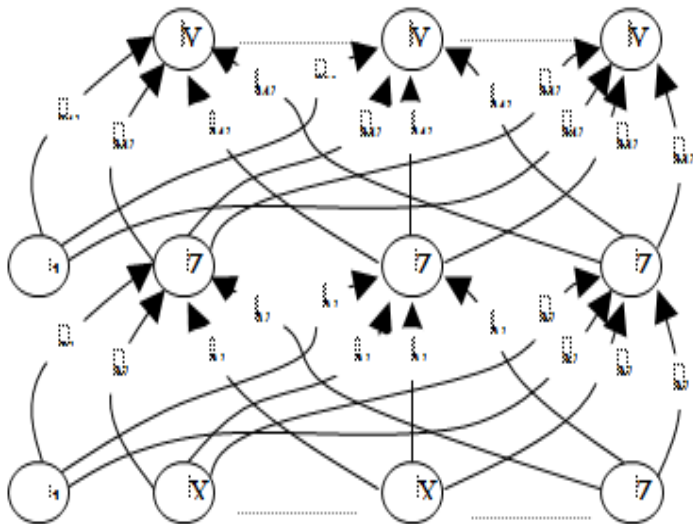
**b. Arsitektur**

Jaringan syaraf lapis-jamak dengan satu lapisan tersembunyi (unit Z) diperlihatkan pada Gambar 2.4. Unit keluaran (unit Y) dan unit-unit tersembunyi serta bias diperlihatkan. Bias pada unit keluaran  $Y_k$  dilambangkan dengan  $w_{0k}$ , bias pada unit tersembunyi  $Z_j$  dilambangkan dengan  $v_{0j}$ . Istilah bias-bias ini berlaku sebagai bobot pada hubungan unit-unit dengan keluaran selalu satu. Hanya aliran informasi umpan-maju yang diperlihatkan pada Gambar 2.4. Selama fase pelatihan perambatan-balik, sinyal dikirim pada arah yang berlawanan.

**Gambar 2.4**

Jaringan syaraf perambatan-balik dengan satu lapisan tersembunyi

[Sumber : Fausett, L., 1994]



Algoritma untuk lapisan tersembunyi tunggal, yang akan diaplikasikan pada pengenalan karakter pada pembahasan ini disajikan sebagai berikut.

Seperti telah disebutkan sebelumnya, pelatihan jaringan perambatan balik melibatkan tiga tahap: umpan-maju pola-pola masukan untuk pelatihan, perambatan-balik galat, dan perubahan bobot-bobot. Selama umpan-maju, tiap unit masukan ( $X_i$ ) menerima sinyal masukan dan mengirimkannya ke tiap unit-unit tersembunyi  $Z_1, \dots, Z_p$ . Tiap unit tersembunyi menghitung aktivasinya dan mengirim sinyal tersebut ( $z_j$ ) ke tiap unit keluaran. Tiap unit keluaran ( $Y_k$ ) menghitung aktivasinya ( $y_k$ ) untuk membuat tanggapan jaringan untuk pola masukan yang diberikan.

Pada proses pelatihan, tiap unit keluaran diperbandingkan nilai aktivasi  $y_k$  dengan nilai target  $t_k$  untuk menentukan galat. Berdasar pada galat ini, faktor  $\delta_k$  ( $k = 1, \dots, m$ ) dihitung. Kemudian  $\delta_k$  dipakai untuk mendistribusikan galat pada unit keluaran  $Y_k$  ke semua unit pada lapisan tersembunyi yang berhubungan dengan  $Y_k$ . Juga akan dipakai untuk merubah bobot antara unit keluaran dan unit lapisan tersembunyi. Dengan cara yang sama, faktor  $\delta_j$  ( $j = 1, \dots, p$ ) dihitung untuk tiap unit tersembunyi  $Z_j$ . Namun tidak perlu mengembalikan galat ke lapisan masukan,  $\delta_j$  dipakai untuk mengubah bobot antara lapisan tersembunyi dan lapisan masukan.

Setelah semua faktor  $\delta$  didapatkan, bobot-bobot pada semua lapisan diubah secara simultan. Perubahan bobot  $w_{jk}$  (dari unit tersembunyi  $Z_j$  ke unit keluaran  $Y_k$ ) berdasar faktor  $\delta_k$  dan aktivasi  $z_j$  pada unit tersembunyi  $Z_j$ . Perubahan bobot  $v_{ij}$  (dari unit masukan  $X_i$  ke unit tersembunyi  $Z_j$ ) berdasar faktor  $\delta_j$  dan aktivasi  $x_i$  pada unit masukan

### c. Fungsi Aktivasi

Karakteristik yang harus dimiliki oleh fungsi aktivasi jaringan perambatan-balik antara lain harus kontinu, terdiferensialkan, dan tidak menurun secara monotonis (*monotonically non-decreasing*). Lebih lanjut, untuk efisiensi komputasi, turunan fungsi tersebut mudah didapatkan dan nilai turunannya dapat dinyatakan dengan fungsi aktivasi itu sendiri. Beberapa fungsi aktivasi yang akan digunakan dalam pembahasan ini dijelaskan sebagai berikut.

Fungsi aktivasi kedua adalah *sigmoid* bipolar (Gambar 2.6), yang memiliki jangkauan nilai  $(-1,1)$  dan didefinisikan sebagai:

**Gambar 2.5**

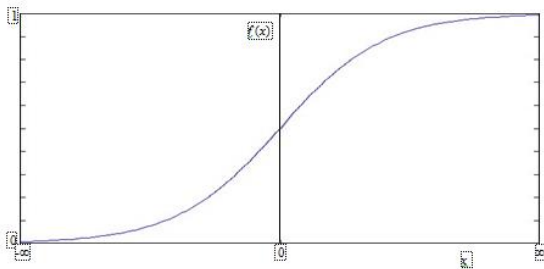
Fungsi aktivasi *sigmoid* biner

[Sumber : Fausett, L., 1994]

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

dengan

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

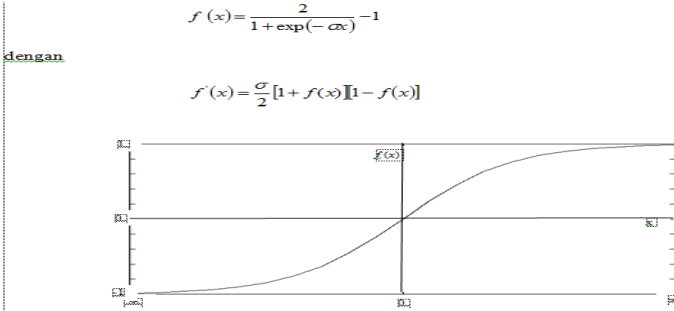


Kisar fungsi aktivasi sigmoid harus sesuai dengan kisar nilai target. Fungsi sigmoid biner dengan kisar  $[0,1]$  dapat diperluas dan digeser, sehingga fungsi memetakan

nilai real dalam interval [a,b]. Untuk mendapatkannya didefinisikan parameter-parameter sebagai berikut:

### Gambar 2.6

Fungsi aktivasi sigmoid bipolar [Sumber : Fausett, L., 1994]



Kisar fungsi aktivasi sigmoid harus sesuai dengan kisar nilai target. Fungsi sigmoid biner dengan kisar [0,1] dapat diperluas dan digeser, sehingga fungsi memetakan nilai real dalam interval [a,b]. Untuk mendapatkannya didefinisikan parameter-parameter sebagai berikut:

$$\gamma = b - a$$

$$\eta = -a.$$

Kemudian fungsi sigmoid  $g(x) = \gamma f(x) - \eta$  memiliki jangkauan [a,b]. Kemudian turunan fungsi tersebut dapat dinyatakan sebagai  $g'(x) = \frac{1}{\gamma} [\eta + g(x)][\gamma - \eta - g(x)]$ .

Sebagai contoh untuk permasalahan dengan target output bipolar [-1,1], fungsi aktivasi menjadi:

$$g(x) = 2f(x) - 1 \quad \text{Dengan turunannya}$$

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



Bagaimanapun juga harus dihindari penggunaan fungsi aktivasi dengan kisar yang terlalu besar maupun kisar yang terlalu kecil.

Kemiringan fungsi sigmoid dapat dimodifikasi dengan mengubah parameter kemiringan  $\sigma$ . Fungsi sigmoid umum (dengan jangkauan antara 0 dan 1) adalah sebagai berikut

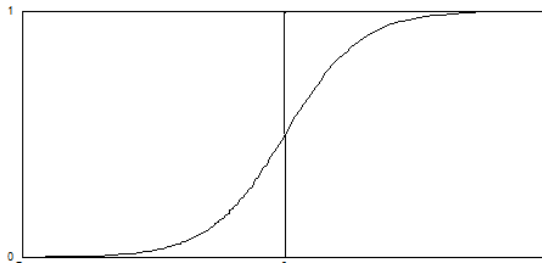
$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma x)}$$

dengan turunannya  $f'(x) = \sigma f(x) [1 - f(x)]$

### Gambar 2.7

Fungsi aktivasi *sigmoid* biner  $\sigma = 1$

[Sumber : Fausett, L., 1994



Kemiringan  $\sigma$  bisa ditentukan sehingga fungsi aktivasi bisa mencapai nilai target untuk nilai  $x$  yang diberikan. Pengkombinasian fungsi sigmoid didefinisikan sebagai berikut:

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

$$f'(x) = \sigma f(x) [1 - f(x)],$$

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

$$g(x) = \gamma f(x) - \eta$$

dan

$$g'(x) = \frac{\sigma}{\gamma} [\eta + g(x)][\gamma - \eta - g(x)]$$

#### d. Algoritma Pelatihan

Langkah-langkah pelatihan jaringan perambatan-balik adalah sebagai berikut (Fausett, 1994): 0. Inisialisasi bobot. (tetapkan dalam nilai acak yang kecil)

1. Jika kondisi berhenti salah, kerjakan 2-9.
2. Untuk tiap pasangan pola masukan, kerjakan 3-8.

Umpan-maju:

3. Tiap unit masukan ( $X_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ ) menerima sinyal masukan  $x_i$  dan meneruskan sinyal ini ke semua unit pada lapisan di atasnya (unit tersembunyi).
4. Tiap unit tersembunyi ( $Z_j$ ,  $j = 1, \dots, p$ ) hitung sinyal masukan berbobotnya,

$$z\_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

Terapkan fungsi aktivasinya untuk menghitung sinyal keluaran,

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

Dan kirim sinyal ini ke semua unit pada layer di atasnya (unit keluaran).

5. Tiap unit keluaran ( $Y_k$ ,  $k = 1, \dots, m$ ) hitung sinyal masukan berbobotnya,

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

dan terapkan fungsi aktivasinya untuk menghitung sinyal keluaran,  $y_k = f(y\_in_k)$

Perambatan balik galat:

6. Tiap unit keluaran ( $Y_k$ ,  $k = 1, \dots, m$ ) menerima pola target yang bersesuaian dengan pola masukan, dihitung parameter informasi galat,

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$$

Hitung parameter koreksi bobotnya (dipakai untuk mengubah  $w_{jk}$ ),

$$\Delta w_{jk}(t+1) = \beta \delta_k z_j + \alpha \Delta w_{jk}(t) \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} \text{ , } \alpha = \text{momentum}$$

$$\Delta w_{jk} = \beta \delta_k z_j \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} \text{ , } \alpha = \text{momentum}$$

Hitung parameter koreksi bias (dipakai untuk mengubah  $w_{0k}$ ),

$$\Delta w_{0k} = \beta \delta_k \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} \text{ , } \alpha = \text{momentum}$$

$$\Delta w_{0k}(t+1) = \beta \delta_k + \alpha \Delta w_{0k}(t) \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} \text{ , } \alpha = \text{momentum}$$

dan kirim  $\delta_k$  ke unit-unit di bawahnya.

7. Tiap unit tersembunyi ( $Z_j$ ,  $j = 1, \dots, p$ ) hitung masukan deltasnya (dari unit pada lapisan di bawahnya)

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

Kalikan dengan turunan fungsi aktivasinya untuk menghitung parameter informasi galatnya,

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

Hitung koreksi bobotnya (dipakai untuk mengubah  $v_{ij}$ )

$$\Delta v_{ij} = \beta \delta_j x_i \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} \text{ , } \alpha = \text{momentum}$$

$$\Delta v_{ij}(t+1) = \beta \delta_j x_i + \alpha \Delta v_{ij}(t) \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} \text{ , } \alpha = \text{momentum}$$

Hitung parameter koreksi bias dipakai untuk mengubah  $v_{0j}$ )

$$\Delta v_{0j} = \beta \delta_j \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} ,$$

$$\Delta v_{0j}(t+1) = \beta \delta_j + \alpha \Delta v_{0j}(t) \quad , \quad \beta = \text{laju pelatihan} , \alpha =$$

Perbaharui bobot dan bias:

8. Tiap unit keluaran ( $Y_k, k = 1, \dots, m$ ) ubah bias dan bobotnya ( $j = 0, \dots, p$ ):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad \text{Tiap } \underline{\text{unit}}$$

tersembunyi ( $Z_j, j = 1, \dots, p$ ) ubah bias dan bobotnya ( $i = 0, \dots, n$ ):  $v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$

9. Test kondisi berhenti.

Langkah 9 merupakan perhitungan besaran galat yang menyatakan bagaimana perkembangan jaringan syaraf selama belajar, sehingga dapat digunakan sebagai batas berhentinya proses belajar tersebut. Ada beberapa macam perhitungan galat yang dapat digunakan, salah satu yang umum digunakan yaitu galat penjumlahan kuadrat atas galat pada lapisan output.

Setelah semua langkah-langkah ini selesai dilakukan, bila set pelatihan terdiri lebih dari satu pola, maka langkah-langkah tersebut diulang lagi untuk pola pelatihan berikutnya pada semua pola pelatihan. Setelah satu set pola latihan selesai diberikan, ditinjau apakah galatnya sudah lebih kecil atau sama dengan galat yang diijinkan, jika belum maka langkah 2 sampai 9 diulang untuk semua pola latihan, sampai didapatkan tingkat galat yang diijinkan.

Satu *epoch* adalah satu siklus pasangan pola pelatihan lengkap. Biasanya, diperlukan beberapa kali *epoch*

untuk pelatihan jaringan perambatan-balik. Algoritma ini memperbaharui bobot setelah tiap pola pelatihan disajikan.

Turunan  $f'(y_{in_k})$  dan  $f'(z_{in_j})$  dapat dinyatakan dengan parameter  $y_k$  dan  $z_j$ . Dasar matematis untuk algoritma perambatan-balik adalah teknik optimasi yang dikenal dengan *gradient descent*. Gradien suatu fungsi positif (dalam kasus ini fungsi galat, dan variabel adalah bobot jaringan) menggambarkan fungsi meningkat secara cepat. Gradien negatif memberi arah ketika fungsi menurun secara cepat.

#### e. Inisialisasi Bobot dan Bias

Inisialisasi Acak. Pemilihan inisialisasi bobot akan mempengaruhi apakah jaringan mencapai galat pada minimum global (atau hanya lokal), jika demikian, seberapa cepat konvergensinya. Perubahan bobot antara dua unit tergantung pada kedua turunan fungsi aktivasi unit di atas dan unit di bawahnya. Dengan alasan ini, sangatlah penting untuk menghindari pemilihan bobot awal yang akan membuat fungsi aktivasi atau pun turunannya menjadi nol.

Jika nilai bobot awal terlalu besar maka masukan awal ke tiap unit tersembunyi atau keluaran akan berada pada daerah ketika turunan fungsi *sigmoid* memiliki nilai sangat kecil (disebut daerah saturasi). Sebaliknya, jika bobot awal terlalu kecil, sinyal masukan pada unit tersembunyi atau pun unit keluaran akan mendekati nol, juga menyebabkan pelatihan jaringan akan sangat lambat.

Prosedur umum adalah menginisialisasi bobot (dan bias) dengan nilai acak antara  $-0,5$  dan  $0,5$  (atau antara  $-1$  dan  $1$ ) atau pada rentang nilai lainnya yang sesuai. Nilai bisa positif atau pun negatif karena bobot akhir setelah pelatihan juga memiliki kedua tanda tersebut. Modifikasi sederhana

inisialisasi acak, dikembangkan oleh Nguyen dan Widrow, dijabarkan pada bagian berikut.

Inisialisasi Nguyen-Widrow. Pendekatan didasarkan pada analisis geometris suatu tanggapan neuron tersembunyi pada masukan tunggal. Analisis dikembangkan untuk kasus beberapa masukan dengan memakai alihragam *Fourier*. Bobot dari unit tersembunyi ke unit keluaran diinisialisasi dengan nilai acak antara -0,5 dan 0,5.

Inisialisasi bobot dari unit masukan ke unit tersembunyi dirancang untuk meningkatkan kemampuan unit tersembunyi untuk belajar. Hal ini dapat tercapai dengan mendistribusikan bobot awal dan bias, sehingga tiap pola masukan ke salah satu unit tersembunyi akan berada pada rentang tempat neuron tersembunyi akan lebih siap untuk belajar. Definisi yang dipakai sebagai berikut :

$$\beta = 0,7 (p)^{1/n}$$

dengan :

$\beta$  = faktor skala

p = jumlah unit tersembunyi

n = jumlah unit masukan.

Prosedur terdiri atas langkah-langkah berikut :

untuk setiap unit tersembunyi ( $j = 1, \dots, p$ ) :

Vektor bobot diinisialisasi (dari unit masukan) :

$v_{ij}(\text{lama}) =$  nilai acak antara -0,5 dan 0,5.

Hitung  $\| v_j(\text{lama}) \|^2$ .

Inisialisasi kembali bobot :

$$v_{ij}(\text{lama}) = \beta v_{ij}(\text{lama}) / \| v_j(\text{lama}) \|^2$$

Nilai untuk bias diberikan :

$$v_{0j} = \text{nilai acak antara } -\beta \text{ dan } \beta$$

#### **f. Panjang Waktu Pelatihan Jaringan**

Aplikasi jaringan perambatan-balik bertujuan mencapai keseimbangan antara tanggapan yang benar untuk

pola pelatihan dan tanggapan yang baik untuk pola masukan yang baru (keseimbangan antara memorisasi dan generalisasi), dan tidak perlu melanjutkan pelatihan lebih lama lagi untuk mencapai total galat kuadrat mencapai minimum.

Hecht-Nielsen menyarankan memakai dua kumpulan data selama pelatihan yaitu satu untuk pola pelatihan dan lainnya untuk pola pengujian (Fausett, L., 1994). Keduanya harus berbeda. Perubahan bobot didasarkan pada pola pelatihan. Pada interval pelatihan, dilakukan pengujian jaringan memakai pola pengujian, jika galat masih mengecil, pelatihan dilanjutkan. Ketika galat meningkat, jaringan mulai mengingat pola pelatihan terlalu spesifik (dan mulai kehilangan kemampuan untuk generalisasi). Pada titik ini, pelatihan dihentikan.

#### **g. Representasi Data**

Pelatihan akan memberikan hasil yang optimal jika vektor keluaran atau nilai target berada di daerah linear pada fungsi aktivasi, maka dalam pembahasan ini baik vektor input maupun vektor output direpresentasikan dalam nilai yang berada pada daerah linear pada fungsi aktivasi yang digunakan.

#### **h. Jumlah Lapisan Tersembunyi**

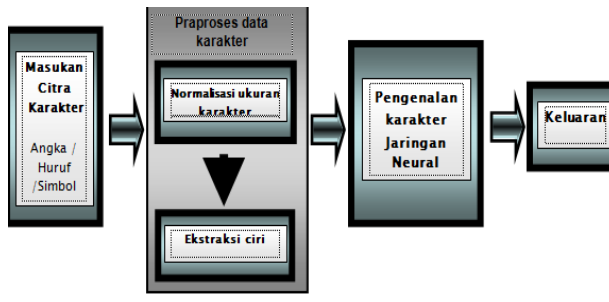
Satu lapisan tersembunyi pada jaringan perambatan-balik telah cukup untuk memperkirakan pemetaan pola-pola masukan ke dalam pola-pola keluaran dengan tingkat keakuratan yang beragam, sedang dua lapisan tersembunyi mungkin akan membuat pelatihan akan lebih mudah pada situasi ataupun aplikasi tertentu.

### C. Pemodelan Sistem Pengenalan Karakter

Sistem yang akan dicoba diperlihatkan pada Gambar 2.8. Sebagai masukan adalah vektor dengan komponen bipolar yang dihasilkan dari pengolahan citra asli. Pada masukan tersebut dicoba dikenali kelas karakter yang telah dilatih dengan menggunakan jaringan neural perambatan-balik.

**Gambar 2.8**

Diagram blok pengenalan karakter



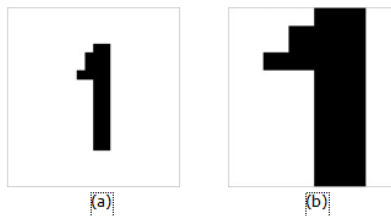
### D. Praproses Data Karakter

Langkah-langkah praproses pengenalan karakter di sini melibatkan proses normalisasi ukuran karakter dan dekomposisi dengan menggunakan filter gelombang singkat Haar.

#### a. Normalisasi Ukuran Karakter

**Gambar 2.9**

Normalisasi citra karakter angka 1 (a) Citra karakter asli (b) citra karakter ternormalisasi





Normalisasi ukuran karakter dilakukan karena tidak samanya ukuran karakter penulis yang satu dengan lainnya. Ukuran karakter memegang peranan penting dalam pengambilan ciri. Contoh karakter asli dan hasil normalisasinya ditunjukkan dalam Gambar 2.9.

**b. Alihragam Gelombang Singkat (Wavelet)**

Pada bagian ini penjelasan gelombang singkat hanya diberikan secara garis besarnya saja, khususnya tentang alihragam gelombang singkat diskret.

**c. Gambaran Dasar Alihragam Gelombang Singkat**

Seperti halnya alihragam Fourier diskret, alihragam gelombang singkat diskret merupakan pengalihragaman sinyal diskret menjadi koefisien-koefisien gelombang singkat yang diperoleh dengan cara menapis sinyal dengan menggunakan dua buah tapis yang berlawanan. Kedua tapis yang dimaksud adalah :

1. Tapis penyekala atau tapis perata atau disebut tapis lolos rendah (*low pass filter, LPF*)
2. Tapis detil atau tapis lolos tinggi (*high pass filter, HPF*)

Tapis lolos rendah mewakili fungsi basis (fungsi penyekala), sedangkan tapis detil mewakili gelombang singkat. Proses pengalihragaman sinyal dengan cara di atas menghasilkan dua buah koefisien hasil alihragam yaitu koefisien aproksimasi (*approximations*) dan koefisien detil (*details*). Koefisien aproksimasi merupakan komponen yang paling penting dari suatu sinyal karena mengandung komponen frekuensi rendah dari sinyal, sedangkan koefisien detil merupakan koefisien yang mengandung komponen frekuensi tinggi. Pada kebanyakan sinyal, komponen frekuensi rendah merupakan identitas dari sinyal yang

bersangkutan, sedangkan komponen frekuensi tingginya merupakan nuansa dari sinyal.

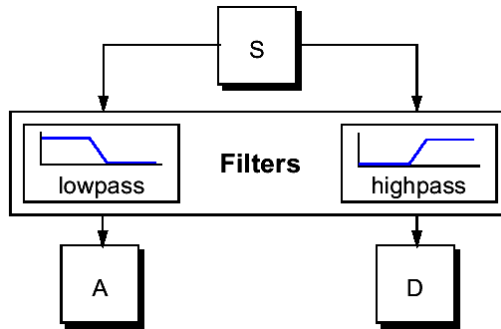
Langkah-langkah proses alihragam gelombang singkat satu level ditunjukkan pada gambar 2.10 berikut ini :

Keterangan :

**Gambar 2.10**

Alihragam gelombang singkat diskret

[Sumber : *Wavelet Toolbox*]



S : Sinyal asli diskret

LPF : Tapis lolos rendah

HPF : Tapis lolos tinggi

A : Koefisien aproksimasi

D : koefisien detail

Model alihragam di atas memiliki kelemahan dalam hal jumlah sampel data, yaitu jika sinyal asli memiliki 1000 buah sampel data, maka hasil alihragam mengandung dua kali jumlah data sinyal asli masing-masing 1000 buah untuk koefisien aproksimasi dan 1000 buah untuk koefisien detail. Kelemahan proses ini dapat diatasi dengan menambahkan proses *downsampling* setelah proses penapisan. Proses ini akan melewati data berindeks genap saja, sehingga jumlah sampel data sinyal asli, yaitu setengah jumlah sampel data asli untuk koefisien aproksimasi dan setengahnya lagi

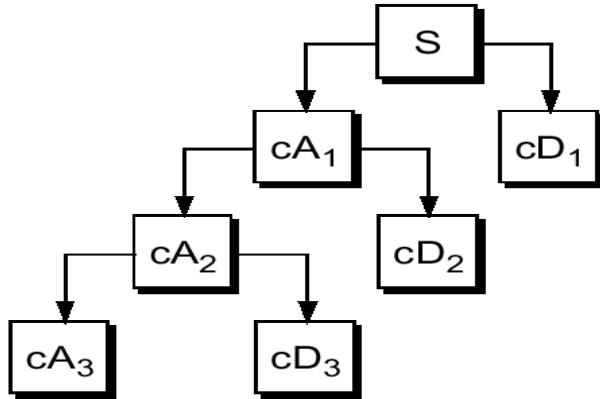


Langkah-langkah dekomposisi di atas dapat diilustrasikan pada Gambar 2.12 berikut :

**Gambar 2.12**

Alihragam gelombang singkat diskret multilevel

[Sumber : *Wavelet Toolbox*]



Keterangan :

S : Sinyal asli

$CA_i$  : koefisien aproksimasi ke- $i$

$CD_i$  : koefisien detil ke- $i$

Secara teoritis suatu sinyal dapat dialihragamkan sampai panjang level tak berhingga, namun secara praktis pengalihragaman suatu sinyal dapat dilakukan sampai jumlah data koefisien detil adalah satu. Secara praktis panjang level maksimum alihragam gelombang singkat suatu sinyal dibatasi dengan *entropy*. *Entropy* dinyatakan sebagai kandungan informasi minimum pada sinyal hasil alihragam, dimana sinyal asli masih dapat diperoleh kembali dengan mengalihragamkan balik sinyal hasil alihragam tersebut. Persamaan yang berkorelasi dengan *entropy* adalah sebagai berikut (Kadir, A., 1988) :

$$Level_{maks} = \frac{\ln(PanjangData / PanjangFilter)}{\ln(2)}$$

Sebagai contoh, suatu citra yang berukuran 16x16 piksel akan dialihragamkan menggunakan gelombang singkat *Haar*, maka panjang level dapat dihitung sebagai berikut :

$$Level_{maks} = \frac{\ln(16/2)}{\ln(2)} = 3$$

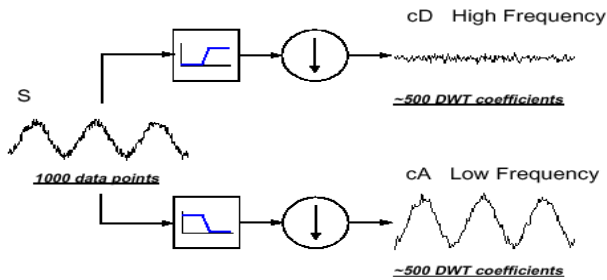
Jadi panjang level maksimum yang diperbolehkan dalam pengalihragaman data citra tersebut adalah 3.

Alihragam gelombang singkat satu dimensi digunakan untuk mengalihragamkan sinyal satu dimensi, seperti sinyal tutur. Pengalihragaman ini menggunakan dua buah tapis yang secara berlawanan. Gambar 2.13 berikut ini menyajikan alihragam gelombang singkat diskret satu dimensi.

**Gambar 2.13**

Alihragam gelombang singkat satu dimensi

[Sumber : *Wavelet Toolbox*]



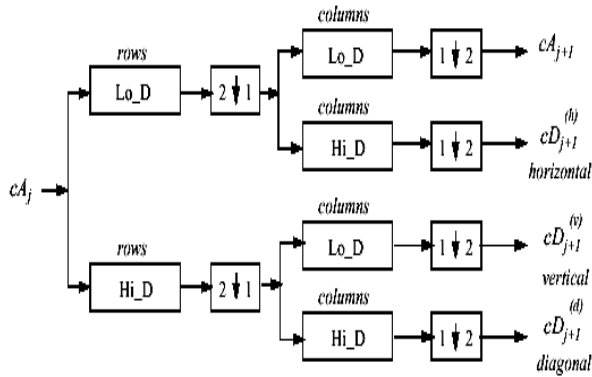
Sedangkan untuk data citra yang merupakan data yang berbentuk dua dimensi, yaitu berupa matriks yang elemen-elemennya merupakan nilai piksel-piksel penyusun citra tersebut. Alihragam gelombang singkat dua dimensi

merupakan penggeneralisasian alihragam pada ruang satu dimensi.





Langkah-langkah alihragam gelombang singkat dua dimensi ditunjukkan pada Gambar 2.14 berikut ini :

**Gambar 2.14**

Alihragam gelombang singkat dua dimensi  
[Sumber : Wavelet Toolbox]



dimana :

-  Downsampling kolom : melewati indeks kolom genap
-  Downsampling baris : melewati indeks baris genap
-  Konvolusi vektor baris dengan tapis X
-  Konvolusi vektor kolom dengan tapis X

Dari gambar di atas, Lo\_D merupakan tapis lolos rendah untuk dekomposisi. Hi\_D merupakan tapis lolos tinggi untuk dekomposisi, CA merupakan koefisien aproksimasi, CD<sub>h</sub> merupakan koefisien detil horisontal, CD<sub>v</sub> merupakan koefisien detil vertikal, dan CD<sub>d</sub> merupakan detil diagonal.

Secara grafis, hasil alihragam gelombang singkat dengan cara di atas dapat ditunjukkan pada gambar berikut :

**Gambar 2.15**

Hasil alihragam gelombang singkat diskret dua dimensi

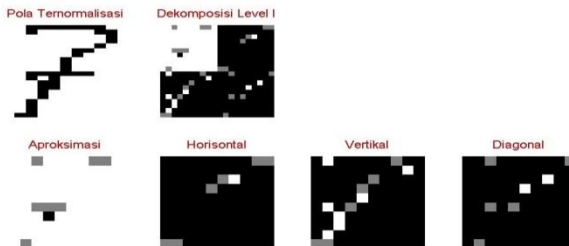
CA	CD <sub>h</sub>
CD <sub>v</sub>	CD <sub>d</sub>

**d. Dekomposisi Filter Gelombang Singkat Haar**

Preprosesing tahap dua ini melibatkan dekomposisi filter gelombang singkat tiga level dari pola digit 16x16 piksel hasil normalisasi. Tiap-tiap dekomposisi menggunakan filter gelombang singkat Haar dua-dimensi. Tiap level dekomposisi menghasilkan empat *subband* yang masing-masing berukuran 8x8 piksel yaitu *subband* yang membawa informasi pola aproksimasi, *subband* yang membawa informasi horisontal, *subband* yang membawa informasi vertikal dan *subband* yang membawa informasi diagonal. Hasil dekomposisi wavelet level pertama seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 2.16.

**Gambar 2.16**

Dekomposisi level 1 dari angka 7 dengan menggunakan dekomposisi *wavelet Haar*.

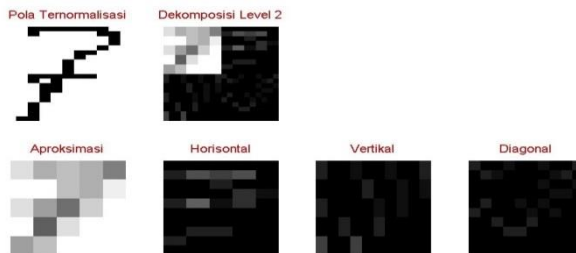


Keterangan : *Gambar diperoleh dengan program Matlab Wavelet Toolbox*

Pada dekomposisi berikutnya yaitu level 2 dihasilkan subband-subband dengan ukuran 4x4 piksel. Hasil dekomposisi level 2 disajikan pada gambar berikut :

**Gambar 2.17**

Hasil dekomposisi level 2 dari angka 7 dengan menggunakan dekomposisi *wavelet Haar*.



Keterangan : *Gambar diperoleh dengan program Matlab Wavelet Toolbox*

Dari hasil dekomposisi di atas, terlihat bahwa semakin besar level dekomposisinya akan membuat semakin ‘kehilangan’ cirinya. Oleh karena itu, sebagai pola input jaringan neural dihentikan pada dekomposisi level 2, pada subband aproksimasi. Sehingga jumlah neuron pada lapisan input ada 4x4 buah.





# BAB III

## TEKNIK PELAKSANAAN UJI

### A. Materi Yang Digunakan

Materi yang digunakan dalam pembahasan ini yaitu citra tulisan tangan jenis cetak (tidak bersambung) sebanyak 72 karakter yang meliputi huruf (dari ‘A’ sampai ‘Z’ dan ‘a’ sampai ‘z’), angka (dari 0,1 sampai 9) dan simbol (?, !, ;, %, :, “, dan lain-lain).

Pengumpulan sampel dilakukan dengan meminta bantuan banyak orang dengan bermacam-macam alat tulis dengan tujuan untuk mendapatkan variasi pena yang digunakan, tipe karakter dan ukuran.

### B. Alat Yang Dipergunakan

Alat yang dipakai terbagi atas perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras meliputi :

1. unit Komputer prosesor Pentium III 533 MHz dengan RAM 352 MB.
2. unit Pemayar (*Scanner*)

Perangkat lunak yang digunakan yaitu

1. Borland C ++ untuk membuat perangkat lunak jaringan syaraf tiruan.
2. Matlab 5.3, terutama dengan *Toolbox Neural Network*, *Image Processing* dan *Wavelet*, untuk praproses sampel karakter tulisan tangan dan pelatihan

3. Corel Photo-Paint 8, untuk memotong-motong basis data karakter tulisan tangan pada sampel formulir isian.

### **C. Jalannya Pembahasan**

Pada pembahasan ini dilakukan metode eksperimen untuk mengevaluasi hasil pelatihan jaringan perambatan-balik yang dilatih dengan beberapa fungsi aktivasi dengan beberapa kemiringan dan dengan beberapa variasi laju pelatihan dan momentum. Untuk implementasinya dibuat suatu perangkat-lunak dengan beberapa algoritma pelatihan yang didapat dari literatur.

Langkah-langkah pada pembahasan ini adalah pengumpulan literatur, dilanjutkan dengan perancangan, pengumpulan dan pemrosesan basis data, pembuatan perangkat-lunak untuk ekstraksi ciri dan jaringan syaraf tiruan, dan akhirnya dilakukan evaluasi dari jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan pola digit tulisan tangan.

#### **a. Perancangan Data**

Untuk pengambilan sampel-sampel data karakter dibuat kolom-kolom kosong yang akan diisi. Pengisian dilakukan dengan meminta orang untuk menuliskan karakter-karakter yang berupa huruf, angka dan simbol-simbol tanda baca. Sampel-sampel data karakter berisi :

1. Huruf yang akan dikenali yaitu dari 'A' sampai 'Z' (kapital) dan dari 'a' sampai 'z' (non kapital).
2. Angka yang akan dikenali yaitu dari '0', '1', sampai '9'.
3. Simbol tanda baca meliputi '?' (tanda tanya), '!' (tanda seru), '.' (titik), ',' (titik koma), ';' (koma), ':' (titik dua), '"' (tanda petik), '-' (tanda kurang), '+' (tanda tambah), '\*' (tanda kali), dan '/' (tanda bagi ). dengan tujuan agar didapat jumlah yang cukup signifikan dan

merata untuk tiap-tiap sampel angka yang akan dikenali.

Contoh data karakter-karakter dapat dilihat pada Gambar 3.1. Satu kolom data diisi untuk satu karakter, sehingga tidak diperlukan proses segmentasi pada pengolahan data. Kolom tersebut tidak dimaksudkan sebagai pembatas (*constraint*) tetapi hanya untuk memudahkan pengisian data.

Gambar 3.1  
Contoh data karakter

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t	u	v	w	x	y	z
1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6
?	!	;	>	:	"	-	+	*	/	?	!	;	>	:	"	-	+	*	/	?	!	;	>	:	"
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z

### b. Pengumpulan Sampel

Pengambilan sampel dilakukan dengan meminta bantuan banyak orang. Masing-masing diminta menuliskan karakter-karakter yang berbeda-beda pada kolom-kolom yang telah disediakan.

### c. Pemrosesan Data

Sampel-sampel tulisan tangan yang telah didapatkan dipayar pada 300 *dpi* (*dot per inch*) dan disimpan dalam bentuk citra hitam putih, seperti ditunjukkan dalam Gambar 3.1. Dari citra asli dilakukan normalisasi kemudian dilanjutkan dengan dekomposisi.

Praproses data karakter ini dibuat dengan program bantu Matlab. Program lengkap praproses data karakter ini

terdapat di berkas **Preproses.m**. Program ini meliputi proses-proses pokok yang terdiri dari

1. Menormalisasi ukuran citra karakter menjadi 16x16 piksel
2. Mendekomposisi hasil normalisasi sampai level kedua dengan filter gelombang singkat Haar sehingga menjadi 4x4 piksel.
3. Mengubah dimensi ukuran menjadi matrik baris 1x16 piksel untuk memudahkan proses komputasi.

### **Normalisasi**

Normalisasi ukuran karakter dilakukan karena tidak samanya ukuran karakter penulis yang satu dengan lainnya. Ukuran karakter yang sama memegang peranan penting saat memberikan umpan pada jaringan syaraf tiruan. Pada pembahasan ini semua karakter dinormalisasi 16x16 piksel.

Program lengkap normalisasi ukuran karakter ini terdapat di berkas **Normalkan16x16.m**. Program ini meliputi proses-proses yang terdiri dari

1. Mengambil data citra tulisan asli hasil proses pemayaran
2. Membuang latar belakang di luar tulisan tangan yang dikarenakan noda kertas pada tulisan ataupun kurang sempurnanya proses pemayaran.
3. Menormaliasi ukuran karakter menjadi 16x16 piksel.

### **Dekomposisi Pola**

Dekomposisi pola dilakukan untuk merepresen-tasikan pola digit ke dalam vektor yang mengandung beberapa informasi mengenai pola tersebut. Dalam dekomposisi ini digunakan filter gelombang singkat *Haar* dua-dimensi.

Hasil dari dekomposisi pertama dengan filter gelombang singkat *Haar* adalah empat buah *subband* pada resolusi yang lebih rendah yaitu 8x8 piksel (resolusi citra

asli 16x16). Keempat buah *subband* tersebut masing-masing membawa informasi yang berbeda-beda yaitu *subband* yang membawa informasi pola *background*, *subband* yang membawa informasi horisontal, *subband* yang membawa informasi vertikal dan *subband* yang membawa informasi diagonal. Pada dekomposisi level 2 dihasilkan *subband-subband* dengan ukuran 4x4 piksel dan pada level yang ketiga dihasilkan *subband-subband* dengan ukuran 2x2 piksel.

Supaya jumlah neuron lapisan keluaran tidak terlalu besar, maka yang diambil sebagai masukan jaringan adalah hasil dekomposisi level 2 pada bagian *subband* aproksimasi sehingga didapatkan piksel 4x4 untuk diumpankan pada jaringan syaraf tiruan.

Program lengkap dekomposisi pola ini terdapat di berkas FsDekomposisi.m. Program ini meliputi proses-proses yang terdiri dari

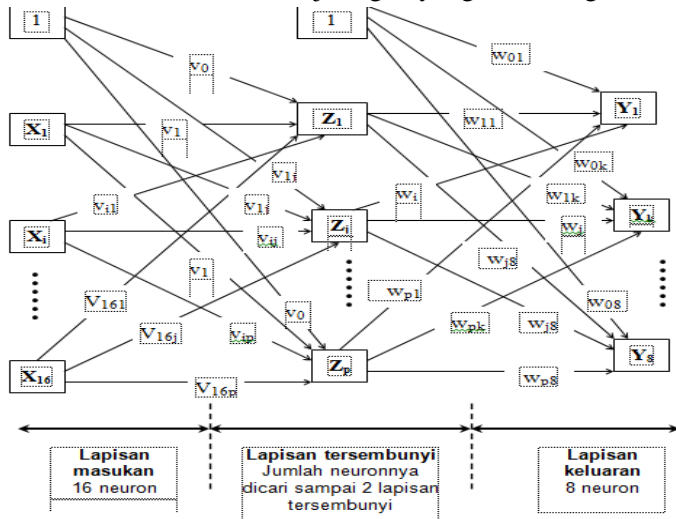
1. Mengambil data hasil dari proses normalisasi
2. Mendekomposisi pola dengan filter gelombang singkat *Haar* sampai level ke dua sehingga didapatkan ukuran 4x4 piksel.

#### **d. Perancangan Arsitektur Jaringan**

Jaringan yang akan dirancang dalam eksperimen ini adalah jaringan perambatan-balik. Secara garis besar jaringan yang akan dirancang adalah sebagai berikut :

**Gambar 3.2**

Garis besar arsitektur jaringan yang dirancang



Arsitektur jaringan yang akan dibangun memiliki dua komponen, komponen pertama melibatkan neuron masukan dan keluaran dengan jumlah tetap yaitu sebanyak  $4 \times 4 = 16$  neuron masukan dan 8 neuron keluaran, dan komponen yang melibatkan neuron pada lapisan tersembunyi dimana banyak lapisan dengan masing-masing jumlah neuronnnya akan dicari sampai didapatkan hasil pengenalan yang terbaik.

Mengingat salah satu tujuan pembahasan supaya dapat memberikan landasan awal bagi struktur pengenalan tulisan tangan, maka diperlukan adanya standar pada arsitektur jaringan. Standar yang diajukan yaitu menggunakan format kode ASCII 8 bit sebagai target pengenalan. Standar ini tidak tergantung pada jumlah karakter yang akan dikenali, sehingga pembahasan ini dapat dilanjutkan untuk mengenal karakter-karakter lain yang

lebih bervariasi dengan sedikit atau bahkan tanpa mengubah arsitektur jaringannya.

Berikut ini diberikan tabel yang menyatakan kesesuaian target pengenalan jaringan dengan format kode ASCII 8 bit

**Tabel 3.1**  
Kesesuaian antara target pengenalan jaringan  
dengan format kode ASCII 8 bit

Karakter	Kode ASCII 8 bit	Target keluaran jaringan syaraf
<b>Karakter Angka</b>		
0	00110000	0 0 0.8 0.8 0 0 0 0
1	00110001	0 0 0.8 0.8 0 0 0 0.8
2	00110010	0 0 0.8 0.8 0 0 0.8 0
3	00110011	0 0 0.8 0.8 0 0 0.8 0.8
4	00110100	0 0 0.8 0.8 0 0.8 0 0
5	00110101	0 0 0.8 0.8 0 0.8 0 0.8
6	00110110	0 0 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0
7	00110111	0 0 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0.8
8	00111000	0 0 0.8 0.8 0.8 0 0 0
9	00111001	0 0 0.8 0.8 0.8 0 0 0.8
<b>Karakter Huruf</b>		
A	01000001	0 0.8 0 0 0 0 0 0.8
B	01000010	0 0.8 0 0 0 0 0.8 0
C	01000011	0 0.8 0 0 0 0 0.8 0.8
D	01000100	0 0.8 0 0 0 0.8 0 0
E	01000101	0 0.8 0 0 0 0.8 0 0.8
F	01000110	0 0.8 0 0 0 0.8 0.8 0
G	01000111	0 0.8 0 0 0 0.8 0.8 0.8
H	01001000	0 0.8 0 0 0.8 0 0 0
I	01001001	0 0.8 0 0 0.8 0 0 0.8
J	01001010	0 0.8 0 0 0.8 0 0.8 0
K	01001011	0 0.8 0 0 0.8 0 0.8 0.8
L	01001100	0 0.8 0 0 0.8 0.8 0 0
M	01001101	0 0.8 0 0 0.8 0.8 0 0.8
N	01001110	0 0.8 0 0 0.8 0.8 0.8 0
O	01001111	0 0.8 0 0 0.8 0.8 0.8 0.8



P	01010000	0 0.8 0 0.8 0 0 0 0
Q	01010001	0 0.8 0 0.8 0 0 0 0.8
R	01010010	0 0.8 0 0.8 0 0 0.8 0
S	01010011	0 0.8 0 0.8 0 0 0.8 0.8
T	01010100	0 0.8 0 0.8 0 0.8 0 0
U	01010101	0 0.8 0 0.8 0 0.8 0 0.8
V	01010110	0 0.8 0 0.8 0 0.8 0.8 0
W	01010111	0 0.8 0 0.8 0.8 0.8 0.8 0.8
X	01011000	0 0.8 0 0.8 0.8 0 0 0
Y	01011001	0 0.8 0 0.8 0.8 0 0 0.8
Z	01011010	0 0.8 0 0.8 0.8 0 0.8 0
a	01100001	0 0.8 0.8 0 0 0 0 0.8
b	01100010	0 0.8 0.8 0 0 0 0.8 0
c	01100011	0 0.8 0.8 0 0 0 0.8 0.8
d	01100100	0 0.8 0.8 0 0 0.8 0 0
e	01100101	0 0.8 0.8 0 0 0.8 0 0.8
f	01100110	0 0.8 0.8 0 0 0.8 0.8 0
g	01100111	0 0.8 0.8 0 0 0.8 0.8 0.8
h	01101000	0 0.8 0.8 0 0.8 0 0 0
i	01101001	0 0.8 0.8 0 0.8 0 0 0.8
j	01101010	0 0.8 0.8 0 0.8 0 0.8 0
k	01101011	0 0.8 0.8 0 0.8 0 0.8 0.8
l	01101100	0 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0 0
m	01101101	0 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0 0.8
n	01101110	0 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0.8 0
o	01101111	0 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0.8 0.8
p	01110000	0 0.8 0.8 0.8 0 0 0 0
q	01110001	0 0.8 0.8 0.8 0 0 0 0.8
r	01110010	0 0.8 0.8 0.8 0 0 0.8 0
s	01110011	0 0.8 0.8 0.8 0 0 0.8 0.8
t	01110100	0 0.8 0.8 0.8 0 0.8 0 0
u	01110101	0 0.8 0.8 0.8 0 0.8 0 0.8
v	01110110	0 0.8 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0
w	01110111	0 0.8 0.8 0.8 0 0.8 0.8 0.8
x	01111000	0 0.8 0.8 0.8 0.8 0 0 0
y	01111001	0 0.8 0.8 0.8 0.8 0 0 0.8
z	01111010	0 0.8 0.8 0.8 0.8 0 0.8 0
<b>Karakter Tanda Baca</b>		

!(seru)	00100001	0 0 0.8 0 0 0 0 0.8
“(petik)	00100010	0 0 0.8 0 0 0 0.8 0
*(kali)	00101010	0 0 0.8 0 0.8 0 0.8 0
+(tambah)	00101011	0 0 0.8 0 0.8 0 0.8 0.8
.(koma)	00101100	0 0 0.8 0 0.8 0.8 0 0
-(kurang)	00101101	0 0 0.8 0 0.8 0.8 0 0.8
.(titik)	00101110	0 0 0.8 0 0.8 0.8 0.8 0
/(bagi)	00101111	0 0 0.8 0 0.8 0.8 0.8 0.8
:(titik dua)	00111010	0 0 0.8 0.8 0.8 0 0.8 0
;(titik koma)	00111011	0 0 0.8 0.8 0.8 0 0.8 0.8
?(tanya)	00111111	0 0 0.8 0.8 0.8 0.8 0.8 0.8

## e. Pelatihan dan Pengujian Jaringan

### 1. Evaluasi Algoritma Pelatihan dan Pengujian

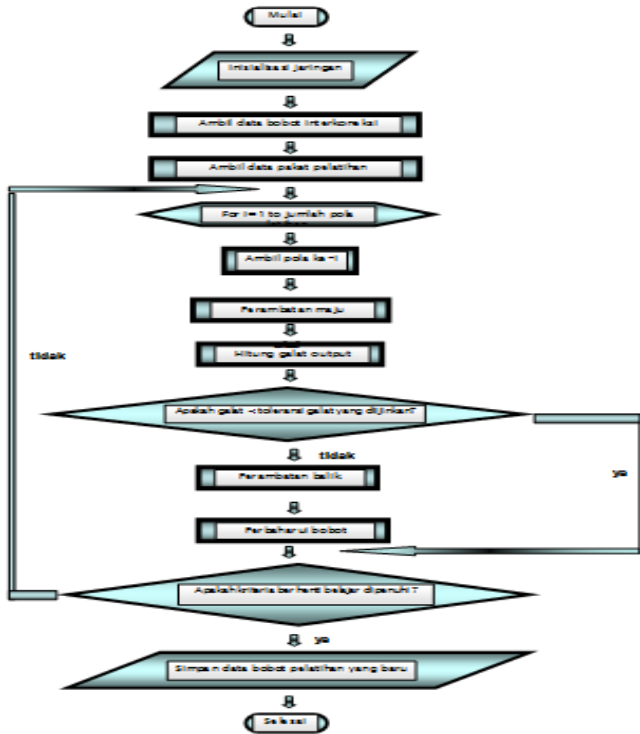
Pada tahap ini jaringan dicoba dilatih dengan 100 pola dan diuji dengan 100 pola yang berbeda. Setelah uji coba berhasil, selanjutnya jaringan akan dilatih dengan menggunakan pola pelatihan yang lebih banyak.

Untuk menganalisa hubungan antara jumlah pola karakter yang akan dikenali dan tingkat pengenalan polanya, maka mula-mula akan dilakukan proses pelatihan dan pengujian untuk masing-masing jenis karakter yaitu karakter angka, tanda baca, huruf besar dan huruf kecil, selanjutnya akan dilakukan secara bersama-sama. Pelatihan dan pengujian jaringan dilakukan untuk pola-pola tegak (tidak dirotasikan), pola-pola dengan variasi rotasi, pola-pola dengan variasi penambahan derau serta gabungan variasi rotasi dan penambahan derau.

Diagram alir program pelatihan jaringan syaraf dalam eksperimen ini diberikan sebagai berikut, sedangkan **algoritma** pelatihan jaringannya dapat dilihat kembali pada Tinjauan Pustaka subbab II.2.2.1.3.

**Gambar 3.3**

Diagram alir program pelatihan jaringan syaraf

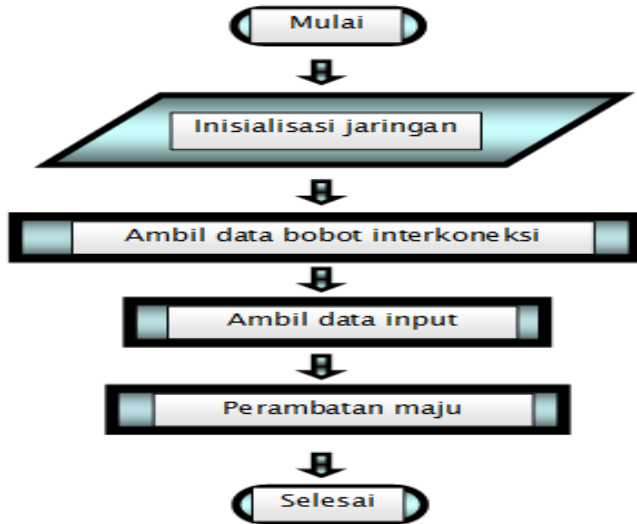


**Inisialisasi** jaringan yaitu pemberian nilai awal parameter jaringan yang meliputi inisialisasi lapisan masukan, lapisan tersembunyi, lapisan keluaran, laju pelatihan dan momentum. Sedangkan bobot awal diinisialisasikan dengan nilai yang kecil.

Pada algoritma pengujian hanya terjadi proses perambatan maju dengan menggunakan bobot yang telah diperoleh dari hasil pelatihan, diagram alir pengujiannya sebagai berikut :

**Gambar 3.4**

Diagram alir program pengujian jaringan syaraf



**2. Penentuan Jumlah Neuron Pada Lapisan Tersembunyi**

Karena tidak ada rumusan baku untuk menentukan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi, maka pada pembahasan ini dicoba pelatihan dan pengujian dengan 30, 40, 50, 60, 70 dan 80 neuron pada 1 sampai 2 lapisan tersembunyi.

**3. Evaluasi Kemiringan Fungsi Aktivasi**

Pelatihan jaringan dilakukan dengan mencoba beberapa fungsi aktivasi dengan beberapa nilai kemiringan. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam eksperimen ini adalah sebagai berikut:

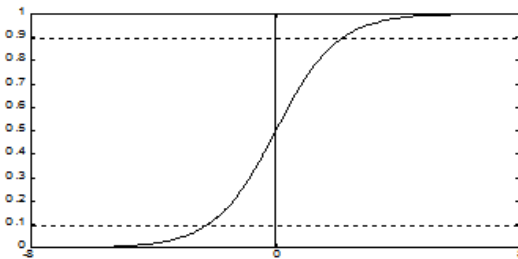
1. Fungsi sigmoid biner dengan  $f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma x)}$   
 $f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)]$

2. Fungsi sigmoid bipolar:  $f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-\sigma x)} - 1$   
 dengan  $f'(x) = \frac{\sigma}{2}[1 + f(x)][1 - f(x)]$

Fungsi aktivasi biner memiliki jangkauan [0 1]. Karena vektor input dan target output direpresentasikan sesuai dengan nilai-nilai fungsi aktivasi aktivasi yang digunakan maka nilainya harus berada dalam rentang [0 1]. Dalam eksperimen ini input dan target output tidak direpresentasikan ke nilai 0 dan 1 tetapi nilai 0 dinyatakan dengan 0,1 dan nilai 1 dinyatakan dengan 0,9 karena fungsi aktivasi biner tidak pernah mencapai nilai 0 atau 1, tetapi hanya mendekati nilai tersebut. Selain itu pelatihan akan efektif jika target output direpresentasikan dengan nilai yang berada pada daerah linear pada fungsi aktivasinya, sehingga pelatihan tidak cepat jenuh.

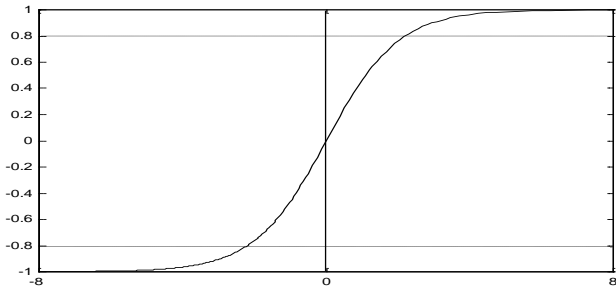
**Gambar 3.5**

Fungsi aktivasi sigmoid biner

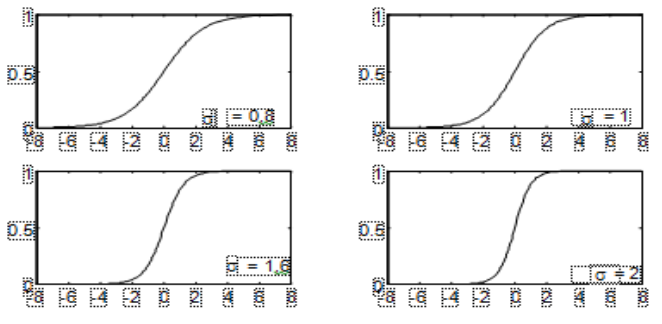


Fungsi aktivasi bipolar sigmoid memiliki jangkauan [-1 1]. Saat menggunakan fungsi aktivasi ini input dan target output dinyatakan dengan -0,8 dan 0,8.

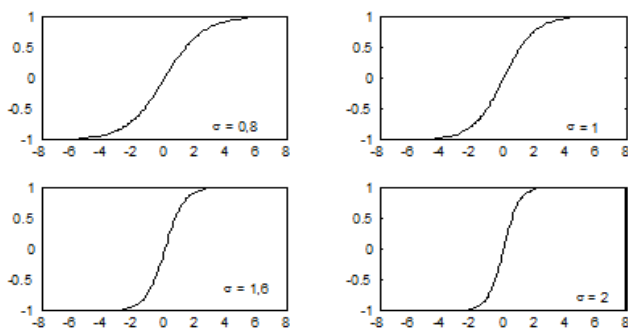
**Gambar 3.6**  
Fungsi aktivasi sigmoid bipola



**Gambar 3.7**  
Fungsi sigmoid biner dengan berbagai kemiringan



**Gambar 3.8**  
Fungsi sigmoid bipolar dengan berbagai kemiringan



#### 4. Variasi Pola

##### 1) Variasi Sudut Rotasi

Program lengkap untuk variasi sudut rotasi pada pembahasan ini terdapat di berkas **Fsrotasi.m**. (terlampir). Pada dasarnya program ini merupakan penyempurnaan dari fungsi **imrotate** ( **Citra**, **Sudut** ) yang terdapat pada Matlab.

Pada bagian ini pola pelatihan dan pengujian dirotasikan dengan variasi sudut  $0^\circ$ ,  $20^\circ$ ,  $30^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $180^\circ$  dan  $0^\circ$ ,  $-20^\circ$ ,  $-30^\circ$ ,  $-45^\circ$ ,  $-90^\circ$ ,  $-180^\circ$ , selanjutnya dievaluasi pengaruh rotasi terhadap unjukkerja jaringan.

##### 2) Variasi Derau

Program lengkap untuk variasi derau pada pembahasan ini terdapat di berkas **FsDerau.m**. (terlampir). Pada dasarnya program ini mengubah nilai piksel pada sampel karakter menjadi nilai kebalikannya secara random. Misalnya variasi deraunya 25 %, maka berarti lebih kurang 25 % nilai piksel pada sampel karakter akan berubah kebalikannya secara random.

Pada bagian ini pola pelatihan dan pengujian tambahkan dengan variasi derau yang bertingkat dari 0% hingga 50 % selanjutnya dievaluasi pengaruh derau terhadap unjukkerja jaringan.

##### 3) Gabungan Variasi Sudut Rotasi dan Derau

Setelah dilakukan variasi sudut rotasi dan variasi derau secara terpisah, selanjutnya akan dilakukan beberapa variasi kombinasi antara avariasi sudut rotasi dan variasi derau.

#### 5. Analisis Hasil Pengujian

Selain menganalisis bagaimana ekstraksi citra asli menjadi vektor input yang mengandung informasi berbeda untuk tiap-tiap kelas pola, pada dasarnya pelatihan dan pengujian jaringan hendak menganalisis lima hal yaitu :

1. Menganalisis arsitektur jaringan yang optimal dengan mempertimbangkan nilai galat dan unjukkerja jaringan dengan cara pemilihan parameter-parameter jaringan perambatan-balik untuk untuk mendapatkan tingkat pengenalan karakter tulisan tangan yang terbaik.
2. Menganalisis pengaruh besarnya ukuran/dimensi vektor masukan pada saat praproses data terhadap unjukkerja pengenalan.
3. Menganalisis hubungan unjukkerja pengenalan jaringan terhadap banyaknya karakter yang dikenali.
4. Menganalisis pengaruh rotasi terhadap unjukkerja pengenalan karakter, seberapa besar derajat rotasi maksimal yang dapat ditoleransi oleh jaringan mengingat beberapa karakter akan mirip jika dikenai proses rotasi.
5. Menganalisis pengaruh penambahan derau terhadap unjukkerja pengenalan karakter, seberapa besar penambahan maksimal yang dapat ditoleransi oleh jaringan.
6. Menganalisis pengaruh gabungan rotasi dan penambahan derau terhadap unjukkerja pengenalan karakter.

#### **D. Kesulitan-kesulitan dan Cara Pemecahannya**

Banyaknya data karakter tulisan tangan meliputi 72 karakter (huruf, angka dan tanda baca) yang dibutuhkan untuk



proses pelatihan dan pengujian jaringan neural membutuhkan banyak waktu serta ketelatenan dan kesabaran dalam memotong basis data angka pada formulir isian.

Jaringan syaraf tiruan yang digunakan dalam pembahasan ini mempunyai ciri beban komputasi yang cukup tinggi karena menyimpan semua data saat pelatihan. Keterbatasan spesifikasi komputer membuat pengerjaan pelatihan jaringan berjalan sangat lambat, lambatnya proses tersebut kurang memungkinkan untuk melakukan pelatihan dengan jumlah pola pelatihan yang besar

Tidak adanya rumusan baku dalam menentukan jumlah lapisan tersembunyi, dan fungsi aktivasi untuk mendapatkan jaringan yang optimal. Hal ini diatasi dengan percobaan perbandingan parameter-parameter di atas, sehingga diperoleh jaringan yang optimal. Percobaan ini memerlukan waktu yang cukup panjang.

Keterbatasan biaya untuk melakukan pembahasan ini cukup memberi dampak yang menyulitkan baik untuk penyediaan alat serta buku-buku atau jurnal-jurnal acuan baik secara *off-line* maupun *on-line* serta pengambilan sampel.

# BAB IV

## NORMA ANALISIS FARIASI

Eksperimen ini berupa 72 pola tulisan tangan yang meliputi huruf besar, huruf kecil, angka dan tanda baca. Data tersebut selanjutnya dinormalisasi ukurannya dan kemudian didekomposisi dengan filter gelombang singkat *Haar*.

Sebelum dilakukan pembahasan dan pengujian yang sesungguhnya, jaringan diujicoba dengan 200 pola untuk pelatihan dan 100 pola untuk pengujian. Hal itu untuk memastikan apakah jaringan yang dibangun berfungsi dengan baik atau tidak. Selanjutnya jaringan dilatih dan diuji untuk mendapatkan parameter-parameter yang dapat menghasilkan unjukkerja yang optimal. Setelah ujicoba dianggap berhasil, dilakukan pelatihan dan pengujian atas serangkaian pola dengan penambahan derau dan besarnya sudut rotasi. Akan dievaluasi juga pengaruh besarnya dimensi masukan dan banyaknya jumlah karakter yang dikenali.

### A. Pengolahan Data Masukan

Pengolahan awal diperlukan untuk mentransformasi citra asli dua-dimensi ke dalam pola vektor yang terdiri atas informasi-informasi yang dimiliki oleh citra asli tersebut. Vektor hasil pengolahan dengan ukuran 16x16 piksel ini nantinya yang akan menjadi masukan pada jaringan syaraf tiruan.

#### a. Normalisasi Ukuran Pola

Normalisasi ukuran karakter dilakukan, karena tidak samanya ukuran karakter penulis yang satu dengan lainnya.

Pada pembahasan ini semua karakter dinormalisasi 16x16 piksel. Normalisasi dilakukan dengan fungsi Matlab. Fungsi normalisasi yang dibuat dalam pembahasan ini yaitu **Normalkan16x16.m** (terlampir).

#### **b. Dekomposisi pola**

Dekomposisi pola dilakukan untuk merepresentasikan pola digit kedalam vektor yang mengandung beberapa informasi mengenai pola tersebut. Dalam dekomposisi ini digunakan filter gelombang singkat *Haar* dua-dimensi.

Hasil dari dekomposisi dengan filter gelombang singkat *Haar* adalah empat buah *subband* pada resolusi yang lebih rendah yaitu 8x8 piksel (resolusi citra asli 16x16). Keempat buah *subband* tersebut masing-masing membawa informasi yang berbeda-beda yaitu *subband* yang membawa informasi pola *background*, *subband* yang membawa informasi horisontal, *subband* yang membawa informasi vertikal dan *subband* yang membawa informasi diagonal. Pada dekomposisi level 2 dihasilkan *subband-subband* dengan ukuran 4x4 piksel dan pada level yang ketiga dihasilkan *subband-subband* dengan ukuran 2x2 piksel.

Supaya jumlah neuron lapisan keluaran tidak terlalu besar, maka yang diambil sebagai masukan jaringan adalah hasil dekomposisi level 2 pada bagian *subband* aproksimasi sehingga didapatkan piksel 4x4 untuk diumpankan pada jaringan syaraf tiruan. Fungsi yang digunakan pada pembahasan ini yaitu *FsDekomposisi.m* (terlampir).

#### **c. Variasi Pola**

Variasi pola yang dilakukan yaitu variasi sudut rotasi, penambahan derau dan gabungan antara keduanya. Untuk variasi sudut rotasi dilakukan dengan fungsi

**Fsrotasi.m** (terlampir) dan variasi penambahan derau dilakukan dengan **Fsderau.m** (terlampir).

Berikut ini disajikan hasil praproses dengan variasi polanya.

**Gambar 4.1**

Gambar citra asli hasil pemotongan sampel



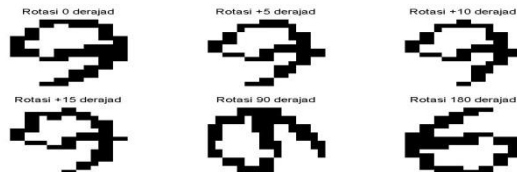
**Gambar 4.2**

Hasil normalisasi dari sampel



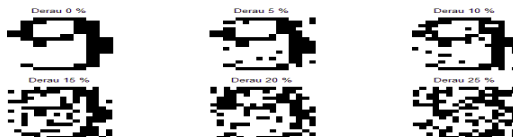
**Gambar 4.3**

Variasi rotasi dari angka 9



**Gambar 4.4**

Variasi derau dari angka 9



### Gambar 4.5

Beberapa gabungan variasi derau dan rotasi dari angka 9



## B. Ujicoba Jaringan Syaraf Tiruan

Ujicoba jaringan syaraf tiruan mempunyai 2 tujuan. Yang pertama yaitu untuk mengetahui apakah jaringan yang dibangun dapat berfungsi dengan baik atau tidak. Tujuan yang kedua yaitu mencari parameter-parameter jaringan syaraf tiruan yang dapat menghasilkan unjukkerja pengenalan yang optimal antara lain fungsi aktivasi dan kemiringan, sehingga dapat mengurangi jumlah pada saat pelatihan dan pengujian jaringan yang sesungguhnya. Proses ujicoba ini menggunakan pola-pola karakter angka. Hasil ujicoba dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner ditampilkan pada tabel 4.1, dan tabel 4.2 menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar

**Tabel 4.1**

Hasil ujicoba pelatihan dan pengujian dengan fungsi aktivasi sigmoid biner pada satu lapisan tersembunyi

Arsitektur	Pelatihan				Pengujian	
	Jumlah pola	Iterasi	Galat	Unjukkerja	Jumlah pola	Unjukkerja
16 – 40 – 8	200	21000	0.00517999	100 %	100	57 %
16 – 50 – 8	200	19167	0.00499943	100 %	100	59 %
16 – 60 – 8	200	19616	0.00499427	100 %	100	65 %
16 – 70 – 8	200	20000	0.00513524	100 %	100	58 %

**Tabel 4.2**

Hasil ujicoba pelatihan dan pengujian dengan fungsi aktivasi sigmoid bipolar pada satu lapisan tersembunyi

Arsitektur	Pelatihan				Pengujian	
	Jumlah pola	Iterasi	Galat	Unjukkerja	Jumlah pola	Unjuk kerja
16 – 40 – 8	200	20000	0.008902049	100 %	100	63 %
16 – 50 – 8	200	20000	0.006927570	100 %	100	66 %
16 – 60 – 8	200	20000	0.00649019	100 %	100	67 %
16 – 70 – 8	200	20000	0.00576133	100 %	100	74 %
16 – 80 – 8	200	20000	0.00575443	100 %	100	68 %

Proses ujicoba ini menggunakan satu lapisan tersembunyi dengan neuron 40, 50, 60, dan 70. Proses pengujian dilakukan dengan menguji dua macam pola, yaitu pola-pola yang digunakan pada saat pelatihan dan pola-pola yang digunakan khusus untuk pengujian. Dua macam pola tersebut sengaja dibuat tidak sama. Dari Tabel 4.2 dan 4.3 dapat ketahu bahwa tingkat pengenalan pola pada proses pelatihan yaitu 100 %. Hal ini berarti bahwa tingkat pelatihnnya sudah cukup, dikarenakan jaringan telah mengenal semua pola-pola yang dilatihnya.

Dari hasil pengujian terlihat bahwa unjukkerja dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar (unjukkerja terbaik = 74 %) memberikan unjukkerja yang lebih baik dari fungsi aktivasi biner (unjukkerja terbaik = 65 %) . Karena memberikan unjukkerja yang lebih baik, maka untuk analisis ujicoba selanjutnya digunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar.

**Tabel 4.3**  
 Hasil ujicoba pelatihan dan pengujian dengan dua lapisan  
 tersembunyi

Arsitektur	Pelatihan				Pengujian	
	Jumlah pola	Iterasi	Galat	Unjuk kerja	Jumlah pola	Unjuk kerja
16-40-20-8	200	10000	0.0064243	100 %	100	73 %
16-40-30-8	200	7940	0.00499985	100 %	100	76 %
16-40-40-8	200	8019	0.00499966	100 %	100	76 %
16-40-50-8	200	6505	0.00499977	100 %	100	72 %
16-40-60-8	200	10000	0.00500637	100 %	100	79 %
16-40-70-8	200	4805	0.00499952	100 %	100	79 %
16-50-20-8	200	7566	0.0049996	100 %	100	73 %
16-50-30-8	200	6310	0.00499962	100 %	100	75 %
16-50-40-8	200	6505	0.00499951	100 %	100	77 %
16-50-50-8	200	7819	0.00499897	100 %	100	75 %
16-50-60-8	200	5214	0.00499985	100 %	100	73 %
16-50-70-8	200	6461	0.00499958	100 %	100	73 %
16-60-20-8	200	6854	0.00499733	100 %	100	79 %
16-60-30-8	200	10000	0.00503791	100 %	100	76 %
16-60-40-8	200	6828	0.00499775	100 %	100	79 %
16-60-50-8	200	6193	0.00496484	100 %	100	74 %
16-60-60-8	200	4664	0.00499745	100 %	100	77 %
16-60-70-8	200	4773	0.00499966	100 %	100	77 %
16-70-20-8	200	9059	0.00499972	100 %	100	80%
16-70-30-8	200	8291	0.00499949	100 %	100	81%
16-70-40-8	200	5882	0.00499948	100 %	100	78%

8						
16-70-50-8	200	6342	0.00499991	100 %	100	77 %
16-70-60-8	200	4643	0.00499991	100 %	100	75 %
16-70-70-8	200	3187	0.00499237	100 %	100	73 %

Pada lapisan tersembunyi pertama dicoba dengan menggunakan neuron 40, 50, 60, dan 70, sedangkan pada lapisan tersembunyi kedua dicoba masing-masing dengan neuron 20, 30, 40, 50, 60, dan 70. Jaringan dengan dua lapis tersembunyi ternyata membutuhkan jumlah iterasi yang lebih kecil untuk mencapai galat yang minimal pada proses pelatihannya. Berdasarkan unjukkerja maksimal yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa jaringan dengan dua lapisan tersembunyi dengan neuron 70 pada lapis tersembunyi pertama dan 30 neuron pada lapis tersembunyi kedua memberikan unjukkerja yang terbaik yaitu 81 %.

Karena arsitektur jaringan 16 – 70 – 30 – 8 memberikan unjukkerja yang terbaik, maka arsitektur ini digunakan dalam menganalisis pengaruh kemiringan fungsi aktivasi terhadap unjukkerja pengenalan jaringan. Dicoba dengan nilai kemiringan ( $\sigma$ ) = 0.4, 0.6, 0.8, 1 dan 1,2. dengan variasi laju pelatihan ( $\beta$ ) = 0.001, 0.01, 0.05, dan 0.1; dengan momentum ( $\alpha$ ) = 0,001. Didapatkan hasil sebagai berikut :



**Tabel 4.4**

Pengaruh kemiringan fungsi aktivasi dan laju pelatihan

Parameter Kemiringan ( $\sigma$ )	Laju pelatihan ( $\beta$ )	Jumlah Iterasi	Galat Pelatihan	Unjukkerja Pelatihan	Unjukkerja Pengujian
0.4	0.001	11871	0.00499957	100 %	81 %
	0.01	1240	0.00495316	100 %	79 %
	0.05	701	0.00496409	100 %	78 %
	0.1	Tidak konvergen			
0.6	0.001	8943	0.00499984	100 %	81 %
	0.01	1096	0.00499591	100 %	79 %
	0.05	651	0.00496800	100 %	74 %
	0.1	Tidak konvergen			
0.8	0.001	8291	0.00499989	100 %	81 %
	0.01	939	0.00498434	100 %	80 %
	0.05	638	0.00499372	100 %	78 %
	0.1	Tidak konvergen			
1	0.001	5695	0.00496368	100 %	78 %
	0.01	921	0.00498319	100 %	77 %
	0.05	Tidak konvergen			
	0.1	Tidak konvergen			
1.2	0.001	5690	0.00499938	100 %	77 %
	0.01	989	0.00499440	100 %	76 %
	0.05	Tidak konvergen			
	0.1	Tidak konvergen			
1.4	0.001	4667	0.004999918	100 %	71 %
	0.01	720	0.00495386	100 %	70 %
	0.05	Tidak konvergen			
	0.1	Tidak konvergen			
1.6	0.001	Tidak konvergen			
	0.01	Tidak konvergen			

		konvergen			
	0.05	Tidak konvergen			
	0.1	Tidak konvergen			

Untuk fungsi aktivasi bipolar, pelatihan masih dapat konvergen pada nilai  $\sigma \leq 1.4$  terutama pada laju pelatihan  $\leq 0.01$ .

Dari hasil eksperimen tersebut dapat disimpulkan bahwa unjukkerja yang terbaik diperoleh jika fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid bipolar dengan  $\sigma = 0,8$ .

Sebagaimana telah diuraikan sebelumnya, uji coba jaringan syaraf tiruan ini mempunyai 2 tujuan. Tujuan yang pertama yaitu untuk mengetahui apakah jaringan yang dibangun dapat berfungsi dengan baik atau tidak, sedangkan tujuan yang ke dua yaitu untuk mencari parameter-parameter jaringan yang dapat menghasilkan unjukkerja pengenalan yang optimal.

Dari tabel 4.1, 4.2 dan 4.3 dapat diketahui bahwa uji coba jaringan menghasilkan unjukkerja pelatihan terbaik = 100 % dan unjukkerja pengujian terbaik = 81 %. Hasil ini menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan yang dibangun telah dapat berfungsi dengan baik dan dapat dilanjutkan dengan proses pelatihan dan pengujian yang sesungguhnya.

Dari tabel 4.1 dan 4.2 dapat dilihat bahwa unjukkerja pengenalan dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar (unjukkerja terbaik = 74%) memberikan unjukkerja yang lebih baik dari fungsi aktivasi sigmoid biner (unjukkerja terbaik = 65%). Hasil pembahasan yang dilakukan oleh Panca Mudjiraharjo (2001) juga memberikan hasil yang serupa yaitu bahwa unjukkerja pengenalan dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar memberikan unjukkerja yang lebih baik dari fungsi aktivasi sigmoid biner.

Dari tabel 4.4 dapat dilihat bahwa arsitektur jaringan dengan fungsi aktivasi sigmoid bipolar dengan parameter kemiringan 0,8 memberikan unjukkerja pengenalan yang terbaik. Nilai  $\sigma$  mempengaruhi kemiringan daerah linear dari fungsi aktivasi  $f(x)$ . Untuk nilai  $\sigma$  yang semakin kecil, maka daerah linear dari fungsi aktivasi berada pada rentang nilai  $x$  yang semakin besar.

Untuk nilai  $\sigma$  yang semakin besar, maka nilai  $f(x)$  semakin sensitif terhadap perubahan nilai  $x$ . Jika dikaitkan dengan pelatihan jaringan, dengan nilai  $\sigma$  yang semakin besar pelatihan akan semakin cepat jenuh, dan sebaliknya semakin kecil nilai  $\sigma$  maka  $f(x)$  semakin tidak sensitif. Hal ini baik untuk pelatihan jaringan, namun nilai  $\sigma$  yang terlalu kecil mengakibatkan pelatihan berjalan lambat.

Laju pelatihan yang semakin besar akan mempercepat pengurangan galat dan memperkecil jumlah iterasi. Namun laju pelatihan yang terlalu besar akan menyebabkan jaringan tidak mencapai galat minimum global. Hal ini disebabkan langkah perubahan bobot interkoneksi yang besar. Bila menggunakan laju pelatihan yang kecil maka jaringan akan dapat mencapai galat minimum yang diinginkan, namun proses belajar membutuhkan waktu yang lama.

Sehingga dari ujicoba jaringan syaraf tiruan tersebut dapat diketahui bahwa :

1. Jaringan syaraf tiruan yang dibangun dapat berfungsi baik dengan unjukkerja pengenalan yang cukup tinggi.
2. Parameter jaringan syaraf tiruan yang menghasilkan unjukkerja terbaik yaitu menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar dengan nilai kemiringan = 0,8

### C. Evaluasi Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Untuk melihat hubungan antara banyaknya karakter yang dikenali dengan unjukkerjanya maka dilakukan pengamatan tiap-tiap jenis karakternya. Pada proses pelatihan melibatkan 100 pola tiap karakternya, dan proses pengujian melibatkan 20 pola tiap karakternya.

#### a. Karakter Angka

Dari hasil pengujian didapatkan hasil sebagai berikut :

**Tabel 4.5**  
Unjukkerja pelatihan dan pengujian karakter angka

Arsitektur	Unjukkerja Pelatihan	Unjukkerja Pengujian
Satu lapisan tersembunyi		
16 – 30 – 8	95,6 %	67 %
16 – 40 – 8	96,2 %	69 %
16 – 50 – 8	96,8 %	72 %
16 – 60 – 8	95,8 %	68 %
16 – 70 – 8	96,9 %	74 %
16 – 80 – 8	95,2 %	70 %
Dua lapisan tersembunyi		
16 – 40 – 40 – 8	99,5 %	82%
16 – 40 – 50 – 8	99,6 %	82 %
16 – 40 – 60 – 8	99,4 %	84 %
16 – 40 – 70 – 8	99,1 %	82 %
16 – 40 – 80 – 8	99,0 %	80 %
16 – 50 – 40 – 8	99,6 %	82 %
16 – 50 – 50 – 8	99,4 %	87 %
16 – 50 – 60 – 8	99,6 %	81 %
16 – 50 – 70 – 8	99,7 %	86 %
16 – 50 – 80 – 8	99,3 %	81 %
16 – 60 – 40 – 8	99,7 %	79 %
16 – 60 – 50 – 8	99,6 %	81 %
16 – 60 – 60 – 8	99,5 %	86%
16 – 60 – 70 – 8	99,7 %	81%
16 – 60 – 80 – 8	99,4 %	85 %
16 – 70 – 40 – 8	99,4 %	83 %
16 – 70 – 50 – 8	99,5 %	83 %
16 – 70 – 60 – 8	99,6 %	85 %

16 – 70 – 70 – 8	99,5 %	<b>81%</b>
16 – 70 – 80 – 8		
99,7 %	85 %	
16 – 70 – 90 – 8	99,7 %	<b>84 %</b>
16 – 80 – 40 – 8		
99,2 %	<b>82 %</b>	
16 – 80 – 50 – 8		
99,7 %	86 %	
16 – 80 – 60 – 8	99,6 %	83 %
16 – 80 – 70 – 8	99,7 %	90 %
16 – 80 – 80 – 8	99,3 %	84 %

Tabel di atas diperoleh dengan nilai laju pelatihan = 0,001, momentum = 0,001, toleransi galatnya = 0,005, dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar

#### b. Karakter Tanda Baca

Hasil pengujian karakter tanda baca didapatkan hasil sebagai berikut :

**Tabel 4.6**

Unjukkerja pelatihan dan pengujian karakter tanda baca

Arsitektur	Unjukkerja Pelatihan	Unjukkerja Pengujian
Satu lapisan tersembunyi		
16 – 30 – 8	97,5 %	80 %
16 – 40 – 8	98,1 %	82 %
16 – 50 – 8	96,9 %	80 %
16 – 60 – 8	98,2 %	76 %
16 – 70 – 8	97,9 %	77 %
16 – 80 – 8	98, 2 %	83 %
Dua lapisan tersembunyi		
16 – 40 – 40 – 8	99,1 %	91 %
16 – 40 – 50 – 8	99,6 %	89 %
16 – 40 – 60 – 8	98,6 %	88 %
16 – 40 – 70 – 8	98,4 %	87 %
16 – 40 – 80 – 8	98,5 %	88 %
16 – 50 – 30 – 8	99,1 %	89 %
16 – 50 – 40 – 8	99,7 %	92 %
16 – 50 – 50 – 8	99,6 %	93 %

16 – 50 – 60 – 8	99,7 %	90 %
16 – 50 – 70 – 8	99,1 %	91 %
16 – 50 – 80 – 8	99,0 %	90 %
16 – 60 – 40 – 8	99,7 %	91 %
16 – 60 – 50 – 8	99,1 %	92 %
16 – 60 – 60 – 8	99,7 %	93 %
16 – 60 – 70 – 8	99,6 %	92 %
16 – 60 – 80 – 8	99,5 %	92 %
16 – 60 – 90 – 8	99,0 %	91 %
16 – 70 – 40 – 8	99,7 %	91 %
16 – 70 – 50 – 8	99,6 %	92 %
16 – 70 – 60 – 8	99,5 %	<b>94 %</b>
16 – 70 – 70 – 8		
99,7 %	93 %	
16 – 70 – 80 – 8	99,8 %	93 %
16 – 70 – 90 – 8	99,5 %	<b>91 %</b>
16 – 80 – 40 – 8		
99,5 %	<b>92 %</b>	
16 – 80 – 50 – 8		
99,3 %	91 %	
16 – 80 – 60 – 8	99,4 %	93 %
16 – 80 – 70 – 8	99,3 %	93 %
16 – 80 – 80 – 8	99,3 %	94 %
16 – 80 – 90 – 8	99,5 %	90 %

Seperti pada pengujian karakter angka, hasil tabel di atas diperoleh dengan nilai laju pelatihan = 0,0001, momentum = 0,00018, (ada beberapa arsitektur menggunakan parameter pengukuran yang berbeda). toleransi galatnya = 0,005, dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar.

### c. Karakter Huruf Besar dan Huruf Kecil

Dari hasil pengujian didapatkan hasil sebagai berikut

:

**Tabel 4.7**

Unjukkerja pengujian karakter huruf besar dan huruf kecil

Arsitektur	Unjukkerja Pengujian Huruf Besar	Unjukkerja Pengujian Huruf Kecil
Satu lapisan tersembunyi		
16 – 30 – 8	61 %	59 %
16 – 40 – 8	59 %	63 %
16 – 50 – 8	62 %	61 %
16 – 60 – 8	64 %	65 %
16 – 70 – 8	65 %	63 %
16 – 80 – 8	63 %	61 %
Dua lapisan tersembunyi		
16 – 40 – 40 – 8	69 %	70 %
16 – 40 – 50 – 8	67 %	69 %
16 – 40 – 60 – 8	73 %	74 %
16 – 40 – 70 – 8	75 %	76 %
16 – 40 – 80 – 8	69 %	69 %
16 – 50 – 40 – 8	82 %	73 %
16 – 50 – 50 – 8	78 %	71 %
16 – 50 – 60 – 8	79 %	74 %
16 – 50 – 70 – 8	73 %	74 %
16 – 50 – 80 – 8	70 %	71 %
16 – 60 – 40 – 8	67 %	65 %
16 – 60 – 50 – 8	74 %	71 %
16 – 60 – 60 – 8	81 %	79 %
16 – 60 – 70 – 8	80 %	80 %
16 – 60 – 80 – 8	74 %	79 %
16 – 70 – 40 – 8	72 %	74 %
16 – 70 – 50 – 8	69 %	71 %
16 – 70 – 60 – 8	76 %	<b>73 %</b>
16 – 70 – 70 – 8		
79 %	72 %	
16 – 70 – 80 – 8	72 %	<b>75 %</b>
16 – 80 – 40 – 8		
81 %	<b>80 %</b>	
16 – 80 – 50 – 8		
80 %	79 %	
16 – 80 – 60 – 8	84 %	78 %

16 – 80 – 70 – 8	83 %	82 %
16 – 80 – 80 – 8	79 %	75 %

Tabel di atas diperoleh dengan nilai laju pelatihan = 0,0001, momentum = 0,0001 toleransi galatnya = 0,005, dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar. Sedangkan unjukkerja pada proses pelatihan semuanya di atas 97 %.

Dari tabel 4.5, 4.6 dan 4.7 terlihat bahwa hasil perhitungan pada masing-masing tabel didapatkan dengan nilai laju pelatihan dan momentum yang berbeda. Hal ini dimaksudkan untuk mendapatkan hasil unjukkerja yang optimal terutama dari segi jumlah iterasinya. Nilai laju pelatihan yang besar akan mempercepat pengurangan galat, namun pada nilai yang terlalu besar justru mengakibatkan galat terpental pada galat minimum lokal. Bila digunakan konstanta belajar yang kecil maka jaringan dapat mencapai galat minimum yang diinginkan, namun proses pelatihan membutuhkan waktu yang lama. Untuk mengatasi hal tersebut digunakan momentum yang dapat membantu proses pengurangan galat pada jaringan lebih cepat. Momentum yang terlalu besar juga dapat menyebabkan bobot menjadi membesar (blow up) sehingga jaringan tidak dapat memetakan pola-pola yang diberikan kepadanya. Oleh karena itu dalam melakukan pelatihan pada jaringan syaraf tiruan sebaiknya dipilih laju pelatihan yang kecil dan menambahkan momentum yang sesuai.

#### **d. Pembahasan Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan**

Tabel 4.5 pada karakter angka dapat disusun arsitektur jaringan mana saja yang memberikan tingkat pengenalan yang terbaik :



**Tabel 4.8**

Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenalan terbaik untuk karakter angka

Hasil Terbaik ke -	Arsitektur Jaringan	Unjukkerja Pelatihan	Unjukkerja Pengujian
1	16-80-70-8	99,7 %	90 %
2	16-50-50-8	99,4 %	87 %
3	16-50-70-8	99,7 %	86 %
4	16-60-60-8	99,5 %	86 %
5	16-60-80-8	99,4 %	85 %
6	16-70-60-8	99,6 %	85 %

Dari tabel 4.6 untuk pengenalan tanda baca, dapat disusun arsitektur jaringan mana saja yang memberikan hasil-hasil terbaiknya.

**Tabel 4.9**

Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenalan terbaik untuk karakter tanda baca

Hasil Terbaik ke -	Arsitektur Jaringan	Unjukkerja Pelatihan	Unjukkerja Pengujian
1	16-70-60-8	99,7 %	94 %
2	16-80-70-8	99,5 %	93 %
3	16-50-50-8	99,6 %	93 %
4	16-60-60-8	99,4 %	93 %
5	16-70-70-8	99,7 %	93 %
6	16-80-60-8	99,6 %	93 %

Dari tabel 4.7 untuk pengenalan huruf besar dan huruf kecil, dapat disusun arsitektur jaringan mana saja yang memberikan hasil-hasil terbaiknya.

**Tabel 4.10**

Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenalan terbaik untuk karakter huruf besar

Hasil Terbaik ke -	Arsitektur Jaringan	Unjukkerja Pengujian
1	16-80-60-8	84 %
2	16-80-70-8	83 %
3	16-50-40-8	82 %
4	16-60-60-8	81 %
5	16-80-40-8	81 %
6	16-80-50-8	80 %

**Tabel 4.11**

Arsitektur jaringan yang memberikan unjukkerja pengenalan terbaik untuk karakter huruf kecil

Hasil Terbaik ke -	Arsitektur Jaringan	Unjukkerja Pengujian
1	16-80-70-8	82 %
2	16-60-70-8	80 %
3	16-80-40-8	80 %
4	16-60-60-8	79 %
5	16-60-80-8	79 %
6	16-80 -50-8	79 %

Dari tabel 4.8, 4.9, 4.10, dan 4.11, terlihat bahwa sebuah arsitektur jaringan tidak dapat menghasilkan unjukkerja yang terbaik untuk tiap jenis karakter yang diuji. Meskipun begitu dapat dicari arsitektur jaringan yang menghasilkan unjukkerja pengenalan yang optimum untuk semua jenis karakter, yaitu : 16 – 80 – 70 – 8, dimana dengan dipilihnya arsitektur jaringan tersebut akan menghasilkan unjukkerja pengenalan karakter angka = 90 % (terbaik pertama), unjukkerja pengenalan karakter tanda baca = 93 % (terbaik kedua), unjukkerja pengenalan karakter

huruf besar = 83 % (terbaik kedua), dan unjukkerja pengenalan karakter huruf kecil = 82 % (terbaik pertama).

#### D. Variasi Besarnya Dimensi Masukan

Untuk mengetahui besarnya pengaruh variasi dimensi masukan jaringan syaraf dilakukan dengan menggunakan karakter angka. Hasilnya disajikan sebagai berikut :

**Tabel 4.12**

Perbandingan pengaruh dimensi masukan terhadap unjukkerja pengenalan

Arsitektur	Unjukkerja Pengujian dengan dimensi 4x4 (Dekomposisi I)	Unjukkerja Pengujian dengan dimensi 8x8 (Dekomposisi II)	Unjukkerja Pengujian dengan dimensi 16x16 (Normalisasi)
Satu lapisan tersembunyi			
- 30 - 8	67 %	80 %	80 %
- 40 - 8	69 %	81 %	80 %
- 50 - 8	72 %	82 %	81 %
- 60 - 8	68 %	83 %	84 %
- 70 - 8	74 %	85 %	84 %
- 80 - 8	70 %	81%	83%
Dua lapisan tersembunyi			
- 40 - 40 - 8	82%	84 %	85 %
- 40 - 50 - 8	82 %	83 %	85 %
- 40 - 60 - 8	84 %	88 %	87 %
- 40 - 70 - 8	82 %	85 %	85 %
- 40 - 80 - 8	80 %	86 %	87 %
- 50 - 40 - 8	82 %	86 %	85 %
- 50 - 50 - 8	87 %	88 %	89 %
- 50 - 60 - 8	81 %	85 %	85 %
- 50 - 70 - 8	86 %	92 %	93 %
- 50 - 80 - 8	81 %	87 %	90 %
- 60 - 40 - 8	79 %	82 %	83 %
- 60 - 50 - 8	81 %	83 %	84 %
- 60 - 60 - 8	86 %	87 %	87 %
- 60 - 70 - 8	81 %	85 %	87 %
- 60 - 80 - 8	85 %	87%	87 %
- 70 - 40 - 8	83 %	89 %	88 %
- 70 - 50 - 8	83 %	87 %	89 %

- 70 - 60 - 8	85 %	88 %	89 %
- 70 - 70 - 8	81%	86 %	<b>85 %</b>
- 70 - 80 - 8			
85 %	89 %	90 %	
- 70 - 90 - 8	84 %		
- 80 - 40 - 8			
82 %	85 %	<b>88 %</b>	
- 80 - 50 - 8			
86 %	87 %	87 %	
- 80 - 60 - 8	83 %	87 %	86 %
- 80 - 70 - 8	90 %	92 %	93 %
- 80 - 80 - 8	84 %	87 %	88 %

Besarnya dimensi masukan jaringan syaraf tiruan mempunyai pengaruh yang penting terhadap unjukkerja pengenalnya. Idealnya, dimensi masukan jaringan syaraf tiruan merupakan jumlah yang kecil namun dapat mewakili ciri dari karakter aslinya (Kanata, B., 2001). Dengan dimensi masukan yang kecil dapat memperkecil jumlah komputasi pada setiap iterasinya. Namun secara praktek sangat sulit untuk mencari metode proses ekstraksi ciri hingga didapatkan dimensi masukan yang sekecil-kecilnya.

Pengolahan awal pola digit yang akan dikenali sangat menentukan efisiensi arsitektur jaringan. Efisiensi ini terkait erat dengan dengan penggunaan memori dan efisiensi komputasi perubahan bobot pada saat pelatihan jaringan. Misalnya, untuk jaringan dengan arsitektur 16 - 80 - 8, akan ada  $(16 \times 80) + (80 \times 8) = 1920$  bobot yang harus diperbaharui saat pelatihan jaringan. Sehingga dapat dibayangkan jika dimensi masukan jaringan lebih besar maka bobot yang harus diperbaharui akan lebih banyak.

Untuk mengetahui gambaran besarnya pengaruh dimensi masukan jaringan syaraf dilakukan dengan menggunakan karakter angka dengan arsitektur 16 - 80 - 70 - 8. Dari tabel 4.12 dapat dilihat perbandingan besarnya dimensi

masukan terhadap unjukkerja pengenalannya. Untuk masukan dengan dimensi 8x8 (hasil dekomposisi pertama gelombang singkat *Haar*) akan meningkatkan unjukkerja sekitar 2% dibandingkan dengan masukan dengan dimensi 4x4 (hasil dekomposisi kedua gelombang singkat *Haar*). Sedangkan masukan dengan dimensi 16x16 (hasil proses normalisasi saja dengan tidak menggunakan dekomposisi gelombang singkat) akan meningkatkan unjukkerja sekitar 1% dibandingkan dengan masukan dengan dimensi 8x8 (hasil dekomposisi pertama gelombang singkat *Haar*).

Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa semakin kecil dimensi masukan jaringan syaraf tiruan dalam satu metode ekstraksi ciri akan membuat unjukkerjanya semakin menurun. Hal ini dikarenakan adanya informasi yang ikut terhilang pada saat proses memperkecil dimensi tersebut. Namun semakin besar dimensi masukan pada jaringan syaraf tiruan akan membuat proses pelatihan pada tiap iterasi menjadi lebih lama.

## E. Pengaruh Jumlah Karakter

Dari hasil tabel 4.3, 4.4 dan 4.5 dapat dilihat bahwa unjuk kerja terbaik masing-masing jenis karakter sebagai berikut :

**Tabel 4.13**

Perbandingan jumlah karakter terhadap unjukkerja

Jenis Karakter	Jumlah Karakter Tiap Jenis	Unjukkerja Pengenalan
Angka	10	90 %
Tanda Baca	11	94 %
Huruf Besar	26	84 %
Huruf Kecil	26	82 %

Dapat dilihat bahwa unjukkerja pengenalan jaringan tidak selalu terkait langsung dengan banyaknya karakter yang dikenali. Ini terbukti dengan unjukkerja pengenalan jenis karakter tanda baca (94 %) lebih tinggi dibandingkan dengan unjukkerja jenis karakter angka (90 %), padahal jumlah karakter tanda baca lebih banyak dari pada karakter angka. Demikian pula jenis karakter huruf besar dan huruf kecil mempunyai unjuk kerja pengenalan yang berbeda. Perbedaan unjukkerja tersebut lebih dikarenakan pada adanya faktor kemiripan antar sejumlah karakter pada jenis karakter itu. Terlihat bahwa karakter tanda baca mempunyai tingkat kemiripan yang kurang dibandingkan dengan jenis karakter lainnya, disusul jenis karakter angka, huruf besar dan huruf kecil.

## F. Variasi Derau dan Rotasi

Untuk mengetahui pengaruh besarnya variasi sudut rotasi dan derau terhadap unjukkerja jaringan dilakukan dengan menggunakan karakter angka dengan arsitektur 16 – 80 – 70 – 8. Hasilnya disajikan sebagai berikut :

**Tabel 4.14**

Pengaruh besarnya variasi derau terhadap unjukkerja

Besar variasi derau	Unjukkerja Pengenalan
0 %	90 %
5 %	81 %
10 %	75 %
15 %	69 %
20 %	61 %
25 %	44 %
30 %	40 %
35 %	28 %

**Tabel 4.15**

**Pengaruh besarnya variasi rotasi terhadap unjukkerja**

<b>Besar variasi rotasi (derajat)</b>	<b>Unjukkerja Pengenalan</b>
0	90 %
5	73 %
10	67 %
20	44 %
30	25 %
45	12 %
90	10 %
180	18 %
-5	79 %
-10	72 %
-20	49 %
-30	31 %
-45	13 %
-90	9 %

**Tabel 4.16**

**Pengaruh gabungan variasi derau dan rotasi terhadap unjukkerja**

<b>Variasi Derau</b>	<b>Variasi Rotasi</b>	<b>Unjukkerja Pengenalan</b>
5 %	5 %	72 %
10 %	5 %	63 %
15 %	5 %	57 %
25 %	5 %	36 %
30 %	5 %	31 %
35 %	5 %	22 %
5 %	10 %	59 %
10 %	10 %	53 %
15 %	10 %	39 %
25 %	10 %	33 %
30 %	10 %	27 %
35 %	10 %	21 %

5 %	20 %	33 %
10 %	20 %	30%
15 %	20 %	27 %
25 %	20 %	22 %
30 %	20 %	18 %
35 %	20 %	12 %
Pengujian dengan variasi lainnya		< 22 %

Untuk mengetahui gambaran besarnya pengaruh variasi rotasi dan derau jaringan syaraf dilakukan dengan menggunakan karakter angka dengan arsitektur 16 – 80 – 70 – 8. Dari tabel 4.14 dapat dilihat bahwa semakin besar tingkat deraunya maka unjukkerja pengenalannya akan menurun.

**Tabel 4.17**

Laju penurunan unjukkerja terhadap penambahan variasi derau

Besarnya variasi derau	Unjukkerja	Penurunan unjukkerja
0 %	90 %	0 %
5 %	81 %	10 %
10 %	75 %	17 %
15 %	69 %	24 %
20 %	61 %	32 %
25 %	44 %	51 %
30 %	40 %	56 %
35 %	28 %	69 %

Dari tabel 4.17 dapat dilihat bahwa jaringan masih dapat menghasilkan unjukkerja pengenalan = 75 % pada penambahan derau 10 %. Yang berarti bahwa walaupun sekitar 10 % nilai-nilai biner yang terkandung dalam sampel-sampel



data tersebut bertukar secara random jaringan masih mempunyai unjukkerja 75 %.

Pengaruh besarnya derajat rotasi dapat dilihat pada tabel 4.15. Besar variasi sudut positif artinya sampel-sampel data diputar berlawanan dengan arah jarum jam, sedangkan besar variasi sudut negatif artinya sampel-sampel data searah jarum jam. Sama seperti dengan adanya penambahan derau, semakin besar sudut rotasi yang diberikan akan membuat unjukkerja pengenalan yang lebih kecil. Dari tabel 4.16 dapat dilihat bahwa jaringan masih dapat menunjukkan unjukkerja 73 % pada penambahan besar rotasi  $5^{\circ}$ .

Yang menarik di sini terlihat bahwa pada saat dirotasi  $180^{\circ}$ , sampel angka 0 dan 1 dikenali, sedangkan angka 6 terbaca menjadi angka 9 dan angka 9 terbaca menjadi angka 6. Pada penambahan variasi rotasi yang bernilai negatif (searah dengan jarum jam) akan menghasilkan unjukkerja yang lebih tinggi dibandingkan dengan variasi rotasi yang bernilai positif, hal ini dikarenakan banyak sampel data yang digunakan pada pembahasan ini penulisannya agak miring ke kiri, sehingga bila dirotasikan searah dengan jarum jam akan menjadi data karakter yang tegak.

Dari tabel 14.17, dapat diamati bahwa adanya gabungan penambahan derau dan rotasi akan membuat unjukkerja pengenalan jaringan menjadi menurun. Gabungan penambahan derau dan besarnya rotasi akan menurunkan unjukkerja pengenalan dibandingkan dengan pengaruh penambahan derau dan besarnya rotasi secara terpisah (sendiri sendiri). Jaringan hanya mampu memberikan unjukkerja 72 % pada gabungan penambahan derau 5 % dan sudut rotasi  $5^{\circ}$ .

## G. Analisa Kesalahan

Setelah diperoleh arsitektur optimum yaitu 16 – 80 – 70 - 8, selanjutnya dilakukan pelatihan dan pengujian yang melibatkan keseluruhan karakter yaitu karakter angka, tanda baca, huruf besar dan huruf kecil. Proses pelatihan melibatkan 100 pola untuk tiap karakter dan proses pengujian melibatkan 20 pola untuk tiap karakter. Didapatkan hasil sebagai berikut :

**Tabel 4.18**

Hasil pelatihan dan pengujian dari semua jenis karakter

Unjukkerja pelatihan	65 %
Unjukkerja pengujian	55 %
Laju pelatihan	0.0000018
Momentum	0.00002
Galat pelatihan	0.0118177
Waktu pelatihan	± 96 jam

Dari hasil di atas dapat diperoleh hasil analisa kesalahan sebagai berikut :

1. Faktor kesamaan pola
2. Faktor kemiripan pola
3. Kurang sempurnanya pelatihan
4. Lain-lain

### a. Faktor Kesamaan Pola

Faktor kesamaan pola membuat unjukkerja pengenalan menjadi menurun. Persamaan pola tersebut terjadi pada dasarnya karena begitu kompleksnya pola tulisan tangan yang walaupun polanya sama tetapi mempunyai jenis karakter yang berbeda. Proses normalisasi yang dilakukan membuat beberapa jenis karakter yang berbeda dinilai oleh jaringan syaraf tiruan menjadi jenis karakter yang sama. Karakter-karakter yang mempunyai persamaan pola tersebut antara lain :

1. Karakter angka ‘0’, huruf kecil besar ‘O’, dan huruf kecil ‘o’
2. Karakter angka ‘1’, huruf besar ‘I’, huruf kecil ‘i’, dan huruf kecil ‘l’
3. Huruf besar dan huruf kecil lain yang mempunyai pola yang sama yaitu : C, J, K, P, S, U, W, X, Y, Z

**Gambar 4.6**

Karakter-karakter yang mempunyai pola yang sama



Gambar 4.6 merupakan hasil normalisasi dari sampel aslinya. Dapat dilihat bahwa karakter-karakter di atas mempunyai pola yang sama tetapi mempunyai jenis yang berbeda. Kesalahan yang dikarenakan kesamaan pola ini pada unjukkerja pengujian akan menurunkan tingkat pengenalan sampai 9 %.

#### **b. Faktor Kemiripan Pola**

Beberapa karakter yang polanya tidak sama tetapi mirip satu sama lainnya dapat menyebabkan jaringan syaraf tiruan menganggap sama dalam pengenalan jenis karakter tersebut. Berikut ini disajikan beberapa kesalahan yang sering terjadi dalam proses pengujian dikarenakan mempunyai kemiripan pola.

**Tabel 4.19**  
Kesalahan karena polanya mirip

Karakter sebenarnya	Dikenal sebagai	Karakter sebenarnya	Dikenal sebagai
0	D, G	F	f
2	Z, z	Q	O
4	A	S	3
5	S	a	e
6	G, b	h	n
7	?	i	j
!(seru)	l,i	l	i
. (titik)	, (koma)	m	M
: (titik dua)	; (titik koma)	u	v
E	z	x	y

**Gambar 4.7**  
Karakter dengan pola mirip



1. pola 2 yang dikenal sebagai Z
2. pola 5 yang dikenal sebagai S
3. pola 6 yang dikenal sebagai b
4. pola 7 yang dikenal sebagai ?
5. pola f yang dikenal sebagai F
6. pola z yang dikenal sebagai t

**c. Kurang Sempurnanya Pelatihan**

Neuron keluaran pada jaringan syaraf tiruan yang digunakan dalam pembahasan ini berjumlah tetap (tidak tergantung pada banyaknya karakter). Langkah yang dilakukan yaitu dengan digunakannya format kode ASCII 8 bit sebagai target pengenalan karakter tulisan tangan.

Pada proses pelatihan dengan menggunakan jumlah neuron lapisan keluaran yang tetap (dalam hal ini yaitu 8 neuron) akan memerlukan kombinasi beberapa bit pembeda yang sesuai dengan pola karakter yang dilatihkan. Proses pelatihannya tentunya akan menjadi lebih 'berat' dibandingkan dengan penggunaan jumlah neuron lapisan keluaran yang sebanding dengan jumlah karakter yang dikenali karena hanya memerlukan 1 bit pembeda saja. Sehingga bila pelatihan belum sempurna maka dapat menyebabkan turunnya unjukkerja pengenalan.

**d. Faktor Lain-lain**

Faktor lain yang dapat menurunkan unjukkerja pengenalan antara lain yaitu :

1. Pengaruh berkurangnya informasi dari citra asli menjadi vektor masukan jaringan syaraf tiruan dikarenakan proses tersebut mengalami normalisasi dan dekomposisi.
2. Pengaruh kurang sempurnanya pada proses pemayaran, kertas sampel yang kurang baik/kotor dan lain-lain.

## H. Perbandingan

Berikut ini disajikan perbandingan hasil pembahasan dengan hasil pembahasan sebelumnya yang telah dilakukan, khususnya di lingkungan S2 Teknik Elektro Universitas Gadjah Mada. Perbandingan hasil dilakukan dengan membandingkan hasil pembahasan dari Panca Mudjiraharjo (2001). Tabel 4.20 menyajikan hasil perbandingan tersebut.

**Tabel 4.20**  
Perbandingan hasil

	<b>Panca Mudjiraharjo</b>	<b>Iwan Suhardi</b>
<b>Ukuran citra ternormalisasi</b>	20 x 20 piksel	16 x 16 piksel
<b>Jenis Pola</b>	Angka	Angka, tanda baca, huruf besar dan huruf kecil
<b>Variasi pola yang dilakukan</b>	Tidak ada variasi	Variasi derau, rotasi dan gabungan derau + rotasi
<b>Proses ekstraksi ciri</b>	Ciri batang	Dekomposisi kedua gelombang singkat <i>Haar</i>
<b>Neuron masukan</b>	168 neuron	4 x 4 (16 neuron)

<b>Neuron keluaran</b>	Tergantung jumlah kelas keluaran	Tetap (8 neuron)
<b>Analisa arsitektur jaringan</b>	Tiga lapisan : 168 – 20 – 10	Empat lapisan : 16 – 80 – 70 – 8
<b>Jumlah pola pelatihan</b>	50 pola tiap karakter	100 pola tiap karakter
<b>Unjukkerja pengenalan</b>	96,2 %	Tegak : Angka : 90 % Tanda baca : 93 % Huruf besar : 83 % Huruf kecil : 82 % Gabungan : 55 % Variasi derau : Angka : 75 % pada derau 10 % Variasi rotasi : Angka : 73 % pada rotasi $5^0$ Variasi derau + rotasi: Angka : 72 % pada derau 5 % dan rotasi : $5^0$

Dari hasil pada tabel 4.20 dapat dilihat bahwa pengolahan awal pola yang akan dikenali sangat menentukan efisiensi penggunaan memori dan efisiensi pada proses komputasi perubahan bobotnya. Semakin sederhana arsitektur jaringan akan menyederhanakan juga pada proses memperbaharui bobot pada saat pelatihan.

Dipergunakannya jumlah neuron keluaran yang tetap pada arsitektur jaringannya, dapat membuat jaringan syaraf tiruan menjadi fleksibel untuk pengenalan pola, karena tidak tergantung pada jumlah kelas pola yang dikenali. Hal ini dapat dikembangkan untuk pengenalan pola yang lain dengan tanpa mengubah arsitektur jaringannya.

Untuk meningkatkan unjukkerja pengenalan dapat dilakukan dengan menambah lagi pola pelatihan, namun sebagai konsekuensinya akan memerlukan waktu pelatihan yang lebih panjang. Hal lain yang dapat dilakukan yaitu menyempurnakan algoritmanya. Hal ini masih sangat mungkin dilakukan mengingat algoritma yang digunakan dalam pembahasan ini adalah algoritma perambatanbalik yang standar, sehingga masih terbuka untuk memodifikasinya.





# BAB I

## KESIMPULAN

Bagian ini merupakan kesimpulan atas hasil penelitian yang telah dilakukan.

1. Jaringan syaraf tiruan dengan pemakaian format ASCII 8 bit sebagai target pengenalan karakter memberikan unjuk kerja pengenalan yang cukup baik. Tingkat pengenalan terbaik dicapai pada arsitektur jaringan dengan :
  - lapisan masukan = 16 neuron
  - lapisan tersembunyi = 2 lapis, dengan neuron = 80 dan 70 .
  - lapisan keluaran = 8 neuron
  - fungsi aktivasi yang digunakan = fungsi aktivasi sigmoid bipolar,
  - parameter kemiringan = 0,8

Adapun unjukkerja pengenalannya :

- Karakter angka = 90 %
  - Karakter tanda baca = 93 %
  - Karakter huruf besar = 83 %
  - Karakter huruf kecil = 82 %
  - Karakter gabungan = 55 %
2. Ekstraksi ciri citra asli menjadi vektor input jaringan syaraf tiruan dengan dekomposisi filter gelombang singkat Haar dapat memperkecil dimensinya namun masih dapat menghasilkan unjukkerja pengenalan yang tinggi.
  3. Untuk masukan dengan dimensi 8x8 (hasil dekomposisi pertama gelombang singkat Haar) akan meningkatkan

unjukkerja sekitar 2% dibandingkan dengan masukan dengan dimensi 4x4 (hasil dekomposisi kedua gelombang singkat Haar). Sedangkan masukan dengan dimensi 16x16 (hasil proses normalisasi saja dengan tidak menggunakan dekomposisi gelombang singkat) akan meningkatkan unjukkerja sekitar 1% dibandingkan dengan masukan dengan dimensi 8x8 (hasil dekomposisi pertama gelombang singkat Haar).

4. Semakin sedikit jumlah karakter yang akan dikenali belum tentu menghasilkan unjukkerja pengenalan yang semakin tinggi. Unjukkerja pengenalan dipengaruhi juga tingkat kemiripan antar sejumlah karakter pada jenis karakter tersebut.
5. Pengenalan pola karakter dengan penambahan derau yang makin besar akan menurunkan unjukkerja pengenalan pola, karena dengan semakin besar penambahan derau akan semakin mengurangi informasi pada pola sehingga akan mengurangi unjukkerja pengenalannya. Jaringan masih mampu memberikan unjukkerja pengenalan sebesar 75 % pada penambahan derau 10 %.
6. Pengenalan pola karakter dengan penambahan sudut rotasi yang makin besar akan menurunkan unjukkerja pengenalan pola. Jaringan masih mampu memberikan unjukkerja pengenalan sebesar 73 % pada penambahan sudut rotasi 5°.
7. Gabungan penambahan derau dan besarnya rotasi akan menurunkan unjukkerja pengenalan dibandingkan dengan pengaruh penambahan derau dan besarnya rotasi secara terpisah (sendiri sendiri). Jaringan hanya mampu memberikan unjukkerja 72 % pada gabungan penambahan derau 5 % dan sudut rotasi 5°.

## DAFTAR PUSTAKA

- De Leone, R., Capparuccia, R., and Merelli, E., 1998, *A Successive Overrelaxation Backpropagation Algorithm for Neural-Network Training*, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 9, 381-388.
- Demuth, H., Beale, M., 1998, *Neural Network Toolbox*, The Math Work. Inc.
- Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice Hall, New Jersey.
- Hendrawan, 2000, *OCR and Word Recognition for Document Understanding : Present Status and Development*, Telematics Laboratory, Dept. of Electrical Engineering, Institut Teknologi Bandung, Bandung.
- Jain, A.K., 1995, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, New Delhi.
- Kadir, Abdul, 1998, *Pemampatan Data Citra Menggunakan Alih Ragam Gelombang Singkat*, Tesis Teknik Elektro, Program Pascasarjana, Universitas Gadjah Mada.
- Kanata, Bulkis, 2001, *Analisis Sinyal Seismik pada Gunung Merapi untuk Estimasi Jenis Gempa dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*, Tesis Teknik Elektro, Program Pascasarjana, Universitas Gadjah Mada.
- Kröse, Ben, and Van der Smagt, Patrick, 1996, *Introduction to Neural Networks*, ed. 9, University of Amsterdam.
- Sumarno, Linggo, 1988, *Pengenalan Citra Huruf Berderau dengan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Sifat-sifat Statistik*, Tesis Teknik Elektro, Program Pascasarjana, Universitas Gadjah Mada.
- Misiti, M., Oppenheim, G., and Poggi, J., 1996, *Wavelet Toolbox*, The Math Work. Inc.
- Mohamed, M.A. and Gader, P.D., 2000, *Generalized Hidden Markov Models-Part I: Application to Handwritten Word Recognition*, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 8, no.1, 67-81.

- Mohamed, M.A. and Gader, P.D., 2000, *Generalized Hidden Markov Models-Part II: Application to Handwritten Word Recognition*, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 8, no.1, 82-94.
- Mori, S.C.Y, and Yamamoto, K., 1992, *Historical Review of OCR Research and Development*, Proceedings of the IEEE, vol. 80, 1029-1058.
- Nielsen, O.M., *Wavelets in Scientific Computing*, Department of Mathematical Modeling, Technical University of Denmark, Denmark.
- Rao, B. Valluru dan Rao, V. Hayagriva, 1993, *C++ Neural Networks and Fuzzy Logic*, Management Information Source, Inc., New York.
- Verma, Brijesh, 1997, *Fast Training of Multilayer Perseptrons*, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 8, 1314-1320.
- , 2000, *Beginilah Cara Kerja Optical Character Recognition*, CHIP, ed. Mei 2000, 146-149.

# JARINGAN SYARAF TIRUAN

## UNTUK KARAKTER TULISAN TANGAN JENIS CETAK

Jaringan Syaraf Tiruan adalah merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan adalah paradigma pemrosesan suatu informasi yang terinspirasi oleh sistim sel syaraf biologi, sama seperti otak yang memproses suatu informasi. Elemen mendasar dari paradigma tersebut adalah struktur yang baru dari sistim pemrosesan informasi. Jaringan Syaraf Tiruan, seperti manusia, belajar dari suatu contoh.

Jaringan memberikan tanggapan dengan mendapatkan target tertentu. Sebelum jaringan mengubah sendiri bobotnya untuk mencapai target, bobot interkoneksi diinisialisasi, Jaringan Syaraf Tiruan dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran.

Dari sekian banyak aplikasi jaringan syaraf tiruan, buku ini terbit untuk membantu membaca mendalami aplikasi jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan karakter tulisan tangan. Dalam buku ini dijelaskan secara detail terkait dengan algoritma *backpropagation* multilayer, proses ekstraksi ciri karakter-karakter tulisan tangan, hingga proses pembelajaran dan pengujian pada algoritma jaringan syaraf tiruan.



**PENDIDIKAN**

ISBN 9786 2353 6438 4



9 786235 364384