

**PERANGKAT LUNAK IDENTIFIKASI NILAI
NOMINAL DAN KEASLIAN UANG KERTAS RUPIAH
MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN
BACKPROPAGATION**

SKRIPSI

Oleh

DAWUD GEDE WICAKSONO D

04 03 03 026 8



**DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS INDONESIA
GANJIL 2007**

**PERANGKAT LUNAK IDENTIFIKASI NILAI
NOMINAL DAN KEASLIAN UANG KERTAS RUPIAH
MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN
BACKPROPAGATION**

SKRIPSI

Oleh

DAWUD GEDE WICAKSONO D

04 03 03 026 8



**SKRIPSI INI DIAJUKAN UNTUK MELENGKAPI SEBAGIAN
PERSYARATAN MENJADI SARJANA TEKNIK**

**DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS INDONESIA
GANJIL 2007**

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi dengan judul :

PERANGKAT LUNAK IDENTIFIKASI NILAI NOMINAL DAN KEASLIAN UANG KERTAS RUPIAH MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

yang dibuat untuk melengkapi sebagian persyaratan menjadi Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Elektro Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Indonesia, sejauh yang saya ketahui bukan merupakan tiruan atau duplikasi dari skripsi yang sudah dipublikasikan dan atau pernah dipakai untuk mendapatkan gelar kesarjanaan di lingkungan Universitas Indonesia maupun di Perguruan Tinggi atau Instansi manapun, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dicantumkan di dalam daftar pustaka.

Depok, 14 Desember 2007

Dawud Gede Wicaksono D.

NPM 04 03 03 026 8

PENGESAHAN

Skripsi dengan judul:

**PERANGKAT LUNAK IDENTIFIKASI NILAI NOMINAL DAN
KEASLIAN UANG KERTAS RUPIAH MENGGUNAKAN JARINGAN
SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION**

dibuat untuk melengkapi sebagian persyaratan sarjana menjadi Sarjana Teknik pada Program Studi Teknik Elektro Departemen Teknik Elektro Universitas Indonesia. Skripsi ini telah diujikan pada sidang ujian skripsi pada tanggal 4 Januari 2008 dan dinyatakan memenuhi syarat/sah pada Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Indonesia.

Depok, 7 Januari 2008

Dosen Pembimbing

M. Suryanegara, ST, M.Sc

NIP 040 705 018 9

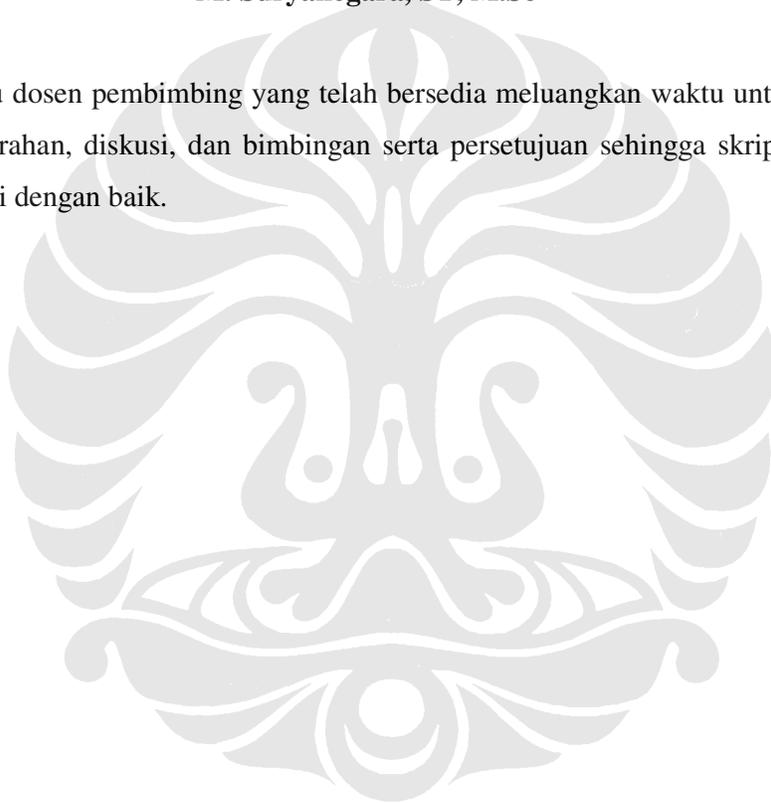
UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada :

Dr. Ir. Arman Djohan Diponegoro, M.Eng

M. Suryanegara, ST, M.Sc

selaku dosen pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu untuk memberi pengarahan, diskusi, dan bimbingan serta persetujuan sehingga skripsi ini dapat selesai dengan baik.



Dawud Gede Wicaksono D.
NPM 04 03 03 026 8
Departemen Teknik Elektro

Dosen Pembimbing
I. M. Suryanegara, ST, M.Sc

**Perangkat Lunak Identifikasi Nilai Nominal Dan Keaslian Uang Kertas
Rupiah Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation**

ABSTRAK

Skripsi ini dibuat untuk merancang perangkat lunak yang mampu mengenali nilai nominal uang kertas rupiah beserta keasliannya melalui proses *pengolahan citra* berbasis metode jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation*. Sistem pengenalan citra (*image recognition*) ini memperoleh kemampuan deteksi dengan cara belajar dari contoh (*learning by examples*).

Pola dari tiap uang kertas rupiah memiliki ciri yang unik yang membedakannya satu dengan yang lainnya, baik bentuk angka, jumlah angka nol, serta gambar latar belakangnya. Pola khas dari tiap jenis uang kertas inilah yang dikenali oleh perangkat lunak ini, sehingga mampu membedakan tidak hanya uang kertas rupiah (*valid data*) tapi juga uang kertas pecahan lain (*unknown data*).

Pencitraan uang kertas berasal dari dua sumber yakni citra tampak (*visible image*), yang berasal dari *scanner 300 dpi*, dan tak tampak (*invisible image*), yang menggunakan sinar *ultraviolet (UV)*. Beberapa area tertentu diambil dari citra sebagai masukan identifikasi yang akan diolah melalui proses digitalisasi sehingga dihasilkan reduksi citra hitam-putih (*gray-scale*) sebesar *8x7 pixel*. Hal ini bertujuan selain mengurangi besar data pelatihan jaringan syaraf tiruan (JST) juga meningkatkan kemampuan identifikasi.

Metode *backpropagation* dipilih didasarkan atas masukan data relatif kecil dengan harapan waktu pendeteksian dapat dipersingkat. Hasil identifikasi mungkin tidak akan mendekati klasifikasi, tetapi akan didekati dengan persentase kesalahan sekecil mungkin. Jumlah total data sebanyak 76 set, dimana 25 diantaranya digunakan untuk melatih JST, dan sisanya sebanyak 51 set digunakan untuk menguji JST. Hasil simulasi menunjukkan sistem mampu mengenali dengan tingkat akurasi hingga sebesar 92% bervariasi tergantung dari jumlah set data pelatihan yang dilakukan. Metode yang diterapkan dapat digunakan untuk mengenali uang kertas pecahan rupiah.

Kata Kunci: Pengolahan Citra, pengenalan uang kertas, Jaringan Syaraf Tiruan, Backpropagation

Dawud Gede Wicaksono D.
NPM 04 03 03 026 8
Departemen Teknik Elektro

Dosen Pembimbing
I. M. Suryanegara, ST, M.Sc

**Recognition Software For Nominal Value And Authenticity Of Banknote
Using Artificial Neural Network With Backpropagation**

ABSTRACT

This paper is written to design a software that capable to recognize the nominal value of rupiah banknote with its authenticity by means of image-processing technic based on artificial neural network with backpropagation algorithm. This image-processing technic has its recognition ability from learning-by-examples process.

Each rupiah banknote has its unique characteristic which distinguish the banknote with one another, such as numeral shape, amount of zeroes, and its background image. The software then uses this banknote's unique pattern to recognize not only for valid currency, but also for unknown currency.

The banknote imaging process itself came from two sources, visible image—taken from a 300dpi scanner, and invisible image—taken from a UV. Some certain areas are taken from the image as identification source that will be processed by some digitalization until these areas become an 8x7 pixels gray-scale image. This is intended to reduce the data size for the artificial neural network training process, thus increase the identification ability.

Backpropagation method is chosen based on its input data which is relatively small, hoping that the detection time can be decreased. The identification result might not get closer with the classification result, but will get approached with as small error as possible. The total amount of data are 76 sets, where 25 of them are used to train the artificial neural network, and the rest of them are used to test the neural network. Simulation result shows that the sistem is capable to identify up to 92% of accuracy, depends on amount of train-sets data. This method can be used to identify the rupiahs banknote authenticity.

Keywords: Image Processing, Banknote Recognition, Artificial Neural Network, Backpropagation

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	ii
PENGESAHAN	iii
UCAPAN TERIMA KASIH.....	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xii
DAFTAR SINGKATAN	xiii
DAFTAR ISTILAH.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG.....	1
1.2 PERUMUSAN MASALAH.....	2
1.3 TUJUAN PENELITIAN	2
1.4 BATASAN MASALAH	2
1.3 SISTEMATIKA PENULISAN.....	3
BAB II DASAR TEORI.....	4
2.1 UANG KERTAS RUPIAH	4
2.1.1 Ciri-ciri Keaslian Uang Rupiah	5
2.2 AUTOMATIC TICKET-VENDING MACHINE	5
2.3 PENGENALAN CITRA	7
2.3.1 Citra Dijital	7
2.3.2 Pencuplikan dan Kuantisasi	8
2.3.3 Normalisasi Data.....	11
2.4 JARINGAN SYARAF TIRUAN.....	11
2.4.1 Backpropagation	14
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1 DATA DAN PERALATAN PENELITIAN	19

3.2 LANGKAH Pengerjaan.....	21
3.2 PRA-PROSES.....	22
3.2.1 Konversi Citra RGB Ke Citra Hitam-Putih.....	22
3.2.2 Penyeragaman Intensitas	23
3.2.3 Pemotongan Dan Kompresi Data.....	23
3.3 LABELISASI	24
3.4 Pelatihan JST	26
3.5 SIMULASI IDENTIFIKASI	29
BAB IV HASIL Uji Coba Dan Analisis	34
4.1 HASIL Uji Coba.....	34
4.2 Pengaruh Besar Masukan Pada Simulasi	35
4.3 Pengaruh Isi Masukan Matriks (Grayscale Atau Biner).....	39
4.4 Pengaruh Fungsi Aktivasi Dan Target	41
4.5 Pengaruh Jumlah Lapisan Tersembunyi	42
4.6 Pengaruh Metode Optimasi	43
4.7 Pengenalan Data Asing	44
BAB 5 KESIMPULAN.....	47
DAFTAR ACUAN.....	48
DAFTAR PUSTAKA.....	50
LAMPIRAN.....	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Masukan data uang kertas rupiah.....	4
Gambar 2.2	Fitur pengaman UV digunakan sebagai penentu keaslian uang	5
Gambar 2.3	ATVM	6
Gambar 2.4	Representasi koordinat spasial citra digital	8
Gambar 2.5	Sampling dan Quantization.....	9
Gambar 2.6	Image disampling pada 338 x 298 (kiri), 84 x 74, 56 x 50, 42 x 37	9
Gambar 2.7	Grayscale disertai kuantisasi	10
Gambar 2.8	Arsitektur JST tunggal (perceptron)	12
Gambar 2.9	Multi-Layer Perceptron	13
Gambar 2.10	Fungsi aktivasi sigmoid biner	14
Gambar 2.11	Fungsi aktivasi sigmoid bipolar	15
Gambar 2.12	Fungsi aktivasi linear.....	15
Gambar 2.13	Proses <i>forward-propagation</i>	16
Gambar 3.1	Hasil scanner uang Rp10.000,00 dan Rp50.000,00	19
Gambar 3.2	Tampak atas penampang purwarupa pengambilan citra UV	20
Gambar 3.3	Hasil pengambilan data UV uang Rp20.000,- dan Rp100.000,00... ..	20
Gambar 3.4	Diagram alir pembuatan database (merah), pelatihan JST(biru), dan identifikasi (hijau)	22
Gambar 3.5	Hasil penyeragam intensitas setelah proses konversi RGB ke hitam-putih	23
Gambar 3.6	(a) Area pemotongan, (b) Citra hasil pemotongan pada uang pecahan Rp50.000,-	24
Gambar 3.7	Citra hasil pengaturan ulang resolusi citra menjadi 64x48 pixel	24
Gambar 3.8	Struktur database pada proses LABELISASI	25
Gambar 3.9	Tampilan perangkat lunak modul LABELISASI.....	25
Gambar 3.10	Topologi JST <i>backpropagation</i> yang digunakan pada simulasi	26
Gambar 3.11	Diagram alir proses pelatihan jaringan syaraf tiruan.....	28
Gambar 3.12	Tampilan perangkat lunak modul pelatihan JST.....	29

Gambar 3.13 Blok diagram alur proses identifikasi.....	30
Gambar 3.14 Tampilan perangkat lunak modul IDENTIFIKASI	31
Gambar 3.15 Tampilan masukan data diluar klasifikasi	33
Gambar 4.1 Kurva iterasi <i>backpropagation</i> untuk variasi besar data pelatihan ...	38
Gambar 4.2 Dimensionality Curse	39
Gambar 4.3 Perbandingan isi matriks <i>grayscale</i> dan biner	40
Gambar 4.4 Fungsi sigmoid biner(logsig)dan sigmoid bipolar (tansig).....	41
Gambar 4.5 Target simulasi	42
Gambar 4.6 Kurva perbandingan akurasi terhadap jumlah pelatihan	46

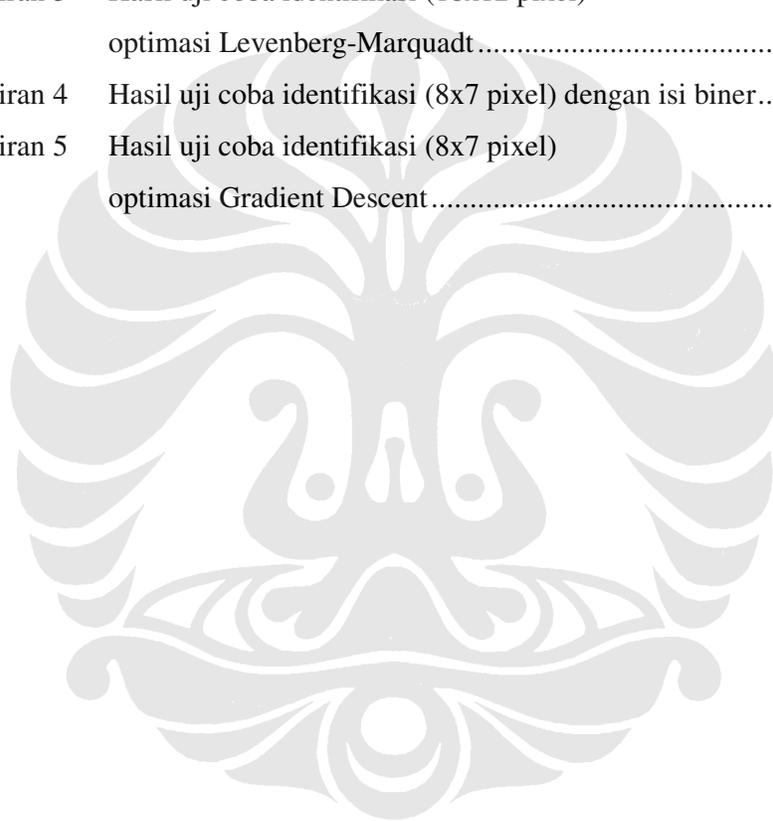


DAFTAR TABEL

Tabel IV.1 Tabel hasil uji coba identifikasi.....	35
Tabel IV.2 Tingkat akurasi dengan 32x24 pixel citra uang.....	36
Tabel IV.3 Pengaruh besar matriks masukan.....	36
Tabel IV.4 Tingkat akurasi dengan 18x12 pixel citra uang.....	38
Tabel IV.5 Pengaruh isi matriks masukan	40
Tabel IV.6 Tingkat akurasi untuk citra biner.....	40
Tabel IV.7 Waktu proses	42
Tabel IV.8 Tabel hasil uji coba identifikasi dua lapisan tersembunyi.....	43
Tabel IV.9 Perbandingan Levenberg-Marquardt dan <i>Gradient descent</i>	43
Tabel IV.10 Tabel hasil uji coba identifikasi dengan 10 input pelatihan	45

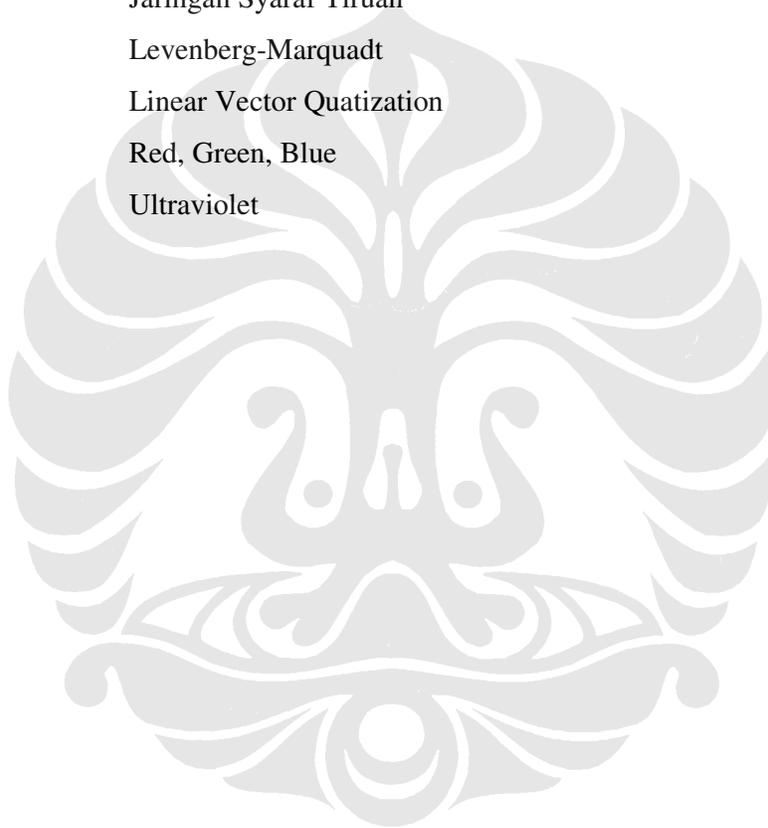
DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Hasil uji coba identifikasi (8x7 pixel) optimasi Levenberg-Marquadt	52
Lampiran 2	Hasil uji coba identifikasi (32x24 pixel) optimasi Levenberg-Marquadt	53
Lampiran 3	Hasil uji coba identifikasi (18x12 pixel) optimasi Levenberg-Marquadt	54
Lampiran 4	Hasil uji coba identifikasi (8x7 pixel) dengan isi biner	55
Lampiran 5	Hasil uji coba identifikasi (8x7 pixel) optimasi Gradient Descent	56



DAFTAR SINGKATAN

ANN	Artificial Neural Network
ATVM	Automatic Ticket Vending Machine
GD	Gradient Descent
JPEG	Joint Picture Expert Group
JST	Jaringan Syaraf Tiruan
LM	Levenberg-Marquadt
LVQ	Linear Vector Quatization
RGB	Red, Green, Blue
UV	Ultraviolet



DAFTAR ISTILAH

<i>Algoritma</i>	Sekumpulan langkah pengerjaan atau operasi dari suatu masalah
<i>Aliasing effect</i>	Hasil dari sampling citra, dimana frekuensi penyampling kurang dari dua kali frekuensi teritnggi pada citra. Efeknya seolah-olah elemen citra saling bertumpuk.
<i>Backpropagation</i>	Algoritma JST yang mengatur perubahan bobot jaringan melalui perhitungan keluaran dengan gradien negatif secara terbalik (<i>backward</i>)
<i>Descriptor</i>	Deskripsi objek berisi informasi yang diberikan oleh elemen citra
<i>Digitalisasi</i>	Proses mengubah citra analog ke digital. Membutuhkan proses <i>sampling</i> dan <i>kuantisasi</i>
<i>Grayscale</i>	Tingkat keabu-abuan
<i>Hidden layer</i>	Lapisan tersembunyi pada ANN
<i>Hue</i>	Warna. Secara teknis hue berarti panjang gelombang dari warna.
<i>Image recognition</i>	Pengenalan objek citra
<i>JPEG</i>	Joint Picture Expert Group, format kompresi citra yang dikeluarkan oleh konsorsium JPEG tersebut
<i>Kompresi data</i>	Teknik mengurangi jumlah data yang diperlukan untuk merepresentasikan suatu citra.
<i>Kongruen</i>	Sama dan sebangun
<i>Kontras</i>	Variasi kecerahan antara terang-gelap pada area suatu citra
<i>Kuantisasi</i>	Mengkonversi data analog menjadi data digital
<i>Luminance</i>	Kecerahan warna, intensitas kecerahan dari suatu pixel
<i>Mean</i>	Nilai rata-rata
<i>Neural network</i>	Jaringan syaraf tiruan (JST)

Nyquist Criterion	Aturan yang mengharuskan sinyal penyampling dua kali komponen sinyal disampling tertinggi
Pixel	Elemen citra, menunjukkan ukuran dimensi citra, atau dot per inch (dpi) dimana satu dot adalah 1 pixel
Resolusi	Ukuran citra, printer menyebutnya dpi.
RGB	Warna primer R(merah), G(hijau), B(biru).
<i>Sampling</i>	Mencuplik sinyal analog ke citra digital.
Saturation	Kejenuhan warna, atau derajat suatu warna kehilangan unsur putihnya.



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Teknologi otomasi telah mempermudah aktifitas manusia dalam kehidupan sehari-hari. Proses otomasi akan membantu pekerjaan yang dilakukan berulang-ulang dengan ketelitian tepat dalam waktu yang cepat. Hal ini akan sangat membantu dalam pelayanan umum. Mekanisme otomasi telah diterapkan pada banyak negara maju mulai dari penjualan rokok, minuman ringan, tiket transportasi massal, bahkan untuk setoran uang tunai.

Untuk mencapai hal tersebut diperlukan suatu rancangan perangkat keras maupun lunak pendeteksi nilai mata uang, logam ataupun kertas, yang dapat diterapkan pada mesin penjualan otomatis. Tingginya tingkat peredaran uang kertas palsu di masyarakat tentu menjadi kendala pula, oleh karena itu dibutuhkan perangkat yang dapat mendeteksi nilai nominal uang dan keasliannya juga. Untuk itulah dalam skripsi ini dirancang suatu perangkat lunak yang tidak hanya mengenali nilai nominal tetapi juga keaslian mata uang kertas. Hal ini akan menguntungkan masyarakat karena transaksi yang berjalan secara otomatis, akurat, cepat, dengan validitas yang terjamin.

Pengenalan nilai nominal didasarkan pada serangkaian pola / gambar pada kertas uang melalui proses pengenalan citra (*image recognition*). Penelitian tentang deteksi nominal dan keaslian uang telah dilakukan sebelumnya, antara lain dengan *neural network* menggunakan LVQ [1], dengan fungsi *Radial Basis* [2], dengan distribusi Gaussian [3], dengan *Hidden Markov Model* [4], dan dengan *fuzzy logic* [5].

Sedangkan pada skripsi ini akan dibuat sistem pengenalan nominal dan keaslian uang menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) dan dilatih dengan menggunakan algoritma *backpropagation*. Algoritma *Backpropagation* pertama kali diperkenalkan pada [6] dengan tujuan untuk meminimalkan total kesalahan pada metode *gradient descent* yang biasanya digunakan pada JST.

Jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Network*) adalah pendekatan matematis sel syaraf biologis di dalam otak, yang merupakan representasi proses pembelajaran dari otak manusia tersebut.

Pola dari tiap uang kertas rupiah memiliki ciri yang unik yang membedakannya satu dengan yang lainnya, baik bentuk angka, jumlah angka nol, serta gambar latar belakangnya. Pola khas inilah yang akan dilatih dalam kerangka sistem JST layaknya pembelajaran pada otak manusia untuk membedakan nominal uang kertas.

1.2 PERUMUSAN MASALAH

Melihat pengaruh dari besar masukan data, parameter-parameter pembentuk kerangka sistem jaringan syaraf tiruan, optimasi ,dan performansi sistem yang didapatkan baik dari segi proses pembuatan *database* dan pembelajarannya terhadap tingkat akurasi pada proses identifikasi.

1.3 TUJUAN PENELITIAN

Merancang suatu sistem perangkat lunak yang dapat mengidentifikasi nilai nominal dan keaslian lima pecahan uang kertas rupiah, yaitu Rp5.000,- ; Rp 10.000,- ; Rp20.000,- ; Rp50.000,- ; dan Rp100.000,- menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *backpropagation*.

1.4 BATASAN MASALAH

Penggunaan pengolahan citra untuk pengenalan objek pada citra digital uang kertas rupiah untuk mengenali nominal dan keaslian lima pecahan uang kertas rupiah menggunakan metode jaringan syaraf tiruan (JST) *backpropagation*. Sistem pendeteksi tidak membedakan uang tersobek, tertulis, maupun umur kertas uang (baru / lama).

1.3 SISTEMATIKA PENULISAN

BAB I PENDAHULUAN

Menjelaskan latar belakang penulisan, tujuan penulisan, batasan masalah dan sistematika untuk memberikan gambaran umum mengenai penulisan skripsi.

BAB II DASAR TEORI

Menjelaskan dasar teori mengenai mata uang kertas rupiah, pengolahan citra dan metode jaringan syaraf tiruan (JST).

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Menjelaskan tahap-tahap yang dikerjakan untuk membuat sistem identifikasi mulai dari pra-proses, proses pelatihan JST, hingga pengujian JST *backpropagation*.

BAB IV HASIL UJI COBA DAN ANALISIS

Bab ini berisi hasil uji coba dari pembuatan perangkat lunak beserta analisis mengenai pengaruh parameter-parameter yang digunakan dalam pelatihan JST terhadap kinerja sistem perangkat lunak.

BAB V KESIMPULAN

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil yang diperoleh pada penelitian ini.

BAB II DASAR TEORI

2.1 UANG KERTAS RUPIAH

Uang kertas rupiah adalah uang dalam bentuk lembaran yang terbuat dari bahan kertas atau bahan lainnya (yang menyerupai kertas) yang dikeluarkan oleh pemerintah Indonesia, dalam hal ini Bank Indonesia, dimana penggunaannya dilindungi oleh UU No. 23 tahun 1999 dan sah digunakan sebagai alat tukar pembayaran di wilayah Negara Kesatuan Republik Indonesia.

Adapun uang kertas rupiah yang dapat diklasifikasikan dalam skripsi ini adalah uang dengan pecahan Rp5.000,00 ; Rp10.000,00 ; Rp20.000,00 ; Rp50.000,00 ; dan Rp100.000,00 pada bagian tema uang kertas, bukan sisi foto pahlawan nasional. Pemilihan sisi ini didasarkan adanya benang keaslian dan pengaman *UltraViolet* (UV). Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 2.1 dibawah ini, yang menunjukkan gambaran visual uang kertas rupiah yang akan diidentifikasi dalam skripsi ini (diperkecil tidak dengan skala).



Gambar 2.1 Masukan data uang kertas rupiah

2.1.1 Ciri-ciri Keaslian Uang Rupiah [7]

Secara kasat mata pendeteksian unsur pengaman keaslian uang dapat dilakukan dengan perabaan tangan (kasat raba), maupun dengan menggunakan peralatan sederhana seperti kaca pembesar dan lampu *ultraviolet*.

Keaslian uang dapat dikenali melalui ciri-ciri yang terdapat baik pada bahan yang digunakan, disain, dan warna masing-masing pecahan uang, juga teknik pencetakan uang tersebut. Dalam penetapan ciri-ciri uang dianut suatu prinsip bahwa semakin besar nilai nominal uang maka semakin banyak unsur pengaman dari uang tersebut sehingga aman dari usaha pemalsuan. Fitur pengaman *ultraviolet* dapat dilihat pada gambar 2.2 dibawah ini.



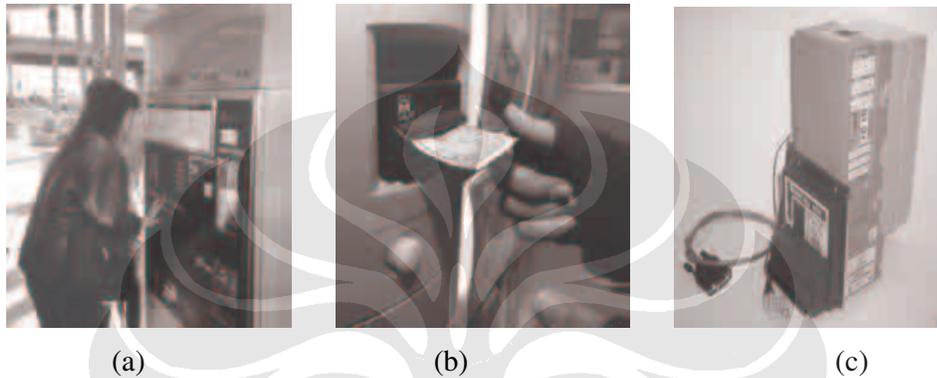
Gambar 2.2 Fitur pengaman UV digunakan sebagai penentu keaslian uang

2.2 AUTOMATIC TICKET-VENDING MACHINE

Sistem identifikasi uang kertas dapat di aplikasikan pada suatu anjuangan mandiri swalayan, atau disebut *Automatic Ticket - Vending Machine* (ATVM). Penggunaan dari ATVM berfungsi untuk menggantikan transaksi pembelian tiket atau makanan secara manual (non operator) ke mesin otomasi. Alat ini dapat

melayani konsumen secara cepat, efisien dan mampu mengenali alat pembayaran yang berlaku sesuai dengan harga yang tertera.

Identifikasi uang hanyalah satu bagian diluar fungsi komputasi matematis mesin. ATVM dapat diletakkan di tempat-tempat umum dan stasiun / terminal untuk melayani konsumen yang ingin bertransaksi. Bentuk fisik dari ATVM dapat dilihat pada gambar 2.3 dibawah ini.



Gambar 2.3. ATVM : (a) penjual tiket (b) penjual minuman (c) alat validasi[8]

Gambar 2.3 (a) merupakan alat penjual tiket otomatis sedangkan gambar 2.3 (b) merupakan alat penjual minuman. Tidak hanya untuk keperluan konsumsi, ATVM pun mampu melayani setoran tunai bank. Kedua alat tersebut dapat menerima beberapa jenis alat pembayaran seperti uang koin, kertas, dan kartu kredit.

Dalam mesin ATVM terdapat suatu alat validasi yang memiliki mekanisme menarik uang kertas yang dimasukkan kemudian mengidentifikasinya. Gambar 2.3 (c) menunjukkan alat identifikasi yang terdapat di dalam ATVM. Penggunaan mesin ATVM telah banyak dipakai oleh negara-negara maju di Eropa, Amerika, Jepang , Korea Selatan, dan Singapura. ATVM menguntungkan masyarakat penggunaanya baik dari segi ekonomi maupun kepraktisannya.

2.3 PENGENALAN CITRA

Secara umum pengolahan citra adalah suatu ilmu memanipulasi sebuah gambar secara digital, dimana objek dapat berupa citra 2 dimensi (dalam kasus ini) atau dapat berbentuk 3 dimensi. Teknologi ini tidak terlepas dari perkembangan teknologi komputer grafis saat ini. Cakupan terapannya sangat luas mulai dari keperluan medis, pencitraan satelit, hingga robotika, serta tidak hanya terbatas pada gambar diam saja (2-dimensi, 3-dimensi) tetapi juga gambar bergerak (video).

Recognition adalah suatu proses pemberian label kepada suatu objek berdasarkan informasi yang diberikan oleh elemen citra, atau deskripsi objeknya (*descriptor*). Sebuah *descriptor* memenuhi tiga kriteria, antara lain :

1. Set data yang lengkap
2. Kongruenn, sama dan sebangun
3. Unik [9]

Secara umum *image recognition* adalah suatu bentuk pengenalan dari gambar/objek, dalam hal ini objek 2 dimensi. [10]

2.3.1 Citra Digital

Sebuah citra adalah fungsi intensitas cahaya dua dimensi $f(x,y)$, dimana x dan y menunjukkan koordinat luas, dimana nilai $f(x,y)$ proporsional terhadap kecerahan gambar pada area tersebut. [11]

Fungsi $f(x,y)$ adalah perkalian antara kekuatan sumber cahaya (iluminasi) $r(x,y)$ terhadap objek dengan komponen refleksi objek $i(x,y)$, yang dapat dituliskan dalam persamaan berikut,

$$f(x, y) = i(x, y) * r(x, y) \dots\dots\dots(2.1)$$

dimana :

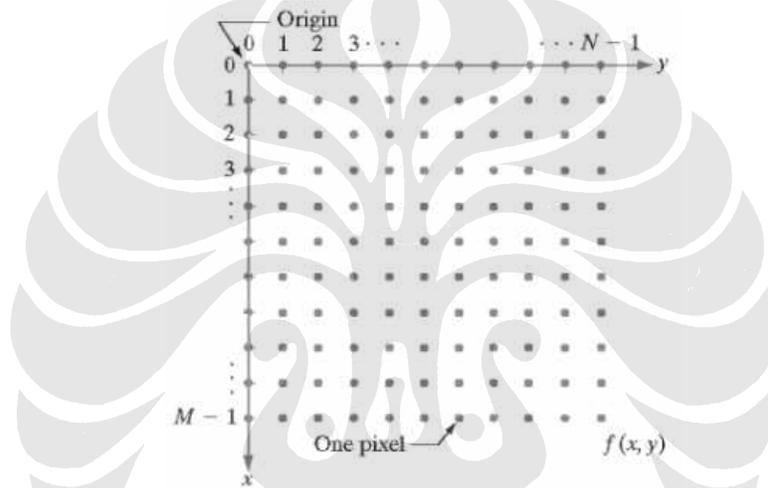
$$0 < i(x, y) < \infty \text{ dan } 0 < r(x, y) < 1 \text{ [12]}$$

Citra digital merupakan suatu matriks yang terdiri dari baris dan kolom, dimana setiap pasangan indeks baris dan kolom menyatakan suatu titik pada citra. Nilai matriksnya menyatakan nilai kecerahan titik tersebut. Titik-titik tersebut dinamakan sebagai elemen citra, atau pixel (picture elemen) [12].

Suatu citra $f(x,y)$ dicuplik menjadi $N \times M$ array matriks dimana setiap elemen dari array memiliki kuantitas diskrit. Jadi sebuah citra digital dapat direpresentasikan sebagai pasangan matriks seperti berikut:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,M-1) \\ \vdots & & & \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$

Untuk lebih jelasnya dapat dilihat di gambar 2.4 berikut yang menunjukkan representasi citra ke dalam koordinat luasan.

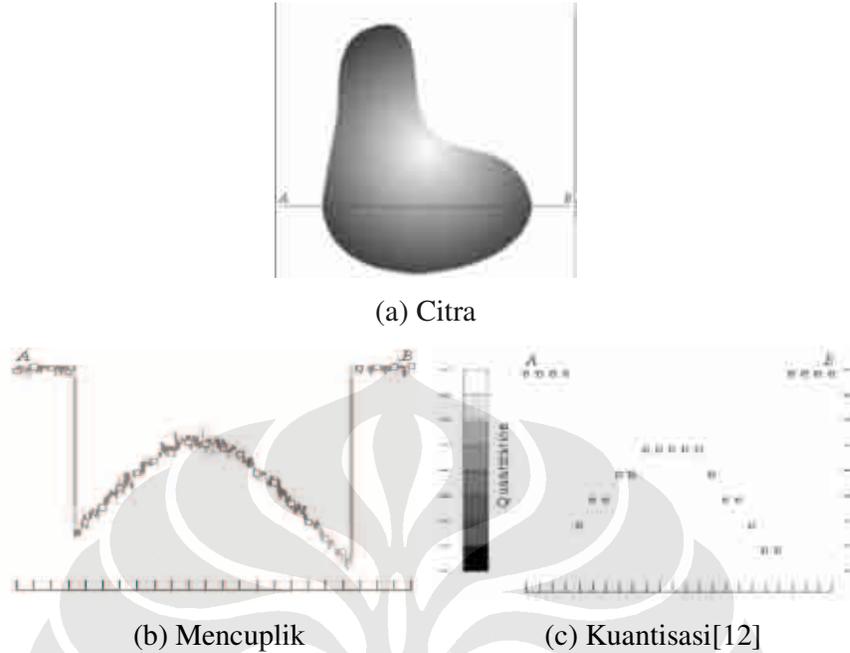


Gambar 2.4 Representasi koordinat spasial citra digital [12]

2.3.2 Pencuplikan dan Kuantisasi

Untuk memperkecil ukuran citra digital dilakukan dengan mengubah resolusi gambar. Prinsip kerjanya pun identik dengan proses mencuplik (*sampling*) dan kuantisasi (*quantization*) pada konversi data analog ke citra digital. Mencuplik adalah merepresentasikan besar citra ke dalam koordinat luas (x,y) , sedangkan kuantisasi men-dijitalisasikan nilai amplitudonya.

Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 2.5 berikut ini.



Gambar 2.5 Sampling dan Quantization

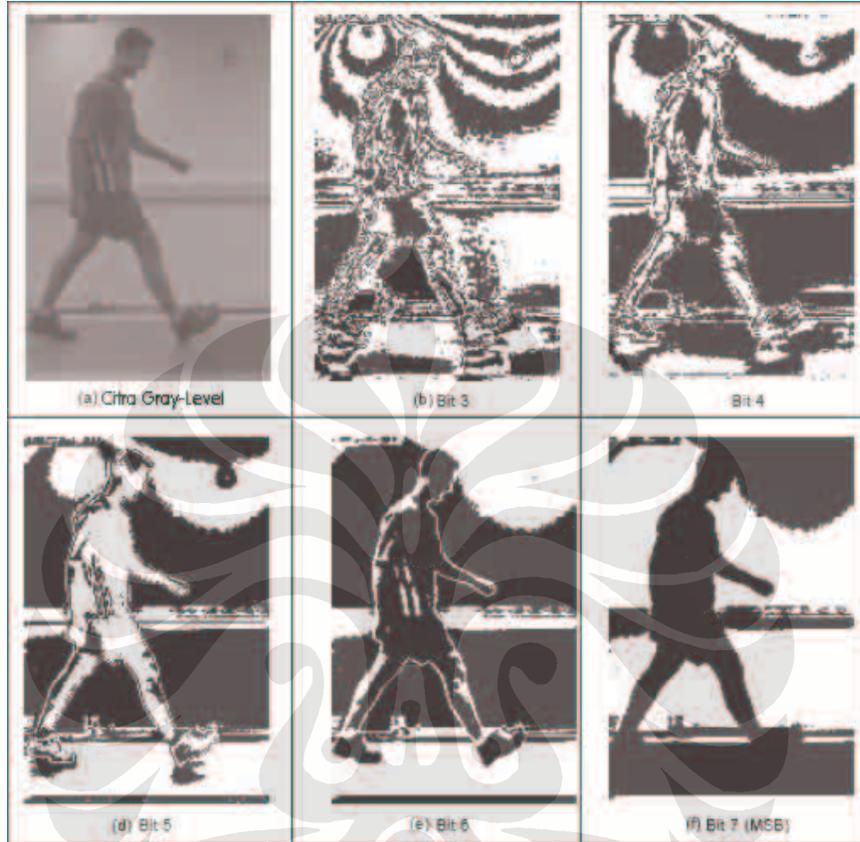
Berbeda dengan pencuplikan citra analog yang harus memenuhi kriteria Nyquist, pada citra digital pencuplikan dilakukan dengan mengubah besar nilai M dan N (resolusi citra). Memperkecil besar N sambil mempertahankan nilai M akan menghasilkan *aliasing effect* pada citra. Hal ini dapat dilihat pada gambar 2.6 berikut ini.



Gambar 2.6 Image disampling pada 338 x 298 (kiri) , 84 x 74, 56 x 50, 42 x 37 [11]

Proses perubahan dari suatu sampel *pixel* analog menjadi suatu bilangan diskrit yang integer disebut sebagai proses kuantisasi. Kuantisasi (*Quantization*) meliputi pemberian sebuah nilai tertentu kepada setiap sampel [13]. Sedangkan *Gray-level quantization* adalah gabungan proses *grayscale* dan *quantization*. Dimana tidak hanya proses *grayscale* (konversi ke citra hitam-putih), tetapi juga melakukan perubahan tingkat amplitudonya (*quantization*).

Perbedaan citra hasil *grayscale* dengan *grayscale* disertai kuantisasi dapat dilihat pada gambar 2.7 dibawah ini. Terlihat semakin kecil bit representasi tingkat amplitudo, citra menjadi tidak detail.



Gambar 2.7 *Grayscale* disertai kuantisasi [9]

Suatu proses digitalisasi memerlukan suatu keputusan tentang nilai N, M dan jumlah nilai diskrit dari *gray-level* yang diperbolehkan pada setiap *pixel*. Biasanya digunakan perhitungan suatu *image* yang disampling menjadi $N \times M$ array sebagai berikut : [11]

$$N = 2^n, \quad M = 2^k \quad \dots\dots\dots(2.3)$$

$$G = 2^m \quad \dots\dots\dots(2.4)$$

G menunjukkan tingkat keabu-abuan, yang akan menentukan besar bit penyimpanan data yang dibutuhkan untuk menyimpan citra digital. Menggunakan persamaan 2.4 dan 2.5 diatas maka jumlah bit yang dibutuhkan, b , untuk menyimpan citra adalah:

$$b = N \times M \times m \quad \dots\dots\dots(2.5)$$

jika $N=M$ maka

$$b = N^2m \dots\dots\dots(2.6)$$

Sebagai contoh , citra ukuran 512 x 512 *pixel* dengan 256 *tingkat* keabu-abuan ($m = 8$) akan membutuhkan 262,144 8-bits bita penyimpanan data.

2.3.3 Normalisasi Data

Data berupa citra uang kertas rupiah baik yang berasal dari hasil pemindaian maupun dari foto digital penyinaran *ultraviolet (UV)* harus dinormalisasi terlebih dahulu. Hal ini berguna untuk menyesuaikan data agar dapat diproses melalui berbagai proses selanjutnya dan untuk mendapatkan data yang baik. Normalisasi data yang dilakukan meliputi :

1. Konversi citra berwarna / RGB (Red, Green, Blue) menjadi citra hitam-putih (*gray-scale*).
2. Pengaturan tingkat kontras data disebabkan uang kertas yang digunakan memiliki ragam warna yang berbeda (kuning, hijau, biru, dan merah) dan usia kertas uang (baru dan lama) yang berbeda-beda.
3. Penyeragaman ukuran data melalui pemotongan dan pengaturan ulang ukuran citra hasil pemotongan.

2.4 JARINGAN SYARAF TIRUAN

Jaringan syaraf tiruan (JST) atau sering disebut *Artificial Neural Network (ANN)* adalah suatu sistem pemrosesan informasi yang cara kerjanya memiliki kesamaan tertentu dengan jaringan syaraf biologis.

Jaringan syaraf tiruan dikembangkan sebagai model matematis dari syaraf biologis dengan berdasarkan asumsi bahwa:

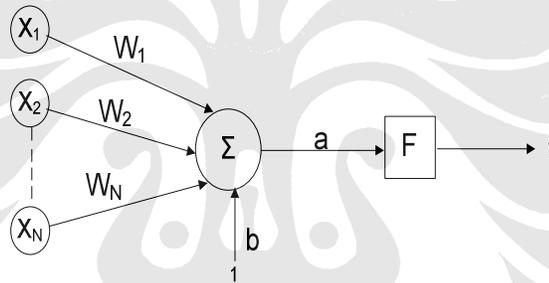
1. Pemrosesan terjadi pada elemen-elemen sederhana yang disebut neuron.
2. Sinyal dilewatkan antar neuron melalui penghubung.
3. Setiap penghubung memiliki bobot yang akan mengalikan sinyal yang lewat.

4. Setiap neuron memiliki fungsi aktivasi yang akan menentukan nilai sinyal output. [14]

Jaringan syaraf dapat digolongkan menjadi berbagai jenis berdasarkan pada arsitekturnya adalah JST *feed-forward* (alur maju) dan *recurrent* (umpan-balik), sedangkan berdasarkan algoritma pelatihannya, adalah *supervised learning* (pembelajaran terlatih) dan *unsupervised learning* (tidak terlatih).

Oleh karena itu, JST menawarkan kerangka kerja yang sangat efektif dan ampuh dalam pemetaan fungsi non-linear yang diatur oleh banyak parameter, mulai dari masukan tunggal hingga banyak keluaran. Hal ini disebabkan kemampuan JST dalam men-generalisir masalah dari pola pelatihan maupun dari data.

Secara umum arsitektur JST memiliki empat komponen utama yang dapat dilihat pada gambar 2.8 berikut ini,



Gambar 2.8 Arsitektur JST tunggal (perceptron) [15]

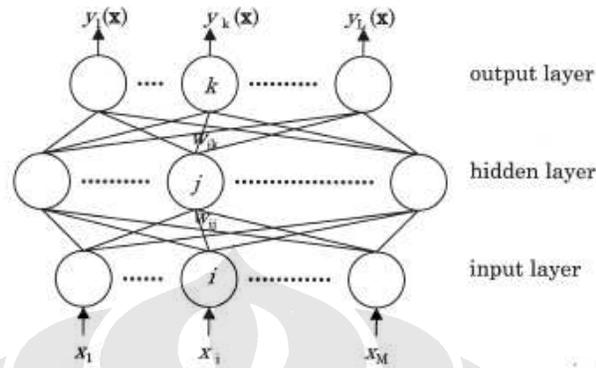
1. *Neuron*.

Neuron merupakan tempat pemrosesan informasi.

2. *Layer*.

Layer merupakan lapisan dalam jaringan. Lapisan pertama adalah *masukan* dan lapisan yang terakhir adalah *output*. Diantara lapisan masukan dan output terdapat lapisan tersembunyi. Lapisan *masukan* dan lapisan *output* masing-masing berjumlah satu lapisan sedangkan lapisan tersembunyi jumlahnya dapat lebih dari satu.

Gambar 2.9 di bawah ini merupakan contoh *multi-layer perceptron* yang menunjukkan arsitektur lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan output dari JST.



Gambar 2.9 Multi-Layer Perceptron [16]

3. Bobot .

Setiap sambungan penghubung antar lapisan memiliki bobot yang bersesuaian. Bobot ini akan digunakan untuk menggandakan / mengalikan isyarat yang dikirim melaluinya [15].

4. Fungsi aktivasi.

Setiap neuron akan menerapkan fungsi aktivasi terhadap isyarat hasil penjumlahan berbobot yang masuk kepadanya untuk menentukan isyarat keluarannya [17].

Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam *neural network* antara lain [16]:

1. Fungsi linear (*purelin*)
2. Fungsi sigmoid biner (*logsig*)
3. Fungsi sigmoid bipolar (*tansig*)

Pada umumnya jaringan syaraf tiruan dilatih agar masukan mengarah ke output target yang spesifik atau pembelajaran asosiatif. Dimana jaringan terus menerus dilatih dengan masukan dan ouput saling berpasangan hingga mencapai kondisi dimana kesalahan output terhadap target sekecil mungkin. Pelatihan dimana setiap masukan diasosiasikan dengan target yang telah ditentukan disebut pelatihan terarah (*supervised learning*) [18].

2.4.1 Backpropagation

Salah satu algoritma pelatihan jaringan syaraf tiruan yang banyak digunakan dalam bidang pengenalan pola adalah *backpropagation*. Algoritma ini umumnya digunakan pada jaringan syaraf tiruan yang berjenis multi-layer feed-forward. *Feed-forward* berarti aliran sinyal diarahkan searah dari masukan ke output. Kesalahan yang didapatkan dari selisih output dengan target akan diumpan balik (**propagate-backward**) ke masukan awal untuk mengubah parameter-parameter pembentuk jaringan JST . Setelah kesalahan keluaran kecil, maka hanya proses alur maju saja yang digunakan.

Proses penentuan nilai-nilai bobot dari basis set data yang ada disebut pelatihan JST. Proses pelatihan yang dilakukan pada JST dilakukan dengan cara mengubah nilai bobot pada jaringan yang menghubungkan antar lapisan. Koreksi bobot dilakukan hingga didapatkan total rata-rata kesalahan yang terkecil.

Tujuan dari proses pelatihan ini adalah melatih JST sehingga mampu mengenali secara benar pola yang digunakan dalam pelatihan terhadap keberhasilan mengenali pola serupa (*memorize*), tapi tidak identik sama yang digunakan dalam *pelatihan*. [14]

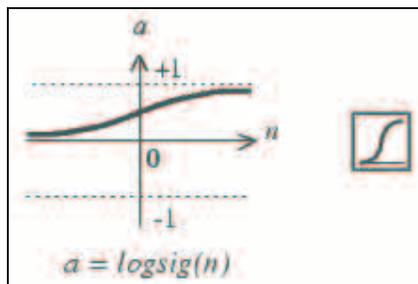
Untuk mendapatkan kesalahan ini, arah perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, *neuron-neuron* diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang dapat diturunkan seperti berikut ini,

1. Sigmoid [15]

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma x}} \dots \dots \dots (2.7)$$

dengan

$$f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)] \dots \dots \dots (2.9)$$



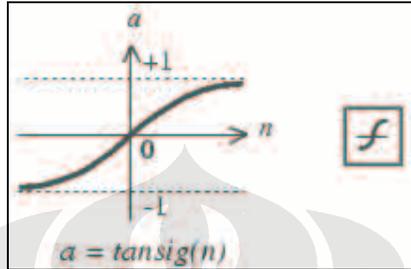
Gambar 2.10 Fungsi aktivasi sigmoid biner [19]

2. Tansig

$$y = f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \dots\dots\dots(2.10)$$

dengan

$$f'(x) = [1 + f(x)][1 - f(x)] \dots\dots\dots(2.11)$$



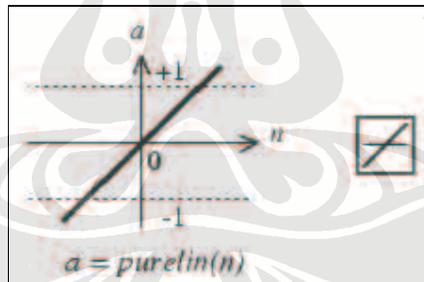
Gambar 2.11 Fungsi aktivasi sigmoid bipolar

3. Purelin

$$y = f(x) = x \dots\dots\dots(2.12)$$

dengan

$$f'(x) = 1 \dots\dots\dots(2.17)$$

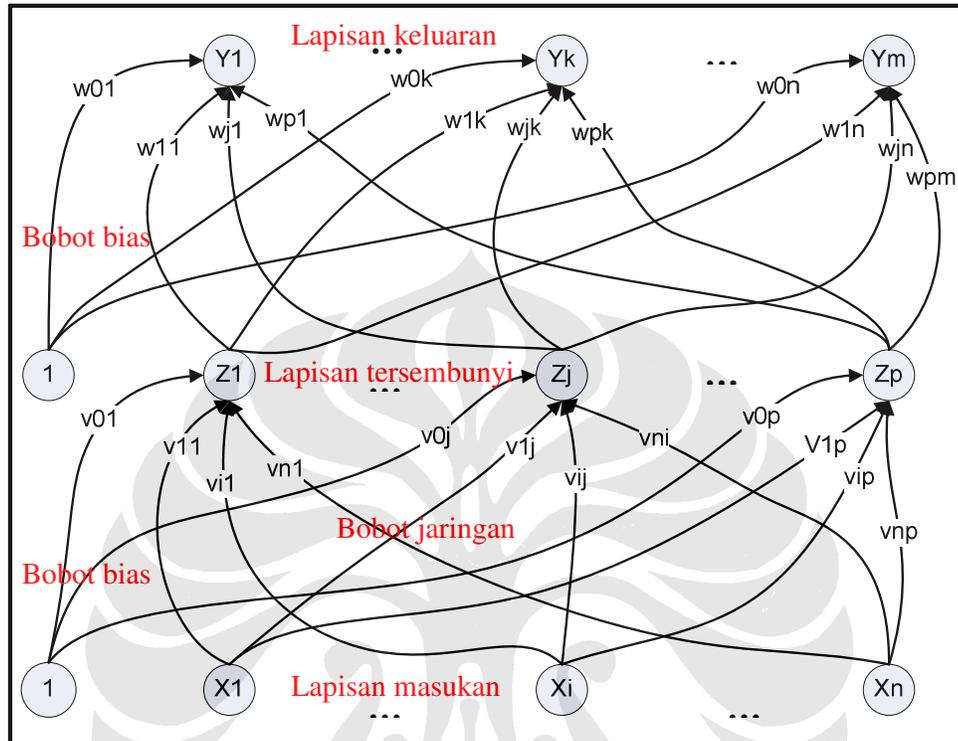


Gambar 2.12 Fungsi aktivasi linear

Secara umum topologi JST *backpropagation* ini dapat dilihat pada gambar 2.13 berikut dengan algoritma pelatihan dapat dituliskan sebagai berikut :

1. Menginisialisasi bobot dan bias.
2. Menetapkan maksimum iterasi, target kesalahan, dan tingkat pembelajaran(α).
3. Selama (iterasi < maksimum iterasi) dan (kesalahan > target kesalahan) maka proses koreksi bobot akan terus dilakukan.

4. Untuk setiap pasangan data pelatihan dilakukan langkah berikut (iterasi=iterasi+1):



Gambar 2.13 Proses *forward-propagation*

Feedforward :[14]

- a) Setiap unit masukan menerima data x_i dan mengirim sinyal masukan ke semua unit pada lapisan berikutnya (lapisan tersembunyi).
- b) Tiap – tiap unit pada suatu lapisan tersembunyi h_q menjumlahkan sinyal masukan terbobot dan menggunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya.

$$z_in_j = \left(\sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \right) + v_{0j} \dots\dots\dots (2.20)$$

$$z_j = f(z_in_j) \dots\dots\dots (2.21)$$

Kemudian sinyal keluaran h_q akan dikirim ke semua unit pada lapisan berikutnya

- c) Setiap keluaran unit y_j menjumlahkan sinyal masukan terbobot dan menggunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya.

$$y_{in_k} = \left(\sum_{q=1}^n z_q w_{jq} \right) + w_{ok} \dots\dots\dots(2.22)$$

$$y_k = f(y_{in_k}) \dots\dots\dots(2.23)$$

Backpropagation :

- d) Setiap keluaran unit y_j menerima target pola masukan pembelajaran kemudian dihitung informasi kesalahannya ($e=(t_j - y_j)$):

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \dots\dots\dots(2.24)$$

Hitung koreksi bobot untuk memperbaiki nilai w_{jk} :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \dots\dots\dots(2.25)$$

Hitung koreksi bobot bias w_{ok}

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \dots\dots\dots(2.28)$$

- e) Setiap unit pada lapisan tersembunyi h_q menjumlahkan delta masukannya (dari unit – unit yang berada di lapisan berikutnya) :

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \dots\dots\dots(2.31)$$

Kemudian dihitung informasi kesalahannya :

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \dots\dots\dots(2.32)$$

Hitung koreksi bobot untuk memperbaiki nilai v_{ij} :

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \dots\dots\dots(2.35)$$

Hitung koreksi bias untuk memperbaiki nilai v_{oj} :

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \dots\dots\dots(2.36)$$

- f) Setiap keluaran unit memperbaiki bias dan bobotnya.

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \dots\dots\dots(2.37)$$

$$w_{ok}(\text{baru}) = w_{ok}(\text{lama}) + \Delta w_{ok} \dots\dots\dots(2.38)$$

g) Setiap unit pada lapisan tersembunyi memperbaiki bias dan bobotnya.

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \dots\dots\dots(2.39)$$

$$v_{oj}(\text{baru}) = v_{oj}(\text{lama}) + \Delta v_{oj} \dots\dots\dots(2.40)$$

5. Apabila kondisi ,(iterasi < iterasi maksimum) atau (kesalahan ≥ target kesalahan), tercapai maka pelatihan dihentikan.

Untuk memperoleh algoritma pembelajaran *backpropagation* yang lebih cepat (proses iterasinya lebih sedikit) maka pelatihan dapat dipilih metode optimasi yang disesuaikan dengan kemampuan sistem yang ada. Hal ini dikarenakan beberapa metode optimasi memiliki fungsi komputasi yang cukup kompleks. Terdapat beberapa alternatif optimasi yang dapat digunakan antara lain, *Gradient Descent*, *Conjugate Gradient*, *Golden Section*, *Quasi newton*, dan *Levenberg-Marquadt*. [15]

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 DATA DAN PERALATAN PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian terdiri dari sekumpulan citra untuk pelatihan data sejumlah 25 citra yang terdiri atas 5 citra untuk masing-masing objek. Sedangkan untuk pengujian citra uang sejumlah 51 citra. Citra untuk pelatihan maupun pengujian diperoleh dalam 2 tahap, yakni

Tahap 1.

Pengambilan data dengan menggunakan pemindai dengan resolusi 300 dpi. Hasil pemindaian berupa gambar digital RGB berformat *.jpeg* dengan ukuran citra bervariasi antara 1636 x 736 *pixel* hingga 1780 x 768 *pixel*. Hasil pemindaian uang kertas dapat dilihat pada gambar 3.1 di bawah ini.



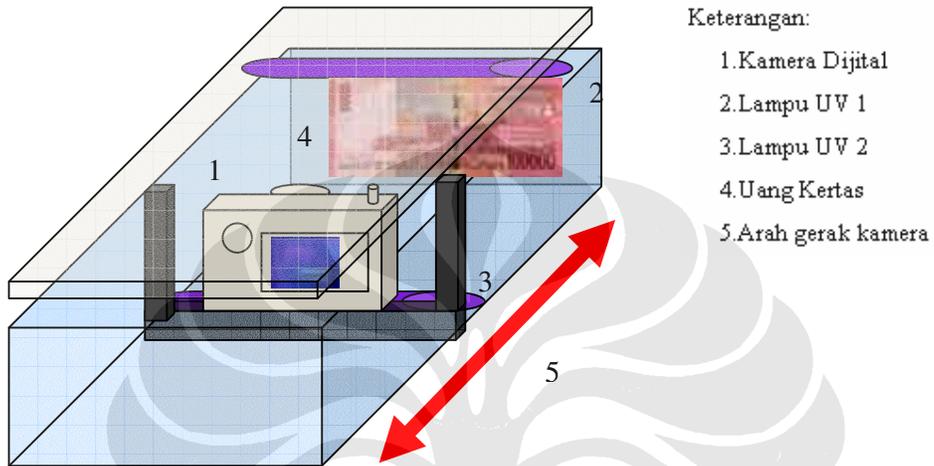
Gambar 3.1. Hasil scanner uang Rp10.000,00 dan Rp50.000,00

Tahap 2.

Pengambilan data kedua adalah dengan menggunakan kamera digital yang menangkap hasil penyinaran *ultraviolet* (UV) pada uang kertas. Konfigurasi dari alat yang digunakan dalam pengambilan data dapat dilihat seperti pada gambar 3.2 dibawah ini.

Gambar menunjukkan tampak atas purwarupa penampang alat pada pengambilan data UV. Pengambilan citra tak tampak dilaksanakan dalam kondisi gelap dengan hanya mempergunakan pencahayaan lampu UV, sehingga kondisi pengambilan data pada simulasi dapat mendekati kondisi sebenarnya pada mesin-mesin ATVM.

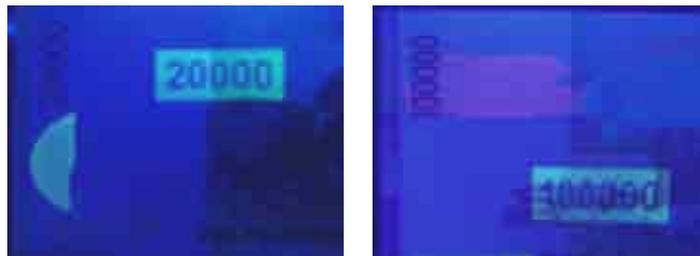
Gambar 3.2 berikut menunjukkan purwarupa pengambilan citra UV pada saat simulasi. Kamera digital dapat bergerak maju-mundur menyesuaikan dengan ukuran kertas uang rupiah yang berbeda-beda. Pada tahapan pra-proses nanti, latar belakang alat akan dihilangkan dari citra digital melalui proses pendeteksian tepi (*edge detection*) citra.



Gambar 3.2. Tampak atas penampang purwarupa pengambilan citra UV

Kamera digital (1) bergerak dalam arah (5) maju dan mundur untuk mengatur autofokus dari objek (4) dengan bantuan lampu UV (2) dan (3) agar fitur pengaman UV dapat tertangkap oleh kamera digital. Karena bagian ber-UV dari uang kertas hanyalah setengah bagian saja, maka pengambilan gambar pun dilakukan hanya setengah bagian pula.

Sebagai contoh hasil pengambilan data dengan sinar UV pada set data uang pecahan Rp20.000,00 dan Rp100.000,00 dapat dilihat pada gambar 3.3 di bawah ini.



Gambar 3.3. Hasil pengambilan data UV uang Rp20.000,- dan Rp100.000,00

Perangkat yang digunakan pada proses pelatihan dan simulasi identifikasi mata uang kertas ini adalah sebagai berikut:

Software	: Matlab™ versi 7.0 (R14)
Scanner	: 300 dpi
Lampu Sinar UV	: Portabel 2 buah @ 5 watt
Prosesor	: Intel™ Pentium 4 1.8 GHz
Memory	: 512 MB

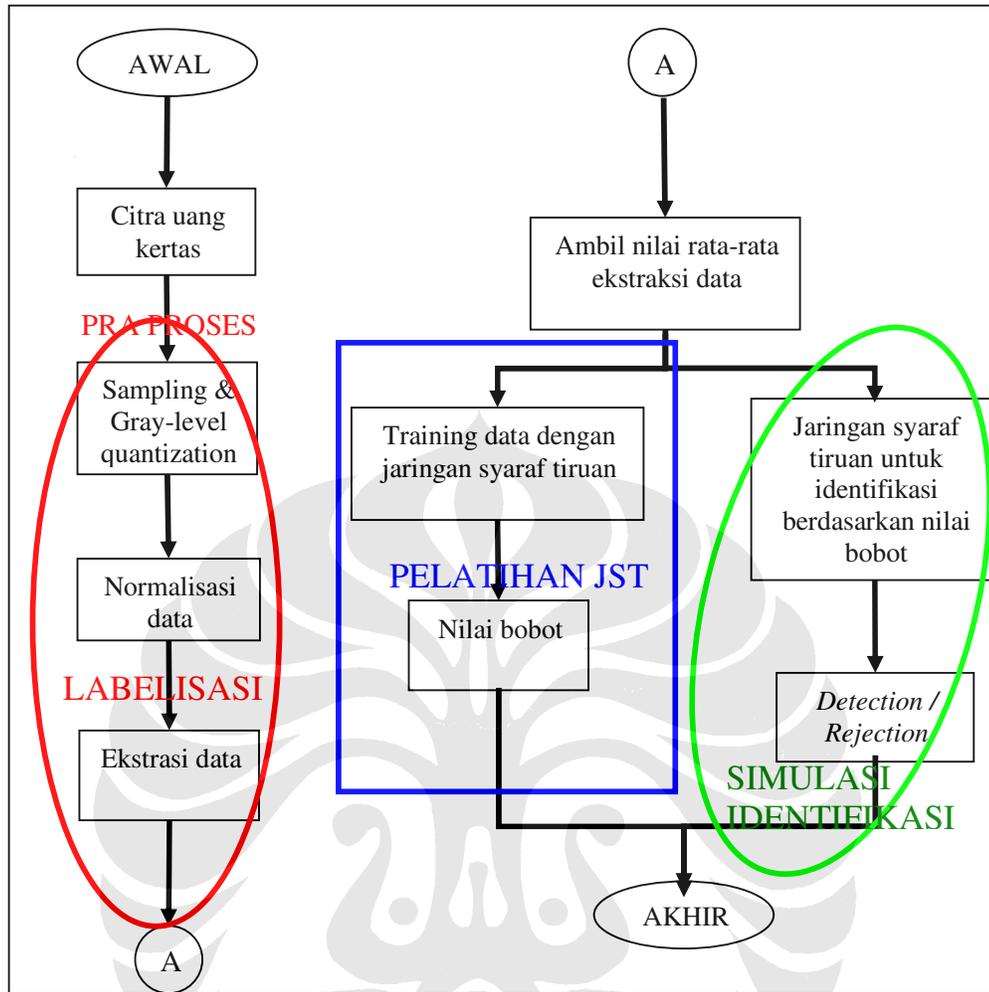
3.2 LANGKAH Pengerjaan

Terdapat 3 buah tahap utama yang dilakukan, yakni :

1. Tahap pembentukan basis data sebagai masukan JST
2. Tahap pelatihan set data yang juga menghasilkan hasil akhir berupa bobot lapisan dan bobot bias untuk tiap unit lapisan tersembunyi dan keluaran, yang nantinya disimpan *file* parameter untuk digunakan pada simulasi identifikasi.
3. Simulasi identifikasi, mendeteksi citra uang setelah pelatihan selesai dilaksanakan.

Dalam proses pembentukan *database* terdiri dari dua tahap, terdiri atas : labelisasi (tahapan mencuplik dan kuantisasi data, normalisasi data, ekstraksi fitur citra, nilai rata-rata fitur citra). Sedangkan pada pelatihan digunakan metode jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation*.

Diagram aliran keseluruhan proses, mulai dari labelisasi, pelatihan JST, dan simulasi identifikasi dapat dilihat pada gambar 3.4 berikut ini. Pada proses pelatihan JST dan simulasi, keduanya akan melalui tahapan pra-proses. Perbedaannya adalah pada pelatihan JST seluruh data citra akan diproses secara simultan (LABELISASI) untuk dilatih pada JST yang akan menghasilkan nilai bobot. Sedangkan pada simulasi identifikasi hanya dilakukan tahapan pra-proses citra yang bersangkutan diteruskan dengan proses *feed-forward* dari JST menggunakan bobot hasil akhir pelatihan. Blok diagram alir proses ini dapat dilihat pada gambar 3.4 berikut ini.



Gambar 3.4 Diagram alir pembuatan database (merah), pelatihan JST(biru), dan identifikasi (hijau)

3.2 PRA-PROSES

Sebelum data dimasukkan ke dalam *database* maka data mentah berupa citra uang kertas harus mengalami proses awal (pra proses) atau persiapan basis data untuk digunakan secara simultan dalam pelatihan JST. Tahapan proses ini dapat disebut sebagai LABELISASI yang terdiri dari beberapa tahapan, yaitu:

3.2.1 Konversi Citra RGB Ke Citra Hitam-Putih

Mengubah citra dari RGB menjadi hitam-putih dengan 256 tingkat keabuan. Hal ini dapat dilakukan dengan cara mengeliminasi informasi *hue* (gradasi warna) dan *saturation* (kejenuhan warna) dengan tetap mempertahankan tingkat kecerahan (*luminance*). Sehingga dihasilkan matrik $M \times N$ warna hitam-putih

dalam 256 tingkat keabu-abuan. Hal ini dilakukan karena citra uang memiliki warna latar belakang citra yang bervariasi, yaitu kuning, hijau, biru, dan merah, sehingga perlu diseragamkan. Juga dengan hanya citra hitam-putih, proses perhitungan menjadi jauh lebih sederhana.

3.2.2 Penyeragaman Intensitas

Menyeragamkan tingkat kontras dari citra agar mendapatkan intensitas yang lebih gelap dengan mengatur tingkat kecerahan citra. Hal ini dilakukan agar mendapatkan nilai intensitas yang lebih tinggi dikarenakan warna latar belakang yang berbeda-beda dan adanya perbedaan gradasi warna disebabkan umur kertas uang yang berbeda-beda. Kertas uang lama akan memiliki tingkat intensitas yang lebih rendah dibandingkan kondisi uang baru. Hasil dari proses ini ditunjukkan pada gambar 3.5 berikut ini.



Gambar 3.5 Hasil penyeragaman intensitas setelah proses konversi RGB ke hitam-putih

3.2.3 Pemotongan Dan Kompresi Data

Ukuran kertas uang yang berbeda-beda perlu diseragamkan agar besar data set seragam. Hal ini juga berfungsi tidak hanya untuk menghilangkan bagian latar belakang tapi juga untuk memilih area dengan ciri khusus untuk tiap uang. Hasil proses pemotongan dapat dilihat pada gambar 3.6 berikut ini.



(a)



(b)

Gambar 3.6 (a) Area pemotongan, (b) Citra hasil pemotongan pada uang pecahan Rp50.000,-

Setelah itu dilakukan ekstraksi ciri melalui fungsi pengaturan resolusi citra, dimana dengan fungsi ini rata-rata nilai citra dapat diambil sekaligus mengubah rasio skala panjang dan lebar (ukuran) dari citra menjadi 64x48 pixel. Citra hasil proses ini akan diekstraksi cirinya berupa nilai rata-rata matriks berukuran 8x7 *pixel* ($M \times N$) yang akan dibentuk ulang menjadi matriks kolom berukuran 56x1 ($M.N \times 1$) yang menjadi masukan bagi pelatihan JST. Gambar 3.7 berikut menunjukkan hasil pengaturan ulang resolusi citra.



Gambar 3.7 Citra hasil pengaturan ulang resolusi citra menjadi 64x48 pixel

3.3 LABELISASI

Tahap pertama dari pembentukan basis data adalah labelisasi. Pembentukan basis data terbagi menjadi dua bagian, terdiri atas data untuk pengenalan nominal dan pengenalan keaslian (UV). Untuk data pengenalan nominal, sebanyak 5 buah label mulai dari uang pecahan Rp5.000,- hingga Rp100.000,- sedangkan untuk pengenalan keaslian terdiri dari 10 buah label terdiri atas 5 bagian uang asli dan sisanya 5 uang palsu. Sehingga untuk satu buah pecahan uang memiliki tiga set data, yakni nominal uang, citra UV, dan non-UV berurutan dari pecahan Rp5.000,- hingga Rp100.000,-.

Gambar 3.8 berikut ini menunjukkan struktur basis data yang dibuat pada proses labelisasi. Dimana pada kolom ke-1, masing-masing baris berisi 5 objek

citra untuk tiap pecahan uang. Sedangkan untuk kolom ke-2 berisi set data UV dan non-UV untuk pecahan Rp.5000,- dan seterusnya hingga kolom ke-6 yang berisi data UV dan non-UV untuk pecahan Rp100.000,-.

```

>> load image.mat
>> names

names =

Columns 1 through 4

 [49x5 double] [49x2 double] [49x2 double] [49x2 double]
 [49x5 double] [49x2 double] [49x2 double] [49x2 double]

Columns 5 through 6

 [49x2 double] [49x2 double]
 [49x2 double] [49x2 double]
 [49x2 double] [49x2 double]
 [49x2 double] [49x2 double]
 [49x2 double] [49x2 double]

```

Gambar 3.8 Struktur database pada proses LABELISASI

Adapun tampilan perangkat lunak untuk modul LABELISASI ini dapat dilihat pada gambar 3.9 berikut ini. Citra hitam-putih inilah yang akan diambil nilai rata-ratanya untuk dibuat menjadi basis data seperti tampak pada gambar 3.8.



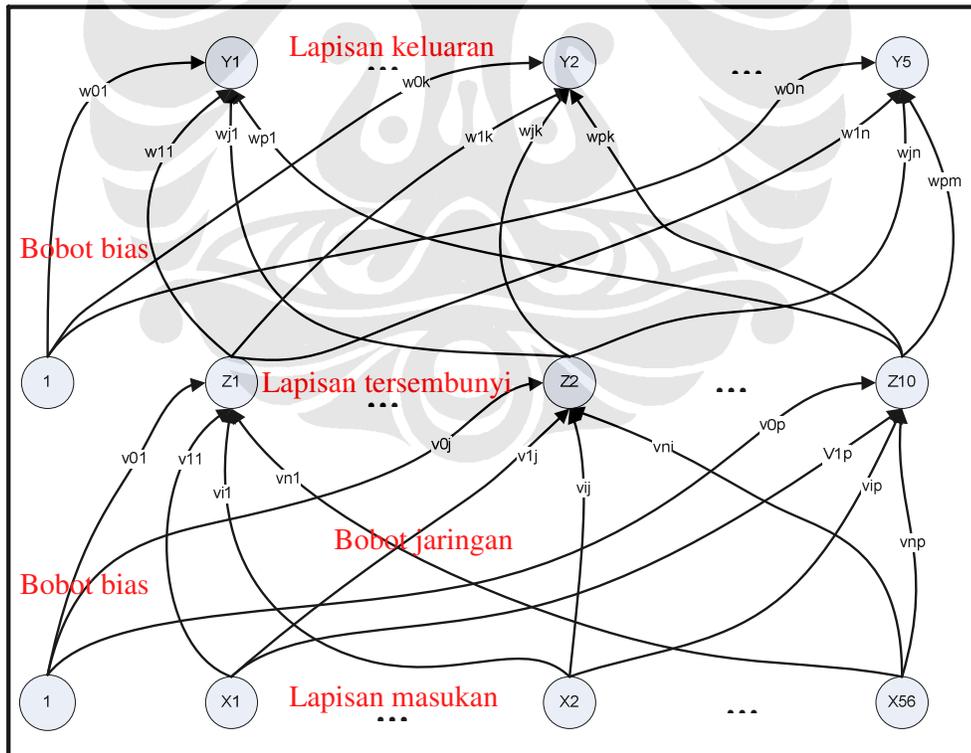
Gambar 3.9 Tampilan perangkat lunak modul LABELISASI

3.4 PELATIHAN JST

Pada bagian ini akan dilakukan proses pelatihan JST untuk mengubah bobot-bobot koneksi pada JST karakteristik dari jaringan syaraf tiruan. Hal ini dilakukan dengan cara memasang masukan dan target yang dituju (*supervised learning*) menggunakan 56 nilai rata-rata sampel dari masing-masing citra. Pelatihan diulang sebanyak lima kali dengan contoh data yang berbeda-beda.

Algoritma JST yang digunakan adalah *backpropagation*. Model *backpropagation* merupakan metode pelatihan yang terbimbing. Jaringan ini terdiri dari satu lapisan masukan dengan 56 unit neuron, satu lapisan tersembunyi dengan 10 unit neuron, dan satu lapisan keluaran dengan 5 unit keluaran. Fungsi aktivasi yang digunakan pada lapisan tersembunyi adalah *logsig*, sedangkan fungsi aktivasi pada lapisan keluaran adalah *purelin*.

Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar 3.10 berikut ini yang menunjukkan topologi JST *backpropagation* yang digunakan beserta keterangan parameter-parameter JST yang dipakai.



Gambar 3.10 Topologi JST *backpropagation* yang digunakan pada simulasi

Topologi JST backpropagation yang digunakan diatas dibangun dengan parameter-parameter sebagai berikut :

1. Lapisan masukan : 56 unit neuron (matriks 56 x 1)
2. Lapisan tersembunyi : 1 lapisan tersembunyi dengan 10 unit neuron
3. Bobot jaringan : (matriks 10 x 56) bobot jaringan pada 10 unit neuron lapisan tersembunyi.
4. Bobot bias : terdapat 2 bobot bias yakni pada lapisan tersembunyi (matriks 10 x 1) dan pada lapisan output (matriks 1 x 1)
5. Lapisan keluaran : terdapat 1 lapisan keluaran dengan 5 unit neuron keluaran (matriks 5 x 1) yang menunjukkan 5 klasifikasi pecahan uang rupiah seperti berikut ini, Rp5.000,- (1 0 0 0 0) ; Rp10.000,- (0 1 0 0 0) ; Rp20.000,- (0 0 1 0 0) ; Rp50.000,- (0 0 0 1 0) ; Rp100.000,- (0 0 0 0 1).

$$\begin{matrix} 5000 & & & & 100.000 \\ \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

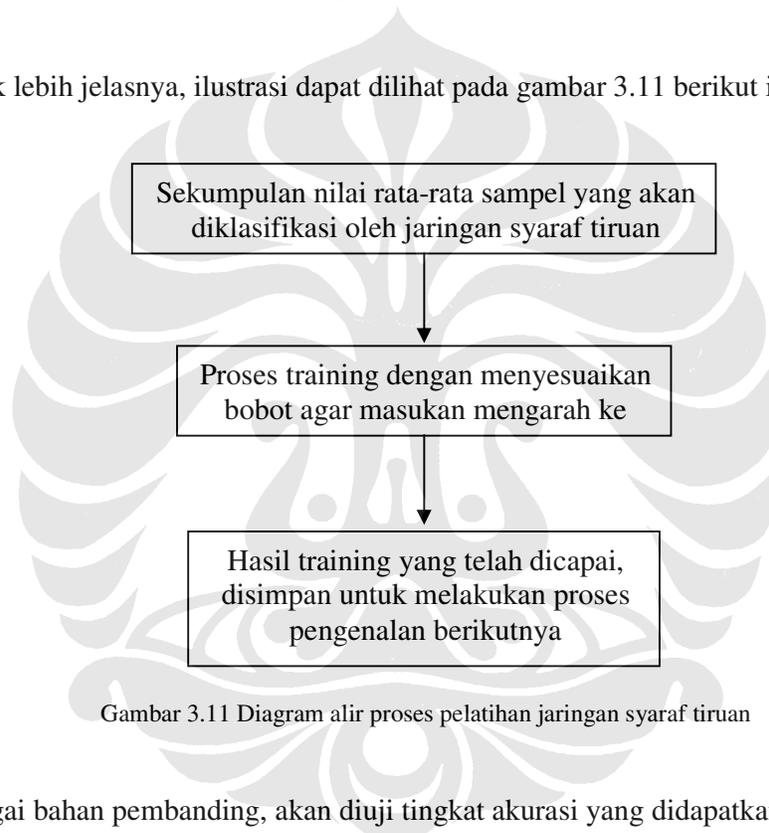
6. Fungsi aktivasi lapisan tersembunyi logsid, fungsi aktivasi lapisan keluaran (purelin).
7. Pelatihan dilakukan sebanyak 5 kali dengan metode optimasi yang digunakan Levenberg Marquadt.

Berikut tahapan proses yang terjadi pada pelatihan JST *backpropagation* :

1. Memasukkan 56 x 5 nilai rata-rata matriks dari tiap citra dengan target yang dituju.
2. Menentukan target jaringan. Untuk jenis uang yang dituju bernilai satu sedangkan untuk nominal uang lainnya bernilai nol.
3. Membangun jaringan dengan menentukan beberapa parameter yakni rentang nilai masukan, banyaknya neuron pada *hidden layer*, dan menentukan banyaknya keluaran, serta menentukan jenis fungsi aktivasi.
4. Menentukan tingkat keluaran jaringan yang diperbolehkan.
5. Menentukan jumlah iterasi maksimal.

6. Melakukan pelatihan JST, melalui propagasi balik untuk mengubah bobot-bobot koneksi pada jaringan.
7. Pembelajaran berhenti apabila kesalahan pelatihan telah mencapai nilai minimum yang diinginkan atau jumlah iterasi telah melewati batas maksimal.
8. Menyimpan data jaringan (bobot jaringan dan bobot bias) ke dalam suatu *file* untuk digunakan pada saat identifikasi.
9. Pada tahap simulasi, aliran data arah maju (*feed-forward*) dilakukan berdasarkan bobot akhir hasil pelatihan.

Untuk lebih jelasnya, ilustrasi dapat dilihat pada gambar 3.11 berikut ini,

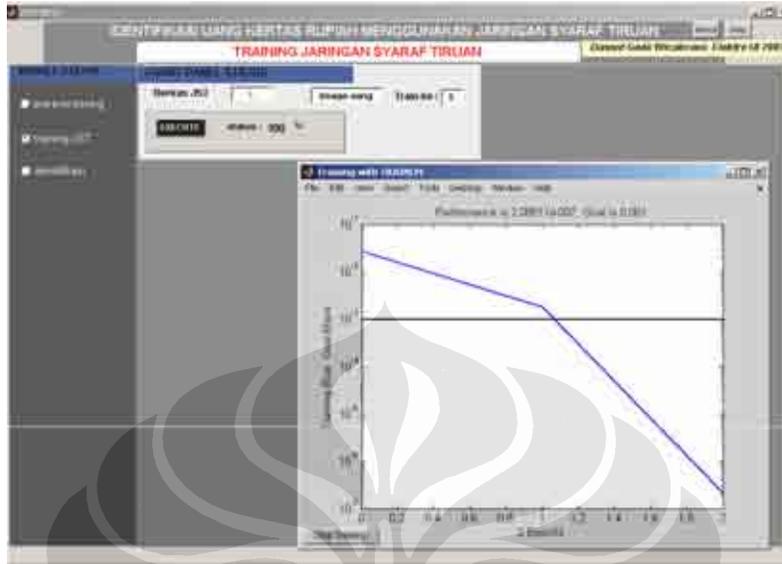


Gambar 3.11 Diagram alir proses pelatihan jaringan syaraf tiruan

Sebagai bahan pembandingan, akan diuji tingkat akurasi yang didapatkan bilamana :

1. Masukan dilakukan dengan data berukuran besar (64 x 48 pixel) dan juga masukan biner terhadap nilai *grayscale*.
2. Jumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*) sebanyak 2 lapisan.
3. Apabila output yang digunakan (1 2 3 4 5) terhadap fungsi aktivasi logsig dan tansig.
4. Metode optimasi yang digunakan (gradient descent dengan momentum dibandingkan *levenberg-marquadt*).

Adapun tampilan muka pada proses pelatihan JST dapat dilihat pada gambar 3.12 berikut ini,



Gambar 3.12 Tampilan perangkat lunak modul pelatihan JST

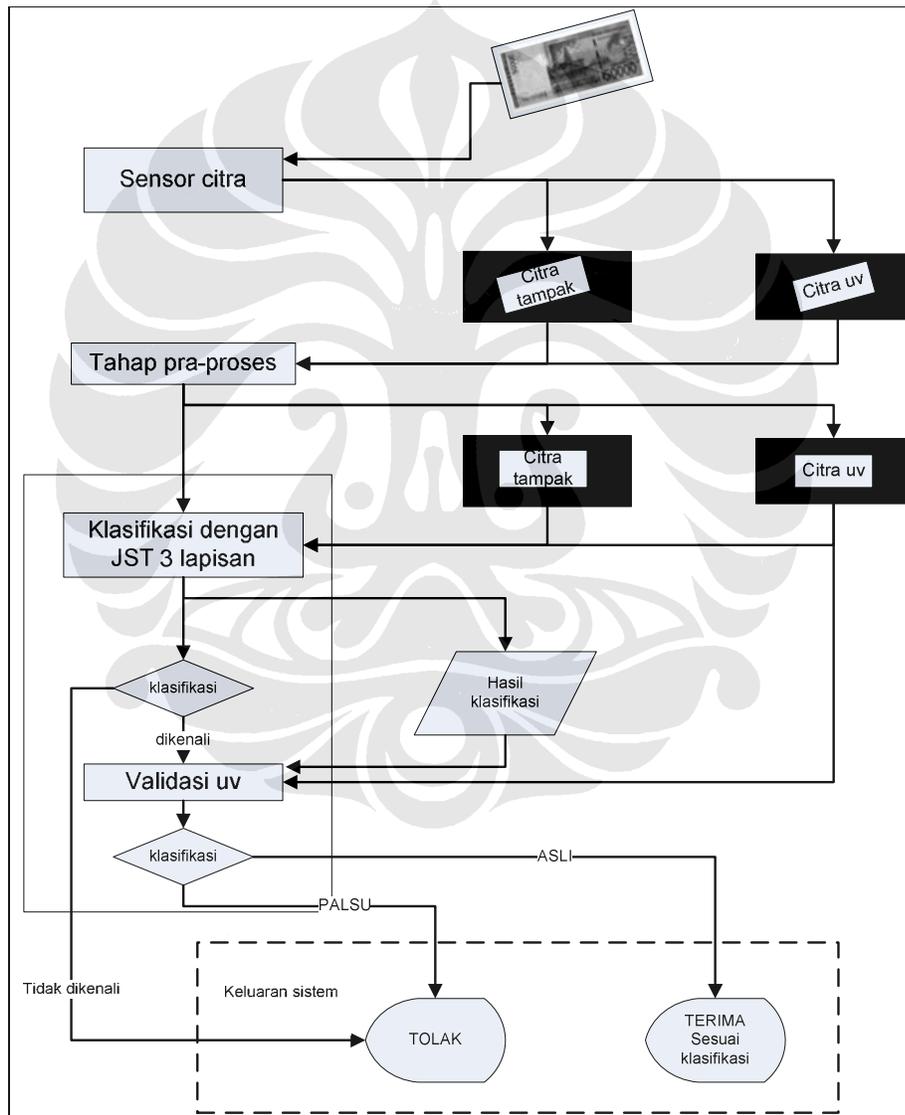
3.5 SIMULASI IDENTIFIKASI

Pada proses identifikasi, sistem akan berusaha mengenali pola sampel citra yang dijadikan masukan pada sistem. Pada proses ini sistem berfungsi sebagai alat klasifikasi dari sampel citra yang dijadikan masukan. Setiap masukan memiliki pasangan targetnya masing-masing dan sistem akan mengarahkan masukan tersebut ke target yang paling sesuai.

Proses identifikasi pada jaringan syaraf tiruan dilakukan melalui proses matematis yang sama dengan operasi arah maju (*feed-forward*), yaitu mengalikan 56 neuron masukan terhadap bobot jaringan dan ditambah dengan bobot bias untuk masing-masing unit neuron tersembunyi dan keluaran. Nilai bobot diperoleh pada proses pelatihan sebelumnya. Jadi pada proses klasifikasi tidak terjadi perubahan atau penyesuaian bobot.

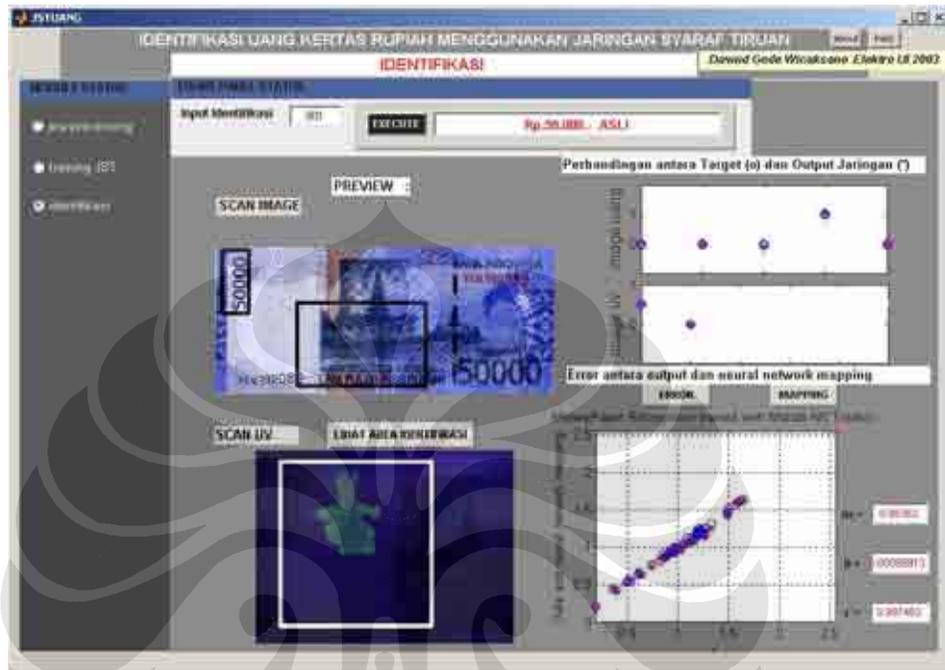
Proses klasifikasi inilah yang dijadikan dasar dalam menentukan jenis nominal uang. Nilai output yang benar akan bernilai 1 selepas dari fungsi aktivasi logsid pada lapisan tersembunyi dan output salah akan bernilai 0. Nilai 1 dan 0 inilah yang menentukan pemilihan target keluaran diantara lima klasifikasi target yang ada.

Output yang didapat tentulah tidak akan sama 100% terhadap target yang diinginkan, tetapi mendekati dengan rata-rata keluaran yang kecil 0,1% (1.10^{-3}). Setelah nominal ditentukan, kemudian pengenalan keaslian UV dilakukan. Sehingga terdapat dua buah JST masing-masing dengan satu output. Atau, dapat dikatakan JST nominal di-seri-kan dengan JST UV, hal ini lebih dipilih dengan alasan untuk meningkatkan keakuratan sistem karena terdapat dua kali proses pengenalan. Alur mesin identifikasi yang digunakan dapat dilihat pada gambar 3.13 berikut ini.



Gambar 3.13 Blok diagram alur proses identifikasi

Adapun tampilan perangkat lunak modul IDENTIFIKASI dapat dilihat pada gambar 3.14 berikut ini, yang menunjukkan simulasi identifikasi pada pecahan Rp50.000,- dengan keluaran mencapai target yang ditentukan untuk Rp50.000,- yaitu (0 0 0 1 0).



Gambar 3.14 Tampilan perangkat lunak modul IDENTIFIKASI

Apabila data uang dikenali maka program akan memunculkan klasifikasi uang masukan, pada gambar diatas setelah pecahan Rp50.000,- dikenali kemudian identifikasi fitur UV dilaksanakan untuk mengetahui keaslian dari uang rupiah. Hal ini ditentukan menggunakan algoritma berikut,

```

if hasiluang==[1 0 0 0 0];
    hasil_keluaran1='Rp5.000,-';
    if hasiluanguv==[1 0];
        hasil_keluaran2='ASLI';
    else
        hasil_keluaran2='PALSU';
    end
if hasiluang==[0 1 0 0 0];
    hasil_keluaran1='Rp10.000,-';
    if hasiluanguv==[1 0];

```

```

        hasil_keluaran2='ASLI';
    else
        hasil_keluaran2='PALSU';
    end
if hasiluang==[0 0 1 0 0];
    hasil_keluaran1='Rp20.000,-';
    if hasiluangv==[1 0];
        hasil_keluaran2='ASLI';
    else
        hasil_keluaran2='PALSU';
    end
if hasiluang==[0 0 0 1 0];
    hasil_keluaran1='Rp50.000,-';
    if hasiluangv==[1 0];
        hasil_keluaran2='ASLI';
    else
        hasil_keluaran2='PALSU';
    end
if hasiluang==[0 0 0 0 1];
    hasil_keluaran1='Rp100.000,-';
    if hasiluangv==[1 0];
        hasil_keluaran2='ASLI';
    else
        hasil_keluaran2='PALSU';
    end
end

else
    hasil_keluaran='UNIDENTIFIED MONETARY OBJECT (UMO)';

```

Oleh karena itu terdapat prosedur evaluasi keluaran yang akan memastikan hanya ada lima klasifikasi pecahan uang yang masuk ditambah satu klasifikasi tidak dikenali (*UNKNOWN*), sehingga uang dapat ditolak apabila pengguna mesin memasukkan jenis dan pecahan uang selain yang telah ditentukan oleh mesin.

Salah satu keistimewaan dari JST apabila keluaran yang didapatkan memiliki persen kesalahan yang cukup besar, atau pemetaan keluaran jauh

melebihi target yang diinginkan maka dapat disimpulkan data yang dimasukkan merupakan data tidak dikenal (*UNKNOWN*).

Hal ini sangat penting apabila masukan uang diluar klasifikasi yang telah ditentukan. Sebagai contoh gambar 3.15 berikut menunjukkan masukan data (*UNKNOWN*) untuk pecahan Rp1000,- diluar klasifikasi identifikasi.



Gambar 3.15 Tampilan masukan data diluar klasifikasi

BAB IV

HASIL UJI COBA DAN ANALISIS

4.1 HASIL UJI COBA

Untuk mengukur evaluasi jaringan syaraf tiruan yang telah dibuat, akan diuji menggunakan citra yang berbeda dari yang digunakan pada proses pelatihan JST. Tiap objek akan diuji sebanyak minimal tujuh kali bervariasi untuk masing-masing citra. Hal ini disebabkan jumlah data yang diambil tidaklah sama dimana total set data untuk pengujian adalah 51 citra.

Percobaan simulasi identifikasi uang dilakukan dengan menggunakan program MATLAB™. Terdapat dua tahap proses identifikasi yakni identifikasi nominal dan keaslian (UV). Percobaan ini dilakukan terpisah, dimana setelah nominal ditentukan, barulah keasliannya. Hal ini bertujuan untuk mengurangi error yang timbul apabila UV kelima pecahan uang dilatih bersamaan.

Beberapa simulasi dilakukan untuk mencari konfigurasi terbaik dengan tingkat akurasi tertinggi dan waktu operasi tersingkat dengan memvariasikan struktur pembentuk JST antara lain :

1. Besar masukan JST
2. Jumlah *hidden* layer
3. Nilai keluaran JST
4. Jumlah pelatihan JST

Tingkat akurasi dihitung dengan membandingkan jumlah identifikasi yang benar dari masing-masing objek terhadap total objek masing-masing. Pengujian tidak mengikutkan data pelatihan, hal ini disebabkan akurasi dengan data pelatihan mencapai 100% yang menunjukkan asosiatif masukan dan target telah sempurna. Juga dilakukan uji coba masukan data diluar klasifikasi untuk melihat kemampuan program mengenali data salah diluar klasifikasinya. Hal ini bertujuan untuk mencegah kesalahan identifikasi program. Sebagai contoh, tentu tidak diinginkan apabila pecahan Rp1000,- (*UNKNOWN DATA*) dikenali sebagai Rp100.000,-.

Hasil akhir yang didapatkan dari perangkat lunak pada konfigurasi akhir sebesar 91,67% dengan waktu proses 0.05 detik per citra uang kertas. Tabel IV.1 menunjukkan persentase hasil uji coba simulasi untuk masing-masing uang kertas dengan variasi akurasi yang berbeda-beda.

Tabel IV.1 Tabel hasil uji coba identifikasi

No	ASLI	PALSU	Akurasi
Rp5.000,-	9	6	93,33%
Rp10.000,-	7	9	100%
Rp20.000,-	7	7	100%
Rp50.000,-	5	7	91,67%
Rp100.000,-	6	6	91,67%
Σ total	39	37	

Struktur JST yang digunakan dalam perangkat lunak terdiri dari satu lapisan masukan dengan 56 neuron, satu lapisan tersembunyi dengan 10 neuron, dan satu lapisan keluaran. Dimana pada lapisan tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi logsig dan pada lapisan keluaran menggunakan fungsi purelin. Pelatihan dilakukan sebanyak lima kali untuk keseluruhan citra uang yang ada.

Sebagai bahan perbandingan, juga dilakukan beberapa percobaan awal dalam menentukan bentuk struktur JST yang dibentuk diatas dan pengaruhnya terhadap akurasi sistem yang didapat. Analisis inilah yang digunakan dalam membentuk struktur JST yang optimal untuk perangkat lunak ini.

4.2 PENGARUH BESAR MASUKAN PADA SIMULASI

Pada teori *sampling*, semakin besar ukuran data *sampling* maka semakin baik hasil rekonstruksi ulang yang didapatkan, karena data yang didapat semakin lengkap. Hal ini seharusnya dapat pula diterapkan pada pengenalan objek (*recognition*). Misal suatu citra berukuran 256x256 *pixel* diekstraksi seluruh fitur ciri citra dengan 65536 *pixel* dan dijadikan masukan bagi pelatihan JST.

Tetapi hal ini berbeda dalam pengenalan objek yang ada, dimana semakin detail ciri citra semakin buruk performansi JST yang ada. Percobaan dilakukan dengan besar citra berukuran 32x24 *pixel* yang diekstraksi ciri citranya menjadi

matriks kolom berukuran 768x1 dimana akurasi sistem menjadi lebih buruk yakni sebesar 12,5%. Tabel IV.2 menunjukkan tingkat akurasi yang didapatkan dengan ciri citra berukuran besar.

Tabel IV.2 Tingkat akurasi dengan 32x24 pixel citra uang

No	ASLI	PALSU	Akurasi
Rp5.000,-	9	6	20%
Rp10.000,-	7	9	12,5%
Rp20.000,-	7	7	14,2%
Rp50.000,-	5	7	16,7%
Rp100.000,-	6	6	33%
total	39	37	

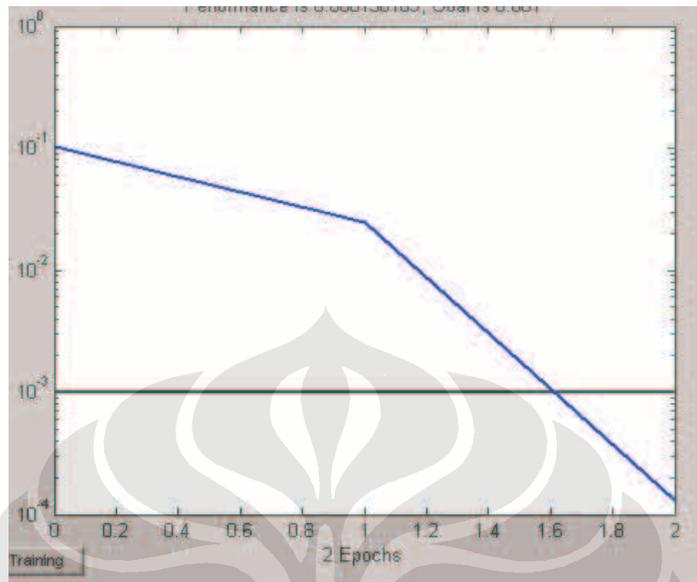
Sedangkan pada tabel IV.3 berikut menunjukkan waktu pelatihan yang diperlukan dibandingkan dengan ciri citra berukuran kecil. Terlihat dengan ukuran citra semakin besar tidak hanya MSE (*Mean Square Error*) semakin besar tapi juga waktu iterasi meningkat signifikan dengan jumlah iterasi yang juga meningkat.

Tabel IV.3 Pengaruh besar matriks masukan

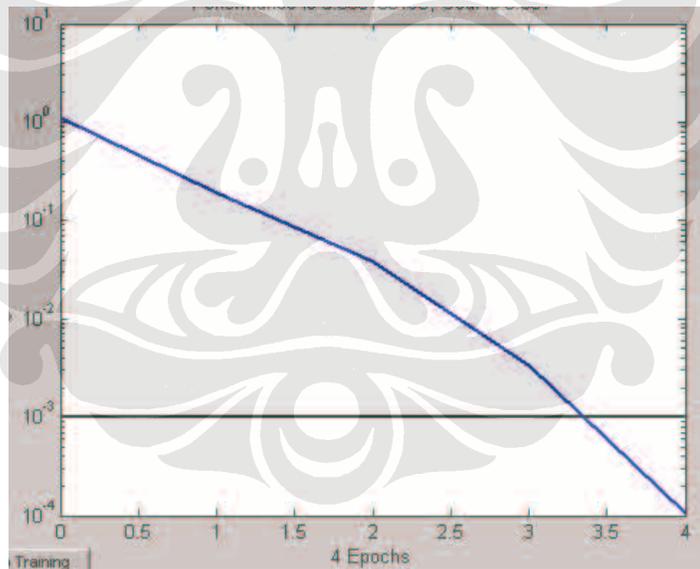
Jumlah Data pelatihan	MSE	Waktu Pelatihan (detik)	Σ Iterasi
8x7 pixel	0.0001	1.172	3
32x24 pixel	0.047	13	4
64x48 pixel	0.314	37	6

Gambar 4.1 berikut menunjukkan kurva pelatihan untuk masing-masing data diatas. Terlihat dengan ukuran 8x7 pixel (a), iterasi lebih cepat selesai (2 iterasi) dengan gradien kurva pencarian MSE untuk 8x7 pixel per tiap iterasi jauh lebih besar. Sehingga mampu mencapai target kesalahan akhir lebih cepat hanya dalam 2 iterasi.

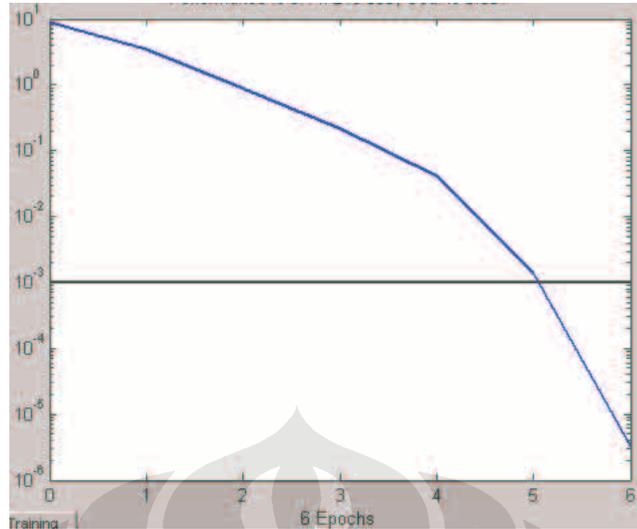
Bandingkan dengan ukuran 32×24 *pixel* yang membutuhkan 4 iterasi dan citra ukuran 64×48 *pixel* yang membutuhkan 6 iterasi pada saat pelatihan JST.



(a) 8×7 pixel



(b) 32×24 pixel



(c) 64x48 pixel

Gambar 4.1 Kurva iterasi *backpropagation* untuk variasi besar data pelatihan

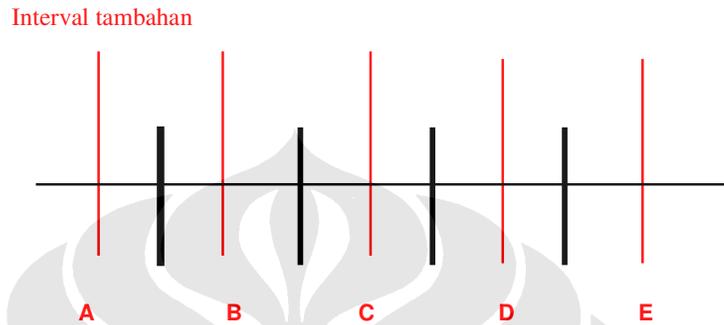
Tabel IV.4 berikut ini menunjukkan hasil akurasi untuk matriks berukuran 32x24 *pixel*.

Tabel IV.4 Tingkat akurasi dengan 18x12 *pixel* citra uang

No	ASLI	PALSU	Akurasi
Rp5.000,-	9	6	40%
Rp10.000,-	7	9	18,75%
Rp20.000,-	7	7	28,5%
Rp50.000,-	5	7	41,6%
Rp100.000,-	6	6	25%
total	39	37	

Tingkat akurasi yang buruk disebabkan ciri citra yang diproses tidak unik, apabila data terlalu besar dengan jumlah pelatihan data yang sedikit maka terjadi perulangan data yang sama pada objek yang berbeda. Karena dengan data yang detail, satu objek dapat memiliki nilai ciri yang sama dengan objek lainnya. Sebagai contoh dapat dilihat pada gambar 4.2 berikut, apabila dibuat JST yang mampu membedakan lima klasifikasi objek. Dimana masing-masing target jatuh pada daerah intervalnya masing-masing (garis hitam). Apabila dengan presisi data lebih tinggi, maka banyak interval data pun membesar (garis merah+garis hitam) dengan bertambahnya jumlah data. Karena satu keluaran y harus

menempati daerah target intervalnya masing-masing, maka kuantitas keluaran y yang menempati interval juga harus bertambah. Apabila nilai keluaran lain jatuh pada interval yang salah maka terjadi kesalahan pengenalan. Keadaan ini disebut “*dimensionality curse*”. Gambar 4.2 menunjukkan ilustrasi *dimensionality curse* sebagai akibat dengan bertambahnya jumlah data.



Gambar 4.2 Dimensionality Curse

Oleh karena itu *pre-processing* sangat penting dalam pengenalan objek. Tidak hanya mereduksi besar data tapi juga isi data jauh lebih unik dibandingkan yang lain. JST dengan sedikit masukan memiliki sedikit parameter untuk didefinisi, menghasilkan jaringan syaraf yang jauh lebih adaptif dengan kemampuan generalisasi objek yang lebih baik .

4.3 PENGARUH ISI MASUKAN MATRIKS (GRAYSCALE ATAU BINER)

Pada simulasi, data citra dikonversi ke dalam bentuk citra *grayscale* dengan 256 tingkat keabu-abuan dan bukan konversi ke biner (putih=1, hitam=0). Karena dengan data *grayscale*, maka isi data jauh lebih unik dibandingkan dengan 1 dan 0. Sehingga pada pelatihan hal ini akan membingungkan klasifikasi karena pada tiap objek citra akan memiliki data yang sama, yakni perulangan isi matriks 1 dan 0 pada urutan data yang berbeda. Hal inilah yang menyebabkan akurasi identifikasi citra biner jauh lebih buruk dibandingkan dengan citra *grayscale*.

Sebagai perbandingan dapat dilihat gambar 4.3 berikut ini yang menunjukkan penggalan matriks isi 256 level dan 2 level (biner).

1.0958	1.0333	0.9044	0.9883	0.8244
0.1883	0.1938	0.4512	0.3970	0.1823
0.1411	0.4000	0.5403	0.5386	0.3769
0.9983	0.9283	1.1305	1.0377	0.6734
1.1598	1.0417	1.1830	1.1272	0.7295
1.1755	1.0169	1.2358	1.1809	0.7414
1.2437	1.0120	1.1431	1.1809	0.8063

(a) Matriks 256 tingkat keabu-abuan

1	1	0	1	0
1	0	1	0	1
0	1	0	1	1
1	0	1	1	0
0	1	0	1	1
1	0	1	0	1
1	0	0	1	0

(b) Matriks 2 tingkat (biner)

Gambar 4.3 Perbandingan isi matriks *grayscale* dan biner

Pada baris 1 dari matriks 2 level isi kolom Rp5000,-; Rp10.000,- ; dan Rp20.000,- sama tapi merujuk pada target yang berbeda. sedangkan dengan matriks dalam 256 tingkat keabu-abuan, isi data jauh lebih unik. Tabel IV.4 berikut menunjukkan waktu pelatihan yang diperlukan untuk citra *grayscale* dibandingkan dengan ciri citra biner. Terlihat dengan ciri biner baik waktu iterasi dan MSE lebih baik dibandingkan data *grayscale*. Hal ini lebih disebabkan dengan data biner proses matematis iterasi lebih mudah.

Tabel IV.5 Pengaruh isi matriks masukan

Jumlah Data pelatihan	MSE Error	Waktu Pelatihan (detik)	Σ Iterasi
biner	0.0001	1.46	3
256	0.0002	1,93	4

Tetapi untuk tingkat akurasi citra biner sangat buruk. Hal ini dapat dilihat pada tabel IV.6 berikut.

Tabel IV.6 Tingkat akurasi untuk citra biner

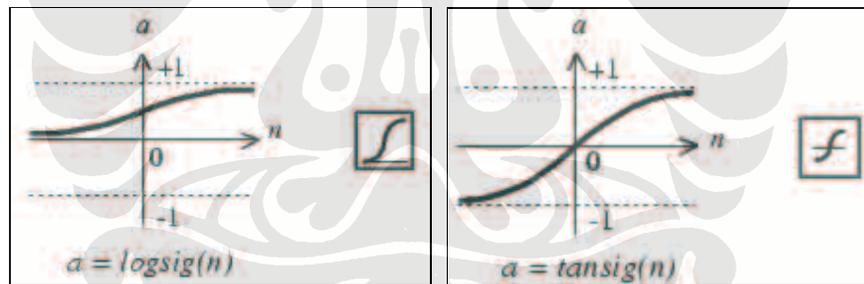
No	ASLI	PALSU	Akurasi
Rp5.000,-	9	6	13,3%
Rp10.000,-	7	9	6,25%

Rp20.000,-	7	7	21,42%
Rp50.000,-	5	7	8,33%
Rp100.000,-	6	6	8,33%
total	39	37	

Apabila digunakan citra biner untuk lima klasifikasi, akurasi yang didapatkan sangat buruk. Citra biner dapat digunakan jika terdapat hanya dua klasifikasi pada lapisan keluaran

4.4 PENGARUH FUNGSI AKTIVASI DAN TARGET

Perangkat lunak menggunakan fungsi aktivasi logsig (sigmoid) untuk lapisan tersembunyi. Hal ini lebih dipilih karena fungsi logsig memiliki rentang nilai keluaran 0 – 1. Hal ini dapat dilihat pada karakteristik kurva untuk fungsi logsig dibandingkan dengan fungsi tansig dengan rentang nilai (-1) – 1. Gambar 4.4 berikut menunjukkan karakteristik kurva untuk dua fungsi diatas.



Gambar 4.4 Fungsi sigmoid biner(logsig)dan sigmoid bipolar (tansig)

Pemilihan rentang 0 -1 karena keluaran target juga bernilai 0 dan 1, dapat dilihat untuk keluaran Rp5000,- (1 0 0 0 0) hingga keluaran Rp100.000,- (0 0 0 0 1). Apabila masukan data diluar klasifikasi, hasil keluaran fungsi logsig akan bernilai dibawah 0 (< 0), oleh karena itu fungsi logsig yang digunakan dan bukanlah fungsi tansig.

Adapun pemilihan target keluaran 0 dan 1 karena berada di dalam interval nilai masukan 0 dan 2,55 sehingga akan didapat perhitungan yang lebih cepat mencapai konvergen, disebabkan keluaran berada di dalam interval masukan.

	1	0	0	0	0
	0	1	0	0	0
5000	0	0	1	0	100.000
	0	0	0	1	0
	0	0	0	0	1

Gambar 4.5 Target simulasi

Untuk evaluasi keluaran terhadap target apabila keluaran bernilai 0, di sekitar daerah, maka disimpulkan bernilai 0 dan apabila ± 1 dianggap bernilai 1. Sedangkan bila negatif mendekati -1, dapat disimpulkan data *UNKNOWN*. Hal ini terjadi pada masukan untuk uang pecahan Rp1000,-. Untuk nilai MSE dan jumlah iterasi relatif sama yakni 0.0001 dengan rata-rata 3 iterasi untuk masing-masing logsig dan tansig.

Adapun pemilihan fungsi sigmoid karena pada banyak aplikasi *backpropagation* menggunakan satu lapisan tersembunyi banyak diaplikasikan fungsi sigmoid (fungsi logaritmik) sebagai fungsi aktivasinya, hal ini disebabkan hasil jumlah pada lapisan tersembunyi tidak linear yang juga sesuai dengan karakteristik sigmoid juga tidak linear

4.5 PENGARUH JUMLAH LAPISAN TERSEMBUNYI

Pada simulasi struktur JST hanya menggunakan satu lapisan tersembunyi, hal ini bertujuan agar proses pengenalan berjalan singkat. Karena dengan bertambahnya satu lapisan tersembunyi berarti proses matematis yang berjalan juga lebih lama. Hal ini dapat terlihat pada tabel IV.7 berikut yang menunjukkan waktu proses dengan 2 lapisan tersembunyi lebih lama, baik untuk pelatihan maupun identifikasi dibandingkan dengan 1 lapisan tersembunyi.

Tabel IV.7 Waktu proses

Jumlah lapisan tersembunyi	Waktu pelatihan (detik)	Waktu identifikasi (detik)
2	8,23	0,07
1	6,75	0,05

Sedangkan untuk tingkat akurasi antara keduanya tidak jauh berbeda yakni berkisar 91,67%, dengan kesalahan pengenalan pada citra uang yang

berbeda. Tabel IV.8 berikut ini menunjukkan tingkat akurasi yang didapatkan dengan simulasi JST menggunakan dua lapisan tersembunyi.

Tabel IV.8 Tabel hasil uji coba identifikasi dua lapisan tersembunyi

No	ASLI	PALSU	Akurasi
Rp5.000,-	9	6	93,33%
Rp10.000,-	7	9	100%
Rp20.000,-	7	7	93,33%
Rp50.000,-	5	7	100%
Rp100.000,-	6	6	91,67%
total	39	37	

Hal ini menunjukkan walaupun *backpropagation* dapat diterapkan dengan berapapun jumlah lapisan tersembunyi, tapi untuk kasus pengenalan objek menggunakan hanya satu lapisan tersembunyi sudah memenuhi, selain itu diharapkan dengan hanya satu lapisan tersembunyi waktu proses menjadi lebih singkat.

4.6 PENGARUH METODE OPTIMASI

Pada simulasi, struktur JST dioptimasi dengan metode Levenberg-Marquardt. Keistimewaan dari metode ini adalah mampu meminimalkan fungsi error yang didapat sekaligus menambah nilai bobot sedikit demi sedikit dan tetap mempertahankan aproksimasi yang linear. Sebagai bahan perbandingan dilakukan pula optimasi menggunakan *gradient descent* dengan *momentum*. Seperti diketahui basis matematika dari operasi *backpropagation* pada JST adalah optimasi *gradient descent / steepest descent*.

Tabel IV.9 menunjukkan hasil perbandingan antara optimasi Levenberg-Marquardt dan *Gradient descent* dari segi MSE, jumlah iterasi, dan waktu identifikasi.

Tabel IV.9 Perbandingan Levenberg-Marquardt dan *Gradient descent*

Metode	MSE	Σ Iterasi	Waktu Iterasi (detik)	Waktu Identifikasi (detik)
Levenberg-Marquardt	0.0001	2	1,49	0.05
<i>Gradient descent</i>	0.0009	2155	8,79	0.09

Terlihat dengan Levenberg-Marquadt (LM), nilai MSE yang didapatkan jauh lebih kecil dibandingkan dengan *Gradient Descent (GD)*. Apabila dilihat dari jumlah iterasi LM memerlukan lebih sedikit iterasi dibandingkan GD. Hal ini disebabkan kenaikan bobot pada GD sedikit demi sedikit (*steepest*) dibandingkan LM yang lebih cepat dalam kenaikan bobotnya dengan tetap menjaga penurunan tingkat kesalahan yang linear konvergen dibandingkan dengan GD.

4.7 PENGENALAN DATA ASING

Hasil keluaran dari simulasi akan mendekati nilai target dengan kesalahan sekecil mungkin. Hal ini memberikan keuntungan tambahan yakni apabila hasil akhir yang didapatkan memiliki persen kesalahan yang cukup besar maka dapat disimpulkan bahwa uang yang dimasukkan tidak *valid* atau mesin memiliki kemampuan menolak uang diluar klasifikasinya (*rejection capabilities*). Sebagai contoh, pada simulasi dicoba masukan uang Rp1000,- yang menghasilkan keluaran matriks yaitu,

$$\begin{pmatrix} 0.0218 \\ 0.3436 \\ 0.3611 \\ 0.3070 \\ 0.1236 \end{pmatrix}$$

Hasil ini dapat dibandingkan dengan input uang Rp20.000,- yang menghasilkan matriks output sebagai berikut :

$$\begin{pmatrix} -0.1672 \\ -0.2998 \\ 1.0460 \\ 0.4095 \\ -0.1278 \end{pmatrix}, \text{ bandingkan dengan target Rp20.000,-, yakni : } \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Hasil matriks keluaran untuk Rp1000,- menunjukkan kesalahan cukup besar dimana output tidak mendekati semua klasifikasi target yang ada. Tentu tidak diinginkan uang Rp1000,- dikenali sebagai Rp100.000,-

4.8 PENGARUH JUMLAH PELATIHAN

Tingkat pengenalan dari JST bergantung dari jumlah contoh yang diinput, karena kemampuan deteksi JST didapatkan dengan cara belajar dari contoh. Apabila jumlah data pelatihan sangat sedikit dibandingkan dengan data pengujian yang sangat banyak, maka kesalahan pengujian akan cukup besar. Hal ini disebabkan jumlah kondisi kertas uang yang berbeda-beda dan sangat banyak. Sedangkan pada pelatihan hanya menyertakan beberapa kondisi kertas saja, sehingga JST tidak merepresentasikan seluruh uang yang beredar di pasaran.

JST memiliki kemampuan untuk men-generalisir pola yang telah dilatihnya, sehingga untuk pola yang berbeda-beda akurasi sistem akan menjadi lebih baik. Tetapi apabila pelatihan JST diperbanyak dengan masukan yang berulang-ulang akan menyebabkan JST menjadi spesifik terhadap pola-pola berulang yang terakhir. Hal ini akan menyebabkan akurasi untuk data pelatihan baik tetapi buruk untuk data pengujian. Oleh karena itu pelatihan JST terus dilakukan dalam batasan akurasi sistem masih membaik. Apabila sebaliknya pelatihan harus dihentikan.

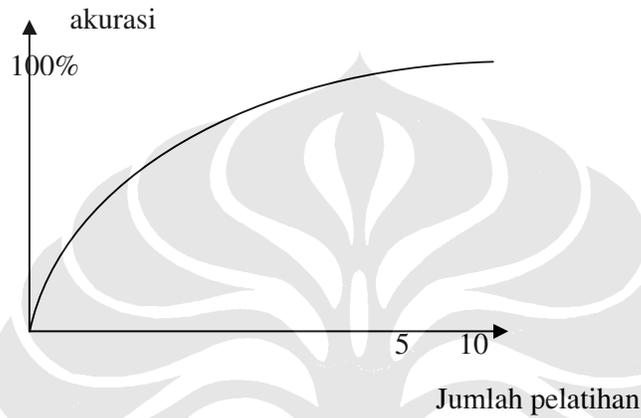
Bandingkan hasil akurasi yang didapatkan pada tabel IV.10, akurasi dengan 10 input pada pelatihan dengan tabel IV.1 akurasi yang didapat dengan 5 input pelatihan.

Tabel IV.10 Tabel hasil uji coba identifikasi dengan 10 input pelatihan

No	ASLI	PALSU	Akurasi
Rp5.000,-	6	4	100%
Rp10.000,-	5	6	100%
Rp20.000,-	4	5	100%
Rp50.000,-	4	3	100%
Rp100.000,-	3	4	100%
Σ total	22	22	

Apabila pelatihan diteruskan untuk 20 input, akan terlihat akurasi sistem menjadi jauh lebih buruk disebabkan adanya batas jenuh JST sehingga JST terlalu spesifik terhadap pola-pola terakhir yang dilatih. Jadi dapat disimpulkan JST memiliki batasan jenuh pelatihan dimana dengan semakin banyak jumlah

pelatihan, maka akurasi yang didapatkan juga semakin baik apabila JST masih mampu men-generalisir pola pelatihan masukan. Apabila pelatihan terus berulang-ulang JST akan menjadi spesifik terhadap pola masukan pelatihan terakhir. Hal ini berakibat memburuknya akurasi sistem identifikasi yang dibuat. Sedangkan pelatihan yang sedikit tidak menjamin performa JST yang baik walaupun kesalahan pengenalan pada pelatihan sangatlah kecil.



Gambar 4.6 Kurva perbandingan akurasi terhadap jumlah pelatihan

BAB 5

KESIMPULAN

Berdasarkan analisis hasil uji coba, dapat disimpulkan beberapa hal berikut ini,

1. Sistem identifikasi citra uang rupiah menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *backpropagation* mampu mengidentifikasi 5 klasifikasi uang rupiah pecahan Rp5000,-; Rp10.000,-; Rp20.000,-; Rp50.000,-; Rp100.000,- dengan tingkat akurasi mencapai 92% bervariasi terhadap jumlah data training.
2. Jaringan syaraf tiruan dengan sedikit input memiliki tingkat keberhasilan lebih baik dalam mengenali objek, karena dengan lebih sedikit parameter untuk didefinisi akan menghasilkan jaringan syaraf yang jauh lebih adaptif. Oleh karena itu tindakan *pra-processing* dalam mereduksi data sangat penting.
3. Tingkat akurasi yang tinggi diperoleh dengan menggunakan matriks input unik dengan jumlah data pelatihan yang memadai.
4. Jaringan syaraf tiruan sangat sesuai diterapkan untuk pengenalan objek, hal ini disebabkan tidak hanya mampu membedakan target klasifikasi yang telah ditetapkan (*valid data*) tapi juga target diluar klasifikasi (*invalid data*).
5. Struktur JST dengan dua lapisan tersembunyi menghasilkan waktu operasi yang lebih lama dengan tingkat akurasi yang sama terhadap satu lapisan tersembunyi.
6. JST *backpropagation* memiliki kemampuan men-generalisir pola pengenalan yang akan menjadi spesifik pada pola-pola terakhir data pelatihan seiring dengan bertambahnya jumlah pelatihan.
7. Pada proses pelatihan dengan data berjumlah besar, optimasi Levenberg-Marquadt (LM) dapat memberikan peningkatan waktu pelatihan JST yang signifikan dibandingkan optimasi Gradient Descent.

DAFTAR ACUAN

- [1] Sigeru Omatu, Toshihisa Kosa, et al., "Classification of the Italian Liras Using the LVQ Method", 2003, IEEE 599-8531.
- [2] Masato Aoba, Tetsuo Kiku, Yoshiyasu Takefuji, "Euro Banknote Recognition System Using a Three-layered Perceptron and RBF Networks", (IPSJ Transaction on Mathematical Modelling and Its Application Vol 44 No SIG 7, May 2003)
- [3] Baiqing Sun, "Research on Rejection Capabilities of Paper Currency Recognition System with the Neural Network Employing Gaussian Function", Disertasi, Kochi University of Technology, Japan, 2006.
- [4] Ridzky Arya P, "Perangkat Lunak Identifikasi Nilai Nominal Dan Keaslian Mata Uang Rupiah Dengan *Image Recognition* Menggunakan *Hidden Markov Model*", skripsi, Program Sarjana Fakultas Teknik, UI, Depok, 2008
- [5] Hendra Heriawan, "Pengenalan Mata Uang Rupiah Menggunakan Logika Fuzzy", Skripsi, Program Sarjana Fakultas Teknik, UI, Depok, 2007.
- [6] Rumelhart, D. E., R. Durbin, R. Golden, and Y. Chauvin. Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications (New Jersey: Lawrence Erlbaum, 1995), hal 1-34
- [7] Bank Indonesia. *Mata Uang Rupiah : Security Features* . Diakses 5 April 2007, dari Bank Indonesia.
[http://www.bi.go.id/Mata Uang Rupiah : Security Features.html](http://www.bi.go.id/Mata%20Uang%20Rupiah%20:%20Security%20Features.html)
- [8] AtvmSMALL.jpeg. Diakses 5 April 2007, dari Korean Mass Rail Transport.
http://www.smrt.co.kr/smrt_smrt/general/images/news/pictures/AtvmSMALL.jpg
- [9] Mark S. Nixon, Alberto S. Aguado, *Feature Extraction in Computer Vision and Image Processing*, (Oxford : Newnes, 2002), hal 247, hal 33
- [10] Randy Crane, *A Simplified Approach to Image Processing* (New Jersey : Prentice Hall, 1997), hal 304
- [11] Maria Petrou, Panagiota Bosdogianni, *Image Processing – The Fundamentals* (New York : John Wiley & Sons, Ltd, 1999), hal 1 -2
- [12] Gonzalez, Rafael C, Richard E. Woods ,*Digital Image Processing Second Edition* (New Jersey USA : Prentice Hall, 2001) , hal 50-55
- [13] Tinku Acharya, Ajoy K. Ray, *Image Processing Principles and Application* (New Jersey USA : A John Wiley & Sons. Mc. Publication , 2005), hal. 23-26
- [14] Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications* (USA : Prentice-Hall Inc. 1994), hal 3-15

[15] Kusumadewi, Sri , *Membangun Jaringan syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB dan EXCELLINK* , (Yogyakarta : Graha Ilmu, 2004), hal 50-51

[16] Masato Aoba, Tetsuo Kiku, Yoshiyasu Takefuji, “*Euro Banknote Recognition System Using a Three-layered Perceptron and RBF Networks*”, (IPSJ Transaction on Mathematical Modelling and Its Application Vol 44 No SIG 7, May 2003)

[17] Hermawan, Arief, *Jaringan Saraf Tiruan : Teori dan Aplikasi* (Yogyakarta : ANDI, 2006)

[18] Ben Krose , *An Introduction to Neural Network 8th Ed.*, (Amsterdam: Univ of Amsterdam, 1996), hal. 18, hal. 31

[19] MATLAB HELP, Image Processing Toolbox, mathworks inc.



DAFTAR PUSTAKA

- Baiqing Sun, "Research on Rejection Capabilities of Paper Currency Recognition System with the Neural Network Employing Gaussian Function", Disertasi, Kochi University of Technology, Japan, 2006.
- Ben Krose, *An Introduction to Neural Network 8th Ed.*, (Amsterdam: Univ of Amsterdam, 1996), hal. 18, hal. 31
- Christopher M. Bishop, *Neural Network for Pattern Recognition*, (Oxford: Clarendon Press, 1995), hal 7 – 9, hal 268, hal 291-300
- Cybenko, G. *Approximation by superpositions of a sigmoidal function. Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2(4), 1989, hal. 33
- Fausett, L., *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, (USA : Prentice-Hall Inc, 1994)
- Gonzalez, Rafael C, Richard E. Woods, *Digital Image Processing Second Edition*, (New Jersey USA : Prentice Hall), 2001
- Hendra Heriawan, "Pengenalan Mata Uang Rupiah Menggunakan Logika Fuzzy", Skripsi, Program Sarjana Fakultas Teknik, UI, Depok, 2007.
- Hermawan, Arief, *Jaringan Saraf Tiruan : Teori dan Aplikasi* (Yogyakarta : ANDI, 2006)
- Jae-Kang Lee, Seong-Goo Jeon, et.al., "Distinctive Point Extraction and Recognition Algorithm for Various Kinds of Euro Banknotes", *International Journal of Control, Automation, and Systems* Vol. 2, No. 2, (2004)
- Kusumadewi, Sri, *Membangun Jaringan syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB dan EXCELLINK*, (Yogyakarta : Graha Ilmu, 2004), hal. 50 - 51
- Maria Petrou, Panagiota Bosdogianni, *Image Processing – The Fundamentals* (New York : John Wiley & Sons, Ltd, 1999), hal. 1-2
- Mark S. Nixon, Alberto S. Aguado, *Feature Extraction in Computer Vision and Image Processing*, (Oxford : Newnes, 2002), hal 247, hal 33
- Masato Aoba, Tetsuo Kiku, Yoshiyasu Takefuji, "Euro Banknote Recognition System Using a Three-layered Perceptron and RBF Networks", (IPSJ Transaction on Mathematical Modelling and Its Application Vol 44 No SIG 7, May 2003)

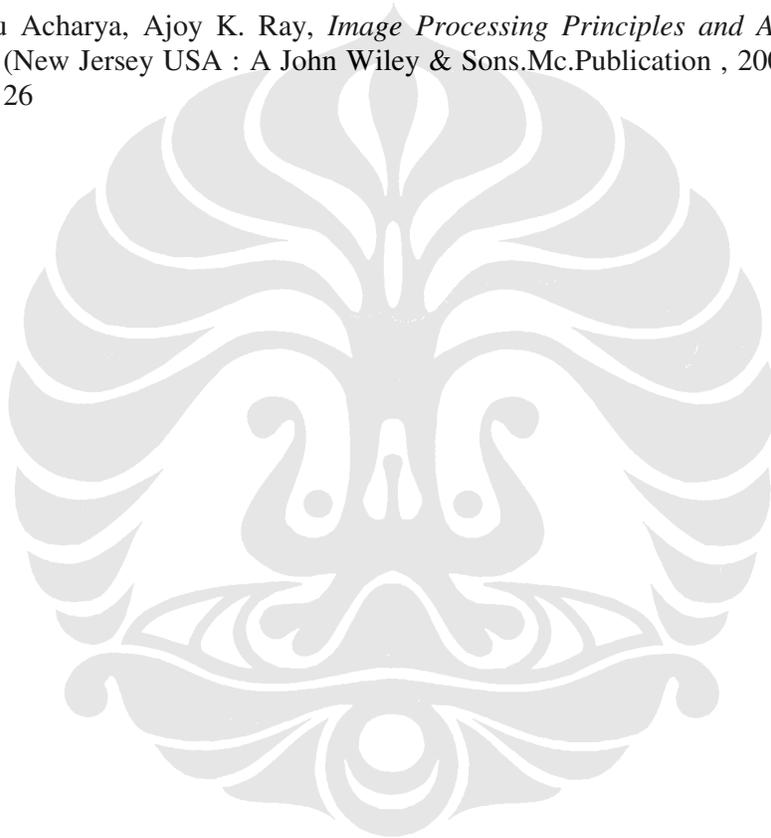
MATLAB HELP, Image Processing Toolbox, mathworks inc.

Randy Crane, *A Simplified Approach to Image Processing* (New Jersey : Prentice Hall, 1997), hal 304

Rumelhart, D. E., R. Durbin, R. Golden, and Y. Chauvin. *Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications* (New Jersey: Lawrence Erlbaum,1995), hal 1-34

Sigeru Omatu,Toshihisa Kosa,et.al.,"Classification of the Italian Liras Using the LVQ Method", 2003,IEEE 599-8531.

Tinku Acharya, Ajoy K. Ray, *Image Processing Principles and Application* , (New Jersey USA : A John Wiley & Sons.Mc.Publication , 2005), hal. 23-26



LAMPIRAN

Lampiran 1 Hasil uji coba identifikasi (8x7 pixel)
optimasi Levenberg-Marquadt

No.	Citra					
	Keaslian	Rp5.000,-	Keaslian	Rp10.000,-	Keaslian	Rp20.000,-
1	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
2	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
3	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
4	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
5	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
6	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
7	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
8	ASLI	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
9	ASLI	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
10	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
11	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
12	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
13	PALSU	salah	PALSU	ok	PALSU	ok
14	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
15	PALSU	ok	PALSU	ok		
16			PALSU	ok		
	akurasi	93,33%		100%		100%

No.	Keaslian	Rp50.000,-	Keaslian	Rp100.000,-
1	ASLI	ok	ASLI	ok
2	ASLI	ok	ASLI	ok
3	ASLI	ok	ASLI	ok
4	ASLI	ok	ASLI	ok
5	ASLI	ok	ASLI	ok
6	PALSU	ok	ASLI	ok
7	PALSU	ok	PALSU	ok
8	PALSU	ok	PALSU	ok
9	PALSU	ok	PALSU	salah
10	PALSU	salah	PALSU	salah
11	PALSU	salah	PALSU	ok
12	PALSU	ok	PALSU	ok
	akurasi	91,67%		91,67%

Lampiran 2 Hasil uji coba identifikasi (32x24 pixel)
optimasi Levenberg-Marquadt

No.	Citra					
	Keaslian	Rp5.000,-	Keaslian	Rp10.000,-	Keaslian	Rp20.000,-
1	ASLI	ok	ASLI	salah	ASLI	salah
2	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
3	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
4	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
5	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	ok
6	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
7	ASLI	ok	ASLI	salah	ASLI	salah
8	ASLI	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
9	ASLI	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
10	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	ok
11	PALSU	salah	PALSU	ok	PALSU	salah
12	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
13	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
14	PALSU	ok	PALSU	salah	PALSU	salah
15	PALSU	salah	PALSU	salah		
16			PALSU	ok		
	akurasi	20,00%		12,5%		14,2%

No.	Keaslian	Rp50.000,-	Keaslian	Rp100.000,-
1	ASLI	salah	ASLI	salah
2	ASLI	salah	ASLI	salah
3	ASLI	salah	ASLI	salah
4	ASLI	salah	ASLI	salah
5	ASLI	ok	ASLI	ok
6	PALSU	salah	ASLI	salah
7	PALSU	salah	PALSU	ok
8	PALSU	salah	PALSU	salah
9	PALSU	ok	PALSU	salah
10	PALSU	salah	PALSU	salah
11	PALSU	salah	PALSU	ok
12	PALSU	salah	PALSU	ok
	akurasi	16,70%		33,00%

Lampiran 3 Hasil uji coba identifikasi (18x12 pixel)
optimasi Levenberg-Marquadt

No.	Citra					
	Keaslian	Rp5.000,-	Keaslian	Rp10.000,-	Keaslian	Rp20.000,-
1	ASLI	ok	ASLI	salah	ASLI	salah
2	ASLI	ok	ASLI	salah	ASLI	salah
3	ASLI	ok	ASLI	salah	ASLI	salah
4	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
5	ASLI	salah	ASLI	ok	ASLI	ok
6	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	ok
7	ASLI	ok	ASLI	salah	ASLI	salah
8	ASLI	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
9	ASLI	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
10	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	ok
11	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	salah
12	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
13	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
14	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
15	PALSU	salah	PALSU	salah		
16			PALSU	ok		
	akurasi	40,0%		18,75%		28,5%

No.	Keaslian	Rp50.000,-	Keaslian	Rp100.000,-
1	ASLI	ok	ASLI	salah
2	ASLI	ok	ASLI	salah
3	ASLI	salah	ASLI	salah
4	ASLI	salah	ASLI	salah
5	ASLI	ok	ASLI	ok
6	PALSU	salah	ASLI	salah
7	PALSU	salah	PALSU	ok
8	PALSU	ok	PALSU	salah
9	PALSU	salah	PALSU	salah
10	PALSU	salah	PALSU	salah
11	PALSU	ok	PALSU	ok
12	PALSU	salah	PALSU	salah
	akurasi	41,6%		25,0%

Lampiran 4 Hasil uji coba identifikasi (8x7 pixel) dengan isi biner

No.	Citra					
	Keaslian	Rp5.000,-	Keaslian	Rp10.000,-	Keaslian	Rp20.000,-
1	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
2	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
3	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
4	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
5	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	ok
6	ASLI	salah	ASLI	salah	ASLI	salah
7	ASLI	ok	ASLI	salah	ASLI	salah
8	ASLI	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
9	ASLI	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
10	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	ok
11	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	salah
12	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
13	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	salah
14	PALSU	salah	PALSU	salah	PALSU	ok
15	PALSU	salah	PALSU	salah		
16			PALSU	salah		
akurasi		13,3%		6,25%		21,4%

No.	Keaslian	Rp50.000,-	Keaslian	Rp100.000,-
1	ASLI	salah	ASLI	salah
2	ASLI	salah	ASLI	salah
3	ASLI	salah	ASLI	salah
4	ASLI	salah	ASLI	salah
5	ASLI	ok	ASLI	salah
6	PALSU	salah	ASLI	salah
7	PALSU	salah	PALSU	salah
8	PALSU	salah	PALSU	salah
9	PALSU	salah	PALSU	salah
10	PALSU	salah	PALSU	salah
11	PALSU	salah	PALSU	ok
12	PALSU	salah	PALSU	salah
akurasi		8,3%		8,3%

Lampiran 5 Hasil uji coba identifikasi (8x7 pixel)
optimasi Gradient Descent

No.	Citra					
	Keaslian	Rp5.000,-	Keaslian	Rp10.000,-	Keaslian	Rp20.000,-
1	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
2	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
3	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
4	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
5	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
6	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
7	ASLI	ok	ASLI	ok	ASLI	ok
8	ASLI	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
9	ASLI	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
10	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
11	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
12	PALSU	salah	PALSU	ok	PALSU	ok
13	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	salah
14	PALSU	ok	PALSU	ok	PALSU	ok
15	PALSU	ok	PALSU	ok		
16			PALSU	ok		
	akurasi	93,3%		100,00%		93,3%

No.	Keaslian	Rp50.000,-	Keaslian	Rp100.000,-
1	ASLI	ok	ASLI	ok
2	ASLI	ok	ASLI	salah
3	ASLI	ok	ASLI	ok
4	ASLI	ok	ASLI	ok
5	ASLI	ok	ASLI	ok
6	PALSU	ok	ASLI	ok
7	PALSU	ok	PALSU	salah
8	PALSU	ok	PALSU	ok
9	PALSU	ok	PALSU	ok
10	PALSU	ok	PALSU	ok
11	PALSU	ok	PALSU	ok
12	PALSU	ok	PALSU	ok
	akurasi	100,0%		91,7%