



ISSN 2088-060X

Jurnal Sains & Teknologi FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS DARM PERSADA

(Volume I. No 2. September 2011)

PENGARUH PERLAKUAN PANAS TERHADAP SIFAT MEKANIK PADUAN
Al-Si-Cu DENGAN VARIASI Cu PADA PRODUK COR RING ABSORB
BREAKER SEPEDA MOTOR HONDA

SIMULASI SUHU RUANG DENGAN DINDING TRANSPARAN
MENGUNAKAN PEMANASAN DENGAN MATAHARI DAN BIOMASSA

ALTERNATIF SOLUSI PROSES PRODUKSI DENGAN MINIMASI
ANTRIAN DAN COST

PERENCANAAN DAN PENGENDALIAN BAHAN DENGAN
MENGUNAKAN MATERIAL REQUIREMENT PLANNING (MRP)

ANALISIS KERUSAKAN PADA POROS PENGHUBUNG
KOMPRESOR TORAK

TINJAUAN TEORITIS TENTANG PENENTUAN
MANUFACTURING LEAD TIME DAN LAJU PRODUKSI DALAM
INDUSTRI MANUFAKTUR

PENGENALAN SUARA PEMBICARA MENGGUNAKAN
METODE DYNAMIC TIME WARPING

RISET PEMASARAN PRODUK-PRODUK PELEMBAB B'ERDASARKAN
METODE ANALISIS FAKTOR DAN KLASTER DI JAKARTA TIMUR

PENERAPAN JARINGAN SYARAF TIRUAN METODE PROPAGASI BALIK
DALAM MENGENALI AKSARA JAWA

ISSN 2088-060X



Ditprbitkan Oleh :
Fakultas Teknik Universitas Dharma Persada
© 2011

PENERAPAN JARINGAN SYARAF TIRUAN METODE PROPAGASI BALIK DALAM MENGENALI AKSARA JAWA

Eko Budi Wahyono*

Abstract

Artificial Intelligence is a branch in computer science which tries to make machine act like human. Artificial neural network imitates human biological learning process, which also creates some foundations in pattern recognition. In application area of pattern recognition is in learning foreign characters, especially graphical characters, such as in Jawa. Our goal in this research is to build a system which would be able to recognize hand writing in Jawa Character, by using artificial neural network with back propagation learning mechanism.

Keyword: *artificial neural network, back propagation, pattern recognition, Jawa Character.*

I. PENDAHULUAN

Adanya banyak suku bangsa di dunia menyebabkan adanya keanekaragaman bahasa dan huruf sebagai sarana menuliskan bahasa tersebut. Hal ini akan menimbulkan kendala didalam memahami ucapan maupun tulisan bangsa lain. Maka salah satu solusinya ditentukannya bahasa internasional. Selain itu manusia saling mempelajari bahasa dan budaya antar budaya yang berbeda.

Ada berbagai cara manusia mempelajari bahasa antar budaya yang berbeda, pertama dengan cara konvensional seperti kursus dan sebagainya. Kedua dengan mempelajari data digital dari komputer dan internet atau autodidak. Mesin computer perlu mengetahui karakter serta huruf dalam bahasa tersebut agar dapat membantu manusia dalam mempelajari bahasa tertentu (Contohnya telepon seluler telah memiliki *handwriting recognition* untuk huruf baik untuk alphabet maupun kanji mandarin).

Pemanfaatan komputer dalam menciptakan alat bantu manusia sangat dihargai hingga kemampuan komputer tersebut dapat mengatasi keterbatasan yang dimiliki manusia. Manusia dapat mengenali sebuah obyek dengan mata dan otaknya, tetapi apabila mata dan otaknya tidak dapat bekerja dengan baik maka akan membuat kerja manusia jadi terhambat.

Teknik pengenalan pola (*pattern recognition*) mengalami banyak kemajuan dan semakin disukai dalam memecahkan permasalahan. Teknik pengenalan pola dipakai untuk mengenali tanda tangan, tulisan tangan, gambar dan sebagainya. Berbeda dengan disiplin ilmu pengolahan citra yang dibatasi dengan citra sebagai masukan dan keluarannya, suatu aplikasi pengenalan pola dipergunakan untuk melakukan pengenalan terhadap sebuah obyek kedalam salah satu kelas tertentu berdasarkan pola yang dimilikinya. Jaringan syaraf tiruan mengklasifikasikan atau mengenali satu tipe pola khususnya dalam pengenalan pola tulisan tangan, salah satunya adalah propagasi balik.

Algoritma ini melakukan dua tahapan perhitungan, yakni perhitungan maju untuk menghitung galat dan perhitungan mundur yang mempropagasi balik galat tersebut untuk memperbaiki

bobot sinaptik pada semua neuron yang ada. Dengan kata lain kita dapat memasukkan acuan yang akan digunakan sesuai kebutuhan.

II. TUJUAN

Tujuan utama penulisan ini adalah untuk membuat perangkat lunak yang dapat mengenali tulisan tangan aksara jawa. Pembuatan perangkat lunak ini akan menggunakan jaringan syaraf tiruan(JST) dengan metode propagasi balik. Perangkat lunak ini akan menerima input berupa gambar melalui mouse digitizer, kemudian akan menggunakan JST dengan metode propagasi balik untuk mengenali huruf jawa tersebut.

III. ALGORITMA SISTEM

Aplikasi yang akan dibuat mempunyai algoritma sebagai berikut

1. Menerapkan JST dengan metode propagasi balik
2. Tidak menyertakan tanda baca dalam mengenali huruf jawa
3. Menerima input gambar dari mouse digitizer.
4. Menerima input gambar dari file yang dipilih
5. Hanya mengenali satu huruf dalam satu kali proses pengenalan
6. Menampilkan output berupa gambar dan prosentase kemiripannya

IV. TEORI

Huruf jawa disosialisasikan melalui sebuah cerita, ada dua utusan yang sedang berbeda pendapat hingga berkelahi yang mana keduanya sama kuat yang pada akhirnya kedua utusan itu meninggal dunia.

Huruf jawa ini berurutan sesuai dengan cerita tersebut, Ha Na Ca Ra Ka Da Ta Sa Wa La Pa Dha Ja Ya Nya Ma Ga Ba Tha Nga. Secara gambar visual nampak seperti gambar 4.1 berikut.

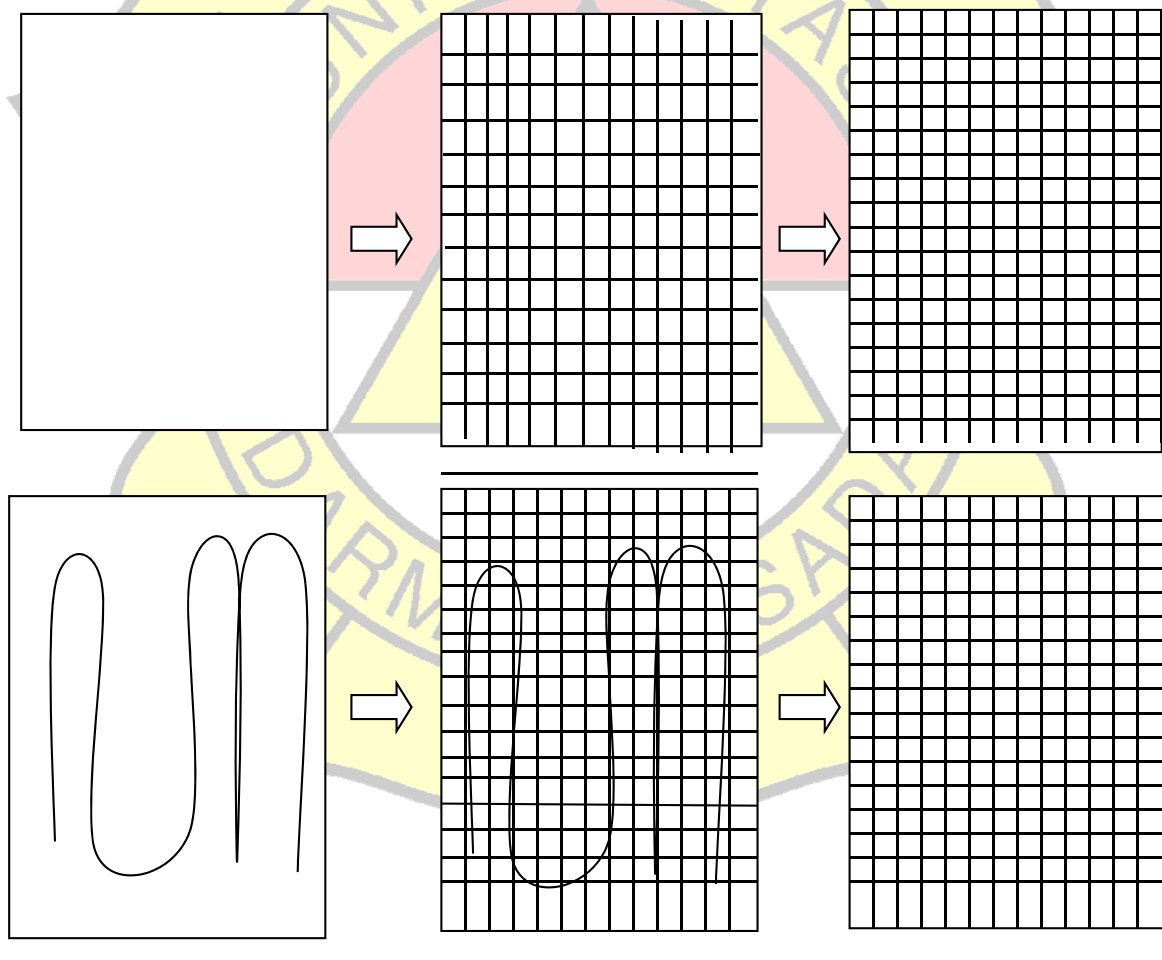
ᮊ	ᮏ	ᮓ	ᮘ	ᮙ	ᮛ	ᮜ	ᮟ	ᮠ	ᮡ
Ha	Na	Ca	Ra	Ka	Da	Ta	Sa	Wa	La
ᮢ	ᮣ	ᮥ	ᮦ	ᮧ	ᮨ	ᮩ	᮪	᮫	ᮬ
Pa	Dha	Ja	Ya	Nya	Ma	Ga	Ba	Tha	Nga

Gambar 4.1 Huruf jawa dengan urutan sesuai abjad.

Berkurangnya generasi muda mempelajari huruf Jawa merupakan salah satu penyebab berkurangnya minat generasi muda untuk mempelajari budaya Jawa. Untuk itu perlu ditingkatkan peran computer didalam sarana belajar bahasa dan huruf Jawa perlu ditingkatkan sehingga menjadi daya tarik generasi muda untuk belajar budaya Jawa.

4.1 Pengolahan citra digital

Pengenalan pola merupakan salah satu bidang studi yang berkaitan dengan citra di bidang computer. Dalam proses pengenalan pola mesin computer akan mengelompokkan data numeric dan simbolik, tujuannya adalah untuk mengenali suatu obyek dalam citra. Mesin computer mencoba meniru system visual manusia untuk bisa mengenali obyek. Komputer menerima masukan berupa citra obyek yang akan diidentifikasi, memproses citra tersebut, dan memberikan keluaran berupa disripsi obyek didalam citra.



Gambar 4.2 Proses digitalisasi spasial.

Komputer memiliki cara pandang sendiri terhadap suatu citra, biasa disebut computer vision. Berbeda dengan citra konvensional yang misalnya dengan proses fotografis seperti pada foto dapat diperoleh suatu citra nyata yang langsung bisa dinikmati oleh indera penglihatan, citra pada komputer harus melalui beberapa tahapan yang cukup rumit. Tahapan tersebut dapat digambarkan sebagai suatu rangkaian proses dari proses akuisisi data, manipulasi data, serta proses penyimpanan data.

Suatu citra harus direpresentasikan sebagai suatu citra numerik dengan nilai-nilai diskrit agar dapat diolah dengan komputer. Representasi citra dari kontinyu menjadi nilai diskrit disebut digitalisasi. Citra yang dihasilkan dari proses representasi tersebut akan berupa citra digital. Citra digital akan berbentuk persegi panjang dan dimensi ukurannya dinyatakan sebagai tinggi kali lebar. Citra digital yang ukurannya $N \times M$ biasanya dinyatakan dengan matriks yang berukuran N baris dan M kolom sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} (0,0) & (0,M-1) \\ (N-1,0) & (N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Proses digitalisasi citra ada dua macam yakni digitalisasi spasial (sampling) dan digitalisasi intensitas (kuantisasi). Dalam proses digitalisasi spasial sebuah citra kontinyu disampling pada grid yang berbentuk bujur sangkar (Seperti terlihat pada Gambar 4.2).

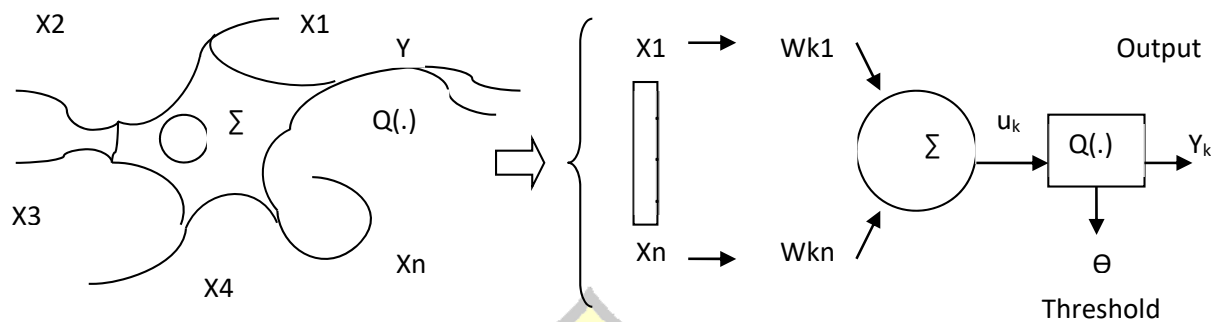
4.2 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf Tiruan (JST) atau pada umumnya hanya disebut Neural Network, adalah jaringan dari sekelompok unit pemroses kecil yang dimodelkan berdasarkan jaringan syaraf manusia. Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu upaya manusia untuk memodelkan cara kerja atau fungsi system syaraf manusia dalam melaksanakan tugas tertentu. Pemodelan ini berdasarkan kemampuan otak manusia dalam mengorganisasikan sel-sel penyusunnya yang disebut neuron, sehingga mampu melaksanakan tugas-tugas tertentu, khususnya pengenalan pola dengan efektivitas yang sangat tinggi.

Seperti halnya otak manusia jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron, dan terdapat hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima, melalui sambungan keluarnya menuju neuron-neuron yang lain. Pada jaringan syaraf hubungan ini dikenal dengan nama bobot. Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu pada bobot tersebut. Gambar 4.3 menunjukkan struktur neuron pada jaringan syaraf.

Input ini akan diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot

yang datang. Hasil penjumlahan ini akan dibandingkan dengan suatu nilai ambang tertentu melalui sebuah fungsi aktivasi setiap neuron. Apabila input tersebut melampaui suatu nilai ambang tertentu maka neuron tersebut akan diaktifkan. Apabila neuron tersebut diaktifkan, maka neuron tersebut akan mengirimkan output melalui bobot-bobot outputnya ke semua neuron yang berhubungan dengannya, demikian seterusnya.



Gambar 4.3 Struktur neuron jaringan syaraf.

Pada Gambar 4.3 Terlihat serangkaian aliran sinyal masukan $X_1, X_2, \dots, X_n$ yang direpresentasikan oleh sebuah neuron. Sebuah neuron bias memiliki banyak masukan dan hanya sebuah keluaran yang bias menjadi masukan bagi neuron lain. Aliran sinyal masukan ini dikalikan dengan satu penimbang $W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{kn}$ dan kemudian dilakukan penjumlahan terhadap semua masukan yang telah diberi bobot tadi. Hasil penjumlahan ini disebut keluaran dari the linier combiner U_k .

Secara matematis neuron k dapat digambarkan melalui persamaan berikut :

$$U_k = \sum_{j=1}^n W_{kj}X_j \text{ dan } Y_k = \phi(U_k - \theta_k) \quad (2.)$$

Dimana :

$X_1, X_2, \dots, X_n$: sinyal input

$W_{k1}, W_{k2}, \dots, W_{kn}$: bobot sinaptik dari neuron k

U_k : linier combiner input

θ_k : threshold ditetapkan secara eksternal.

$\Phi(\cdot)$: Fungsi aktivasi

Y_k : Sinyal output

Fungsi yang dinotasikan dengan $\Phi(\cdot)$ mendefinisikan fungsi output dari suatu neuron dalam level aktivasi tertentu berdasarkan nilai output pengkombinasi linier U_k . Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid logistic:

$$\Phi(v) = 1/(1 + e^{-v}) \quad (3)$$

Dimana :

$\Phi(v)$: fungsi aktivasi

E : konstanta bernilai 2,718281828...

V : sinyal output

4.3 Algoritma propagasi balik

1. Definisikan masalah, misalkan matrik masukan (P) dan matrik target (T).
2. Inisialisasi, menentukan arsitektur jaringan, nilai ambang MSE (Mean Square Error) sebagai kondisi berhenti, learning rate, serta menetapkan nilai-nilai bobot sinaptik untuk pembangkitan nilai acak dengan interval nilai sembarang. Kita bisamembangkitkan nilai acak dalam interval $[-1,+1]$ atau $[-0,5;+0,5]$ ataupun lainnya. Tidak ada aturan yang baku mengenai interval ini.

3. Pelatihan jaringan :

a. Perhitungan maju

Dengan menggunakan bobot-bobot yang telah ditentukan pada inisialisasi awal ($W1$), dapat menghitung keluaran dari lapisan dalam berdasarkan persamaan berikut:

$$A1 = 1/(1+e^{-W1 \cdot P+B1}) \quad (4)$$

Hasil keluaran dalam ($A1$) digunakan untuk mendapatkan keluaran dari lapisan luar, dengan persamaan berikut:

$$A2 = W2 \cdot A1 + B2 \quad (5)$$

Keluaran dari jaringan ($A2$) dibandingkan dengan target yang diinginkan. Selisih nilai tersebut adalah galat(error) dari jaringan, seperti pada persamaan berikut:

$$SSE = \sum \sum E^2 \quad (6)$$

b. Perhitungan mundur

Nilai galat (error) yang diperoleh digunakan sebagai parameter dalam pelatihan. Pelatihan akan selesai apabila galat yang diperoleh sudah dapat diterima. Galat yang didapat dikembalikan lagi pada lapis-lapis yang berada di depannya. Selanjutnya neuron pada lapis tersebut akan memperbaiki nilai-nilai bobotnya. Perhitungan perbaikan bobot diberikan pada persamaan berikut :

$$D2 = (1 - A2^2) \cdot E$$

$$D1 = (1 - A1^2) \cdot (W2 \cdot D2)$$

$$dW1 = dW1 + (lr \cdot D1 \cdot P)$$

$$dB1 = dB1 + (lr \cdot D1)$$

$$dW2 = dW2 + (lr \cdot D2 \cdot P)$$

$$dB2 = dB2 + (lr \cdot D2) \quad (7)$$

c. Perbaikan bobot jaringan

Setelah neuron-neuron mendapatkan nilai-nilai yang sesuai dengan kontribusinya pada galat keluaran, maka bobot-bobot jaringan akan diperbaiki agar galat dapat diperkecil. Perbaikan bobot jaringan dilakukan dengan persamaan berikut :

$$TW1 = W1 + dW1$$

$$TB1 = B1 + dB1$$

$$TW2 = W2 + dW2$$

$$TB2 = B2 + dB2 \quad (8)$$

d. Presentasi bobot jaringan

Bobot yang baru, hasil perbaikan, digunakan kembali untuk mengetahui apakah bobot-bobot tersebut sudah cukup baik bagi jaringan. Baik bagi jaringan berarti bahwa dengan bobot-bobot tersebut galat yang akan dihasilkan sudah cukup kecil. Pemakaian nilai bobot-bobot yang baru diperlihatkan pada persamaan-persamaan berikut :

$$TA1 = 1 / (1 + e^{TW1 \cdot P + TB1})$$

$$TA2 = TW2 \cdot TA1 + TB2$$

$$TE = T + TA2$$

$$TSSE = \sum \sum TE^2 \quad (9)$$

Kemudian bobot-bobot sinapsis jaringan diubah menjadi bobot-bobot baru :

$$W1 = TW1 \quad B1 = TB1 \quad W2 = TW2 \quad B2 = TB2$$

$$A1 = TA1 \quad A2 = TA2 \quad E2 = TE2 \quad SSE = TSSE$$

Keterangan :

W_n = Nilai Bobot

TW_n = Nilai Bobot Baru

A_n = Nilai Input

TA_n = Nilai Input Baru

B_n = Nilai Output

TB_n = Nilai Output Baru

E_n = Nilai galat

TE_n = Nilai galat baru

SSE = Sum Square Error

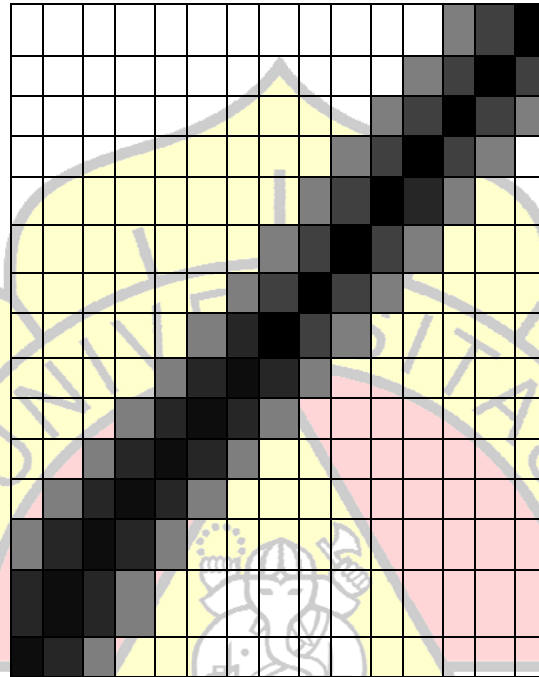
$TSSE$ = Sum Square Error Baru

4. Langkah-langkah diatas adalah untuk satu kali siklus pelatihan (satu epoch). Biasanya pelatihan harus diulang-ulang lagi hingga siklus tertentu atau telah tercapai SSE (Sum Square Error) atau MSE (Mean Square Error) yang dikehendaki. Hasil akhirnya merupakan bobot-bobot $W1$, $W2$, $B1$, dan $B2$.

4.4 Penerapan Metode Propagasi Balik pada Pengenalan Huruf

Berikut ini adalah proses metode propagasi balik dalam mengenali huruf. Ukuran yang digunakan sebagai contoh 15 x 15 karena untuk aksara jawa diperlukan jumlah pixel yang lebih banyak. Untuk ukuran matrik lebih besar akan lebih baik, namun dengan konsekuensi perhitungan yang lebih panjang.

1. Tentukan citra yang akan digunakan sebagai acuan pembelajaran (Gambar 4.4).



Gambar 4.4 Citra Referensi

255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	150	60	0
255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	150	60	0	60
255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	150	60	0	60	150
255	255	255	255	255	255	255	255	150	60	0	60	150	255	255
255	255	255	255	255	255	255	150	60	0	60	150	255	255	255
255	255	255	255	255	255	150	60	0	60	150	255	255	255	255
255	255	255	255	255	150	60	0	60	150	255	255	255	255	255
255	255	255	255	150	60	0	60	150	255	255	255	255	255	255
255	255	255	150	60	0	60	150	255	255	255	255	255	255	255
255	255	150	60	0	60	150	255	255	255	255	255	255	255	255
255	150	60	0	60	150	255	255	255	255	255	255	255	255	255
150	60	0	60	150	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
60	0	60	150	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
0	60	150	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255

Gambar 4.5a Pemberian Graylevel

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

Gambar 4.5b Matrik 0 dan 1

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

Gambar 4.6 Array sesuai baris yang diurutkan dari Matrik Gambar 4.5b

- Ubah citra menjadi rangkaian data numeric, sehingga dapat diolah dalam proses pengenalan huruf. Gambar 4.5a mewakili matrik warna dengan nilai RGB yang telah diolah menjadi graylevel. Gambar 4.5b mewakili matrik yang merubah Gambar 4.5a dengan nilai '0' untuk pixel yang graylevelnya lebih dari 127, dan nilai '1' untuk pixel yang graylevelnya kurang dari atau sama dengan 127. Kemudian ubah matrik Gambar 4.5b menjadi sebuah array dengan nilai yang bersesuaian secara horizontal.
- Inisialisasi arsitektur jaringan, learning rate yang digunakan saat ini adalah 0,5, serta menetapkan nilai bobot sinaptik melalui pembangkitan nilai acak dengan interval nilai sembarang. Interval yang digunakan saat ini adalah [-1,+1].

4. Lakukan perhitungan maju : kalikan setiap nilai input dengan bobotnya, kemudian jumlahkan. Hitung nilai aktivasinya.
5. Lakukan perhitungan mundur : nilai galat yang didapat digunakan sebagai parameter dalam pelatihan. Misalkan galat yang didapat pada contoh ini adalah 0,82341. Pelatihan akan selesai apabila galat yang diperoleh sudah dapat diterima. Galat yang didapat dikembalikan lagi ke lapis-lapis yang berada di depannya. Selanjutnya neuron pada lapis tersebut akan memperbaiki nilai-nilai bobotnya. Bobot baru = $0,5 \times 0,82341 \times 1 = 0,411705$.
6. Langkah-langkah diatas adalah untuk satu kali proses pelatihan. Langkah-langkah tersebut terus diulang hingga tercapai batas galat tertentu. Batas galat yang dipergunakan saat ini adalah 0,1. Hasil akhirnya merupakan bobot-bobot baru.
7. Setelah melakukan pelathan terhadap seluruh citra referensi, maka selanjutnya dapat melakukan proses pengenalan citra/pengenalan huruf yang di input pengguna.
8. Tentukan citra yang akan digunakan sebagai bahan pengujian.
9. Lakukan langkah-langkah nomor 2 hingga nomor 4 terhadap citra tersebut.
10. Kemudian lakukan pencarian nilai yang terbesar berdasarkan nilai outputnya.

4.5 Hasil Eksperimen

Berikut ini adalah skenario eksperimen yang dilakukan :

1. Masukkan data-data acuan.
2. Mulai proses pembelajaran, JST akan mempelajari data-data acuan.
3. Hentikan proses pembelajaran (tingkat galat : 22,3760).
4. Lakukan pengujian terhadap huruf yang diinput. Aplikasi akan menunjukkan hasil pengenalan huruf, 2 huruf yang paling mirip dengan inputan dari pengguna (lihat kolom 1 dan 2)
5. Ulangi langkah no2 sampai 4, dan hentikan pada tingkat galat yang lebih rendah.
6. Dari sejumlah pengujian yang dilakukan, hanya 4 pengujian saja yang ditampilkan.
7. Hasil pengenalan huruf yang terbaik diperoleh ketika nilai galat paling kecil.

Tabel 5.1 Hasil Pengenalan Pola Aksara Jawa

No	Input	Hasil pengenalan dengan tingkat galat 0,2			
1	ꦱꦩ	Ha 90 %	ꦱꦩ	Na 1,8 %	ꦤꦏ
2	ꦤꦏ	Na 91 %	ꦤꦏ	Ha 1,3 %	ꦱꦩ
3	ꦕꦩ	Ca 93 %	ꦕꦩ	Ra 1,7 %	ꦤ
4	ꦤ	Ra 92 %	ꦤ	Ka 1,4 %	ꦏꦩ
5	ꦏꦩ	Ka 90,3 %	ꦏꦩ	Da 0,7 %	ꦕꦩ
6	ꦕꦩ	Da 91,1 %	ꦕꦩ	Ta 1,9 %	ꦕꦤ
7	ꦕꦤ	Ta 92,1 %	ꦕꦤ	Ca 1,5 %	ꦕꦩ

V. KESIMPULAN

Pengujian jst dilakukan dengan menggunakan gambar pelatihan, bertujuan menguji ingatan jaringan, sebab kasus-kasus yang dimasukkan telah dipelajari sebelumnya. Ketika pengujian jaringan saraf tiruan dilakukan dengan gambar baru yang belum pernah dipelajari oleh jaringan, yang diuji adalah kemampuan jst dalam meng-generalisasi-kasus-kasus yang dihadapi dan kemudian mengambil kesimpulan yang cenderung ke output tertentu. Durasi pelatihan jaringan yang semakin lama akan membuat nilai galat semakin kecil, sehingga tingkat akurasi meningkat. Sehingga computer akan dapat membantu mengenali huruf yang diberikan, memberitahukan arti dan cara membacanya kepada pengguna. Hal ini dapat membantu para pengguna mempelajari Bahasa Jawa yang saat sekarang sudah semakin jarang dipergunakan.

VI. SARAN

Saran – saran yang dapat digunakan mengembangkan aplikasi selanjutnya adalah, memperbanyak jenis pola pada setiap huruf agar memungkinkan penulisan huruf yang lebih fleksibel.

VII. DAFTAR PUSTAKA

1. [Eko94] Eko Budi Wahyono; Neural Network Based Character Recognition; Universitas Indonesia, 1994.
2. [Rob92] Robert J Schalkoff, " Pattern Recognition : Statistical Structural and Neural Approaches", John Willey and Son Inc, Singapura, 1992.
3. [Rus90] Russell C Eberhart and Roy M Dubbins, "Neural Network PC Tools A Practical Guide", Academic Press Inc Hardcourt Brace Jovanovich Publisers, San Diego, 1990.
4. [Sta92] Stavros J Perantonis and Paulo J G Lisboa, "Translation, Rotation and Scale Invariant Pattern Recognition By High Order Neural Networks and Moment Classifiers", IEEE, 1992.
5. [Eri11] Erico Darmawan Handoyo, Lydia Wiguna Susanto ; Jurnal Informatika Vol 7 No 1 Universitas Kristen Maranatha Bandung 2011

