

ANALISIS HUBUNGAN TINGKAT PENGENALAN POLA DENGAN TINGKAT VARIASI POLA : STUDI KASUS PENGENALAN POLA KARAKTER HURUF DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN)

Iwan Suhardi

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Negeri Makassar

Kampus UNM Parang Tambung

Telp. (+62) 0411-861507

Email : iwansuhardi@yahoo.com

Abstrak

Permasalahan yang dihadapi dalam pengenalan pola tulisan tangan sangat kompleks, antara lain bervariasinya model tulisan tangan, pena untuk menulis, dan ukuran tulisan tangan. Penelitian ini menerapkan jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan pola karakter huruf besar (kapital) dan karakter huruf kecil (nonkapital) pada tulisan tangan. Tujuan dari penelitian ini yaitu mencoba menganalisis hubungan antara tingkat pengenalan dengan tingkat variasi pola karakternya pada jumlah kelas pengenalan yang sama. Dari hasil penelitian didapatkan bahwa semakin besar tingkat variasi pola karakter yang akan dikenali pada jumlah kelas pengenalan yang sama akan menghasilkan unjukkerja pengenalan yang semakin rendah.

Kata Kunci : Pengenalan pola, karakter, jaringan syaraf tiruan

1. PENDAHULUAN

Pembacaan suatu karakter dengan komputer dikenal sebagai Optical Character Recognition (OCR) [1],[2]. Umumnya solusi permasalahan ini didasarkan pada proses segmentasi masukan menjadi karakter-karakter. Sistem OCR telah dikomersialkan secara luas untuk dokumen-dokumen hasil cetakan. Namun teknik-teknik untuk membaca tulisan tangan belum sukses diaplikasikan, dikarenakan permasalahan yang dihadapi untuk pengenalan tulisan tangan sangat kompleks, seperti bervariasinya model tulisan tangan, pena untuk menulis, dan lain-lain.

Jaringan syaraf tiruan merupakan sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik kinerja tertentu menyerupai jaringan syaraf biologis. Jaringan ini dapat menyelesaikan persoalan kompleks yang sulit atau bahkan tidak mungkin jika diselesaikan dengan menggunakan komputasi secara konvensional. Jaringan syaraf tiruan sendiri diilhami oleh jaringan syaraf manusia yang dapat belajar dari pengalaman, melakukan generalisasi berdasarkan contoh yang diperolehnya. Saat ini jaringan syaraf tiruan berkembang dengan pesat dan telah diupayakan untuk berbagai bentuk aplikasi, salah satu aplikasinya yaitu pengenalan pola tulisan tangan. Algoritma perambatan-balik (backpropagation) telah dikembangkan untuk melatih jaringan syaraf tiruan yang sampai pada suatu tingkat tertentu dapat melakukan generalisasi. Kemampuan untuk mengabaikan derau dan distorsi adalah hal yang sangat penting dalam pengenalan pola [3], [4].

Variasi pola pada karakter huruf dapat berupa beranekaragamnya model tulisan tangan tiap hurufnya tergantung penulisnya. Begitu bervariasinya terkadang untuk karakter tunggal terdapat kemiripan jenis huruf yang satu dengan yang lainnya Huruf kecil tulisan tangan pada umumnya mempunyai tingkat variasi pola yang lebih tinggi dari tulisan tangan huruf besar pada tiap jenis hurufnya.

Dari contoh pada Gambar 1, dapat dilihat dan dipahami bahwa huruf kecil tulisan tangan mempunyai variasi penulisan yang lebih banyak dibandingkan dengan huruf besar pada tiap jenis hurufnya.



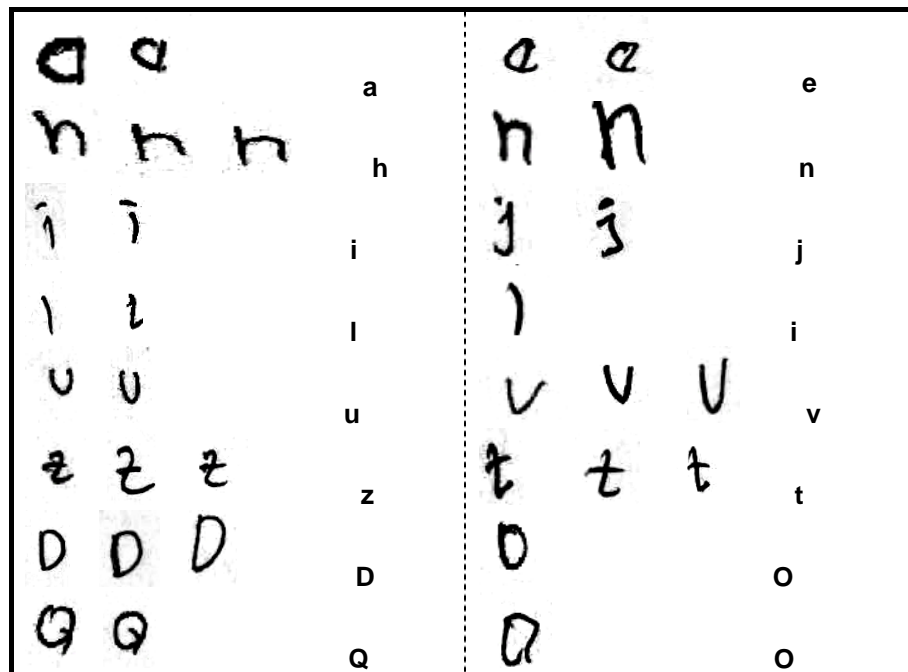
Gambar 1. Contoh variasi karakter tulisan tangan (a) huruf kecil dan (b) huruf besar

Pada umumnya, semakin tinggi tingkat variasi pola antar masing-masing kelas karakter akan membuat unjukkerja jaringan syaraf akan menurun. Hal itu dikarenakan jaringan dapat salah mengelompokkan suatu karakter pada proses pembelajarannya ke kelas karakter yang tidak tepat. Adanya kemiripan pola ini akan lebih menurunkan unjukkerja pengenalan bila ada proses pengolahan awal (praproses) yang dimaksudkan untuk mengecilkan dimensi pola sebelum diumpankan ke jaringan syaraf tiruan. Besarnya dimensi masukan jaringan syaraf tiruan mempunyai pengaruh yang penting terhadap unjukkerja pengenalannya. Idealnya, masukan jaringan syaraf tiruan mempunyai dimensi yang kecil namun dapat mewakili ciri dari karakter aslinya [5]. Dengan dimensi masukan yang kecil dapat memperkecil jumlah komputasi pada setiap iterasinya. Efisiensi ini terkait erat dengan dengan penggunaan memori dan efisiensi komputasi perubahan bobot pada saat pelatihan jaringan. Misalnya, untuk jaringan dengan arsitektur 16 – 80 – 8, akan ada $(16 \times 80) + (80 \times 8) = 1920$ bobot yang harus diperbaharui saat pelatihan jaringan. Sehingga dapat dibayangkan jika dimensi masukan jaringan lebih besar maka bobot yang harus diperbaharui akan lebih banyak.

Dari contoh pada Gambar 2, dapat dimengerti bahwa adanya bentuk pola yang mirip, apalagi bila sudah melewati proses pengolahan awal, akan dapat menurunkan unjukkerja pengenalannya dikarenakan jaringan dapat salah mengelompokkan suatu karakter ke kelas karakter yang tidak tepat.

Secara praktek sangat sulit untuk mencari metode proses ekstraksi ciri hingga didapatkan dimensi masukan yang sekecil-kecilnya. Yang umumnya terjadi bahwa semakin kecil dimensi masukan jaringan syaraf tiruan dalam satu metode ekstraksi ciri akan membuat unjukkerjanya semakin menurun. Hal ini dikarenakan adanya informasi yang ikut terhilang pada saat proses memperkecil dimensi tersebut. Namun semakin besar dimensi masukan pada jaringan syaraf tiruan akan membuat proses pelatihan pada tiap iterasi menjadi lebih lama. Demikian juga, pada umumnya semakin banyak kelas karakter yang akan dikenali oleh jaringan syaraf tiruan maka unjuk kerjanya akan semakin menurun. Hal itu dikarenakan pada saat proses pembelajarannya akan semakin berat karena jaringan harus lebih banyak mengenal kelas – kelas pola. Pada penelitian ini jumlah kelas karakter yang dikenali sangat banyak yaitu

26 kelas untuk masing-masing jenisnya. Semakin banyak kelas pola yang akan dikenali juga akan memerlukan waktu yang lebih lama pada sat pembelajarannya.



Gambar 2. Contoh karakter yang mempunyai bentuk pola serupa

Berdasarkan hal tersebut di atas penulis bermaksud menganalisis sejauh mana hubungan antara tingkat pengenalan jaringan syaraf tiruan dengan tingkat kemiripan pola karakternya. Akan dianalisis tingkat pengenalan pola karakter huruf besar tulisan tangan sejumlah 26 kelas pola (A, B, C, ..., sampai Z) dan pola karakter huruf kecil tulisan tangan sejumlah 26 kelas pola yaitu (a, b, c, ..., sampai z). Dari segi jumlah kelas karakter maka jumlah kelas jumlah karakter huruf besar sama dengan huruf kecil yaitu masing-masing 26 kelas, namun karakter huruf kecil tulisan tangan mempunyai pola karakter yang lebih bervariasi serta lebih mirip satu dengan lainnya pada model tulisan tiap hurufnya dibandingkan pola karakter huruf besar tulisan tangan. Hubungan antara tingkat pengenalan jaringan syaraf tiruan dengan tingkat variasi pola karakternya pada jumlah kelas pengenalan yang sama inilah yang menjadi tujuan penelitian ini.

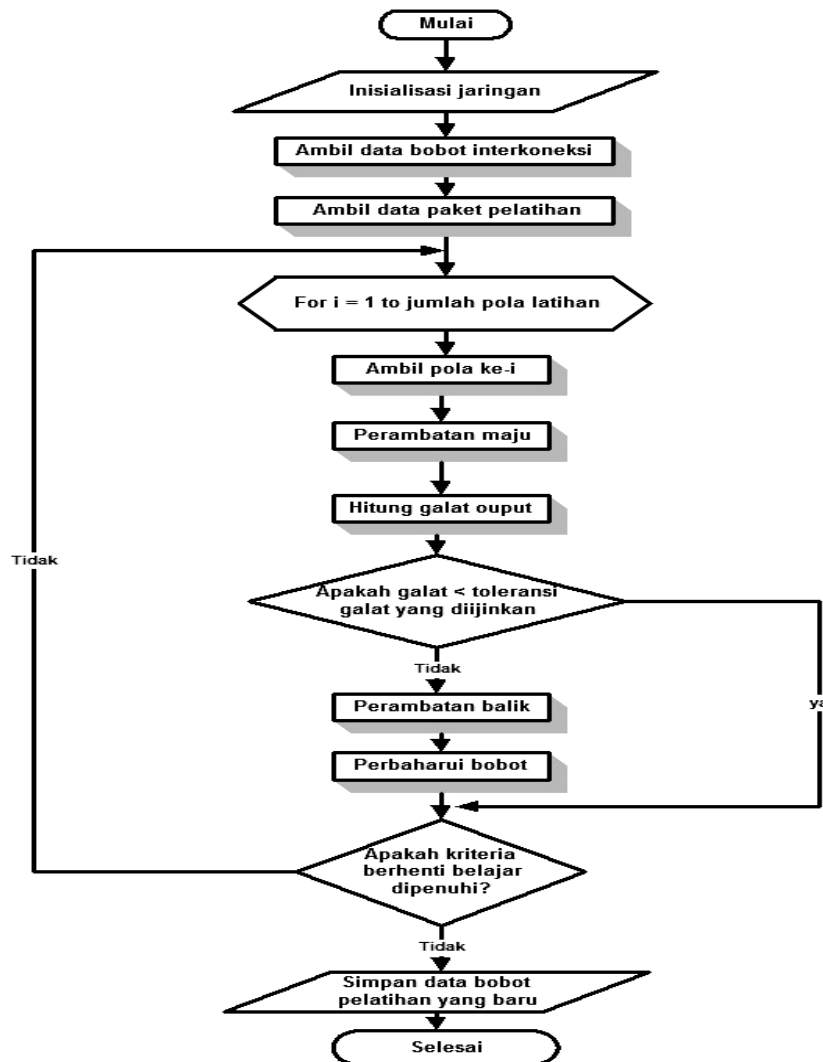
2. JARINGAN SYARAF TIRUAN ALGORITMA PERAMBATAN BALIK

Jaringan syaraf lapis-jamak (multilayer) sudah terbukti handal dipakai untuk aplikasi umum. Yang termasuk jaringan lapis-jamak dengan pelatihan terbimbing (supervised) antara lain jaringan perambatan-balik (backpropagation). Metode pelatihan perambatan-balik secara sederhana adalah metode gradient descent (penurunan gradien) untuk meminimalkan total galat kuadrat keluaran. Aplikasi jaringan ini melibatkan pemetaan sekumpulan masukan terhadap sekumpulan target keluaran, jadi termasuk kategori jaringan dengan pelatihan terbimbing.

Tujuan pelatihan jaringan ini adalah mendapatkan keseimbangan antara kemampuan tanggapan yang benar terhadap pola masukan yang dipakai untuk pelatihan jaringan (memorization) dan kemampuan memberikan tanggapan yang layak untuk masukan yang sejenis namun tidak identis dengan yang dipakai pada pelatihan (generalization). Pelatihan jaringan perambatan balik melibatkan tiga tahap yaitu umpan-maju pelatihan pola masukan, komputasi dan perambatan-balik galat, serta perubahan bobot. Setelah pelatihan, aplikasi jaringan hanya melibatkan tahap komputasi umpan-maju. Walaupun proses pelatihan jaringan

menghasilkan empat subband yang masing-masing berukuran 8x8 piksel yaitu subband yang membawa informasi pola aproksimasi, horisontal, vertikal dan diagonal. Pada dekomposisi berikutnya yaitu level 2 dihasilkan subband-subband dengan ukuran 4x4 piksel.

Semakin tinggi level dekomposisinya akan membuat semakin 'kehilangan' cirinya. Oleh karena itu, sebagai pola masukan jaringan neural digunakan dekomposisi level 2 yaitu subband informasi aproksimasi sehingga jumlah neuron pada lapisan masukan ada 4x4 buah.



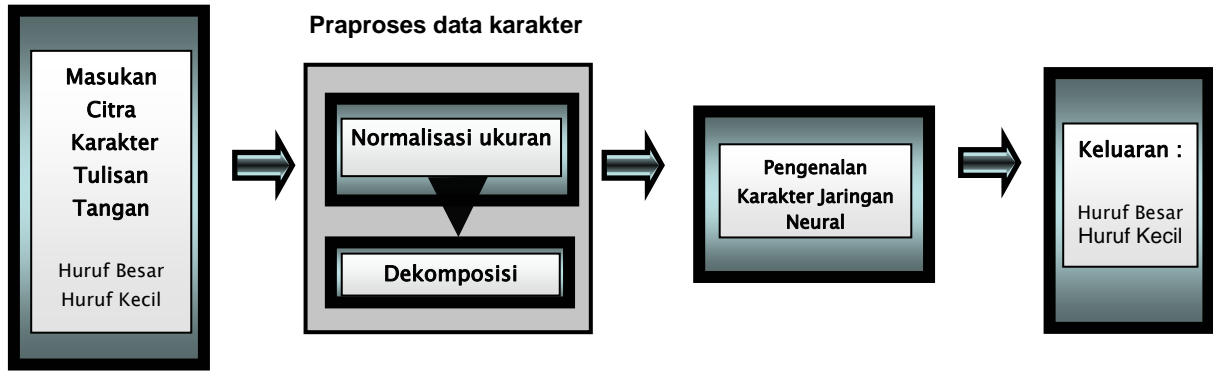
Gambar 4. Diagram alir pelatihan jaringan

3. PEMODELAN SISTEM PENGENALAN KARAKTER

Sebagai masukan adalah vektor yang dihasilkan dari pengolahan citra asli. Citra asli yang berisi data-data karakter tulisan tangan dipayar dengan resolusi 300 dpi. Hasil pemayaran tersebut kemudian dipotong-potong dan dipilah-pilah sesuai dengan kelas polanya. Langkah-langkah praproses di sini melibatkan proses normalisasi dan dekomposisi. Proses normalisasi dan dekomposisi menggunakan program bantu *Matlab* sedangkan program jaringan syaraf tiruan menggunakan program bantu *C++*.

Jaringan yang akan dirancang dalam eksperimen ini adalah jaringan perambatan-balik. Arsitektur jaringan yang akan dibangun memiliki dua komponen. Komponen pertama melibatkan neuron masukan dan keluaran dengan jumlah tetap yaitu sebanyak 4x4 neuron masukan dan 8 neuron keluaran, dan komponen yang melibatkan neuron pada lapisan tersembunyi yang jumlahnya akan dicari sampai didapatkan hasil yang optimal.

Sebagai target pengenalan karakter-karakter tulisan tangan digunakan format yang setara dengan kode ASCII 8 bit untuk mewakili masing-masing kelas karakter huruf besar dan huruf kecil. Artinya masing-masing kelas mempunyai kombinasi 8 bit pembeda yang sesuai dengan pola karakter yang dilatihkan. Aturan kombinasi 8 bit pembeda tersebut setara dengan kode ASCII 8 bit. Berikut ini disajikan Tabel 1 yang menyatakan kesesuaian target pengenalan jaringan dengan format yang setara kode ASCII 8 bit



Gambar 5. Diagram blok pengenalan karakter pada penelitian

Tabel 1. Target pengenalan jaringan pada penelitian

Karakter	ASCII 8 bit	Target keluaran
Karakter Huruf Besar		
A	0 1 0 0 0 0 0 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8
B	0 1 0 0 0 0 1 0	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8
C	0 1 0 0 0 0 1 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8
D	0 1 0 0 0 1 0 0	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8
E	0 1 0 0 0 1 0 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8
F	0 1 0 0 0 1 1 0	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8
G	0 1 0 0 0 1 1 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8
H	0 1 0 0 1 0 0 0	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8
I	0 1 0 0 1 0 0 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8
J	0 1 0 0 1 0 1 0	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8
K	0 1 0 0 1 0 1 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8
L	0 1 0 0 1 1 0 0	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8
M	0 1 0 0 1 1 0 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8
N	0 1 0 0 1 1 1 0	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8
O	0 1 0 0 1 1 1 1	-0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8 0.8
P	0 1 0 1 0 0 0 0	-0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8
Q	0 1 0 1 0 0 0 1	-0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8
R	0 1 0 1 0 0 1 0	-0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8
S	0 1 0 1 0 0 1 1	-0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8

T	0 1 0 1 0 1 0 0	-0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8
U	0 1 0 1 0 1 0 1	-0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8
V	0 1 0 1 0 1 1 0	-0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8
W	0 1 0 1 0 1 1 1	-0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8 0.8 0.8
X	0 1 0 1 1 0 0 0	-0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8
Y	0 1 0 1 1 0 0 1	-0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8
Z	0 1 0 1 1 0 1 0	-0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8

Karakter Huruf Kecil		
----------------------	--	--

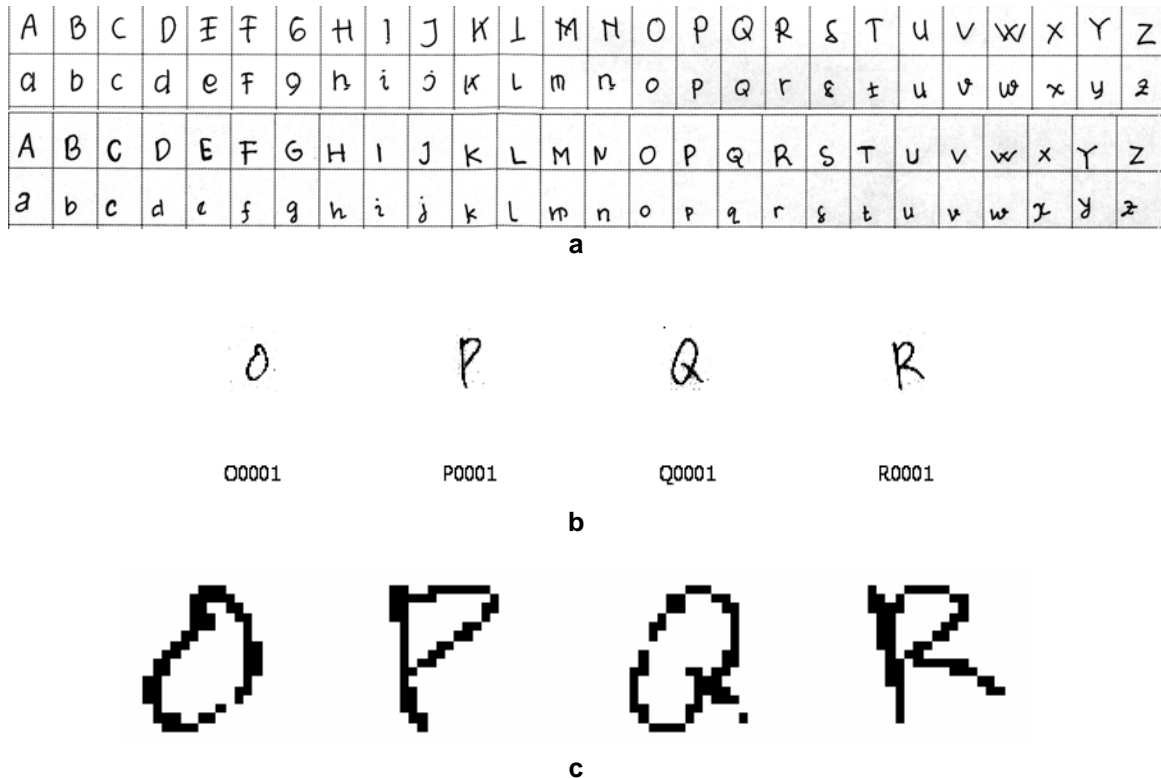
a	0 1 1 0 0 0 0 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8
b	0 1 1 0 0 0 1 0	-0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8
c	0 1 1 0 0 0 1 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8
d	0 1 1 0 0 1 0 0	-0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8
e	0 1 1 0 0 1 0 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8
f	0 1 1 0 0 1 1 0	-0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8
g	0 1 1 0 0 1 1 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8
h	0 1 1 0 1 0 0 0	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8
i	0 1 1 0 1 0 0 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8
j	0 1 1 0 1 0 1 0	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8
k	0 1 1 0 1 0 1 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8
l	0 1 1 0 1 1 0 0	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8
m	0 1 1 0 1 1 0 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8
n	0 1 1 0 1 1 1 0	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8
o	0 1 1 0 1 1 1 1	-0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8 0.8
p	0 1 1 1 0 0 0 0	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8
q	0 1 1 1 0 0 0 1	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8
r	0 1 1 1 0 0 1 0	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8
s	0 1 1 1 0 0 1 1	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8
t	0 1 1 1 0 1 0 0	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8
u	0 1 1 1 0 1 0 1	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8
v	0 1 1 1 0 1 1 0	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8
w	0 1 1 1 0 1 1 1	-0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8
x	0 1 1 1 1 0 0 0	-0.8 0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8
y	0 1 1 1 1 0 0 1	-0.8 0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8
z	0 1 1 1 1 0 1 0	-0.8 0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8

Kesesuaian target keluaran pada kolom ketiga pada Tabel 1 dapat dilihat dari kode 0 dan 1 pada kode ASCII menjadi -0.8 dan 0.8 pada target.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Praproses

Praproses diperlukan untuk mentransformasi citra asli dua-dimensi ke dalam pola vektor yang terdiri atas informasi-informasi yang dimiliki oleh citra asli tersebut. Dalam melakukan eksperimen ini data aslinya berupa pola-pola tulisan tangan, yang dinormalisasi ukurannya dan kemudian didekomposisi dengan filter gelombang singkat *Haar* (Gambar 6). Hasil akhir dari proses dekomposisi inilah yang akan diumpangkan pada jaringan syaraf tiruan.



Gambar 6. a. Contoh data dari sampel yang dipayar
b. Citra hasil pemotongan sampel
c. Hasil normalisasi dari sampel

4.2 Hasil Proses Pengenalan Jaringan Syaraf Tiruan

Terkait dengan arsitektur jaringan yang akan memberikan tingkat pengenalan yang terbaik, maka dianalisis pengaruh jumlah lapisan tersembunyi serta banyaknya neuron pada masing-masing lapisannya. Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu fungsi aktivasi sigmoid bipolar. Jumlah lapisan tersembunyi yang dianalisis yaitu satu lapisan dan dua lapisan tersembunyi. Pada proses pelatihan melibatkan 100 pola untuk tiap karakternya, dan proses pengujian melibatkan 20 pola untuk tiap karakternya. Dari hasil pengujian didapatkan hasil seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Unjukkerja pengujian karakter huruf besar dan huruf kecil

Arsitektur	Unjuk kerja Pengujian Huruf Besar	Unjuk kerja Pengujian Huruf Kecil
Satu lapisan tersembunyi		
16 – 30 – 8	61 %	59 %
16 – 40 – 8	59 %	63 %
16 – 50 – 8	62 %	61 %
16 – 60 – 8	64 %	65 %
16 – 70 – 8	65 %	63 %
16 – 80 – 8	63 %	61 %

Dua lapisan tersembunyi		
16 – 40 – 40 – 8	69 %	70 %
16 – 40 – 50 – 8	67 %	69 %
16 – 40 – 60 – 8	73 %	74 %
16 – 40 – 70 – 8	75 %	76 %
16 – 40 – 80 – 8	69 %	69 %
16 – 50 – 40 – 8	82 %	73 %
16 – 50 – 50 – 8	78 %	71 %
16 – 50 – 60 – 8	79 %	74 %
16 – 50 – 70 – 8	73 %	74 %
16 – 50 – 80 – 8	70 %	71 %
16 – 60 – 40 – 8	67 %	65 %
16 – 60 – 50 – 8	74 %	71 %
16 – 60 – 60 – 8	81 %	79 %
16 – 60 – 70 – 8	80 %	80 %
16 – 60 – 80 – 8	74 %	79 %
16 – 70 – 40 – 8	72 %	74 %
16 – 70 – 50 – 8	69 %	71 %
16 – 70 – 60 – 8	76 %	73 %
16 – 70 – 70 – 8	79 %	72 %
16 – 70 – 80 – 8	72 %	75 %
16 – 80 – 40 – 8	81 %	80 %
16 – 80 – 50 – 8	80 %	79 %
16 – 80 – 60 – 8	84 %	78 %
16 – 80 – 70 – 8	83 %	82 %
16 – 80 – 80 – 8	79 %	75 %

Tabel 2 diperoleh dengan nilai laju pelatihan = 0,0001, momentum = 0,0001 toleransi galatnya = 0,005, dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar. Sedangkan unjuk kerja pada proses pelatihan semuanya di atas 97 %.

Tabel 3. Perbandingan jumlah karakter terhadap unjukkerja

Jenis Karakter	Jumlah Kelas karakter	Tingkat Variasi Pola	Unjuk kerja Pengenalan
Huruf Besar	26	Kurang	84 %
Huruf Kecil	26	Lebih	82 %

Nilai laju pelatihan yang besar akan mempercepat pengurangan galat, namun pada nilai yang terlalu besar justru mengakibatkan galat terpental pada galat minimum lokal. Bila digunakan konstanta belajar yang kecil maka jaringan dapat mencapai galat minimum yang diinginkan, namun proses pelatihan membutuhkan waktu yang lama. Untuk mengatasi hal tersebut digunakan momentum yang dapat membantu proses pengurangan galat pada jaringan lebih cepat. Momentum yang terlalu besar juga dapat menyebabkan bobot menjadi membesar (*blow up*) sehingga jaringan tidak dapat memetakan pola-pola yang diberikan kepadanya. Oleh

karena itu dalam melakukan pelatihan pada jaringan syaraf tiruan sebaiknya dipilih laju pelatihan yang kecil dan menambahkan momentum yang sesuai. Unjuk kerja terbaik masing-masing jenis karakter dapat dilihat pada Tabel 3.

Jumlah kelas karakter masing-masing 26 kelas, namun jenis karakter huruf besar dan huruf kecil mempunyai unjuk kerja pengenalan yang berbeda. Perbedaan unjuk kerja tersebut lebih dikarenakan adanya perbedaan tingkat variasi pada sejumlah karakter pada jenis huruf tersebut sehingga beberapa pola karakter serupa satu dengan lainnya. Dari hasil penelitian dapat diketahui bahwa karakter huruf besar mempunyai unjukkerja pengenalan terbaik sebesar 84 % dan karakter huruf kecil mempunyai mempunyai unjukkerja pengenalan terbaik sebesar 82 %.

Pada Tabel 4 disajikan beberapa kesalahan pengelompokan kelas pengenalan yang terjadi dalam proses pelatihan dan pengujian dikarenakan mempunyai kemiripan pola serta setelah melalui proses pengolahan awal (normalisasi dan dekomposisi).

Tabel 4. Beberapa contoh kesalahan karena kemiripan pola

Karakter sebenarnya	Dikenal sebagai
D	O
Q	O
a	e
h	n
i	j
l	i
u	v
x	y
z	t

5. PENUTUP

Dari hasil penelitian didapatkan kesimpulan bahwa semakin besar tingkat variasi pola karakter yang akan dikenali pada jumlah kelas pengenalan yang sama akan menghasilkan unjuk kerja pengenalan yang semakin rendah. Walaupun mempunyai jumlah kelas karakter yang sama yaitu masing-masing 26 kelas, jenis karakter huruf besar dan huruf kecil mempunyai unjuk kerja pengenalan yang berbeda. Unjuk kerja pengenalan karakter huruf besar sebesar 84 % dan karakter huruf kecil sebesar 82 %. Perbedaan unjukkerja tersebut lebih dikarenakan adanya perbedaan tingkat variasi pada sejumlah karakter pada kedua jenis huruf tersebut.

Saran-saran untuk penelitian selanjutnya adalah :

- Algoritma jaringan syaraf tiruan yang digunakan pada penelitian ini yaitu algoritma perambatan balik standar. Melihat lamanya waktu yang digunakan untuk pelatihan, penelitian lanjut dapat diteruskan dengan mengembangkan algoritma perambatanbalik modifikasi agar proses pelatihan menjadi lebih singkat namun dapat meningkatkan unjukkerja pengenalannya.
- Bagi yang ingin menggunakan metode dengan neuron keluaran yang tetap, disarankan supaya proses pelatihan dapat berjalan dengan baik. Disarankan untuk dapat mencapai roleransi galat sekurang-kurangnya 0,005

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hendrawan, "**OCR and Word Recognition for Document Understanding : Present Status and Development**" Telematics Laboratory, Dept. of Electrical Engineering, ITB, Bandung, 2000
- [2] Mori, S.C.Y, and Yamamoto, K., "**Historical Review of OCR Research and Development**" Proceedings of the IEEE, vol. 80, pp. 1029-1058, 1992
- [3] Fausett, L., "**Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithms, and Applications**" Prentice Hall, New Jersey, 1994

-
- [4] Kröse, Ben, and Van der Smagt, Patrick, ***“Introduction to Neural Networks”*** edisi. 9, University of Amsterdam, 1996
 - [5] Kanata, Bulkis, ***“Analisis Sinyal Seismik pada Gunung Merapi untuk Estimasi Jenis Gempa dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan”*** Tesis Teknik Elektro, UGM, 2001
 - [6] Misiti, M., Oppenheim, G., and Poggi, J., ***“Wavelet Toolbox”*** The Math Work. Inc., 1996
 - [7] Rao, B. Valluru dan Rao, V. Hayagriva, ***“C++ Neural Networks and Fuzzy Logic”*** Management Information Source, Inc., New York, 1993