

PENGENALAN KARAKTER ALFABET MENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN

Oleh : Andi Prasajo (L2F098584)
Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Diponegoro
Jl. Prof. H. Sudarto, S.H., Tembalang, Semarang
e-mail : coleprasajo@yahoo.com

Abstrak- *Pengenalan pola secara otomatis adalah masalah yang banyak menyita perhatian sekarang ini, baik pengenalan pola wajah, sidik jari, tulisan tangan maupun pola karakter hasil cetakan. Yang menjadi alasan penelitian adalah kemampuan untuk mengenali secara efektif dengan menggunakan pola contoh yang sedikit. Satu pendekatan yang menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam pengenalan pola adalah dengan menggunakan jaringan saraf tiruan.*

Jaringan saraf tiruan telah dikembangkan sebagai generalisasi model matematik dari pembelajaran otak manusia. Jaringan saraf tiruan algoritma belajar perambatan-balik (backpropagation) adalah salah satu algoritma belajar terpandu (supervised). Aplikasi jaringan ini melibatkan pemetaan sekumpulan masukan terhadap sekumpulan acuan keluaran. Dalam penelitian ini, jaringan saraf dilatih dengan menggunakan 234 karakter huruf besar tiap jenis font dan diuji dengan 702 karakter yang terdiri atas 234 karakter data latih dan 468 karakter data baru untuk setiap jenis font. Jenis font yang digunakan dalam penelitian ini adalah Calisto MT, Courier New, Tahoma, dan Time New Roman.

Hasil pengujian menunjukkan arsitektur dan parameter jaringan yang memberikan unjuk-kerja paling optimal untuk seluruh jenis font adalah 60 neuron pada lapisan tersembunyi, laju pembelajaran 0,01, momentum 0,9 dan iterasi 1000 kali. Prosentase pengenalan dari pelatihan jaringan dengan arsitektur dan parameter jaringan optimal ini untuk data latih dan data baru masing-masing adalah 100% dan 99,89% dengan jumlah karakter takdikenali untuk data latih sebanyak 0 karakter dan data baru sebanyak 2 karakter.

Katakunci : *pengenalan karakter, jaringan saraf tiruan, perambatan-balik, laju pembelajaran, momentum.*

I. PENDAHULUAN

Pengenalan pola secara otomatis adalah masalah yang banyak menyita perhatian sekarang ini, baik pengenalan pola wajah, sidik jari, tulisan tangan maupun pola karakter hasil cetakan. Yang menjadi alasan penelitian adalah kemampuan untuk mengenali secara efektif dengan menggunakan pola contoh yang sedikit. Karena terhambat oleh jumlah contoh pola yang besar, menjadikan para peneliti harus mencari teknik yang dapat meningkatkan kemampuan komputer dalam mengenali dan merepresentasikan pola. Satu pendekatan yang menunjukkan hasil yang menjanjikan adalah dengan menggunakan jaringan saraf tiruan. Dengan bantuan pengolahan citra dan jaringan saraf tiruan, komputer dapat mengenali dan merepresentasikan pola.

Jaringan saraf tiruan algoritma belajar perambatan-balik (*backpropagation*) adalah salah satu algoritma belajar terpandu (*supervised*). Metode perambatan-balik secara sederhana adalah metode penurunan gradien (*gradient descent*) untuk meminimalkan total galat kuadrat keluaran. Aplikasi jaringan ini melibatkan pemetaan sekumpulan masukan terhadap sekumpulan acuan keluaran. Tujuan pelatihan jaringan ini adalah mendapatkan keseimbangan antara kemampuan tanggapan yang benar

terhadap pola masukan yang dipakai untuk proses pelatihan jaringan (*memorization*) dan kemampuan memberikan tanggapan yang layak untuk masukan sejenis namun tidak identik dengan yang dipakai pada pelatihan jaringan (*generalization*)^[18]. Prinsip inilah yang akan digunakan untuk mengenali karakter huruf besar yang merupakan subsistem dari sistem pengenalan pola yang begitu kompleks.

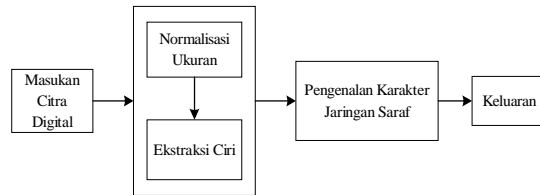
II. LANDASAN TEORI

2.1 Pengenalan Pola

Secara umum teknik pengenalan pola bertujuan untuk mengklasifikasikan dan mendeskripsikan pola atau objek kompleks melalui pengukuran sifat-sifat atau ciri-ciri dari objek yang bersangkutan. Pola adalah entitas yang terdefinisi (mungkin secara samar) dan dapat diberi suatu identifikasi atau nama.^[9]

Rancangan suatu sistem pengenalan pola pada dasarnya meliputi tiga tahap, yaitu akuisisi data, prapengolahan dan pengambilan keputusan.^{[9][12]} Sistem pendekatan pengenalan pola dengan menggunakan jaringan saraf tiruan beroperasi dalam dua fase, yaitu fase latih dan fase

pengenalan. Pada fase latih, jaringan syaraf menentukan ruang ciri yang sesuai untuk merepresentasikan pola dan membagi ruang ciri tersebut sedemikian rupa sehingga tumpang-tindih antara kategori menjadi sekecil mungkin. Diagram kotak sederhana pengenalan karakter ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Diagram kotak sederhana pengenalan karakter.^[19]

2.2 Pengertian Citra Digital dan Pengolahan Citra^[9]

Citra sebagai keluaran suatu sistem perekaman data dapat bersifat optik berupa foto, bersifat analog berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada monitor televisi, atau bersifat digital yang langsung dapat disimpan pada suatu pita magnetik. Citra digital merupakan larik dua dimensi atau suatu matriks yang elemenelemennya menyatakan tingkat keabuan dari elemen gambar. Jadi informasi yang terkandung bersifat diskret.

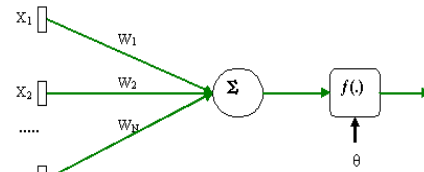
Pengolahan citra merupakan proses pengolahan dan analisis citra yang banyak melibatkan persepsi visual. Proses ini mempunyai ciri data masukan dan informasi keluaran yang berbentuk citra. Istilah pengolahan citra digital secara umum didefinisikan sebagai pemrosesan citra dua dimensi dengan komputer. Dalam definisi yang lebih luas, pengertian citra digital juga mencakup semua data dua dimensi.

2.3 Jaringan Saraf Tiruan^[5]

Jaringan Saraf Tiruan (JST) bisa didefinisikan kurang lebih sebagai sistem komputasi yang didasarkan pada pemodelan saraf biologis (*neuron*) melalui pendekatan dari sifat-sifat komputasi biologis (*biological computation*)^[18] JST bisa dibayangkan berupa jaringan dengan elemen pengolah sederhana yang saling terhubung. Elemen pengolah berinteraksi melalui sambungan yang variabel, disebut bobot, dan bila diatur secara tepat dapat menghasilkan sifat yang diinginkan^[17].

2.3 Pemodelan Neuron

Neuron adalah unit pengolah informasi yang merupakan dasar operasi jaringan saraf. Gambar 2.2 menunjukkan model neuron McCulloch-Pitts.



Gambar 2.2 Model sebuah neuron^[5].

Model sebuah neuron seperti ditunjukkan Gambar 2.2 dapat dituliskan dengan persamaan:^[4]

$$y = f\left(\sum_{i=1}^N w_i x_i - \theta\right) \quad (2.1)$$

dengan x_i = sinyal masukan.

w_i = bobot hubungan

θ = bias

$f(\cdot)$ = fungsi aktivasi atau elemen pemroses

y = sinyal keluaran.

2.4 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Suatu algoritma belajar dari jaringan saraf tiruan tergantung dari arsitektur atau struktur dari jaringan saraf tersebut; dengan arsitektur tersebut menggambarkan jumlah neuron dan hubungan bobot yang dipakai. Secara umum arsitektur jaringan saraf dapat dibedakan menjadi tiga kelas yang berbeda, yaitu :

1. Jaringan umpan-maju lapisan tunggal (*single layer feedforward network/Perceptron*).
2. Jaringan umpan-maju lapisan jamak (*multilayer perceptron*).
3. Jaringan saraf tiruan *recurrent*.

2.6 Algoritma Belajar

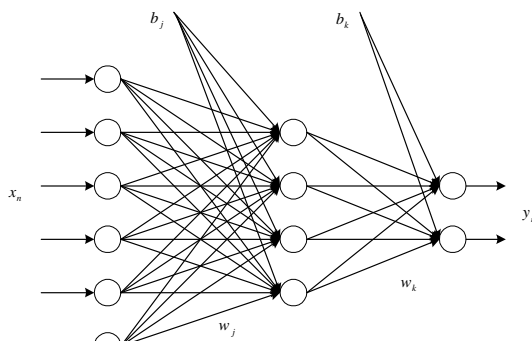
Ide dasar JST adalah konsep belajar. Jaringan belajar melakukan generalisasi karakteristik tingkah laku objek. JST menyimpan ilmu pengetahuannya dalam nilai bobot sambungan (seperti sinapsis dalam otak manusia) dan elemen-elemen (neuron) yang menghasilkan keluaran. Terminologi belajar artinya membentuk pemetaan (fungsi) yang menggambarkan hubungan antara vektor masukan dan vektor keluaran. Algoritma belajar dapat dibedakan menjadi tiga buah, yaitu:

1. Pembelajaran terpandu (*supervised learning*).
2. Pembelajaran takterpandu (*unsupervised learning*).
3. *Reinforcement learning*.

Pembelajaran yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah pembelajaran terpandu.

2.7 Algoritma Belajar Perambatan-balik (Backpropagation).

Jaringan saraf tiruan perambatan-balik (*backpropagation*) merupakan salah satu model dari jaringan saraf tiruan umpan-maju dengan menggunakan pembelajaran terpandu yang disusun berdasar pada algoritma galat perambatan-balik yang didasarkan pada aturan pembelajaran dengan koreksi kesalahan (*error correction learning rule*). Secara mendasar, proses dari galat perambatan-balik ini terdiri atas dua tahap, yaitu umpan-maju dan umpan-balik. Arsitekturnya sendiri tersusun atas tiga lapisan, yaitu lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*) seperti ditunjukkan pada Gambar 2.3.



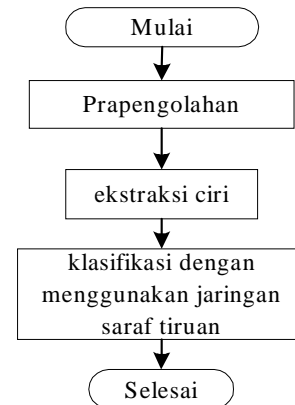
Gambar 2.3 Arsitektur jaringan saraf tiruan perambatan-balik

Proses belajar dari jaringan saraf perambatan-balik ini secara garis besar adalah setelah menerima masukan pada lapisan masukan, maka masukan itu akan dirambatkan melewati setiap lapisan di atasnya hingga suatu keluaran dihasilkan oleh jaringan. Keluaran yang dihasilkan oleh jaringan akan dibandingkan dengan acuan keluaran, sehingga suatu galat akan dibangkitkan. Selanjutnya, jaringan akan melewati turunan dari galat tersebut ke lapisan tersembunyi dengan menggunakan sambungan berbobot yang masih belum diubah nilainya. Kemudian setiap neuron pada lapisan tersembunyi akan menghitung jumlah bobot dari galat yang dirambatbalikkan sebelumnya. Galat perambatan-balik inilah yang memberi nama jaringan ini sebagai jaringan perambatan-balik (*backpropagation*).

Setelah masing-masing neuron dari lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran menemukan besarnya galat, maka neuron-neuron ini akan mengubah nilai bobotnya untuk mengurangi besarnya galat. Proses ini berlangsung terus-menerus hingga galat yang dihasilkan oleh jaringan tersebut mendekati nol. Jaringan saraf jenis inilah yang digunakan dalam tugas akhir ini.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Secara garis besar, program simulasi yang akan dirancang mengikuti diagram alir seperti ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram alir program utama

3.1 Prapengolahan

Yang dilakukan pada tahap ini adalah menyederhanakan citra sehingga siap untuk dianalisis. Pada proses prapengolahan ini, citra aras warna diubah menjadi aras keabuan kemudian diambangkan. Citra hasil proses pengambangan adalah citra biner dengan latar-belakang berwarna hitam dan bagian latar depan yang merupakan citra yang akan diproses berwarna putih. Kemudian citra diperhalus dengan menghilangkan piksel yang lemah dengan operasi morfologi *close* dan *majority*. Setelah itu dicari batas atas, batas bawah, batas kanan, dan batas kiri dari citra dan mengubah ukuran citra menjadi berukuran 80×80 piksel. Citra inilah yang siap untuk dianalisis pada proses ekstraksi ciri.

3.2 Ekstraksi Ciri

Citra hasil prapengolahan, dibagi menjadi 16 baris dan 16 kolom. Pada setiap kotak dilakukan penghitungan piksel, bila ditemukan jumlah piksel 1 lebih dari 12 piksel, maka kotak tersebut diberi nilai satu, bila tidak maka kotak tersebut diberi nilai 0. Hasilnya disimpan dalam matriks 16×16 .

3.3 Klasifikasi dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan.

Terdapat dua tahap dalam klasifikasi dengan menggunakan jaringan saraf tiruan, yaitu tahap pelatihan dan tahap klasifikasi. Pada tahap klasifikasi, pola sebagai masukan pada jaringan saraf tiruan menghasilkan keluaran yang menyajikan apa yang diyakini oleh jaringan saraf sebagai keluaran yang benar. Namun demikian, agar tahap klasifikasi berhasil harus didahului dengan

tahap pelatihan. Pada tahap ini jaringan saraf menerima sekumpulan masukan yang bersesuaian dengan sekumpulan keluaran. Dengan kata lain, jaringan saraf tiruan belajar untuk memasangkan keluaran yang benar terhadap pola masukan yang bersesuaian.

IV. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pengujian terhadap program simulasi ini dilakukan dengan tujuan agar dapat diketahui apakah program yang dibuat telah sesuai dengan yang diinginkan dengan parameter unjuk-kerja diukur dari prosentase pengenalan terhadap karakter huruf besar yang diujikan. Pengujian dilakukan sebanyak 12 kali dengan variasi neuron pada lapisan tersembunyi 18, 60, dan 1000, laju pembelajaran dan momentum 0,01 dengan 0,9 dan 0,1 dengan 0,1, dan iterasi 500 kali dan 1000 kali dengan jumlah karakter 2808 karakter yang terdiri atas 926 karakter data latih dan 1872 karakter baru.

Hasil pengujian menunjukkan variasi arsitektur dan parameter jaringan yang menghasilkan unjuk-kerja paling optimal untuk seluruh jenis *font* adalah 60 neuron pada lapisan tersembunyi, laju pembelajaran dan momentum masing-masing adalah 0,01 dan 0,9, dan iterasi 1000 kali yaitu untuk jenis *font* Calisto MT sebesar 99,78% (terbaik pertama), untuk jenis *font* Courier New sebesar 98,50% (terbaik kedua), untuk jenis *font* Tahoma sebesar 99,35% (terbaik kelima), dan untuk jenis *font* Time New Roman sebesar 99,57% (terbaik pertama). Tabel 4.1 hasil pengujian dengan arsitektur dan parameter jaringan optimal untuk seluruh jenis *font*.

Tabel 4.1 Hasil pengujian dengan keseluruhan jenis *font* menggunakan 60 neuron pada lapisan tersembunyi, laju pembelajaran 0,01, momentum 0,9 dan iterasi 1000 kali.

Huruf	Data Latih	Data Baru
A	100	100
B	100	100
C	100	100
D	100	100
E	100	98,611
F	100	100
G	100	100
H	100	98,611
I	100	100
J	100	100
K	100	100
L	100	100

Tabel 4.1 Hasil pengujian dengan keseluruhan jenis *font* menggunakan 60 neuron pada lapisan tersembunyi, laju pembelajaran 0,01, momentum 0,9 dan iterasi 1000 kali (lanjutan).

Huruf	Data Latih	Data Baru
M	100	100
N	100	100
O	100	100
P	100	100
Q	100	100
R	100	100
S	100	100
T	100	100
U	100	100
V	100	100
W	100	100
X	100	100
Y	100	100
Z	100	100
dikenali	936	1870
takdikenali	0	2
%rata-rata	100	99,893

Tabel 4.1 menunjukkan prosentase pengenalan data latih dan data baru masing-masing 100% dan 99,89% dengan jumlah karakter takdikenali sebanyak 0 karakter pada data latih dan 2 karakter pada data baru. Tabel 4.1 juga menunjukkan bahwa prosentase pengenalan data latih lebih tinggi dibandingkan dengan prosentase pengenalan data baru. Perbedaan prosentase pengenalan antara data latih dan data baru disebabkan data latih adalah data yang memiliki struktur pola yang sama dengan data yang digunakan pada saat pelatihan jaringan sehingga menghasilkan prosentase pengenalan yang cukup tinggi, sedangkan data baru adalah data yang benar-benar belum pernah dilatihkan pada jaringan walaupun memiliki struktur pola yang mirip sehingga menghasilkan prosentase pengenalan yang cenderung lebih rendah dibandingkan dengan prosentase pengenalan data latih.

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari pembuatan dan pengujian program simulasi pengenalan karakter huruf besar adalah sebagai berikut.

1. Prosentase pengenalan terhadap data latih lebih tinggi dibandingkan dengan prosentase pengenalan terhadap data baru.
2. Arsitektur dan parameter jaringan yang memberikan hasil unjuk-kerja paling optimal adalah 60 neuron pada lapisan tersembunyi, laju pembelajaran 0,01, momentum 0,9, dan iterasi 1000 kali.

3. Prosentase pengenalan dari pelatihan jaringan dengan asitektur dan parameter jaringan optimal dan melibatkan seluruh jenis font suntuik data latih dan data baru masing-masing adalah 100% dan 99,89% dengan jumlah karakter takdikenali untuk data latih sebanyak 0 karakter dan untuk data baru sebanyak 2 karakter.

5.2 Saran

1. Perlu digunakan arsitektur dan parameter jaringan yang memberikan hasil pengenalan yang lebih optimal pada penelitian dan pengembangan berikutnya.
2. Perlu dilakukan pengenalan tulisan tangan atau karakter huruf kecil dengan menggunakan algoritma ekstraksi ciri yang berbeda pada penelitian dan pengembangan berikutnya.
3. Dapat digunakan jumlah neuron yang tetap sesuai dengan format ASCII 8-bit pada penelitian dan pengembangan berikutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Demuth, H. dan M. Beale, *Neural Networks Toolbox for User with MATLAB*, The Mathwork, Inc, 2001.
- [2]. Hanselman, D. dan B. Littlefield, *MATLAB Bahasa Komputasi Teknis*, (terj. Jozep Edyanto), ANDI, Yogyakarta, 2000.
- [3]. Hartadi, D., *Simulasi Penghitungan Sel Darah Merah*, Tugas Akhir, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, 2003.
- [4]. Haykin, S., *Neural Networks, a Comprehensive Foundation*, Mcmillan College Publishing Company, New York.
- [5]. Ivana, *Pengenalan Ucapan Vokal Bahasa Indonesia Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Linear Predictive Coding*, Tugas Akhir, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, 2003.
- [6]. Jain, A.K., *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall of India Private Limited, New Delhi, 1995.
- [7]. Kusumoputro, B., E. Philipus dan M.W. Rahmat, *Pengenalan Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Logika Fuzzy dan Jaringan Syaraf Tiruan*, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia.
- [8]. Mudjihardjo, P., T.S. Widodo dan A. Susanto, *Penerapan Jaringan Perambatan-Balik untuk Deteksi Kesalahan pada Pengenalan Kode Pos Tulisan Tangan*, Seminar Nasional Teknik Elektro, G-20, 2003.
- [9]. Murni, A., *Pengantar Pengolahan Citra*, PT. Elekmmedia Komputindo, Kelompok Gramedia, Jakarta, 1992.
- [10]. Pittas, I., *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice Hall International (UK) Ltd, 1993.
- [11]. Proakis, J.G. dan D.G. Manolakis, *Pemrosesan Sinyal Digital, Prinsip, Algoritma dan Aplikasi, edisi Bahasa Indonesia*, PT Prenhallindo, Jakarta, 1997.
- [12]. Sigit, R., A. Shinji, dan S. Hisashi, *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Mengenali Angka*, IECI Chapter, Japan Series, Vol.3 No.1, 2001.
- [13]. Russ, J.C., *The Image Processing Handbook 2nd edition*, CRC Pres Inc, 1994.
- [14]. Saputra, E., *Jaringan Syaraf Tiruan untuk Identifikasi Kode Derau Palsu*, Tugas Akhir, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro, 2000.
- [15]. Schalkoff, R.J., *Digital Image Processing and Computer Vision*, Department of Electrical and Computer Engineering, Clemson University, Clemson, South Carolina.
- [16]. Schalkoff, R.J., *Pattern Recognition: Statistical, Structural and Neural Approaches*, John Wiley & Sons, Inc, 1992.
- [17]. Sekarwati, K.A., *Jaringan Saraf Tiruan*, Universitas Gunadarma.
- [18]. Suhardi, I., Y.U. Imardjoko, dan H. Samiadji, *Evaluasi Jaringan Syaraf Tiruan untuk Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Jenis Cetak*, Seminar Nasional Teknik Elektro, G-1, 2003.

- [19]. Wilson, A.T., *Off-line Handwriting Recognition Using Artificial Neural Networks*, University of Minnesota, Morris.
- [20]. -----, *Image Processing Toolbox, for user's with MALTLAB, user's guide version 3*, The mathwork Inc, 2001.



Andi Prasojo. Mahasiswa Teknik Elektro Universitas Diponegoro angkatan 1998, dengan konsentrasi teknik telekomunikasi. Saat ini sedang menyelesaikan studi strata-1 (S1).

Pembimbing II

R. Rizal Isnanto., S.T., M.M., M.T.
NIP. 132 288 515

