

EVALUASI PENGARUH FUNGSI AKTIFASI DAN PARAMETER KEMIRINGANNYA TERHADAP UNJUKKERJA PENGENALAN JARINGAN SYARAF TIRUAN (Studi Kasus pada Pengenalan Karakter Angka Tulisan Tangan)

Iwan Suhardi

Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik
Universitas Negeri Makassar
Kampus UNM Gunungsari Baru, Makassar, Sulawesi Selatan
Telepon: (0411) 869854, 860468, 868794, 868942, 868943, 868930, 876587
Faks.: (0411) 868794, 873617

ABSTRAK

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu topik baru yang menarik untuk dikaji dikarenakan mampu menangani permasalahan yang sangat kompleks. Salah satu variabel yang berperan pokok untuk menghasilkan unjukkerja jaringan syaraf tiruan yaitu pemilihan parameter fungsi aktifasinya. Tulisan ini mencoba menganalisis pengaruh fungsi aktivasi terhadap unjukkerja jaringan syaraf tiruan terutama parameter kemiringannya. Sebagai studi kasus dalam penelitian ini yaitu sejauh mana jaringan syaraf tiruan mampu mengenali pola karakter tulisan tangan. Pola karakter yang akan dicoba untuk dikenali yaitu karakter angka (dari 0 sampai 9). Permasalahan yang dihadapi dalam pengenalan pola tulisan tangan sangat kompleks, antara lain bervariasinya model tulisan tangan, pena untuk menulis, dan ukuran tulisan tangan. Didapatkan kesimpulan bahwa parameter kemiringan fungsi aktivasi untuk menghasilkan unjukkerja pengenalan terbaik didapatkan pada nilai kemiringan 0,8 dengan menggunakan sigmoid bipolar.

Kata Kunci: Jaringan syaraf tiruan, fungsi aktivasi, pengenalan pola.

PENDAHULUAN

Pengenalan Karakter Tulisan Tangan

Dunia perkomputeran maju dengan pesat, namun secara umum tulisan tangan masih banyak digunakan untuk banyak aplikasi. Sebagian besar aplikasi masih menyediakan kolom-kolom untuk tulisan tangan, misalnya aplikasi pengurusan KTP, perbankan, dan lain-lain. Walaupun perangkat lunak OCR

komersial banyak tersedia namun umumnya hanya dapat digunakan untuk memproses dokumen-dokumen hasil cetakan dan belum dapat sepenuhnya mengenali tulisan tangan dengan baik. Sehingga sumbang saran ilmiah bagaimana komputer dapat mengenal pola karakter tulisan tangan menjadi diperlukan.

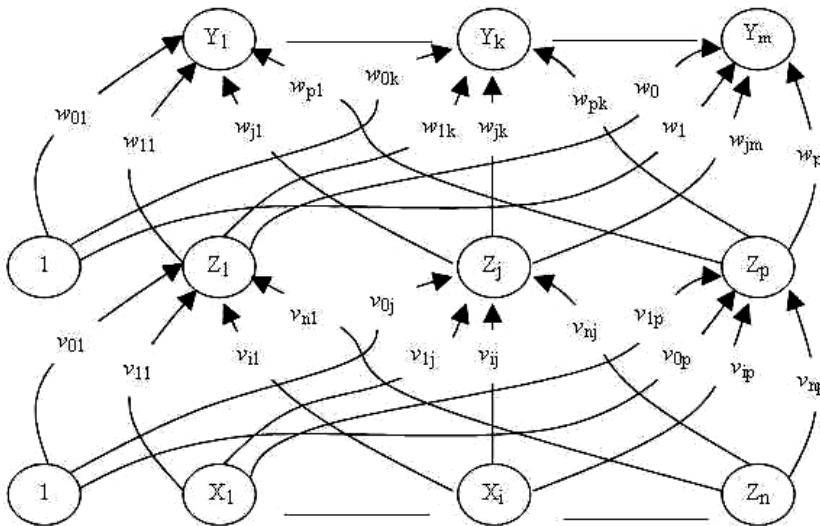
Solusi pengenalan pola karakter tulisan tangan mengalami kendala utama dikarenakan begitu banyak ragam dan variasinya. Hal itu dikarenakan permasalahan tulisan tangan begitu kompleks meliputi beragamnya jenis tulisan tangan, jenis peralatan menulis, banyaknya karakter, tipe tulisan dan jumlah penulis. Berdasarkan hal tersebut penulis bermaksud mengadakan studi guna memberikan sumbang saran ilmiah untuk mengenali pola karakter tulisan tangan dengan jaringan syaraf tiruan terutama pengaruh fungsi aktivasinya.

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 berlangsung relatif lambat, namun jaringan yang telah dilatih dapat menghasilkan keluaran dengan sangat cepat. Proses keluaran jaringan yang sangat cepat ini menjadi salah satu hal positif untuk pembuatan perangkat lunak pengenalan karakter.

Algoritma pelatihan dan pengujian perambatan balik secara lengkap dapat dilihat pada buku acuan (Fausett, 1994). Jaringan syaraf lapis-jamak dengan satu lapisan tersembunyi (unit Z) diperlihatkan pada Gambar 1. Unit keluaran (unit Y) dan unit-unit tersembunyi serta bias diperlihatkan. Bias pada unit keluaran Y_k dilambangkan dengan w_{0k} , bias pada unit tersembunyi Z_j dilambangkan dengan v_{0j} . Istilah bias-bias ini berlaku sebagai bobot pada hubungan unit-unit dengan keluaran selalu satu. Hanya aliran informasi umpan-maju yang diperlihatkan pada gambar. Selama fase pelatihan perambatan-balik, sinyal dikirim pada arah yang berlawanan.



Gambar 1 : Jaringan syaraf perambatan-balik dengan satu lapisan tersembunyi

Fungsi Aktivasi

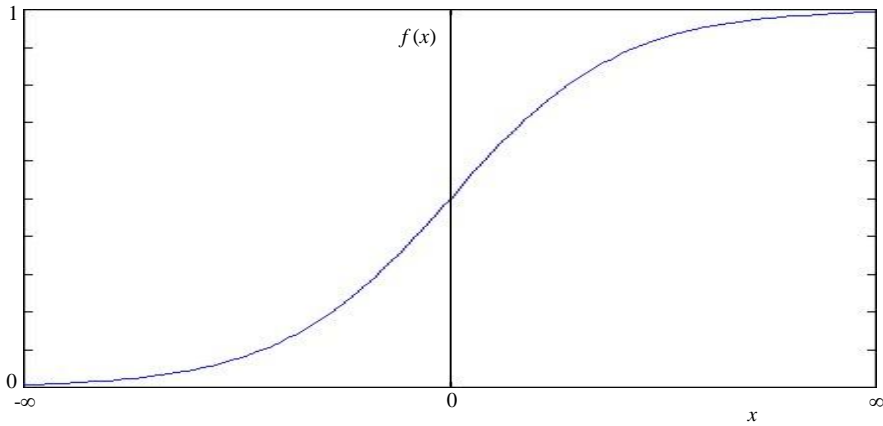
Karakteristik yang harus dimiliki oleh fungsi aktivasi jaringan perambatan-balik antara lain harus kontinu, terdiferensialkan, dan tidak menurun secara monotonis (*monotonically non-decreasing*). Lebih lanjut, untuk efisiensi komputasi, turunan fungsi tersebut mudah didapatkan dan nilai turunannya dapat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

Fungsi aktivasi pertama adalah *sigmoid* biner atau *sigmoid logistic*, yang memiliki jangkauan nilai $[0,1]$ ditunjukkan pada Gambar 2, didefinisikan sebagai:

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

dengan

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



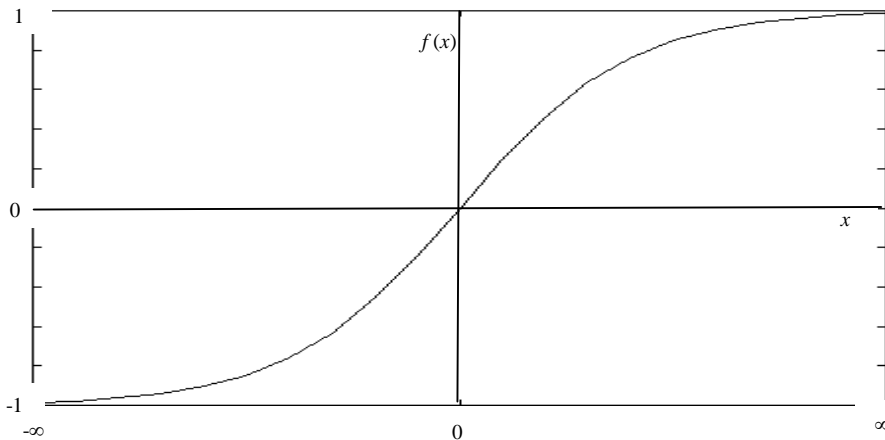
Gambar 2 Fungsi aktivasi *sigmoid* biner
 [Sumber : Fausett, L., 1994]

Fungsi aktivasi kedua adalah *sigmoid* bipolar (Gambar 3), yang memiliki jangkauan nilai $[-1,1]$ dan didefinisikan sebagai:

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

dengan

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



Gambar 3 Fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar
 [Sumber : Fausett, L., 1994]

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

$$\begin{aligned}\gamma &= b - a \\ \eta &= -a.\end{aligned}$$

Kemudian fungsi sigmoid

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

memiliki jangkauan $[a,b]$. Kemudian turunan fungsi tersebut dapat dinyatakan sebagai

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

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

$$g(x) = 2f(x) - 1$$

Dengan turunannya

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

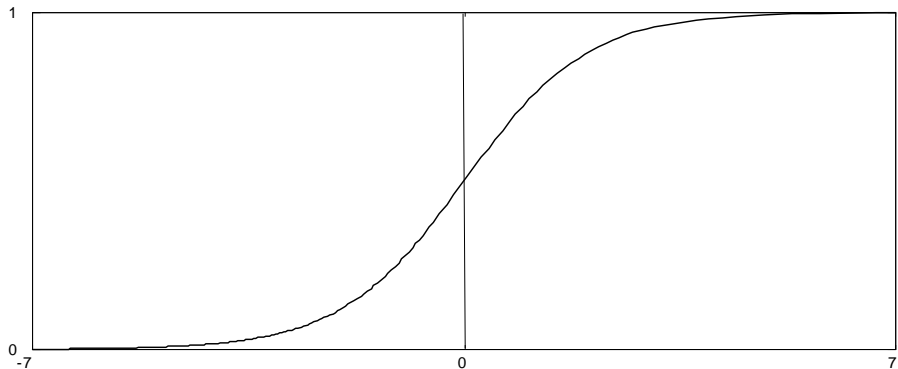
Bagaimanapun juga harus dihindari penggunaan fungsi aktivasi dengan kisar yang terlalu besar maupun kisar yang terlalu kecil.

Kemiringan fungsi sigmoid dapat dimodifikasi dengan mengubah parameter kemiringan σ . Fungsi *sigmoid* umum (dengan jangkauan antara 0 dan 1) adalah sebagai berikut :

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

dengan turunannya

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



Gambar 4 Fungsi aktivasi *sigmoid* biner $\sigma = 1$
 [Sumber : Fausett, L., 1994]

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

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

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

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

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

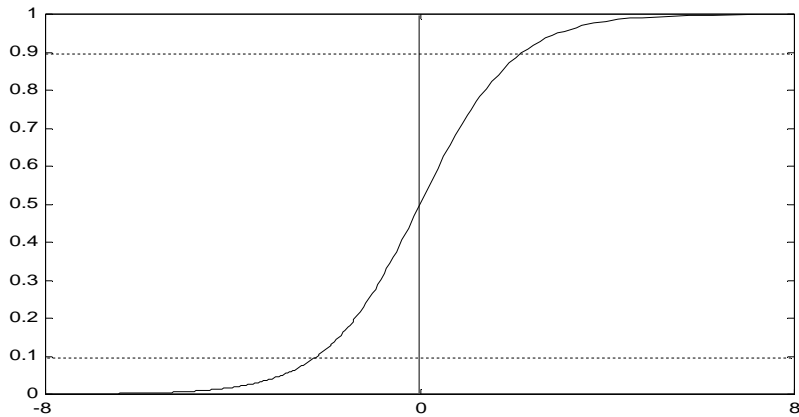
dan

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

Pelatihan jaringan dilakukan dengan mencoba beberapa fungsi aktivasi dengan beberapa nilai kemiringan. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam eksperimen ini yaitu fungsi *sigmoid* biner dan fungsi sigmoid bipolar:

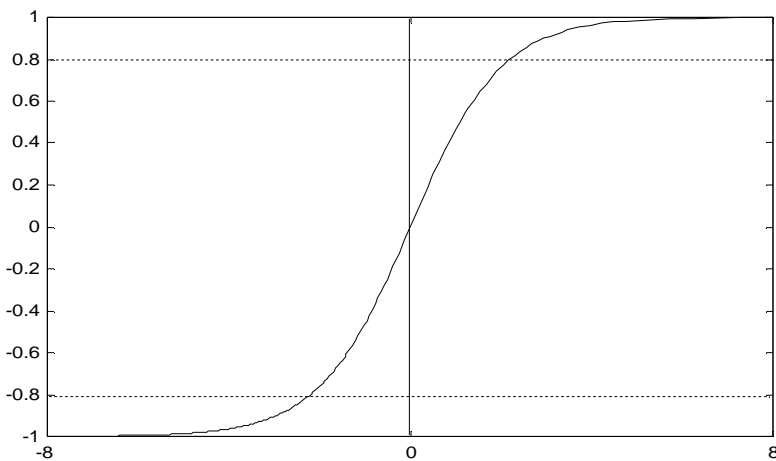
Fungsi aktivasi biner memiliki jangkauan $[0 \ 1]$. Karena vektor input dan target *output* direpresentasikan sesuai dengan nilai-nilai fungsi aktivasi yang digunakan maka nilainya harus berada dalam rentang $[0 \ 1]$. Dalam eksperimen ini

input dan target *output* tidak direpresentasikan ke nilai 0 dan 1 tetapi nilai 0 dinyatakan dengan 0,1 dan nilai 1 dinyatakan dengan 0,9 karena fungsi aktivasi biner tidak pernah mencapai nilai 0 atau 1, tetapi hanya mendekati nilai tersebut. Selain itu pelatihan akan efektif jika target *output* direpresentasikan dengan nilai yang berada pada daerah linear pada fungsi aktivasinya, sehingga pelatihan tidak cepat jenuh.

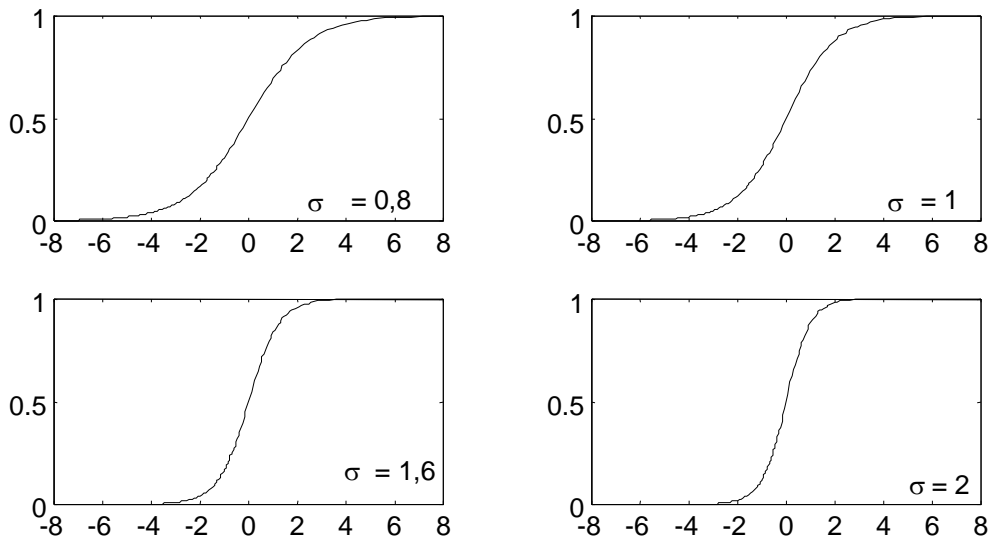


Gambar 5 Fungsi aktivasi sigmoid biner

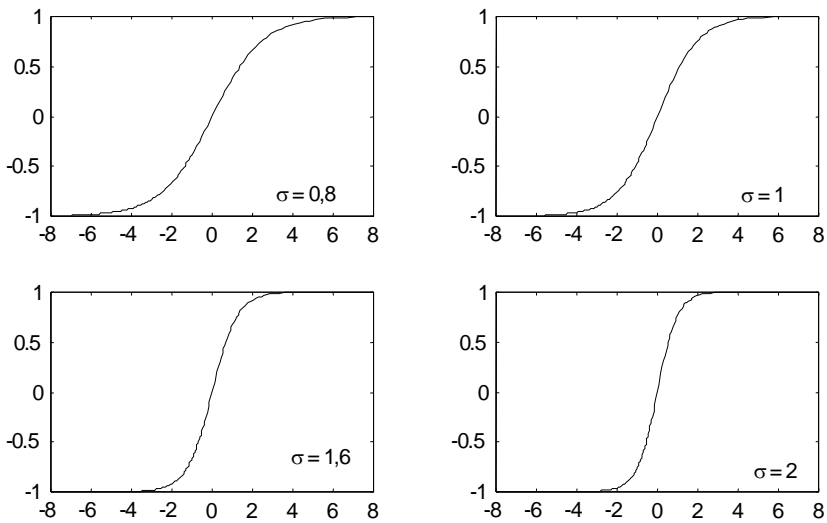
Fungsi aktivasi bipolar *sigmoid* memiliki jangkauan $[-1 \ 1]$. Saat menggunakan fungsi aktivasi ini input dan target *output* dinyatakan dengan $-0,8$ dan $0,8$.



Gambar 6 Fungsi aktivasi sigmoid bipolar



Gambar 7 Fungsi *sigmoid* biner dengan berbagai kemiringan



Gambar 8 Fungsi *sigmoid* bipolar dengan berbagai kemiringan

Jumlah Lapisan Tersembunyi

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

Praproses Data Karakter

Langkah-langkah praproses pengenalan karakter di sini melibatkan proses normalisasi ukuran karakter yang kemudian didekomposisi dengan menggunakan *filter wavelet Haar*.

Normalisasi Ukuran Karakter

Normalisasi ukuran karakter dilakukan karena tidak samanya ukuran karakter penulis yang satu dengan lainnya. Pada penelitian ini citra karakter dinormalisasi menjadi 16x16 piksel, kemudian dialihragamkan dengan *wavelet*

Dekomposisi Data Karakter

Praproses tahap kedua ini melibatkan dekomposisi *filter wavelet* pola 16x16 piksel hasil normalisasi. Pada penelitian ini proses alihragam wavelet menggunakan program bantu Matlab. Proses dekomposisi menggunakan *filter wavelet Haar* dua-dimensi. Dekomposisi level pertama menghasilkan empat *subband* yang masing-masing berukuran 8x8 piksel yaitu *subband* yang membawa informasi pola aproksimasi, *subband* yang membawa informasi horisontal, *subband* yang membawa informasi vertikal dan *subband* yang membawa informasi diagonal. Pada dekomposisi berikutnya yaitu level 2 dihasilkan *subband-subband* dengan ukuran 4x4 piksel.

Dari hasil dekomposisi, terlihat bahwa 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.

METODOLOGI PENELITIAN



Gambar 9 Diagram blok proses penelitian

Sebagai masukan adalah vektor yang dihasilkan dari pengolahan citra asli. Langkah-langkah praproses pengenalan karakter di sini melibatkan proses normalisasi dan dekomposisi dengan menggunakan *filter wavelet Haar*. Normalisasi ukuran karakter dilakukan karena tidak samanya ukuran karakter penulis yang satu dengan lainnya. Pada penelitian ini semua karakter dinormalisasi 16x16 piksel. Pola dari hasil normalisasi selanjutnya didekomposisi sampai level 2 sehingga didapatkan ukuran 4x4 piksel yang dijadikan sebagai masukan jaringan syaraf tiruan.

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

Tabel 1 : Kesesuaian target pengenalan jaringan dengan format ASCII

Karakter	Kode ASCII 8 bit	Target keluaran jaringan syaraf
0	00110000	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 -0.8
1	00110001	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8 0.8
2	00110010	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 -0.8
3	00110011	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8 0.8
4	00110100	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 -0.8
5	00110101	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 -0.8 0.8
6	00110110	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8
7	00110111	-0.8 -0.8 0.8 0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8
8	00111000	-0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 -0.8
9	00111001	-0.8 -0.8 0.8 0.8 0.8 -0.8 -0.8 0.8

Ket: Kesesuaian ini dapat dilihat dari kode 0 dan 1 pada kode ASCII menjadi -0.8 dan 0.8 pada target.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil eksperimen dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* biner ditampilkan pada Tabel 2 dan Tabel 3 menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar

Tabel 2 : Hasil pelatihan dan pengujian dengan fungsi aktivasi sigmoid biner pada satu lapisan tersembunyi

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

Ket: Tabel 2 diperoleh dengan nilai laju pelatihan = 0.001, momentum = 0.001, fungsi aktivasi sigmoid biner.

Tabel 3 : Hasil pelatihan dan pengujian dengan fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar pada satu lapisan tersembunyi

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

Ket: diperoleh dengan nilai laju pelatihan = 0.001, momentum = 0.001, fungsi aktivasi sigmoid bipolar.

Proses ini menggunakan satu lapisan tersembunyi dengan neuron 40, 50, 60, dan 70. Proses pengujian dilakukan dengan menguji dua macam pola, yaitu pola-pola yang digunakan pada saat pelatihan dan pola-pola yang digunakan khusus untuk pengujian. Dua macam pola tersebut sengaja dibuat tidak sama. Dari Tabel 2 dan 3 dapat diketahui bahwa tingkat pengenalan pola pada proses pelatihan yaitu 100 %. Hal ini berarti bahwa tingkat pelatihannya sudah cukup, dikarenakan jaringan telah mengenal semua pola-pola yang dilatihnya.

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

Tabel 4 Hasil pelatihan dan pengujian dengan dua lapisan tersembunyi

Arsitektur	Pelatihan			Pengujian		
	Jumlah pola	Iterasi	Galat	Unjuk kerja	Jumlah pola	Unjuk kerja
16-40-20-8	200	10000	0.0064243	100 %	100	73 %
16-40-30-8	200	7940	0.00499985	100 %	100	76 %
16-40-40-8	200	8019	0.00499966	100 %	100	76 %
16-40-50-8	200	6505	0.00499977	100 %	100	72 %
16-40-60-8	200	10000	0.00500637	100 %	100	79 %
16-40-70-8	200	4805	0.00499952	100 %	100	79 %
16-50-20-8	200	7566	0.00499996	100 %	100	73 %
16-50-30-8	200	6310	0.00499962	100 %	100	75 %
16-50-40-8	200	6505	0.00499951	100 %	100	77 %
16-50-50-8	200	7819	0.00499897	100 %	100	75 %
16-50-60-8	200	5214	0.00499985	100 %	100	73 %
16-50-70-8	200	6461	0.00499958	100 %	100	73 %
16-60-20-8	200	6854	0.00499733	100 %	100	79 %
16-60-30-8	200	10000	0.00503791	100 %	100	76 %
16-60-40-8	200	6828	0.00499775	100 %	100	79 %
16-60-50-8	200	6193	0.00496484	100 %	100	74 %
16-60-60-8	200	4664	0.00499745	100 %	100	77 %
16-60-70-8	200	4773	0.00499966	100 %	100	77 %
16-70-20-8	200	9059	0.00499972	100 %	100	80%
16-70-30-8	200	8291	0.00499949	100 %	100	81%
16-70-40-8	200	5882	0.00499948	100 %	100	78%
16-70-50-8	200	6342	0.00499991	100 %	100	77 %
16-70-60-8	200	4643	0.00499991	100 %	100	75 %
16-70-70-8	200	3187	0.00499237	100 %	100	73 %

Ket: diperoleh dengan nilai laju pelatihan = 0.001, momentum = 0.001, fungsi aktivasi sigmoid bipolar

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

Karena arsitektur jaringan 16 – 70 – 30 – 8 memberikan unjukkerja yang terbaik, maka arsitektur ini digunakan dalam menganalisis pengaruh kemiringan fungsi aktivasi terhadap unjukkerja pengenalan jaringan. Dicoba dengan nilai

kemiringan (σ) = 0.4, 0.6, 0.8, 1 dan 1.2. dengan variasi laju pelatihan (β) = 0.001, 0.01, 0.05, dan 0.1; dengan momentum (α) = 0,001. Didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 5 : Pengaruh kemiringan fungsi aktivasi dan laju pelatihan

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

Ket: Data pelatihan berjumlah 200 buah, data pengujian berjumlah 100 buah, arsitektur jaringan = 16-70-30-8, dan momentum = 0.001.

Untuk fungsi aktivasi bipolar, pelatihan masih dapat konvergen pada nilai $\sigma \leq 1.4$ terutama pada laju pelatihan ≤ 0.01 . Dari hasil eksperimen tersebut dapat disimpulkan bahwa unjukkerja yang terbaik diperoleh jika fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar dengan $\sigma = 0,8$.

Dari Tabel 2, 3 dan 4 dapat diketahui bahwa ujicoba jaringan menghasilkan unjukkerja pelatihan terbaik = 100 % dan unjukkerja pengujian terbaik = 81 %. Hasil ini menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan yang dibangun telah dapat berfungsi dengan baik dan dapat dilanjutkan dengan proses pelatihan dan pengujian yang sesungguhnya.

Dari Tabel 2 dan 3 dapat dilihat bahwa unjukkerja pengenalan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar (unjukkerja terbaik = 74%) memberikan unjukkerja yang lebih baik dari fungsi aktivasi *sigmoid* biner (unjukkerja terbaik = 65%).

Dari Tabel 5 dapat dilihat bahwa arsitektur jaringan dengan fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar dengan parameter kemiringan 0,8 memberikan unjukkerja pengenalan yang terbaik. Nilai σ mempengaruhi kemiringan daerah linear dari fungsi aktivasi $f(x)$. Untuk nilai σ yang semakin kecil, maka daerah linear dari fungsi aktivasi berada pada rentang nilai x yang semakin besar.

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

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

KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dan pembahasan, dapat ditarik kesimpulan bahwa :

1. Jaringan syaraf tiruan yang dibangun dapat berfungsi baik dengan unjukkerja pengenalan yang cukup tinggi.
2. Jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan pola karakter angka memberikan unjukkerja pengenalan cukup baik. Tingkat pengenalan jaringan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar menghasilkan unjukkerja yang lebih baik dari fungsi aktivasi *sigmoid* biner yaitu mencapai 81 % pada arsitektur jaringan dengan lapisan masukan 16 neuron, dua lapisan tersembunyi yaitu 70 dan 30 neuron, lapisan keluaran = 8 neuron
3. Parameter kemiringan fungsi aktivasi pada jaringan syaraf tiruan yang menghasilkan unjukkerja terbaik didapatkan pada nilai kemiringan = 0,8 dengan menggunakan *sigmoid* bipolar.

DAFTAR PUSTAKA

- Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice Hall, New Jersey.
- Hendrawan, 2000, *OCR and Word Recognition for Document Understanding : Present Status and Development*, Telematics Laboratory, Dept. of Electrical Engineering, Institut Teknologi Bandung, Bandung.
- Jain, A.K., 1995, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, New Delhi.
- Kröse, Ben, and Van der Smagt, Patrick, 1996, *Introduction to Neural Networks*, ed. 9, University of Amsterdam.
- Misiti, M., Oppenheim, G., and Poggi, J., 1996, *Wavelet Toolbox*, The Math Work. Inc.
- Mori, S.C.Y, and Yamamoto, K., 1992, *Historical Review of OCR Research and Development*, Proceedings of the IEEE, vol. 80, pp. 1029-1058.
- Rao, B. Valluru dan Rao, V. Hayagriva, 1993, *C⁺⁺ Neural Networks and Fuzzy Logic*, Management Information Source, Inc., New York.