

Pengembangan Sistem Pengenal Objek 3 Dimensi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Lapis Tersembunyi Berbentuk Silinder

Benyamin Kusumoputro dan Renny Isharini Ramadiyani

Laboratorium Kecerdasan Komputasional
Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia
e-mail : kusumo@cs.ui.ac.id

Abstrak - Sistem pengenal objek 3 dimensi secara otomatis sedang banyak diteliti, berkaitan dengan kegunaannya dalam masalah keamanan, dan perkantoran dengan tingkat kerahasiaan yang tinggi. Aplikasi dalam sistem multi media juga memerlukan sistem pengenalan 3 dimensi ini. Akan tetapi hingga sekarang, tingkat pengenalan yang tinggi disertai dengan waktu dan biaya komputasi rendah masih sangat sulit untuk dapat dilakukan. Dalam makalah ini, penulis akan menggunakan jaringan perceptron lapis jamak yang telah dimodifikasi pada lapis tersembunyinya untuk diterapkan dalam sistem pengenal 3 dimensi ini. Modifikasi ini dilakukan dengan menggantikan setiap neuron pada jaringan perceptron lapis jamak dengan sebuah (atau beberapa buah) lingkaran neuron-neuron sehingga membentuk lapis tersembunyi berbentuk silinder. Makalah ini juga akan membahas penggunaan beberapa fungsi kesalahan dan pengaruhnya terhadap tingkat pengenalan sistem. Dengan menggunakan jaringan syaraf buatan dengan lapis tersembunyi berbentuk silinder ini, kemampuan sistem ini dapat ditingkatkan hingga mencapai tingkat pengenalan sebesar 97,2 %.

dimensi ini biasanya merupakan beberapa citra dua dimensi yang di ambil dari berbagai posisi disekitar objek 3 dimensi tersebut. Hal ini menyebabkan beberapa kesulitan untuk dapat menciptakan sistem pengenalan 3 dimensi, dengan tingkat ketelitian tinggi dan biaya komputasional yang rendah.

Masalah lain yang berkaitan adalah besarnya alokasi memori yang diperiukan untuk merekam citra 2 dimensi tersebut, dan apabila kita juga harus memasukkan efek dari arah penyinaran objek, maka akan semakin besar alokasi memori yang diperlukan. Para peneliti telah berusaha untuk dapat menyelesaikan permasalahan ini [3,4], dan beberapa diantaranya menggunakan teknik pra-pengolahan citra seperti deteksi tepi, operasi penghalusan dan lain sebagainya [5-7]. Akan tetapi, karena prosedur diatas dapat meningkatkan biaya komputasional tanpa disertai dengan tingkat pengenalan yang tinggi, maka alternatif pendekatan lain kemudian dicari, untuk dapat meningkatkan kemampuan pengenalan sistem tanpa menambah alokasi memori serta menekan biaya komputasional sistem pengenalannya.

Salah satu solusi yang diajukan adalah dengan menggunakan teknik jaringan syaraf tiruan. Arsitektur jaringan syaraf tiruan akhir-akhir ini banyak digunakan untuk menyelesaikan beberapa masalah yang berkaitan dengan pengenalan pola, klasifikasi pola, aproksimasi sebuah fungsi dan persoalan regresi. Jaringan syaraf tiruan perceptron lapis

Kata kunci : sistem pengenalan 3 dimensi, jaringan syaraf tiruan, jaringan perceptron lapis jamak, jaringan neural dengan lapis tersembunyi berbentuk silinder.

Makalah diterima [20 Februari 2001]. Revisi akhir [28 April 2001]

1. PENDAHULUAN

Pengenalan citra 3 dimensi sekarang ini sedang dikembangkan, terutama karena kegunaannya dalam sistem multimedia dan pengenalan pola [1,2]. Masukan dalam sistem pengenalan 3

jamak (multilayer perceptron-MLP) telah terbukti dapat menghasilkan pendekatan yang sangat baik, terutama dengan menggunakan algoritma propagasi balik. berdasarkan pembelajaran dengan pengarah (*supervised*). Akan tetapi, algoritma ini mempunyai banyak kelemahan seperti persoalan local-minima, ketidakstabilan dalam proses pembelajarannya dan terutama adalah kelemahannya dalam kecepatan untuk mencapai titik konvergensinya. Kelambatan proses konvergensi ini banyak disebabkan karena hubungan antar neuron dalam arsitektur jaringan lapis jamak ini yang bersifat 'full connections'; apalagi bila menggunakan arsitektur jaringan yang sangat besar.

Dalam makalah ini penulis akan menggunakan jaringan syaraf tiruan perceptron lapis jamak dengan beberapa modifikasi yang diperlukan untuk dapat melakukan pengenalan terhadap objek 3 dimensi. Beberapa perbaikan yang dilakukan, adalah berkaitan dengan penggunaan arsitektur jaringan berbentuk silinder untuk lapis tersembunyi, dan fungsi error 'cross entropy' yang terbukti sangat efektif dalam meningkatkan kemampuan pengenalan sistim serta dapat mempersingkat waktu pembelajaran secara signifikan.

2. PERCEPTRON LAPIS JAMAK DENGAN LAPIS TERSEMBUNYI BERBENTUK SILINDER

Seperti telah dibahas dalam pendahuluan, maka jaringan perceptron lapis jamak biasa sangat sulit untuk dapat melakukan pengenalan objek 3 dimensi dengan tingkat pengenalan yang tinggi. Untuk dapat meningkatkan kemampuan sistim, kita menggunakan modifikasi struktur lapis tersembunyi dalam arsitektur perceptron lapis jamak. Modifikasi struktur ini dilakukan dengan mengganti setiap neuron dalam lapis tersembunyi JST perceptron lapis jamak konvensional dengan beberapa neuron yang membentuk sebuah lingkaran [8]. Dengan demikian maka dalam sistim JST perceptron

lapis jamak yang baru, lapis tersembunyinya merupakan tumpukan dari sekumpulan neuron berbentuk lingkaran seperti dapat dilihat dalam Gambar 1.

Lapis masukan dari sistim perceptron lapis jamak ini, seperti dalam sistim perceptron lapis jamak konvensional, terdiri dari sekumpulan neuron dengan jumlah sama besar dengan jumlah pixel dalam citra gambar masukan. Jumlah neuron dalam lapis keluaran sistim JST ini juga sama dengan sistim perceptron lapis jamak konvensional, terdiri dari beberapa neuron yang berkaitan dengan jumlah objek yang sedang diamati. Dalam percobaan yang akan dilakukan disini, maka sudut pengamatan citra objek diambil dengan sudut pandang yang bergerak dari -90° sampai dengan 90° dengan interval 10° .

Sistim jaringan perceptron lapis jamak dengan lapis tersembunyi berbentuk silinder ini dikembangkan untuk dapat mengenali objek 3 dimensi melalui image 2 dimensi, dengan melibatkan informasi sudut pandang pengamat untuk dapat digunakan dalam proses pembelajaran sistim maupun pengenalannya. Metoda ini menggunakan pasangan berarah antara vektor sudut pandang citra 2 dimensi dengan vektor posisi neuron pada lapis tersembunyi untuk dapat menghasilkan sebuah faktor yang berperan dalam menentukan besarnya perubahan bobot dari neuron dalam lapis tersembunyi tersebut.

Kedua vektor anggota pasangan berarah yang digunakan adalah :

- Vektor Sudut Pandang $d(k)$ yang menunjukkan arah dan sudut pandang dari pusat objek 3 dimensi ke posisi kamera.
- Vektor Posisi Neuron v_i yang menunjukkan arah dari pusat lingkaran neuron terhadap neuron tertentu pada lapis tersembunyi.

Kedua buah vektor anggota pasangan berarah tersebut akan menghasilkan dua faktor tambahan yang dinotasikan dengan fa_k dan fb_k . Kedua faktor tambahan ini, yang mengkaitkan antara kedua vektor pasangan berarah, merupakan faktor yang sangat penting dalam

menentukan besar perubahan bobot pada algoritma pembelajaran dan pengenalannya. Faktor tambahan pertama (fa_h) diperoleh dengan menyelesaikan Persamaan (1) sebagai berikut:

$$fa_h = \begin{cases} d(k) \cdot v_s & (d(k) \cdot v_s \geq 0) \\ 0 & (d(k) \cdot v_s < 0) \end{cases} \quad (1)$$

dengan $d(k) \cdot v_s = \|d(k)\| \|v_s\| \cos \theta$ yang merupakan perkalian titik antar kedua vektor tersebut.

Persamaan (1) ini mempunyai implikasi bahwa apabila sudut antara kedua vektor tersebut memenuhi persamaan $-\pi/2 < \theta < \pi/2$, maka $d(k) \cdot v_s > 0$. Hal ini berarti bahwa neuron pada posisi tersebut mempunyai tambahan informasi yang bernilai sesuai dengan hasil perkalian antar kedua vektor. Tambahan informasi ini akan berbeda bagi setiap neuron karena vektor posisinya yang berbeda pula. Sedangkan apabila sudut antar kedua vektor memenuhi persamaan $\theta \geq \pi/2$ dan $\theta \leq -\pi/2$, maka $d(k) \cdot v_s \leq 0$. Hal ini berarti bahwa neuron tersebut tidak memberikan tambahan informasi bagi perubahan bobot. Faktor tambahan perubahan bobot ini akan mempunyai nilai terbesar, apabila vektor sudut pandang citra masukan mempunyai posisi yang sama dengan vektor posisi neuron dalam sub-lapis tersembunyi, atau sudut $\theta = 0$.

Nilai keluaran dari suatu neuron dalam lapis tersembunyi dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_n(k) = S \left(fa_h \left(\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} u_{ijh} x_{ij}(k) \right) + b_n \right) \quad (2)$$

dengan $S(z)$ adalah fungsi non-linier, yang dalam penelitian ini digunakan fungsi sigmoid biner yaitu $S(z) = 1/(1 + \exp(-z))$. Indeks h menunjukkan lokasi spesifik neuron pada lingkaran neuron lapis tersembunyi secara horisontal dan t menunjukkan lokasi vertikal dari lingkaran neuron tersebut. Indeks i menunjukkan posisi neuron masukan dan indeks j menunjukkan posisi neuron dalam

sub-lapis tersembunyi. Vektor $d(k)$ menunjukkan arah sudut pandang dari pusat objek 3 dimensi ke posisi pengamatan kamera. Vektor ini merupakan vektor 2 dimensi yang merepresentasikan arah horisontal. Vektor v_s menunjukkan arah dari pusat lingkaran pada sub-lapis tersembunyi ke node dengan indeks h , dan t tidak mempengaruhi arah v_s . Dengan demikian, meskipun digunakan koneksi penuh antara neuron di lapis masukan dan neuron di sub-lapis tersembunyi, neuron-neuron yang arahnya berlawanan dengan dengan vektor sudut pandang $d(k)$, sehingga menghasilkan $d(k) \cdot v_s \leq 0$, neuron-neuron tersebut tidak memberikan pengaruh apa pun terhadap perubahan bobot baik pada saat pelatihan maupun dalam proses pengenalannya.

Neuron-neuron pada lapis keluaran akan memberikan nilai keluaran sebagai berikut:

$$O_q(k) = S \left(\sum_{h=1}^{M_1} \sum_{t=1}^{M_2} fb_h w_{qht} z_{ht}(k) + b_q \right) \quad (3)$$

$$fb_h = \begin{cases} 1 & (d(k) \cdot v_s \geq 0) \\ 0 & (d(k) \cdot v_s < 0) \end{cases} \quad (4)$$

dengan $q=1,2,\dots,Q$ menunjukkan jumlah objek 3 dimensi yang harus dikenali. Faktor fb_h ini hanya mengatur hubungan antara node-node lapis keluaran dengan node-node lapis tersembunyi. Jumlah sub lapis pada lapis tersembunyi yang optimal adalah sama dengan jumlah objek 3 dimensi yang akan dikenali [9]. Pada realisasi awal sistem CHL-NN (*cylindrical hidden layer-neural network*) yang dikembangkan, jumlah node pada setiap sub-lapis tersembunyi adalah sama dengan jumlah image yang dilatihkan (jumlah vektor sudut pandang yang dilatihkan) untuk setiap objek 3 dimensi yang akan dikenali. Namun sistem awal CHL-NN ini mengamati objek 3 dimensi dari arah satu lingkaran penuh (0° sampai dengan 360°), sedangkan pada penelitian ini hanya akan dilakukan pengamatan dari bagian separuh depan objek 3 dimensi saja.

Algoritma pembelajaran untuk jaringan syaraf tiruan dengan lapis tersembunyi berbentuk silinder ini dapat dituliskan sebagai berikut :

1. Hitung nilai fa_h dan nilai fb_h untuk setiap node di lapis tersembunyi dan lapis keluaran menggunakan Persamaan (1) dan Persamaan (4).
2. Hitung nilai aktivasi setiap neuron di lapis tersembunyi dan lapis keluaran menggunakan Persamaan (2) dan Persamaan (3).
3. Hitung sinyal kesalahan untuk neuron keluaran dengan menggunakan 'root means square error function' [10] dan juga 'cross entropy error function' [11], dan perbaharui bobot-koneksi dan bias antara neuron tersembunyi dengan neuron keluaran (untuk 'cross entropy error function');

$$\delta_q = (t_q - o_q)$$

$$\Delta w_{qht}(n+1) = \alpha \cdot \delta_q \cdot h_{st} \cdot f_{a_s} + \eta \cdot \Delta w_{qht}(n) \quad (5)$$

$$\Delta b_q(n+1) = \alpha \delta_q + \eta \cdot \Delta b_q(n)$$

4. Hitung sinyal kesalahan untuk neuron tersembunyi dan perbaharui bobot-koneksi dan bias antara neuron masukan dan neuron tersembunyi

$$\delta_{ht} = \sum_q \delta_q \cdot w_{qht} \cdot z_{ht} \cdot (1 - z_{ht}) \cdot f_{b_h}$$

$$\Delta w_{ijht}(n+1) = \alpha \delta_{ht} \cdot x_{ij} \cdot f_{a_h} + \eta \cdot \Delta w_{ijht}(n)$$

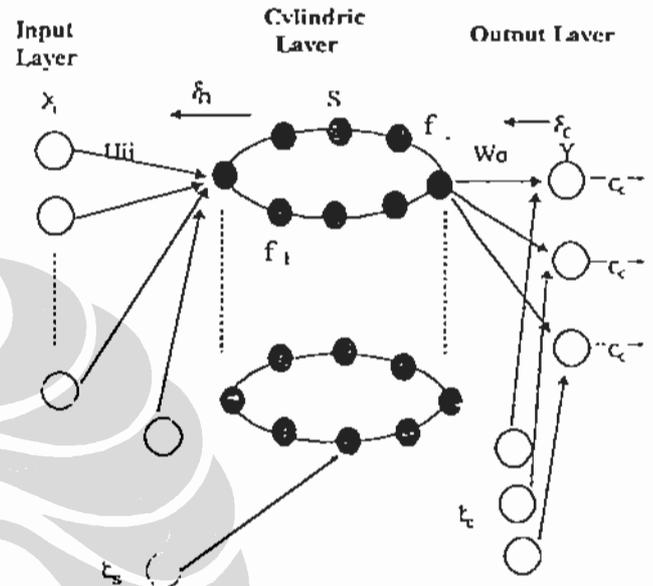
$$\Delta b_{ht}(n+1) = \alpha \cdot \delta_{ht} + \eta \cdot \Delta b_{ht}(n) \quad (6)$$

dengan α adalah laju pembelajaran dan η adalah momentum.

3. SISTIM EKSPERIMEN DAN HASILNYA

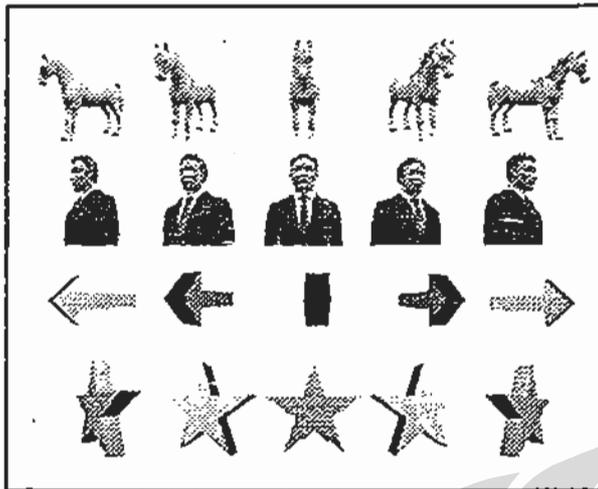
Sebagian dari citra masukan yang dipergunakan dalam percobaan ini tertera dalam Gambar 2. Citra masukan ini terdiri dari 4 buah objek, yaitu: Kuda (O1), Badan Manusia (O2), Panah Tebal (O3) dan Bintang Tebal (O4) yang dibuat dengan menggunakan bantuan perangkat lunak grafika komputer

Asymmetric3D F/X. Data set yang digunakan terdiri dari 3 kelompok, yang dibedakan oleh perbandingan antara banyaknya sudut pandang pelatihan dan sudut pandang test pengenalannya.



Gambar 1. Arsitektur jaringan syaraf tiruan CHL-NN dengan lapis tersembunyi berbentuk silinder.

Ketiga kelompok data set tersebut tertera dalam Tabel 1, dengan informasi tambahan berupa vektor posisi kamera dan vektor posisi neuron dalam lapis tersembunyi. Seiring dengan meningkatnya jumlah posisi vektor kamera yang digunakan, maka jumlah neuron dalam lingkaran lapis-tersembunyi pun menjadi meningkat; 8 neuron untuk Data-Set 1, 12 neuron untuk Data-set 2 dan 16 neuron untuk Data-Set 3. Data citra yang digunakan dalam proses pengenalan terdiri dari 4 citra/objek untuk Data Set 1, 6 citra/objek untuk Data Set 2 dan 9 citra/objek untuk Data Set 3. Sebagai catatan, seluruh citra yang akan dikenali ini bukan merupakan data pelatihan ataupun bagian dari data pelatihan.



Gambar 2. Sebagian dari citra objek 3 dimensi dengan sudut pandang yang berlainan.

Hasil percobaan dengan menggunakan 'RMS error function' ataupun 'cross entropy error function' dapat dilihat dalam Tabel 2. Terlihat disini bahwa hasil pengenalan akan meningkat dengan meningkatnya jumlah neuron dalam setiap lingkaran lapis tersembunyi. Terlihat dengan jelas pula bahwa penggunaan 'cross entropy error function' akan dapat meningkatkan prosentase pengenalannya, hingga mencapai nilai 69,4 % untuk Data Set 3.

Dapat dilihat pula bahwa penggunaan 'cross entropy error function' ini akan meningkatkan persentase pengenalan hingga dua kali persentase pengenalan dengan menggunakan 'RMS error function'. Secara rata-rata dapat ditarik kesimpulan bahwa 'RMS error function' tidak dapat dipergunakan dalam arsitektur perceptron lapis jamak termodifikasi untuk dapat mengenali citra objek 3 dimensi dengan sesuai.

Untuk dapat mempertinggi tingkat pengenalan jaringan syaraf tiruan yang sedang dikembangkan ini, maka jumlah neuron dalam setiap lingkaran dari struktur lapis tersembunyi kita perbesar dengan menggunakan faktor pengali (M). Dengan tanpa meningkatkan jumlah citra masukan yang diproses, jumlah neuron dalam setiap lingkaran lapis

tersembunyi kita modifikasi dengan faktor pengali (M) bernilai 1,5 dan 2. Yang dimaksudkan dengan faktor pengali ini adalah peningkatan jumlah neuron pada masing-masing lingkaran di lapis tersembunyi.

Tabel 1. Data eksperimen yang digunakan, termasuk posisi citra pelatihan dan citra pengujian

Data Set	Train Images	Training position	Test Images	Testing position	Hidden Node
1	20	0,45,90,270,315	16	30,75,285,330	8
2	28	0,30,60,90,270,300,330	24	15,45,75,285,315,345	12
3	40	10,30,50,70,90,270,290,310,330,350	36	0,20,40,60,80,280,300,320	18

Tabel 2. Tingkat pengenalan sistim dengan menggunakan fungsi kesalahan yang berbeda.

Data Set	Error Function	3-D Objects				Average
		Arrow	Star	Human	Horse	
1	Cr.Entropi	25.0%	50.0%	50.0%	50.0%	43.8%
	RMSquare	25.0%	50.0%	25.0%	25.0%	31.3%
2	Cr.Entropi	50.0%	66.7%	50.0%	66.7%	58.3%
	RMSquare	16.7%	0.0%	16.7%	33.3%	16.7%
3	Cr.Entropi	55.6%	77.8%	77.8%	66.7%	69.4%
	RMSquare	22.2%	55.6%	11.1%	11.1%	25.0%

Dengan demikian maka kita menyebut struktur lapis tersembunyi yang dipergunakan seperti dalam Tabel 1 adalah 'moda normal', sedangkan apabila kita menggunakan faktor pengali (M) disebut sebagai 'moda modifikasi'. Penggunaan 'moda modifikasi' ini akan menyebabkan jumlah neuron pada setiap lingkaran lapis tersembunyi berubah menjadi 12 atau 16 neuron untuk Data Set 1, 18 atau 24 neuron untuk Data Set 2 dan 27 atau 36 neuron untuk Data Set 3.

Hasil percobaan dengan menggunakan jumlah neuron yang berbeda ini dapat dilihat dalam Tabel 3. Seperti terlihat dalam Tabel 3 ini, terlihat bahwa kecenderungan tingkat

pengenalan yang tinggi akan didapat dengan menaikkan prosentase pelatihan, dan tingkat pengenalan tertinggi dengan menggunakan faktor pengali (M) = 1,5 akan memberikan hasil sekitar 75%. Tingkat pengenalan ini lebih tinggi apabila dibandingkan dengan penggunaan moda normal seperti tertera dalam Tabel 2. Peningkatan tingkat pengenalan yang cukup berarti, terlihat ketika kita menggunakan faktor pengali (M) = 2, yang mempunyai tingkat pengenalan hingga mencapai 88,9%. Tingkat pengenalan ini cukup tinggi, mengingat bahwa citra objek yang ingin dikenali, merupakan citra dengan sudut pandang diantara citra-citra objek yang digunakan sebagai data pelatihan.

Untuk dapat meningkatkan kinerja sistim CHL-NN ini, maka struktur lapis tersembunyi dalam jaringan ini dirubah dengan menggunakan beberapa lingkaran neuron-neuron sepusat. Dalam struktur baru ini, setiap neuron dalam lapis tersembunyi perceptron lapis jamak konvensional, diganti dengan tidak hanya satu lingkaran neuron-neuron, tetapi diganti dengan beberapa lingkaran neuron-neuron sepusat. Dalam eksperimen yang dilakukan, 2 lingkaran dan 3 lingkaran neuron-neuron dipergunakan untuk dapat melihat pengaruh jumlah lingkaran neuron-neuron dalam mempertinggi tingkat pengenalan sistim ini. Hasil eksperimen dengan menggunakan data set seperti dalam Tabel 1 dan dengan menggunakan jumlah sub-lingkaran (C) yang berbeda, yaitu $C=1, 2$ dan 3 , dapat ditunjukkan dalam Tabel 4. Perlu dicatat bahwa penggunaan faktor pengali (M) seperti dalam eksperimen yang menghasilkan Tabel 2, juga dilakukan; hanya disini faktor pengali (M) yang digunakan hanya bernilai 2 saja.

Seperti tertera dalam Tabel 4 ini, maka dengan meningkatnya jumlah sub-lapis lingkaran (C) yang digunakan, maka tingkat pengenalan sistim juga akan meningkat. Dengan menggunakan 'moda normal' dengan jumlah sub-lapis lingkaran $C=3$, maka tingkat pengenalan sistim menjadi 86,10%. Apabila

kita menggunakan 'moda modifikasi' dengan faktor pengali $M=2$ dalam sistim jaringan CHL-NN, maka tingkat pengenalan sistim dapat mencapai 97,2%.

Tabel 3. Tingkat pengenalan sistim menggunakan faktor pengali (M).

Data Set	M Factor	3-D Objects				Average
		Arrow	Star	Human	Horse	
1	1.5	50.0%	25.0%	50.0%	75.0%	50.0%
	2	50.0%	50.0%	75.0%	75.0%	62.5%
2	1.5	50.0%	83.3%	83.3%	333.3%	62.5%
	2	16.7%	83.3%	100.0%	66.7%	66.7%
3	1.5	77.8%	66.7%	66.7%	88.9%	75.0%
	2	77.8%	100.0%	100.0%	77.8%	88.9%

Tabel 4. Tingkat pengenalan menggunakan CHL-NN dengan jumlah sub-lingkaran (C) dan faktor pengali (M) yang berbeda

Data Set	Tingkat Pengenalan CHL-NN					
	Moda Normal ($M=1$)			Moda Modifikasi ($M=2$)		
	C-1	C-2	C-3	C-1	C-2	C-3
1	43.75%	56.25%	68.25%	62.50%	81.25%	83.30%
2	58.30%	66.70%	70.80%	66.70%	86.00%	91.68%
3	68.40%	72.20%	85.10%	88.90%	94.48%	97.20%

4. KESIMPULAN

Makalah ini mengemukakan pengembangan jaringan syaraf tiruan perceptron lapis jamak (MLP) dengan lapis tersembunyi berbentuk silinder, yang dinamakan sebagai CHL-NN. Jaringan syaraf tiruan ini kemudian digunakan sebagai pengenalan pola dalam Sistim Pengenal Objek 3 Dimensi, dan hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistim dapat mengenali citra 3D dengan baik. Peningkatan kemampuan pengenalan sistim kemudian dilakukan dengan menambah jumlah neuron dalam setiap

lingkaran dalam lapis tersembunyi menggunakan faktor pengali (M), dan dengan menambah jumlah sub-lingkaran (C) dalam lapis tersembunyi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa faktor pengali $M=2$ dan jumlah sub-lingkaran (C)=3, akan mampu meningkatkan kemampuan pengenalan sistim ini menjadi 97,2%. Tingkat pengenalan citra objek 3D ini sudah cukup tinggi, tetapi apabila digunakan untuk dapat mengenali citra wajah manusia secara 3D, maka tingkat pengenalannya akan menurun. Hal ini disebabkan karena kompleksitas citra wajah manusia lebih tinggi bila dibandingkan dengan citra objek grafika komputer yang mempunyai tingkat gradasi lebih jelas. Peningkatkan kemampuan pengenalan sistim terhadap citra wajah manusia secara 3 dimensi ini sekarang sedang dalam proses penelitian, diantaranya dengan optimasi jumlah neuron dalam lapis tersembunyi, menggunakan algoritma genetika [12][13].

REFERENSI

- [1] W. Eric, et.al. "Special issue on interpretation of 3-D scenes Part 1", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 10, 969-970, 1991.
- [2] W. Eric, et.al. "Special issue on interpretation of 3-D scenes Part 2", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.14, no.2, 97-98, 1992.
- [3] S. Ullman and R. Basri. "Recognition by linear combinations of models". *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.13, no.10, 992-1008, 1991.
- [4] D. Forsyth, dkk., "Invariant descriptors for 3-D object recognition and pose". *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. vol.13, no.10, 971-991, 1991.
- [5] K. Ikeuchi, "Recognition of 3-D objects using the extended Gaussian image", *Proc. Seventh IJCAI*. 585-600, 1981.
- [6] K. Nakano, Y. Watanabe and Y. Yoshimura, "Recognition of machine parts using selective two-stage neural networks", *Trans of IEICE Japan*, vol.J75-D-II, no.11, 1788-1797, 1992.
- [7] S. Bing Kang and K. Ikeuchi, "The complex CGI: A new representation for 3-D pose determination". *IEEE Trans. Pattern Recognition and Machine Intelligence*, vol.15, no.7, 707-721, 1993.
- [8] Y. Miyanaga; dkk. "Recognition system of three dimensional objects using parallel/pipelined nonlinear signal processing", *IEEE Proc. Inter. Conf. Signal Processing*, 135-139, 1995.
- [9] Suyanto. "Multi-layer perceptron (MLP) dengan modifikasi struktur lapis tersembunyi untuk pengenalan objek tiga dimensi". Thesis Pascasarjana, Program Studi Ilmu Komputer. Universitas Indonesia, Depok, 1999.
- [10] D. E. Rumelhart and J. L. Mc Clelland, "Parallel Distributed Processing", MIT Press, Cambridge, 1986.
- [11] K. Matsuoka and J.Q. Yi. "Back Propagation Based On The Logarithmic Error Function and Elimination of Local Minima". *Proceeding of IJCNN*, Vol.2, 1991.
- [12] P. Irvanto dan B. Kusumoputro. "Penentuan topologi jaringan neural buatan-fuzzy yang optimal menggunakan algoritma genetika", *Prosiding ICIS Kecerdasan Komputasional I*. 1999.
- [13] B. Kusumoputro and P. Irvanto. "Structure optimization of fuzzy neural network as an expert system using genetic algorithms". in *Application and Science of Computational Intelligence III*, K. L. Priddy, P. E. Keller, David B. Fogel (Editors), *Proceedings of SPIE* Vol 4055, 2000.