

Kecerdasan Komputasional Berbasis Jaringan Neural Buatan (JNB) Pada Sistem Pengenalan Wajah (*Face Recognition*)

□ Wawan Setiawan

(Universitas Pendidikan Indonesia)

Abstrak

Model sistem pengenalan wajah yang diusulkan dalam penelitian ini merupakan pengembangan dari model sistem yang telah dilakukan pada penelitian sebelumnya. Modifikasi yang dilakukan terdiri atas dua sisi yaitu modifikasi pada arsitektur jaringan neural dengan penambahan lapis neuron hidden, dan penambahan jumlah ciri dengan menghadirkan ciri geometri selain ciri geometri. Kedua modifikasi ini dapat meningkatkan kemampuan pengenalan bahkan sekalipun dilatih dengan komposisi yang relatif rendah yaitu 30%. Dengan pertimbangan optimalisasi komputasi eksekusi atau waktu, komposisi pelatihan 50% dapat digunakan sebagai pembelajaran yang optimal. Komposisi 70% menghasilkan akurasi sangat baik namun biaya komputasi pelatihannya cukup mahal. Sampel data yang digunakan adalah citra wajah 7 orang masing-masing dengan 6 poses. Ekstraksi ciri dilakukan pada 12 bagian wajah dengan masing-masing diambil 3 variasi piksel ke segala arah sehingga menghasilkan 72 konfigurasi untuk setiap orang sampel dengan masing-masing 47 ciri. Arsitektur jaringan neural menjadi 47 neuron input, 8 kali neuron hidden, dan 7 neuron output. Pembelajaran model sistem menggunakan algoritma pembelajaran supervisi propagasi balik. Komposisi pelatihan 30% menghasilkan rerata tingkat akurasi 90% untuk data pelatihan, dan rerata 89% untuk data testing. Komposisi pelatihan 50% menghasilkan rerata tingkat akurasi 98% untuk data pelatihan, dan rerata 95% untuk data testing. Komposisi pelatihan 70% menghasilkan rerata tingkat akurasi 100% untuk data pelatihan, dan rerata 98% untuk data testing. Secara umum model sistem jaringan neural pengenalan wajah yang diusulkan cukup handal untuk sistem pengenalan wajah secara frontal. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya dapat dirancang untuk wajah tiga dimensi dengan variasi jarak pandang.

Kata kunci : model sistem pengenalan wajah, jaringan neural buatan, dan propagasi balik.

Pendahuluan

Kemampuan otak manusia dalam memproses persoalan yang berkaitan dengan panca indera dicoba untuk diimplementasikan dalam komputer, dengan mempelajari cara kerja jaringan neural biologis yang mendasarinya. Pendekatan yang dilakukan dalam penelitian yang berkaitan dengan pengidentikan jaringan neural biologis ini dilakukan dengan menerapkan prinsip dasarnya pada sistem komputer dengan nama jaringan neural buatan (JNB). Salah satu hal yang sangat rumit untuk diketahui dan kemudian dicoba untuk ditiru adalah kemampuan otak manusia untuk belajar dari pengalaman. Kemampuan belajar dari pengalaman ini merupakan cara yang

sudah dilakukan oleh seorang anak sejak kecil untuk dapat berbicara, membaca, menulis, makan, dan minum, menentukan jarak aman bagi keselamatannya dan bahkan dalam menentukan nilai-nilai moral yang dianutnya. Berkaitan dengan kelemahan bidang kecerdasan buatan untuk menyelesaikan problem indera manusia, maka pada tahun 1990-1991 lahir konsep baru yang dinamakan *Computational Intelligence* (Kecerdasan Komputasional). Dalam bidang kecerdasan komputasional ini, diantaranya metodologi komputasi seperti jaringan neural buatan dikembangkan dan digabung menjadi satu untuk mampu memberikan konsep fundamental bagi pengembangan sistem cerdas (*Intelligent System*).

Sistem Indera Buatan merupakan sistem yang sangat diperlukan dalam kehidupan manusia. Hal ini disebabkan karena manusia mempunyai

beberapa keterbatasan dalam melakukan aktifitasnya. Manusia akan selalu berupaya untuk menghindari daerah kerja yang berbahaya. Apabila manusia berada dalam keadaan yang kurang sehat, baik fisik ataupun kejiwaan, maka kemampuan sistem inderanya akan menurun. Untuk dapat mengatasi hal tersebut, maka beberapa pakar mengembangkan metodologi untuk sistem indera buatan berdasarkan cara kerja manusia itu sendiri. Jaringan neural buatan merupakan salah satu metode untuk dapat membuat sebuah mesin komputer bereaksi dengan sensor yang diserupakan kerjanya dengan jaringan neural manusia. Penggunaan model jaringan neural buatan dalam kecerdasan komputasional terus dikembangkan untuk meningkatkan sistem indera buatan. Sistem pengenalan wajah merupakan sistem indera penglihatan banyak diterapkan terutama untuk kontrol. Sebuah perusahaan atau institusi besar dapat mengontrol karyawannya melalui kamera yang dipasang di tempat-tempat yang dilalui karyawan tersebut. Orang asing yang mencoba menyelip akan segera diketahui dan diambil tindakan dengan cepat pula. Di negara maju sistem kontrol dengan indera penglihatan buatan telah banyak digunakan terutama untuk wilayah-wilayah tertentu. Kepolisian dapat menggunakan sistem pengenalan wajah untuk mengenali para penjahat terutama yang kambuhan. Sistem pengenalan wajah dapat pula digunakan untuk absensi karyawan dan mahasiswa. Sistem absensi dengan *fingerprint* telah banyak digunakan namun ada kelemahan karena harus mengantri menempelkan jarinya pada sensor yang belakangan dapat membuat kejengkelan. Sistem pengenalan wajah dapat mengatasi masalah antrian dan kejengkelan. Laboratorium Kecerdasan Komputasional Universitas Indonesia telah mengembang model pengenalan wajah sampai akurasi 86%. Dalam penelitian ini dikembangkan model jaringan neural buatan multihidden layer.

Sistem Indera Buatan Untuk Penglihatan

Indera buatan untuk sistem penglihatan

yang beberapa tahun terakhir menarik perhatian banyak orang adalah Sistem Pengenal Wajah/Obyek secara otomatis (Automated Face/Object Recognition – AFR). Pengembangan sistem ini didorong oleh penggunaan aplikasi ini di banyak bidang. Identifikasi wajah merupakan masalah yang penting dalam bidang penegakan hukum dan forensik, otensikasi pengaksesan gedung atau mesin transaksi otomatis. Bagaimanapun juga sistem AFR mempunyai kekurangan, karena wajah yang berbeda mungkin tampak mirip sehingga membutuhkan kemampuan pembedaan yang tinggi dari sistem tersebut. Masalah lain misalnya beberapa citra wajah mungkin tampak agak berbeda karena batasan-batasan dari citra itu sendiri seperti perubahan titik pencahayaan, ekspresi wajah, dan penggunaan aksesoris seperti kacamata dan yang lainnya.

Sistem pengenalan wajah telah mengalami kemajuan akhir-akhir ini, khususnya untuk mengenali citra wajah dengan tingkat kontrol yang tinggi pada pencahayaan dan skala. Hasil yang baik telah didapatkan untuk pengenalan citra 2-D bagian depan (frontal), dengan menggunakan penyesuaian pola terhadap basis data yang besar, atau dengan mengkombinasikannya dengan penyesuaian ciri dan pola. Penyesuaian pola menggunakan Transformasi Karhunen-Loeve pada sekumpulan citra yang besar. Penelitian awal menunjukkan bahwa penggunaan jaringan neural buatan dengan metode pembelajaran propagasibalik cukup mampu untuk dapat menentukan citra wajah yang telah dilatih melalui ciri optik. Untuk dapat menggunakan sistem indera buatan penglihatan dengan kemampuan yang lebih tinggi, dapat dilakukan dengan dengan merubah sistem arsitektur jaringan neural yang digunakan. Perubahan arsitektur ini dengan mengganti setiap neuron pada layer tersembunyi konvensional dengan sekumpulan neuron yang membentuk beberapa layer.

Dengan menggunakan informasi tambahan berupa ciri geometri sederhana, maka jaringan neural buatan ini diharapkan dapat mengenali citra wajah dengan kemampuan yang lebih baik. Citra

wajah yang digunakan sebagai masukan sistem ini diambil dari pelbagai pose yang menggambarkan *senang, netral, sedih, dan marah*.

Metodologi Penelitian

Metode yang dikembangkan dalam penelitian ini mengikuti langkah-langkah sebagai berikut :

1. Pengambilan citra wajah sejumlah orang pada berbagai variasi pose (mimik).
2. Pemrosesan awal untuk mendapatkan citra yang berkualitas agar mudah dalam mengekstraksi fitur wajah.
3. Mendisain arsitektur jaringan neural buatan yang optimal.
4. Rancangan algoritma pembelajaran dan redesign arsitektur.
5. Melakukan pelatihan dan uji coba jaringan neural.
6. Melakukan integrasi dan uji coba sistem.
7. Melakukan rekonstruksi citra wajah.

Data dalam penelitian ada dua pandangan, pertama data masukan yang berupa citra wajah yang mengalami proses transformasi matematik yang merupakan input model yang dikembangkan. Kedua data keluran yang merupakan hasil proses model sistem yang kembangkan. Berdasarkan data keluaran, selanjutnya diinterpretasi kualifikasi model sistem pengenalan wajah. Untuk mendapatkan kualifikasi model sistem yang dikembangkan, dilakukan pengukuran terhadap beberapa parameter penelitian. Yang menjadi parameter dalam penelitian ini adalah : kompleksitas model yang dikembangkan, dan kinerja model yang dikembangkan.

Model yang dikembangkan adalah sebuah model software aplikasi. Untuk menguji tingkat kompleksitas software sistem, digunakan uji waktu eksekusi terutama waktu pelatihan. Waktu eksekusi biasanya dinyatakan dalam putaran yang dikenal dengan epoch. Model yang dikembangkan adalah sarana pengenalan yang bertujuan untuk mengenali dengan baik. Untuk

menguji kinerja model yang dikembangkan, dilakukan uji tingkat akurasi yang terdiri atas :

1. User's accuracy yaitu tingkat akurasi tiap kelas yang merupakan perbandingan antara pengenalan yang benar terhadap jumlah yang harus dikenali.
2. Producer's accuracy yaitu tingkat akurasi tiap kelas yang merupakan perbandingan antara pengenalan yang benar terhadap jumlah kelas yang terjadi.
3. Overall accuracy yaitu tingkat akurasi untuk seluruh kelas yang merupakan perbandingan antara pengenalan yang benar semua kelas terhadap jumlah seluruh data.

Berdasarkan hasil uji tingkat akurasi, dapat didefinisikan kinerja model yang dikembangkan.

Subyek dalam penelitian ini adalah citra wajah 7 orang pada berbagai pose yang bervariasi. Variasi pose dilakukan dengan akting karena sulit mengkodisikan pose yang sesungguhnya. Pose akting dengan pose sesungguhnya tentu akan menghasilkan konfigurasi yang berbeda. Pose yang sesungguhnya dibangun oleh dorongan jiwa dan hati sedangkan pose akting lebih mengandalkan perasaan. Namun demikian melalui upaya akting ini diharapkan tidak terlalu jauh perbedaannya terutama dengan memperhatikan raut wajah. Pendekatan ini merupakan teknik yang paling optimal untuk dilakukan karena kesulitan untuk mendapatkan yang sesungguhnya.

Hasil dan Pembahasan

Pengambilan citra wajah menggunakan perangkat yang didisain secara khusus di bengkel FPMIPA dengan menggunakan kamera digital dengan kualifikasi yang cukup optimal. Citra wajah diambil dari sejumlah orang secara frontal pada beberapa variasi pose (mimik) yang terdiri atas ; netral, senyum, gembira, sedih, bengis, dan marah sehingga untuk setiap orang terdapat 6 (enam) pose.

Pemrosesan Awal (Praproses)

Praproses dilakukan untuk mendapatkan citra yang berkualitas dengan tujuan untuk minimalisir gangguan (noise) dan agar mudah dalam mengekstraksi fitur wajah. Langkah-langkah praproses meliputi :

a. Filtering

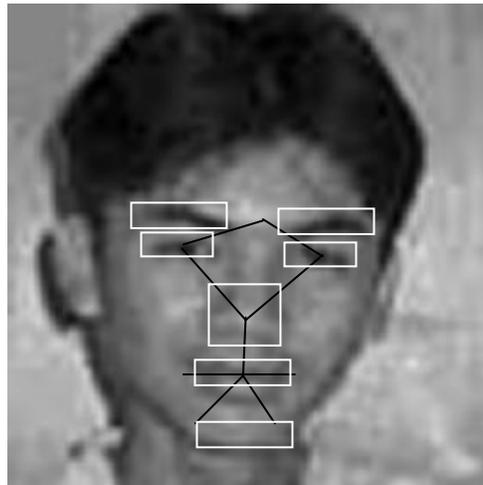
Filtering merupakan upaya memperjelas batas-batas dari setiap bagian yang terdapat pada wajah, dan menghilangkan noise atau informasi yang tidak diperlukan bahkan mengganggu. Teknik filtering yang biasa digunakan adalah mean filtering yang merupakan nilai tengah dari informasi yang ada. Berdasarkan karakteristiknya, noise tidak berada pada daerah mean maka akan tereliminasi. Hasil dari filtering adalah citra wajah yang lebih jelas terutama bagian-bagiannya dengan tetap mempertahankan keunikannya.

b. Ekstraksi Ciri

Ekastraksi ciri merupakan upaya untuk mengambil ciri yang unik dari citra dari sebuah objek. Pada penelitian sebelumnya ekstraksi ciri didasarkan pada ciri optik saja. Dalam penelitian

ini ciri unik didasarkan pada gabungan ciri optik dan ciri geometri. Ciri optik terdiri atas : *rerata, median, maksimum, minimum, dan santar deviasi* dari setiap bagian. Sedangkan ciri geometrik adalah jarak antar bagian yang menurut ahli forensik bisa dijadikan ciri terdiri atas : *jarak mata kiri-kanan, jarak mata kanan-hidung, jarak mata kiri-hidung, jarak hidung-mulut, jarak mulut-dagu, dan jarak pangkal-dagu*. Bagian-bagian wajah yang diekstrak menjadi ciri terdiri atas mata, alis, hidung, pangkal, bibir, dan dagu (memiliki keunikan). Total ciri yang diambil 8 bagian kali 5 ciri optik ditambah 7 ciri geometri yaitu 47 ciri.

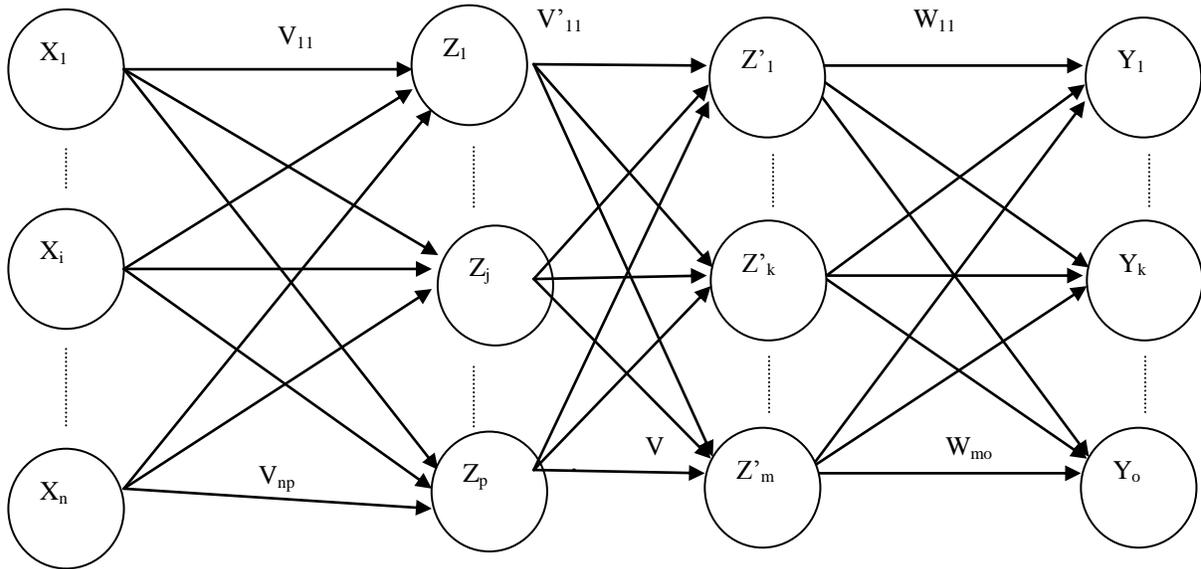
Setiap bagian diambil ciri optik masing-masing 12 daerah sekitar melalui sebaran 3 piksel dengan 4 arah. Sehingga untuk setiap orang menghasilkan 6 pose kali 12 daerah menjadi 72 (tujuh puluh dua) konfigurasi optik . Sedangkan untuk ciri geometrinya menggunakan ciri yang sama yaitu berdasar jarak antar pusat setiap bagian untuk setiap pose. Dengan demikian pada penelitian ini digunakan 7 orang kali 72 menjadi 504 konfigurasi yang merupakan data pengamatan.



Disain Arsitektur dan Algoritma Pembelajaran Jaringan Neural Buatan (JNB)

Arsitektur jaringan neural buatan yang digunakan, didisain terlebih dahulu agar didapatkan arsitektur yang memadai. Untuk melakukan proses pengenalan atau identifikasi,

digunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* menggunakan multi hidden yang dimodifikasi pada struktur neuron hidden



Arsitektur Jaringan Neural Buatan

x : neuron input = 47 buah
 z : neruon hidden = 8 x 47 buah
 y : neuraon output = 7 buah

Algoritma Pembelajaran Jaringan sebagai berikut :

- Langkah 0** : Inisialisasi bobot
- Langkah 1** : Jika kondisi henti tidak terpenuhi, lakukan langkah 2 - 9
- Langkah 2** : Untuk setiap pola input, lakukan step 3 - 8

Feedforward:

Pembelajaran pada layer 1

- Langkah 3** : Setiap neuron masukan (X_i $i=1 \dots n$) menerima sinyal masukan x_i dan menyebarkannya ke semua neuron pada lapis tersembunyi.

- Langkah 4** : Setiap neuron pada lapis tersembunyi-1 (Z_j , $j=1 \dots p$) menjumlahkan bobot-bobot sinyal masukan,

$$z_in_j = \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

dan menerapkannya pada fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya,

$$z_j = f(z_in_j)$$

dan mengirim sinyal ini ke semua neuron pada lapis keluaran

Setiap neuron pada lapis tersembunyi-2 (Z'_j , $j=1\dots m$) menjumlahkan bobot-bobot sinyal masukan,

$$z'_{in_j} = \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

dan menerapkannya pada fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya,

$$z'_j = f(z'_{in_j})$$

dan mengirim sinyal ini ke semua neuron pada lapis keluaran

Langkah 5 : Setiap neuron keluaran (Y_k , $k=1\dots o$) menjumlahkan bobot sinyal yang masuk,

$$y_{in_k} = \sum_{j=1}^p z'_j w_{jk}$$

dan mengaplikasikan fungsi aktivasinya untuk menghitung sinyal yang akan dikeluarkannya

$$y_k = f(y_{in_k})$$

Backpropagasi error

Langkah 6 : Setiap neuron keluaran (Y_k , $k=1\dots o$) menerima sebuah pola target yang berhubungan dengan pola masukan pelatihan dan menghitung kesalahan informasi

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (2.19)$$

menghitung koreksi bobot (yang digunakan untuk memperbaiki w_{jk} nanti),

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$$

dan mengirim δ_k ke neuron lapis tersembunyi.

Langkah 7 : Setiap neuron tersembunyi-2 (Z'_j , $j=1\dots m$) menjumlahkan bobot setiap neuron yang telah dikali dengan kesalahan informasinya,

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

mengalikan dengan turunan fungsi aktivasinya untuk menghitung kesalahan informasinya,

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z'_{in_j})$$

menghitung koreksi bobotnya (yang digunakan untuk memperbaiki v_{ij} nanti)

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i$$

Perbaiki bobot untuk proses selanjutnya

Langkah 8 : Setiap neuron keluaran (Y_k , $k=1\dots o$) memperbaiki bobotnya ($j=0\dots m$)

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk}$$

Setiap neuron tersembunyi-1 (Z_j , $j=1\dots p$) memperbaiki bobotnya

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta v_{ij}$$

Setiap neuron tersembunyi-2 (Z'_j , $j=1\dots m$) memperbaiki bobotnya

$$v'_{ij}(\text{new}) = v'_{ij}(\text{old}) + \Delta v'_{ij}$$

Langkah 9 : Lakukan pengujian kondisi henti.

Uji Coba

Uji coba ini dilakukan untuk mendapatkan jumlah neuron hidden yang optimal. Uji coba ini menggunakan metode trial and error karena tidak ada ketentukan yang pasti untuk menentukan jumlah neuron hidden. Hal ini disebabkan bahwa jumlah neuron hidden dipegaruhi oleh tingkat kompleksitas atau karakteristik informasi (masukan). Uji coba neuron hidden didasarkan pada jumlah neuron input menggunakan perbandingan data input fifty-fifty. Berikut ini hasil uji coba jumlah neuron hidden :

Tabel-1 : Penentuan Jumlah Neuron Hidden

No.	Jumlah Neuron Hidden (... x Neuron Input)	Tingkat Akurasi
1	0,5	78 (%)
2	1	89 (%)
3	1,5	92 (%)

4	2	92 (%)
5	2,5	92 (%)
6	3	93 (%)
7	3,5	93 (%)
8	4	95 (%)
9	4,5	95 (%)
10	5	95 (%)
11	5,5	96 (%)
12	6	96 (%)
13	6,5	96 (%)
14	7	96 (%)
15	7,5	96 (%)
16	8	98 (%)
17	8,5	98 (%)
18	9	97 (%)
19	9,5	95 (%)
20	10	93 (%)

Tingkat akurasi pengenalan sebanding dengan jumlah neuron hidden. Semakin besar jumlah neuron hidden, model sistem pengenalan semakin tinggi akurasi pengenalannya namun ada batas optimalnya. Jumlah neuron hidden yang optimal sebanding dengan 8 dan 8,5 kali neuron input. Selanjutnya yang digunakan untuk uji coba data testing adalah 8 kali atau yang lebih kecil karena akan terkait dengan waktu eksekusi program.

Uji coba pelatihan model sistem dilakukan untuk mengetahui proses pembelajaran jaringan neural dengan 3 komposisi data pelatihan. Berikut ini hasil uji coba pelatihan :

Tabel-3 : Hasil Pelatihan data uji 30% data testing 70%

Kelas	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6	C-7	Producer's Accuracy	
C-1	450	3	5	2	3	5	7	94,74	
C-2	22	456	3	6	6	10	22	86,86	
C-3	12	8	447	12	21	15	2	86,46	
C-4	7	15	20	460	12	5	4	87,95	
C-5	8	9	11	19	449	10	8	87,35	
C-6	3	7	6	4	9	451	16	90,93	
C-7	2	6	12	1	4	8	445	93,10	
User's Accuracy	89,29	90,48	88,69	91,27	89,09	89,48	88,29	Overall Accuracy - OA =89,51	--- PA =89,63

Tabel-2 : Hasil Uji Data Pelatihan

No.	Data Pelatihan	Jumlah Epoch	Rerata Akurasi
1	30%	28977	90%
2	50%	60678	98%
3	70%	112546	100%

Berdasarkan uji pelatihan, secara linier tingkat akurasi semakin baik seiring jumlah data pelatihan. Hal ini analogi dengan pembelajaran pada umumnya bahwa semakin sering mempelajari sesuatu maka tingkat pengenalannya semakin baik. Namun demikian konsekuensinya waktu pembelajaran akan bertambah dan hal ini analoginya semakin lama mempelajari sesuatu maka semakin baik pula pengenalannya. Dengan mempertibangkan waktu dan akurasi, maka cukup beralasan menggunakan komposisi 50% pelatihan akan menghasilkan tingkat akurasi pengenalan yang baik meskipun bukan paling baik.

Uji coba tingkat pengenalan model sistem dilakukan untuk menentukan konfigurasi mana yang optimal untuk mendapatkan hasil yang baik. Berikut ini hasil uji coba pengenalan :

										--- UA =89,51
--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	------------------

Dengan komposisi pelatihan yang relatif kecil, masih teramati banyaknya kesalahan dalam pengenalan dan kesalahan tersebar pada seluruh kelas yang ada. Dalam

konteks pengenalan wajah, komposisi ini tidak dianjurkan untuk digunakan meskipun akurasi lebih besar dari 80% diakrenakan terjadi konflik dengan seluruh kelas.

Tabel-4 : Hasil Pelatihan data uji 50% data testing 50%

Kelas	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6	C-7	Producer's Accuracy	
C-1	480	3						99,38	
C-2	9	487	5					97,21	
C-3	7	7	475	6		3		95,38	
C-4	8		20	484	8			93,08	
C-5			4	14	479	8	5	93,92	
C-6					12	478	26	92,64	
C-7		7			5	15	473	94,60	
User's Accuracy	95,24	96,63	94,25	96,03	95,04	94,84	95,24	Overall Accuracy - OA =95.12	--- PA =95.17 --- UA =95.12

Dengan komposisi pelatihan yang seimbang, teramati bahwa kesalahan pengenalan tidak pada seluruh kelas, namun

masih terjadi konflik dengan rata-rata kesalahan terjadi pada 3 kelas, dan komposisi ini bisa direkomendasi.

Tabel-5 : Hasil Pelatihan dan data uji 70% data testing 30%

Kelas	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6	C-7	Producer's Accuracy	
C-1	493							100,00	
C-2	5	500						99,01	
C-3		2	487	1				99,39	
C-4	6		12	500	8			95,06	
C-5			5	3	490	2	2	97,61	
C-6					6	496	13	96,31	
C-7		2				6	489	98,39	
User's Accuracy	97,82	99,21	96,63	99,21	97,22	98,41	97,02	Overall Accuracy - OA =97,93	--- PA =97,97 --- UA =97,93

Komposisi pelatihan yang lebih besar, tingkat akurasi pengenalan juga meningkat namun masih terjadi kesalahan rata-rata dengan dua kelas. Komposisi ini akan beresiko biaya pelatihan yang besar seperti pada tabel 2, namun akurasi meningkat meskipun tidak terlalu besar, maka komposisi ini jarang digunakan.

Kesimpulan dan Rekomendasi

Kesimpulan

Berdasarkan data dan hasil pengolahannya dapat ditarik beberapa kesimpulan mengenai

model sistem pengenalan wajah yang dikembangkan antara lain :

1. Model sistem pengenalan wajah jaringan neural buatan dengan pembelajaran propagasi balik yang diusulkan dapat meningkatkan akurasi pengenalan dari sistem yang telah ada sebelumnya (propagasi balik standar).
2. Peningkatan akurasi pengenalan dapat dilakukan melalui redesain arsitektur yaitu penambahan jumlah lapis tersembunyi, dan penambahan jumlah ciri yaitu ciri geometri.
3. Model sistem pengenalan wajah dapat mengenali kelas wajah dengan komposisi pelatihan 30%, dengan tingkat akurasi yang sudah cukup baik namun bukan yang terbaik.
4. Tingkat pengenalan semakin baik dengan semakin besarnya komposisi pelatihan dengan konsekuensi waktu pelatihan yang semakin besar pula.

Rekomendasi

Berdasarkan data dan hasil pengolahannya dapat dipertimbangkan beberapa rekomendasi untuk mendapatkan model sistem pengenalan wajah yang optimal antara lain :

1. Hendaknya untuk menggunakan pelatihan dengan komposisi yang tidak terlalu kecil dan juga tidak terlalu besar.
2. Model sistem pengenalan wajah yang telah dihasilkan dapat dikembangkan untuk berbagai sudut pandang dan juga jarak pengambilan citra (tidak hanya frontal).

VII. DAFTAR PUSTAKA

- Alessandro, S., et. al., 1993, Speed Up Learning and Network Optimization With Extended Backpropagation, Proc. Neural Networks Vol. 6, pp.365-383.
- Dempster A. P., N. M. Laird, and D. B. Rubin, 1997, Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm, J. R. Stat. Soc., Vol. 39, No. 1, pp. 1-38.
- Donald F.S., et al., 1991, Generalization Accuracy of Probabilistic Neural Networks Compare with Back-Propagation Networks, IEEE Transaction on Neural Network.
- G. Lohmann, 1994, Co-occurrence-based Analysis and Synthesis of Textures, Proc. 12th Int. Conference on Pattern Recognition, Jerusalem, pp. 449-453.
- Haykin Simon, 1994, Neural Network: A Comprehensive Foundation, Prentice-Hall, New Jersey.
- W. Setiawan, A. Murni, and B. Kusumoputro, 2003, Probabilistic Neural Network Based on Multinomial Model for Remote Sensing Image Classification, Proceedings Computer, Communication and Control Technologies : II, Vol. V ISBN : 980-6560-05-1. pp. 132-136, Orlando.
- W. Setiawan, A. Murni, dan B. Kusumoputro, 2000, Klasifikasi Parameter Konstrain Kawasan Andalan Menggunakan Jaringan Neural Buatan (JNB) Berbasis Pembelajaran Adaptif, Proceeding SITIA2000, Surabaya.
- W. Setiawan, and B. Kusumoputro, 2003, Propagasi Balik Termofikasi Untuk Pengenalan Image Wajah Menggunakan Jaringan Neural Buatan Berbasis Eigenfaces, Prosiding SNKK I, Jakarta.
- W. Setiawan, and B. Kusumoputro, 1998, Shape and color analysis of Malignant Skin Cancers Using Artificial Neural Network Approach, Proc. 5th Asian Symp. On Visualization, with B. Kusumoputro, Jakarta.
- W. Setiawan, dan B. Kusumoputro, 2001, Pengembangan Algoritma Propagasi Balik Untuk Pengenalan Image Wajah Berbasis Eigenfaces, Jurnal ICIS, Jakarta.
- W. Setiawan, A. Murni, and B. Kusumoputro, 2002, Multitemporal Optical-Sensor Image Classification Based on A. Cascade of Neural Network, EM Algorithm and Compound Classifier, Proceeding The 2002 International Conference On Opto-Electronic and Laser Applications ISBN : 979-8575-03-2 pp. C48-C53, Program Opto-Elektroteknik and Laser Application, Universitas Indonesia, Jakarta.
- W. Setiawan, A. Murni, dan B. Kusumoputro, 2005, Model Jaringan Neural Buatan dalam Konteks Keputusan Komputasional. Prosiding Seminar Nasional IPA, Bandung.
- W. Setiawan, A. Murni, dan B. Kusumoputro, 2001, Pendekatan Neural Network berbasis Algoritma EM untuk masalah Klasifikasi Campuran, Prosiding SNKK II, Jakarta.
- W. Setiawan,, A. Murni, dan B. Kusumoputro, 2005, Pengembangan Jaringan Neural Buatan Model Multinomial untuk Klasifikasi Citra Inderaja, Prosiding Seminar Nasional Matematika, Bandung.
- W. Setiawan, A. Murni, B. Kusumoputro, and Selly Feranie, 2005, Probabilistic Neural Network Based on Multinomial Model for Remote Sensing Image Classification, Jurnal Ilmu Komputer, IPB, Bogor.

Penulis:

Dr. Wawan Setiawan, M.Si. adalah Dosen Program Studi Ilmu Komputer FPMIPA UPI Pendidikan Fisikan FPMIPA UPI dan sebagai Ketua