



UNIVERSITAS INDONESIA

**SISTEM DETEKSI DAN PENENTU POSISI WAJAH DI
DALAM CITRA MENGGUNAKAN PNN TEROPTIMASI**

SKRIPSI

KIRANA REINE KHANIFA

0606029435

FAKULTAS TEKNIK

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO

DEPOK

JUNI 2010



UNIVERSITAS INDONESIA

**SISTEM DETEKSI DAN PENENTU POSISI WAJAH DI
DALAM CITRA MENGGUNAKAN PNN TEROPTIMASI**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik

KIRANA REINE KHANIFA

0606029435

FAKULTAS TEKNIK

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO

DEPOK

JUNI 2010

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

**Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri,
dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk
telah saya nyatakan dengan benar.**

Nama : Kirana Reine Khanifa

NPM : 0606029435

Tanda Tangan :

Tanggal : 14 Juni 2010



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala, karena atas berkat dan rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul

“Sistem Deteksi dan Penentu Posisi Wajah di Dalam Citra Menggunakan PNN Teroptimasi”

ini.

Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan hingga penulisan skripsi ini, sangatlah sulit bagi penulis untuk menyelesaikan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Drs. Benyamin Kusumoputro M.Eng., Dr.Eng. selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan penulis dalam penulisan skripsi ini;
2. Mochammad Irfan, S.T., M.Kom. yang telah membantu pemahaman konsep bagi penulis atas tesis yang beliau susun;
3. R. Brahmastro Kusumoputro, S.Kom. yang turut mengkritisi dan memberikan masukan bagi penulis untuk menyempurnakan skripsi ini;
4. Anugerah Ramadhani, S.Kom. yang telah membantu penulis untuk memahami sistem yang beliau bangun dalam skripsi beliau;
5. Orang tua dan keluarga penulis yang selalu memberikan bantuan dukungan material dan moral untuk penulis;
6. Para asisten Laboratorium Elektronika Universitas Indonesia yang meluangkan laboratoriumnya menjadi tempat mangkal penulis dalam mengambil data dan mengerjakan skripsi;

7. Rianti Mawarni S, Asih Kurniasari, dan Suhianti Lasuda yang selalu bersama-sama penulis berjuang dan saling membantu menyelesaikan skripsi ini;
8. Rianti, Suhianti, Indah Riyanti, Zaneta Pelangi, Boma Anantasatya, Candraditya, Vektor Dewanto, Danang, Mahasiswa elektro angkatan 2009, dan semua pihak yang telah bersedia menjadi relawan untuk diambil fotonya;
9. Rinda Airin, S.T. yang tak lelah menemani penulis serta memberikan semangat untuk penulis agar tetap optimis hingga menyelesaikan skripsi;
10. Gatot Sungkono, S.T. yang selalu mendorong dan menyemangati penulis untuk segera menyelesaikan skripsi;
11. M. Firdaus S. L. dan Stephen Roy I, serta Ibu Tati Zera, Ibu Yoan, Dedi Darmawan, Dani, dan Rendy teman-teman satu bimbingan selama penulis mengerjakan skripsi;
12. Seluruh pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Akhir kata, penulis berharap Allah Subhanahu Wa Ta'ala berkenan membalas kebaikan semua pihak yang telah membantu dalam penelitian dan penulisan skripsi ini. Semoga skripsi ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi.

Depok, Juni 2010

Penulis

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Kirana Reine Khanifa
NPM : 0606029435
Program Studi : Teknik Elektro
Departemen : Elektro
Fakultas : Teknik
Jenis karya : Skripsi

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul :

“Sistem Deteksi dan Penentu Posisi Wajah di Dalam Citra

Menggunakan PNN Teroptimasi”

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini, Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok
Pada tanggal : 14 Juni 2010
Yang menyatakan

(Kirana Reine Khanifa)



ABSTRAK

Nama : Kirana Reine Khanifa
Program Studi : Teknik Elektro
Judul : Sistem Deteksi dan Penentu Posisi Wajah di Dalam Citra Menggunakan PNN Teroptimasi

PNN Teroptimasi dikenal sebagai salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan yang sangat baik untuk digunakan dalam pengenalan pola. Salah satu aplikasi yang pernah dikembangkan adalah untuk deteksi dan penentu lokasi wajah di dalam citra. Akan tetapi, sistem tersebut memerlukan waktu yang sangat lama dalam komputasinya, yaitu 0.5 – 1.5 jam. Dalam skripsi ini, penulis mengajukan sistem deteksi dan penentu lokasi wajah di dalam citra menggunakan PNN Teroptimasi dengan waktu komputasi yang tidak terlalu lama. Dengan sistem ini, sistem dapat melakukan tugasnya dengan waktu rata-rata 29.51 detik. Reduksi waktu komputasi dapat dilakukan dengan modifikasi piramida citra dan perbaikan proses scanning.

Kata Kunci : PNN Teroptimasi, klasifikasi pola, reduksi waktu, deteksi wajah, penentu posisi wajah

ABSTRACT

Name : Kirana Reine Khanifa
Study Program: Electrical Engineering
Title : Detector and Position Founder of Face in an Image System Using Optimized PNN

Optimized PNN is recognized as a method of neural network which is very good for pattern recognition. One developed application from it is detection and position searching of face in an image system. However, that system requires very large time (0.5-1.5 hours). In this final project, the writer proposes a face detector and position founder system in an image using Optimized PNN with a better time elapsed. Using this system, it can finish its tasks with average elapsed time 29.51 seconds. Reduced elapsed time is reached by image pyramid modification and scanning process improvisation.

Keywords : Optimized PNN, pattern classification, time reduction, face detection, face position founder



DAFTAR ISI

COVER..... i

HALAMAN JUDUL..... ii

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS..... iii

LEMBAR PENGESAHAN..... iv

KATA PENGANTAR v

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI..... vii

ABSTRAK..... viii

ABSTRACT viii

DAFTAR ISI ix

DAFTAR GAMBAR xi

DAFTAR TABEL..... xii

BAB 1 PENDAHULUAN..... 1

1.1 Latar Belakang..... 1

1.2 Tujuan Penulisan 2

1.3 Pembatasan Masalah 2

1.4 Sistematika Penulisan 2

BAB 2 DASAR TEORI 4

2.1 Sekilas tentang Jaringan Saraf Tiruan (JST)..... 4

2.2 *Probability Neural Network* (PNN) 5

2.3 *Optimized Probability Neural Network*..... 8

2.4 Klasifikasi Menggunakan *Euclidean Distance* 8

2.5 Pembentukan Database untuk Sistem Klasifikasi dengan JST 9

2.6 Konsep Piramida Citra untuk Deteksi Multiwajah dalam Gambar 12

2.7 Perbandingan Klasifikasi PNN dengan Klasifikasi Euclidean Distance 14

**BAB 3 METODOLOGI DETEKSI DAN PENENTU POSISI WAJAH DI
 DALAM CITRA MENGGUNAKAN PNN TEROPTIMASI 16**

**3.1 Sistem Deteksi dan Penentuan Posisi Wajah di Dalam Citra Menggunakan
 PNN Teroptimasi 16**

| | |
|---|-----------|
| 3.2 Penentuan Posisi Wajah | 18 |
| 3.2.1 Range Lokasi Titik Wajah..... | 21 |
| 3.2.2 Nilai Threshold | 21 |
| 3.3 Mempercepat Waktu Komputasi | 22 |
| 3.3.1 Modifikasi Piramida Citra | 22 |
| 3.3.2 Pergeseran Piksel dalam Proses <i>Scanning</i> | 24 |
| 3.3.2.1 Percobaan 1#Pergeseran 1 Piksel dengan Nilai Threshold 5-13 Titik.... | 24 |
| 3.3.2.2 Percobaan 2#Pergeseran 2 Piksel dengan Nilai Threshold 5-13 Titik.... | 25 |
| 3.3.2.3 Percobaan 3#Pergeseran 2 Piksel dengan Nilai Threshold 3-7 Titik..... | 26 |
| BAB 4 HASIL DAN ANALISIS..... | 29 |
| 4.1 Hasil Pengujian | 29 |
| 4.2 Analisis Data Pengujian | 30 |
| 4.2.1 Kelompok 50x50 Piksel..... | 30 |
| 4.2.2 Kelompok 60x60 Piksel..... | 31 |
| 4.2.3 Kelompok 70x70 Piksel..... | 32 |
| 4.3.4 Kelompok 80x80 Piksel..... | 34 |
| 4.3 <i>Future Trend</i> | 37 |
| BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN | 39 |
| 5.1 Kesimpulan..... | 39 |
| 5.2 Saran | 39 |
| DAFTAR ACUAN..... | 40 |
| DAFTAR PUSTAKA | 41 |
| LAMPIRAN..... | 43 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| Gambar 2.1 Struktur PNN 2.1 | 6 |
| Gambar 2.2 Klasifikasi Bayesian ² | 7 |
| Gambar 2.3 Pembentukan Database Wajah | 10 |
| Gambar 2.4 Pembentukan Database Non-Wajah | 11 |
| Gambar 2.5 Penggabungan Database Wajah dan Non-Wajah | 12 |
| Gambar 2.6 Piramida Citra | 12 |
| Gambar 2.7 Proses Penggabungan Posisi Data Wajah ⁸ | 13 |
| Gambar 2.8 Proses Penggabungan Data Wajah dalam Satu Gambar ² | 14 |
| Gambar 3.1 Diagram Alir Sistem Deteksi dan Penentuan Posisi Wajah..... | 17 |
| Gambar 3.2 Diagram Alir Proses <i>Scanning</i> Citra..... | 19 |
| Gambar 3.4 Waktu untuk Pergeseran 1 Piksel dengan Threshold 5-13 | 25 |
| Gambar 3.5 Hasil Deteksi dengan Pergeseran 2 Piksel, Threshold 5-13 | 26 |
| Gambar 3.6 Hasil Deteksi untuk Pergeseran 2 Piksel, Threshold 3-7..... | 26 |
| Gambar 3.7 Perbandingan Waktu Antara 3 Percobaan | 27 |
| Gambar 4.1 Klasifikasi Hasil Pengujian | 29 |
| Gambar 4.2 Hasil Deteksi Gagal..... | 34 |

DAFTAR TABEL

| | |
|--|----|
| Tabel 4.1 Hasil Terdeteksi Final pada Ukuran 50x50 Piksel | 30 |
| Tabel 4.2 Hasil Terdeteksi Final pada Ukuran 60x60 Piksel | 31 |
| Tabel 4.3 Hasil Terdeteksi Final pada Ukuran 70x70 Piksel | 33 |
| Tabel 4.4 Hasil Terdeteksi Final pada Ukuran 80x80 Piksel | 35 |
| Tabel 4.5 Rata-Rata Waktu dan Akurasi Keseluruhan Hasil Deteksi..... | 36 |



BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan penelitian tentang Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang begitu pesat sejak ditemukannya JST dengan Backpropagation¹ menghasilkan banyak eksperimen dalam rangka menyelesaikan permasalahan-permasalahan di dunia. Salah satu metode JST yang masih terus dikembangkan di dunia ini adalah *Probability Neural Network* (PNN). Tesis Mochammad Irfan² mengoptimasi metode ini dan mencoba menggunakannya untuk mendeteksi wajah dalam gambar. Dengan PNN yang teroptimasi, Mochammad Irfan berhasil membuat sistem klasifikasi wajah dan non-wajah dan menetapkan lokasi-lokasi wajah di dalam gambar. Sistem ini dapat mendeteksi wajah hingga sebanyak 3 wajah di dalam sebuah citra dengan akurasi 88.9%. Saat dilihat lebih khusus lagi, yaitu deteksi wajah untuk citra dengan satu wajah saja, sistem Mochammad Irfan telah dapat mendeteksi dan menentukan posisi dengan akurasi 100%². Akan tetapi, komputasi yang digunakan oleh sistem untuk selesai mendeteksi sebuah gambar dapat memakan waktu 0.5 jam hingga 1.5 jam.

Berawal dari penelitian Mochammad Irfan di atas, waktu komputasi selama 0.5 jam hingga 1.5 jam untuk mendeteksi dan menentukan posisi sebuah wajah di dalam sebuah citra dinilai sangatlah lama. Sistem dengan waktu komputasi seperti ini dinilai belum dapat diaplikasikan untuk suatu sistem yang lebih kompleks. Oleh karena itu, penulis tergerak untuk melakukan serangkaian percobaan dalam rangka membuat sistem deteksi dan menentukan posisi sebuah wajah di dalam citra dengan akurasi yang baik serta waktu komputasi yang tidak terlalu lama.

1.2 Tujuan Penulisan

Skripsi ini ditulis dengan tujuan untuk memberikan alternatif solusi deteksi dan penentuan posisi wajah dengan akurasi yang baik serta waktu komputasi yang singkat sehingga dapat diaplikasikan ke dalam sistem lain yang lebih kompleks. Metode klasifikasi yang digunakan di dalam sistem adalah *Probability Neural Network* (PNN) Teroptimasi.

1.3 Pembatasan Masalah

Dalam skripsi ini, terdapat beberapa batasan yang akan penulis lakukan agar pembahasan menjadi lebih fokus:

1. Gambar yang akan dideteksi adalah gambar grayscale. Apabila gambar bukan berupa gambar grayscale, gambar akan diubah ke dalam mode grayscale terlebih dahulu.
2. Posisi wajah yang akan dideteksi dan ditentukan posisinya adalah wajah yang diambil secara frontal ataupun semi frontal.
3. Sistem yang dibangun oleh penulis dikhususkan untuk sistem deteksi dan penentu posisi wajah di dalam sebuah citra di mana hanya terdapat sebuah wajah di dalam citra tersebut.
4. Sistem yang dibangun oleh penulis dibatasi untuk pemakaian khusus pada aplikasi sistem deteksi dan penentu posisi wajah di dalam sistem jarak dekat di mana jarak *user* dengan kamera kurang lebih satu meter.
5. Metode klasifikasi yang penulis gunakan dalam menentukan wajah ataupun bukan wajah adalah menggunakan *Probability Neural Network* (PNN) Teroptimasi.
6. Parameter keberhasilan dari hasil deteksi dan penentuan posisi wajah di dalam sistem yang penulis bangun adalah jika hasil tersebut masih berada di dalam wilayah $\pm 10\%$ (maksimal total 20%) dari area wajah.

1.4 Sistematika Penulisan

Naskah skripsi ini terdiri dari 5 bab. Bab pertama merupakan pendahuluan dari naskah yang menerangkan latar belakang dan tujuan penulisan serta pembahasan masalah. Bab kedua memaparkan dasar-dasar

Universitas Indonesia

teori yang digunakan penulis di dalam skripsi ini. Di dalam bab ketiga, penulis menguraikan tentang sistem deteksi dan penentuan posisi wajah yang penulis kembangkan sehingga dapat mempercepat waktu komputasi serta akurasi yang baik. Pada bab keempat, disajikan hasil pengujian dari sistem yang telah penulis uraikan pada bab ketiga beserta analisisnya. Akhirnya, penulis menyimpulkan apa yang penulis tulis dalam skripsi ini di dalam bab kelima. Selain itu, di dalam bab kelima, penulis juga memberikan saran-saran yang dapat dilakukan di waktu-waktu yang akan datang untuk lebih menyempurnakan sistem yang telah penulis bangun.



BAB 2

DASAR TEORI

Penulis melalui skripsi ini berusaha untuk memperbaiki kekurangan tesis dari Mochammad Irfan tentang sistem deteksi dan penentuan lokasi wajah di dalam citra dari segi waktu. Terkait dengan hal tersebut, terdapat beberapa teori yang penulis gunakan dan perbandingkan dalam penyusunan skripsi ini. Teori utama yang penulis gunakan dalam proses klasifikasi wajah dan non-wajah adalah teori Jaringan Saraf Tiruan, terutama metode PNN Teroptimasi seperti yang dikembangkan oleh Mochammad Irfan. Untuk membuktikan bahwa metode ini adalah metode yang baik untuk kasus klasifikasi pola, penulis membandingkannya dengan metode yang mirip tetapi dengan tidak memperhatikan probabilitas kelas. Metode tersebut adalah metode klasifikasi menggunakan Euclidean Distance yang digunakan penulis dalam seminarnya. Kedua metode tersebut diaplikasikan di dalam suatu sistem yang menggunakan konsep yang disebut sebagai piramida citra.

2.1 Sekilas tentang Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi bahwa: 1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron); 2. Sinyal dikirimkan di antara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung; 3. Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal; 4. Untuk menentukan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linear) yang dikenakan pada jumlahan input yang diterima. Besarnya output ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang¹.

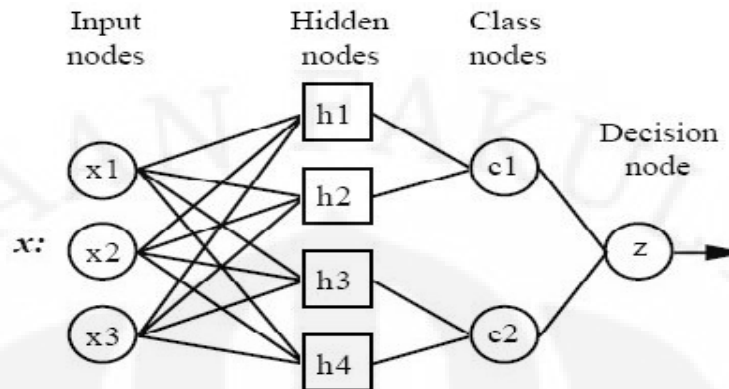
Konsep JST berkembang dari JST dengan layar tunggal hingga layar banyak. Kelemahan JST layar tunggal sempat membuat perkembangan JST terhenti pada tahun 1970. Akan tetapi penemuan *backpropagation* pada tahun 1974³ oleh Paul J. Werbos, di mana *backpropagation* merupakan pengembangan JST dengan beberapa layar membuat berbagai penelitian tentang JST semakin diminati orang¹. Penelitian tentang *backpropagation* selesai disempurnakan oleh Rumerhart, Hinton, dan William pada tahun 1986. Saat ini, dapat kita lihat semakin banyaknya variasi-variasi dari JST yang ditemukan dan diteliti serta terus dikembangkan untuk memperoleh hasil yang semakin baik.

2.2 Probability Neural Network (PNN)

Probability Neural Network (PNN) pertama kali ditemukan oleh Specht pada tahun 1989⁴ berdasarkan aturan klasifikasi Bayesian dan fungsi kerapatan dengan probabilitas yang ditemukan oleh Parzen. PNN merupakan suatu metode jaringan saraf tiruan dengan fungsi basis radius (*Radius Basis Function* / RBF) yang sangat cocok untuk digunakan sebagai alat untuk klasifikasi pola.

Arsitektur PNN terdiri dari empat buah layer di mana terdapat sebuah *output layer*. Layer ini merupakan sebuah layer tambahan pada basis jaringan saraf tiruan RBF yang memiliki tiga buah layer jaringan. Nama dari keempat layer PNN tersebut adalah *input layer*, *model layer*, *sum layer*, dan *output layer*. Struktur dari PNN dapat dilihat pada Gambar 2.1.

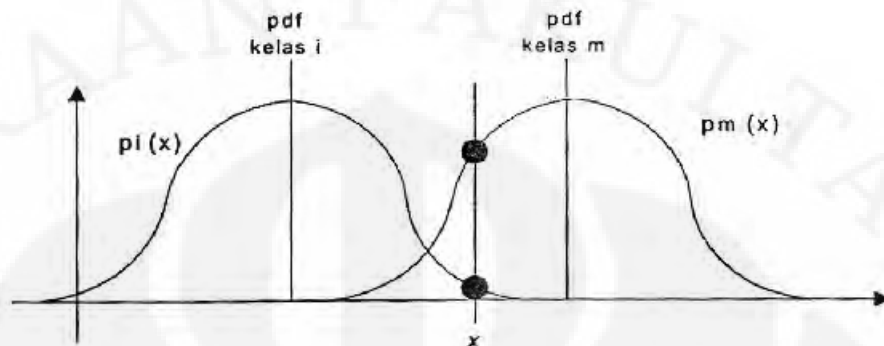
Input nodes atau *input layer* merupakan suatu lapisan di mana data-data input dimasukkan melaluinya. Data input yang dimasukkan selanjutnya diteruskan ke *hidden nodes* atau yang disebut juga sebagai *pattern layer*. *Pattern layer* adalah lapisan yang memiliki sebuah fungsi aktivasi yang merupakan suatu fungsi aktivasi Gaussian

Gambar Struktur PNN 2.1⁵(2.1)²

di mana N_i = jumlah dari contoh di kelas C_i .
 σ = *smoothing parameter*
 x = data yang masuk ke *pattern layer*
 $P_i(x)$ = keluaran dari lapisan jumlah di kelas C_i .

Keluaran dari *pattern layer* ini menghasilkan suatu derajat kecocokan yang disebut sebagai *probability density function* atau disingkat dengan pdf. Keluaran ini selanjutnya diteruskan ke *class nodes* atau disebut juga *sum layer*. Jumlah neuron pada sum layer ini sama dengan jumlah kelas yang nantinya akan menjadi hasil dari klasifikasi. Pada lapisan ini, data-data masukan yang merupakan keluaran dari pattern layer dijumlahkan pada setiap neuron. Selanjutnya, hasil penjumlahan diteruskan ke *output layer*, yaitu *decision node*. Pada lapisan ini, diputuskanlah kelas dari suatu data. Sistem klasifikasi yang digunakan dalam penentuan keputusan pada jaringan ini merupakan sistem klasifikasi yang mengikuti konsep Bayesian. Dalam klasifikasi Bayesian, nilai pdf membentuk suatu persebaran data dari suatu kelas. Keputusan dari suatu data dilihat dari probabilitas terbesar dari data tersebut sesuai dengan persebaran nilai pdf-nya. Data tes dimasukkan ke

dalam kelas yang memiliki derajat kecocokan pdf yang lebih besar untuk data tes tersebut. Untuk lebih jelasnya, dapat dilihat pada gambar 2.2.



Gambar 2.2 Klasifikasi Bayesian²

Pada Gambar 2.2, didefinisikan dua buah kelas yang akan menjadi hasil klasifikasi suatu data, yaitu kelas i dan kelas m. Kedua kelas tersebut memiliki persebaran pdf seperti dapat dilihat pada Gambar 2.2. Selanjutnya, akan diuji suatu data x untuk kemudian ditentukan apakah data x masuk ke dalam kelas i atau kelas m. Berdasarkan perhitungan, akan diperoleh derajat kecocokan x terhadap kelas i ($p_i(x)$) dan juga derajat kecocokan x terhadap kelas m ($p_m(x)$). Hasilnya, diperoleh bahwa $p_m(x)$ lebih besar dari $p_i(x)$. Oleh karena itu, data x dimasukkan ke dalam kelas m.

Sejauh yang diperhatikan, PNN merupakan sebuah algoritma jaringan saraf tiruan yang menggunakan prinsip *statistical Bayesian minimum-risk* yang sama dengan pengenalan klasifikasi optimal Bayesian tanpa local minima⁶. Oleh karena itu, PNN hampir dapat menghasilkan efek klasifikasi yang terbaik dengan sejumlah data pelatihan yang cukup yang diberikan ke dalamnya. Sementara itu, PNN sepenuhnya menggunakan algoritma *parallel feed-forward* tanpa menggunakan penghitungan *backpropagation*. Dengan demikian, hanya terdapat sebuah layer jaringan yang dibutuhkan untuk pelatihan dan hal tersebut akan membuat kecepatan pelatihan yang lebih cepat daripada jaringan saraf tiruan dengan metode *backpropagation*. Keuntungan lain dari PNN adalah kemudahan tekniknya untuk diimplementasikan.

2.3 Optimized Probability Neural Network

Walaupun PNN merupakan alat klasifikasi pola yang sangat baik, penentuan *smoothing parameter* menjadi permasalahan yang krusial dalam pembentukan jaringan PNN. Selain itu, banyaknya neuron yang digunakan di dalam pattern layer membuat waktu komputasi dari PNN menjadi sangat lama. Kedua masalah ini telah dapat diatasi dalam tesis Mochammad Irfan². *Smoothing parameter* dalam PNN Teroptimasi diperoleh dengan menggunakan suatu algoritma genetika. Adapun neuron-neuron pada pattern layer dipilih menggunakan algoritma orthogonal. Dengan neuron-neuron yang telah terpilih, sistem klasifikasi menjadi lebih efisien dan waktu komputasi yang diperlukan menjadi lebih singkat.

2.4 Klasifikasi Menggunakan *Euclidean Distance*

Jika diperhatikan, konsep dari PNN adalah menghitung kedekatan jarak data uji terhadap kelas-kelas dengan memperhatikan persebaran data dari kelas-kelas tersebut. Di samping metode seperti itu, terdapat juga metode klasifikasi yang menghitung kedekatan jarak data uji terhadap kelas-kelas namun tanpa memperhatikan persebaran data dari kelas-kelas. Penghitungan jarak dalam klasifikasi data yang tidak memperhatikan persebaran data dari kelas-kelas dilakukan menggunakan konsep *Euclidean Distance*.

Dalam matematika, *Euclidean Distance* (ED) adalah jarak antara dua titik yang diperoleh menggunakan rumus Phytagoras. ED antara titik p dan q adalah panjang dari segmen garis pq dalam koordinat Cartesius. Jika $p = \mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ dan $q = \mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ adalah dua titik pada ruang Euclidean berdimensi n , maka jarak dari \mathbf{p} ke \mathbf{q} adalah:⁷

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}. \quad (2.2)^7$$

Dalam ruang satu dimensi, jarak antara dua titik pada garis nyata merupakan nilai absolut dari perbedaan angkanya. Dengan demikian, jika x dan y adalah dua titik pada garis nyata, maka jarak antara keduanya dapat dihitung sebagai

$$\sqrt{(x - y)^2} = |x - y|. \quad (2.3)^7$$

Dalam klasifikasi menggunakan *Euclidean Distance*, terlebih dahulu dibentuk database yang terdiri atas beberapa kategori. Jumlah kategori ini sama dengan jumlah pola yang diklasifikasi. Setiap kategori terdiri atas sekumpulan data yang merepresentasikan suatu pola yang menjadi nama kategori tersebut. Data-data ini selanjutnya diolah agar menjadi data yang siap diperbandingkan dengan data diuji. Pengolahan di sini termasuk pengaturan letak data serta pengaturan dimensi.

Setelah, database siap digunakan, dapat mulai dimasukkan sebuah set data yang akan diklasifikasi berdasarkan metode *Euclidean Distance*. Dalam pengujian, sebuah set data yang akan diuji dihitung jaraknya ke setiap set data dari kumpulan data di database. Jarak ini dihitung menggunakan rumus *Euclidean Distance* seperti yang telah penulis sebutkan sebelumnya. Dari berbagai jarak yang diperoleh, dicari jarak terkecil antara data yang diuji dengan database. Kategori dengan jarak terkecil inilah yang diambil menjadi keputusan dari suatu pola.

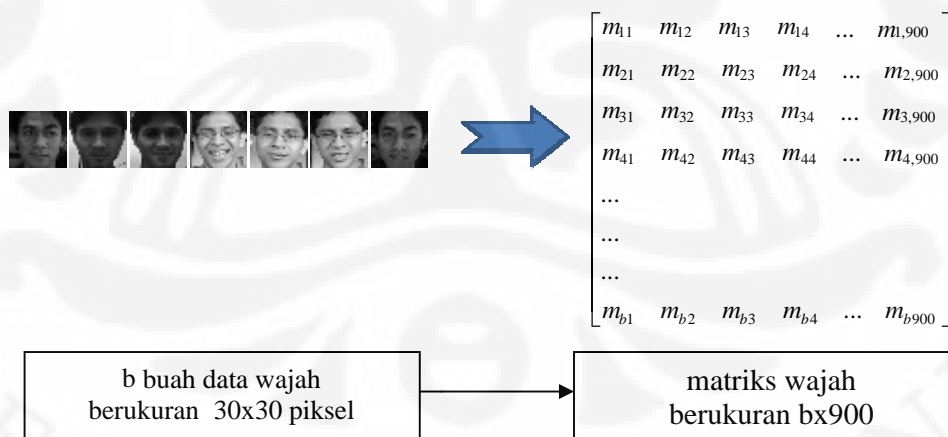
2.5 Pembentukan Database untuk Sistem Klasifikasi dengan JST

Database merupakan hal yang penting dalam berbagai sistem klasifikasi. Demikian juga, dalam sistem klasifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST), database merupakan hal yang harus ada. Database ini akan dilatih sedemikian rupa menggunakan JST yang telah dibangun sehingga karakter dari database ini dikenali oleh JST. Selanjutnya, jika dimasukkan suatu data uji yang memiliki karakter mirip dengan karakter-karakter yang

terdapat pada database, JST dapat mengklasifikasikan data uji tersebut walaupun data uji tersebut berbeda dengan data-data yang terdapat di dalam database.

Sistem yang penulis bangun dalam skripsi ini merupakan sistem yang, salah satunya, dapat mengklasifikasikan suatu data apakah dia termasuk wajah ataukah bukan. Oleh karena itu, penulis membutuhkan suatu database yang berisi data-data wajah dan data-data non wajah. Metode pembangunan database yang dituliskan di dalam sub bab ini telah dilakukan juga pada banyak sistem klasifikasi menggunakan JST.

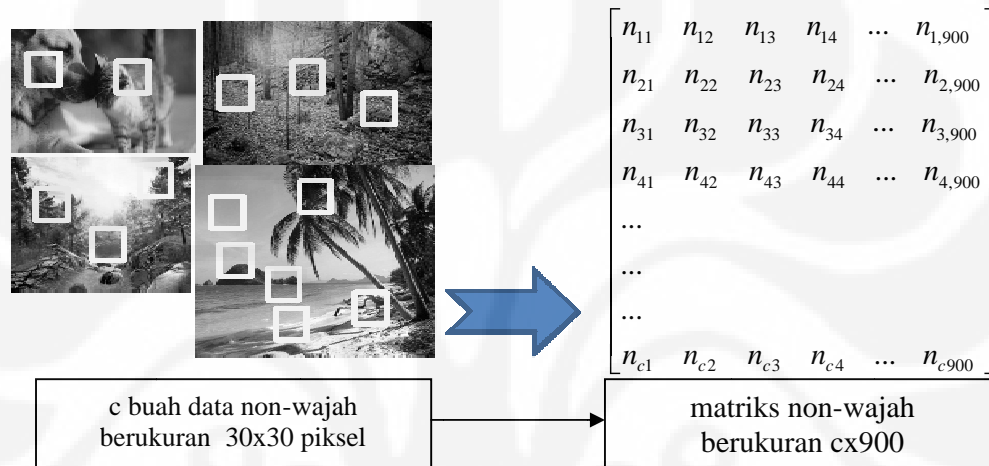
Pertama, kumpulkan data-data yang sudah pasti diklasifikasikan sebagai data-data wajah. Data-data wajah dapat diperoleh dari data-data FERET maupun foto-foto pribadi yang telah dicrop pada bagian wajah saja. Setiap foto dibaca sebagai suatu vektor berdimensi a , tergantung pada ukuran foto-foto tersebut. Karena foto-foto wajah di sini merupakan foto-foto grayscale berukuran 30×30 piksel, maka vektor yang dibentuk oleh satu foto merupakan vektor berdimensi 900. Jika jumlah foto yang akan dijadikan database adalah b , maka akan terbentuk b buah vektor yang berdimensi 900. Vektor-vektor ini disatukan ke dalam sebuah matriks berukuran $b \times 900$. Ilustrasi dari proses ini dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Pembentukan Database Wajah

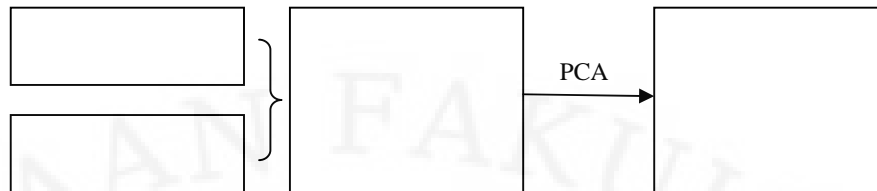
Kedua, kumpulkan juga data-data yang sudah pasti diklasifikasi sebagai data-data bukan wajah. Di sini, dikumpulkan beberapa citra berukuran besar

yang merupakan citra non-wajah. Dari citra ini, diambil banyak bagiannya dengan ukuran 30x30 piksel sehingga terbentuklah vektor berdimensi 900 untuk setiap bagian yang diambil. Jika terdapat c buah bagian citra yang diambil sebagai database, maka akan terbentuk c buah vektor berdimensi 900. Seperti halnya dalam pembentukan matriks wajah, vektor-vektor ini dikumpulkan ke dalam sebuah matriks sehingga terbentuklah matriks non-wajah berukuran $c \times 900$. Ilustrasi dari proses ini dapat dilihat pada Gambar 2.4.



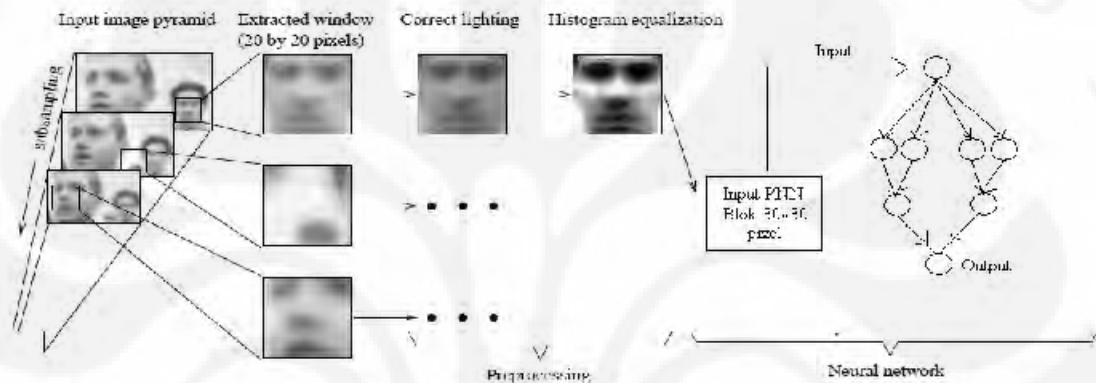
Gambar 2.4 Pembentukan Database Non-Wajah

Ketiga, yang merupakan langkah terakhir dari pembentukan database, adalah menggabungkan kedua database tersebut. Kedua data tersebut ditumpuk sehingga terbentuk sebuah matriks besar berukuran $(b+c) \times 900$. Matriks ini dianalisis komponen-komponen terpentingnya menggunakan konsep *Principal Component Analysis* (PCA) sehingga ukuran matriks menjadi tidak terlalu besar. Dengan memperhitungkan komponen-komponen terpenting saja, proses klasifikasi data menjadi lebih efisien dan tentu saja waktu yang diperlukan di dalam proses menjadi lebih cepat. Diagram blok dari proses ini dapat dilihat pada Gambar 2.5.



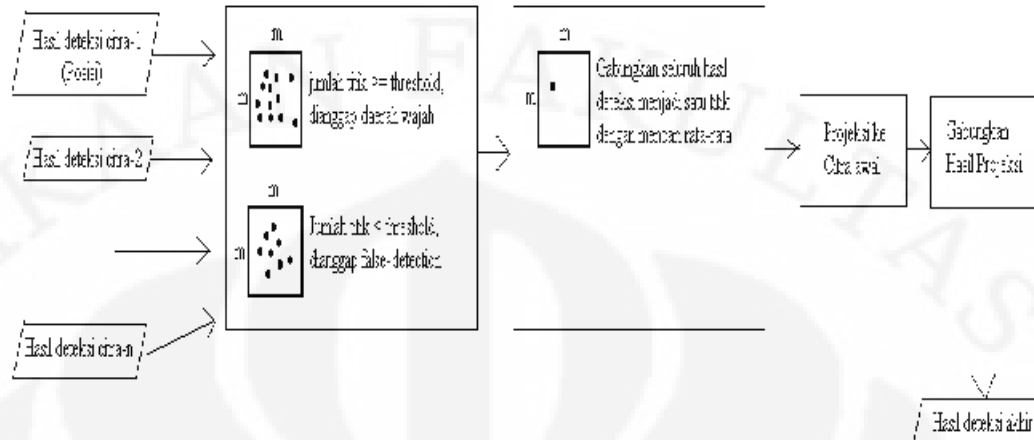
Gambar 2.5 Penggabungan Database Wajah dan Non-Wajah

2.6 Konsep Piramida Citra untuk Deteksi Multiwajah dalam Gambar

Gambar 2.6 Piramida Citra⁸

Piramida citra merupakan proses deteksi gambar yang berulang kali. Setiap proses deteksi dilakukan pada citra yang sama namun dengan ukuran yang lebih kecil. Hal ini dilakukan agar seluruh citra dapat teraba dengan lebih tepat dan pendeteksian lebih optimal. Meskipun ukuran citra yang diraba adalah lebih kecil, namun ukuran blok yang digunakan adalah tetap, yaitu berukuran 30 x 30 piksel. Dengan demikian, titik yang diperoleh akan semakin bervariasi. Skala pengecilan citra untuk setiap langkah piramida adalah 10%. Artinya, gambar yang diuji pada langkah piramida selanjutnya adalah 90% dari gambar yang diuji saat ini. Seluruh data posisi pada tiap ukuran gambar akan disimpan dan akan digabungkan pada langkah-langkah selanjutnya. Dengan pendeteksian gambar berulang kali dengan ukuran yang semakin kecil, diharapkan akan memperkecil peluang terjadinya *false detection*. Pengecilan gambar akan terus dilakukan hingga ukuran gambar yang terdeteksi sebagai wajah sama dengan ukuran blok yang digunakan untuk men-scan gambar, yaitu 30 x 30 piksel.

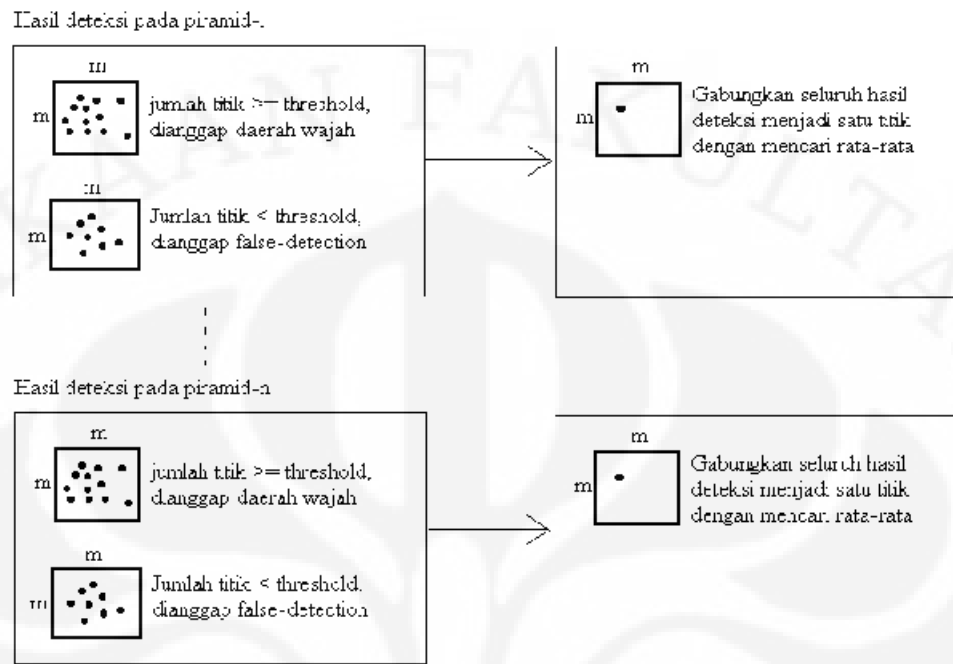
Universitas Indonesia



Gambar 2.7 Proses Penggabungan Posisi Data Wajah⁸

Proses penggabungan data posisi merupakan proses yang akan menggabungkan data wajah yang diperoleh dari ukuran besar hingga ukuran terkecil ke dalam ukuran gambar yang sebenarnya. Penggabungan dilakukan dengan memberikan batasan nilai minimum atau *threshold* yang menyatakan suatu kumpulan titik data wajah benar-benar dinyatakan sebagai wajah atau tidak. Apabila jumlah titik dalam suatu range berada di bawah *threshold*, maka data-data dalam range tersebut akan diabaikan. Sebaliknya, jika jumlah titik dalam range tersebut sama atau lebih besar dari *threshold*, maka range tersebut akan dianggap sebagai wajah. Penentuan posisi titik dari range tersebut diambil dari rata-rata titik yang terdapat dari range tadi. Pengecekan titik dilakukan pada seluruh permukaan gambar.

Pengambilan keputusan berdasarkan *threshold* ini dilakukan pada seluruh ukuran gambar. Selanjutnya, posisi-posisi dalam ukuran gambar yang bermacam-macam tadi diproyeksikan ke ukuran gambar yang sebenarnya. Hal ini terus dilakukan sampai diperoleh hasil akhir data wajah dengan ukuran 30 x 30 piksel. Selanjutnya, posisi akhir ini diproyeksikan ke ukuran gambar yang sebenarnya. Proyeksi dilakukan dengan membalikkan rasio pengecilan gambar.



Gambar 2.8 Proses Penggabungan Data Wajah dalam Satu Gambar²

Keseluruhan proses ini jika digambarkan akan membentuk seperti sebuah piramida yang terbalik. Oleh karena itulah proses ini disebut sebagai piramida citra.

2.7 Perbandingan Klasifikasi PNN dengan Klasifikasi Euclidean Distance

Agar dapat membandingkan dua metode klasifikasi, harus dibangun dua jaringan yang sama di mana masing-masing metode klasifikasi diaplikasikan ke dalam jaringan tersebut. Oleh karena itu, penulis akan membandingkan jaringan dengan metode klasifikasi PNN yang dipaparkan oleh Muhammad Irfan² dalam tesisnya dengan jaringan dengan metode Euclidean Distance yang penulis paparkan dalam seminar. Kedua jaringan tersebut merupakan jaringan yang dibangun di atas algoritma yang sama dan juga menggunakan konsep piramida citra. Akan tetapi, metode klasifikasi yang digunakan dalam kedua jaringan tersebut berbeda.

Dalam jaringan dengan metode klasifikasi PNN, Muhammad Irfan menyatakan bahwa deteksi wajah untuk sebuah gambar dengan satu buah wajah frontal adalah mendekati 100%. Adapun dengan metode yang penulis ajukan dalam seminar, akurasi deteksi final dari sebuah gambar dengan satu buah wajah frontal adalah kurang dari 90%. Dengan waktu komputasi yang sangat lama untuk kedua metode tersebut (dengan jaringan tersebut, diperlukan waktu 0,5-1,5 jam sampai proses deteksi selesai), penulis menyimpulkan bahwa klasifikasi dengan menggunakan adalah PNN lebih baik. Oleh karena itu, dalam skripsi ini, penulis akan mengembangkan sebuah sistem yang dapat mendeteksi sebuah wajah frontal dan semi frontal di dalam satu gambar menggunakan metode PNN dengan waktu komputasi yang lebih baik. Ke depan, sistem ini diharapkan dapat diaplikasikan ke dalam suatu sistem berpengaman seperti sebuah sistem pintu otomatis.



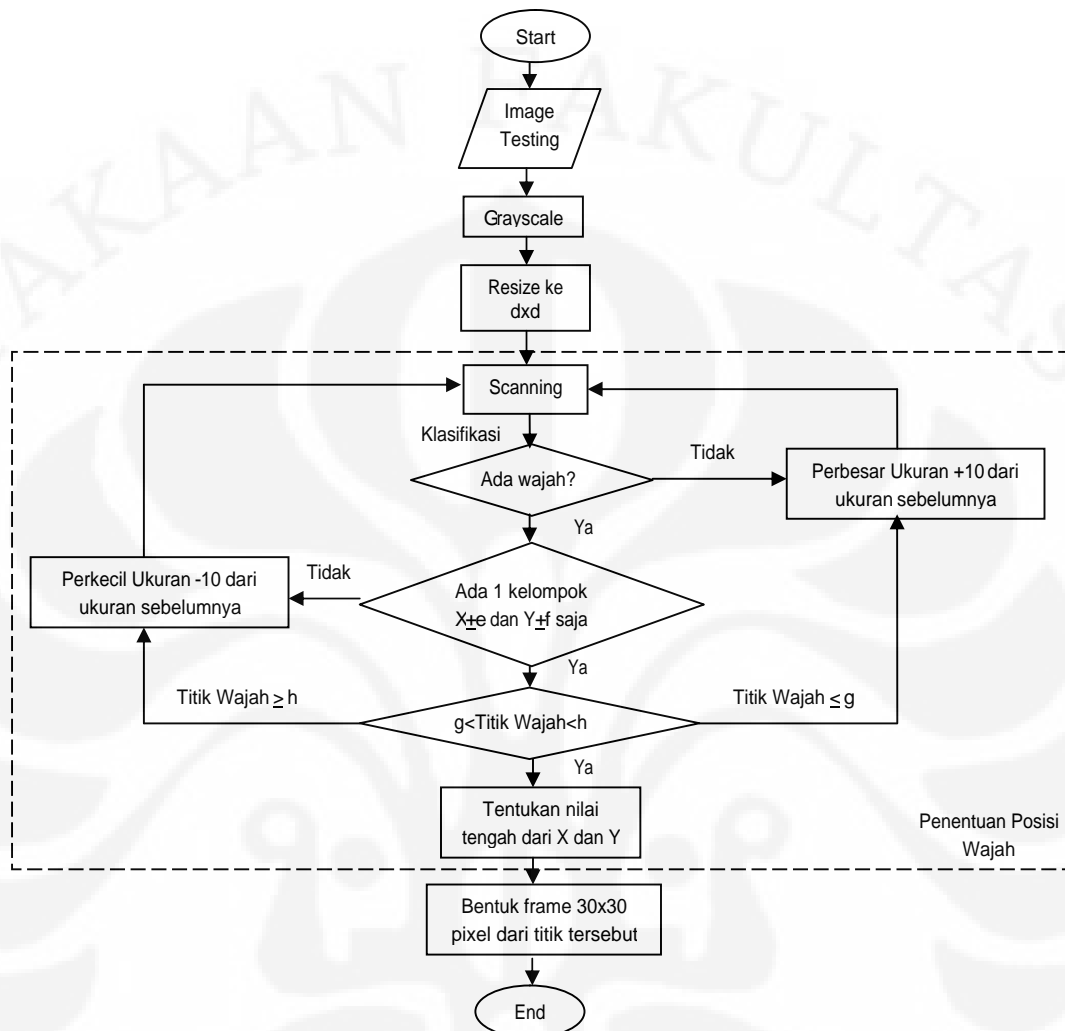
BAB 3

METODOLOGI DETEKSI DAN PENENTU POSISI WAJAH DI DALAM CITRA MENGGUNAKAN PNN TEROPTIMASI

3.1 Sistem Deteksi dan Penentuan Posisi Wajah di Dalam Citra Menggunakan PNN Teroptimasi

Dalam penulisan skripsi ini, penulis mengajukan suatu sistem yang dapat mendeteksi terdapatnya wajah di dalam suatu citra untuk kemudian menentukan posisinya. Sistem ini merupakan pengembangan dari sistem yang dibangun oleh Mochammad Irfan di dalam tesisnya². Secara garis besar, terdapat tiga tugas yang dilakukan oleh sistem ini, yaitu 1. klasifikasi wajah dengan bukan wajah yang digunakan dalam sistem deteksi, 2. Menentukan posisi wajah, dan 3. Meningkatkan kecepatan komputasi jika dibandingkan dengan sistem yang lama. Target utama dari penelitian yang penulis lakukan adalah dicapainya point ke-3. Untuk meraih hal tersebut, penulis memodifikasi sistem yang digunakan untuk melakukan tugas pada point ke-2. Adapun untuk tugas pada point pertama, penulis menggunakan metode PNN Teroptimasi yang *me-refer* pada tesis Mochammad Irfan². Metode ini telah penulis jelaskan pada dasar teori. Oleh karena itu, pada bab ini, penulis akan menguraikan sistem yang penulis bangun sehingga dapat melaksanakan tugas-tugas yang seharusnya dilakukan oleh sistem ini.

Proses kerja keseluruhan dari sistem yang penulis bangun terangkum di dalam *flowchart* yang ditampilkan pada Gambar 3.1. Pertama kali, citra yang akan diuji dimasukkan ke dalam sistem dan diubah ke dalam *grayscale* terlebih dahulu jika citra masih belum merupakan citra *grayscale*. Selanjutnya, citra segera di-*resize* ke dalam ukuran dxd. Tujuan proses *resize* ke dalam ukuran dxd adalah untuk mempercepat waktu komputasi di mana nilai parameter d diperoleh melalui metode heuristik yang akan dijelaskan pada sub bab 3.3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Sistem Deteksi dan Penentuan Posisi Wajah di Dalam Citra

Langkah selanjutnya adalah proses *scanning* gambar. Di sinilah klasifikasi wajah dan non-wajah dari gambar dilakukan. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan sebuah blok berukuran 30x30 piksel yang mengambil data dari gambar setiap 30x30 piksel. Data dari gambar yang diambil oleh blok ini akan mengalami koreksi pencahayaan (*lighting correction*) dan normalisasi menggunakan *histogram equalization* dan direduksi dimensinya menggunakan konsep *Principal Component Analysis* (PCA). Data yang

diambil oleh blok berukuran 30x30 piksel merupakan data dalam ruang *image* yang direpresentasikan ke dalam sebuah vektor berukuran 1x900. Hal ini menyatakan bahwa data yang diambil oleh sebuah blok memiliki dimensi sebesar 900 dimensi. Dengan menggunakan PCA, dimensi data ini direduksi sampai 50 dimensi dalam ruang eigen. Ukuran data dalam ruang eigen ini telah sesuai dengan data pelatihan jaringan PNN Teroptimasi, yaitu berdimensi 50. Data yang telah direduksi inilah yang akan diklasifikasi oleh jaringan PNN Teroptimasi apakah ia digolongkan sebagai wajah ataukah bukan wajah. Apabila ia diklasifikasi sebagai wajah, maka titik lokasi tempat data terdeteksi akan disimpan di dalam sebuah matriks. Titik lokasi yang diambil adalah titik pojok sebelah kiri dari blok. Selanjutnya, blok akan bergeser sejauh i piksel untuk kembali melakukan klasifikasi. Jika data yang dideteksi tidak terklasifikasi sebagai wajah, maka blok akan langsung bergeser sejauh i piksel untuk klasifikasi data selanjutnya. Hal ini terus dilakukan hingga seluruh permukaan gambar terklasifikasi. Diagram alir dari proses scanning dapat dilihat pada Gambar 3.2. Adapun nilai parameter i diperoleh menggunakan metode heuristik yang akan diuraikan pada sub bab 3.3.2.

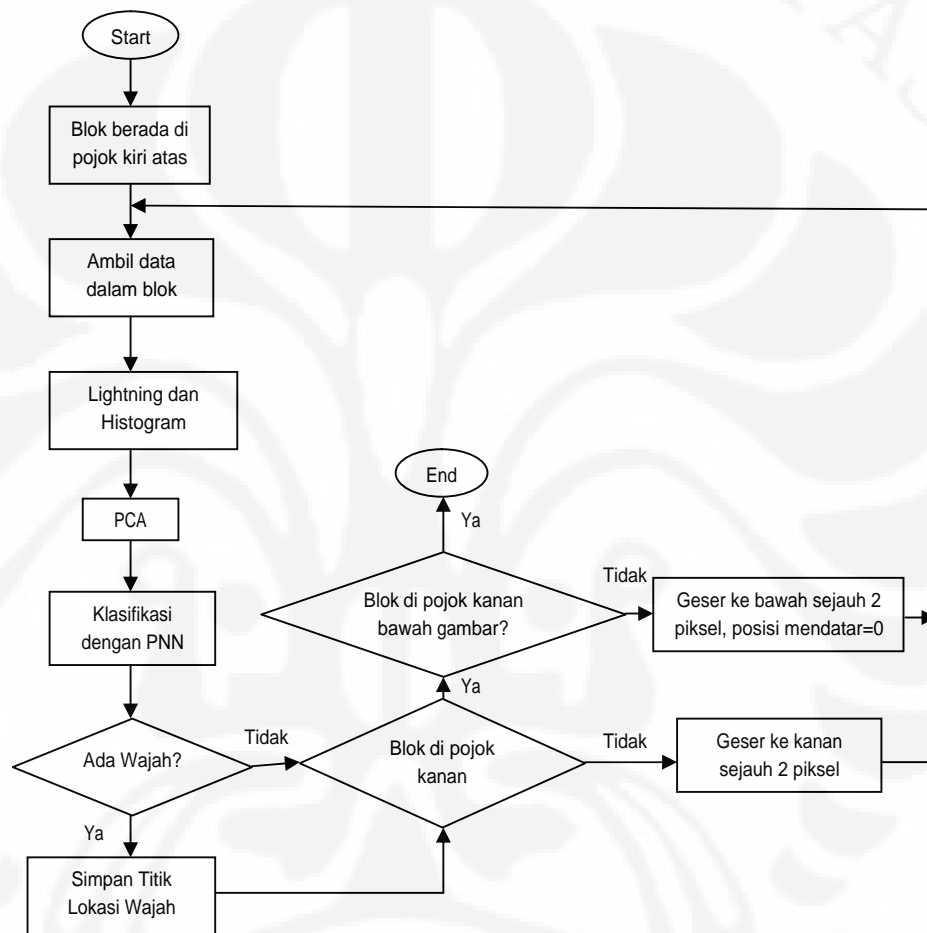
Tatkala algoritma telah memasuki proses *scanning*, maka algoritma ini telah memasuki proses penentuan posisi wajah. Adapun proses deteksi wajah yang menggunakan metode klasifikasi PNN Teroptimasi terintegrasi di dalam proses penentuan posisi wajah ini. Penjelasan lengkap tentang algoritma penentuan posisi wajah akan dijelaskan pada sub bab 3.2.

Akhirnya, setelah posisi wajah telah ditentukan, maka dibentuklah sebuah frame berukuran 30x30 piksel yang merupakan hasil deteksi dan penentuan posisi wajah di dalam citra tersebut.

3.2 Penentuan Posisi Wajah

Penentuan posisi wajah diawali dari proses *scanning*. Dengan proses ini, diperoleh informasi koordinat citra yang diklasifikasikan sebagai wajah. Proses *scanning* seperti terlihat pada Gambar 3.2 merupakan proses *scanning* untuk satu ukuran citra. Tatkala proses tersebut telah selesai, maka masuklah

kepada algoritma deteksi citra berikutnya, yaitu apakah hasil *scanning* menunjukkan terdapat data yang terdeteksi sebagai wajah atau tidak. Jika pada ukuran citra $d \times d$ piksel telah terdeteksi adanya data-data wajah, maka dilihatlah titik-titik lokasi data wajah yang telah disimpan di dalam sebuah matriks yang disebut *MtxHasil*.



Gambar 3.2 Diagram Alir Proses *Scanning* Citra

Untuk menentukan posisi wajah yang sebenarnya, data-data yang diperoleh diklasifikasikan dalam kelompok-kelompok wajah yang merupakan klasifikasi $X \pm e$ dan $Y \pm f$. Artinya, dari sebuah titik deteksi di titik (X, Y) , penulis masih mentoleransi kesalahan deteksi hingga sejauh $X \pm e$ dan $Y \pm f$. Kelompok titik-titik ini dikumpulkan dalam sebuah gambar wajah. Dari titik-titik terdeteksi dalam sumbu X , tentu saja diperoleh pula titik-titik Y yang

merupakan pasangan dari titik-titik dari sumbu X tadi. Titik-titik Y ini juga dikelompok-kelompokkan setiap $Y_{\pm f}$. Setiap 1 range $Y_{\pm f}$ dikelompokkan ke dalam sebuah wajah. Jika pada ukuran $d \times d$ piksel teridentifikasi hanya terdapat 1 kelompok $X_{\pm e}$ saja dan berpasangan dengan 1 kelompok $Y_{\pm f}$ saja, maka perlu dilihat berapa jumlah data titik-titik wajah yang masuk di dalam kelompok-kelompok tadi. Jika banyaknya titik-titik wajah berada di antara g - h buah titik, maka akan diambil nilai tengah dari kelompok X dan nilai tengah dari kelompok Y. Titik-titik tengah ini menjadi titik awal dari wajah teridentifikasi berukuran 30×30 piksel. Parameter e dan f merupakan range toleransi lokasi titik wajah yang diperoleh sesuai dengan penjelasan yang akan diuraikan pada sub bab 3.2.1. Adapun parameter g dan h disebut sebagai nilai threshold yang akan dijelaskan pada sub bab 3.2.2.

Jika hasil *scanning* pada ukuran $d \times d$ piksel serupa dengan kondisi yang penulis uraikan sebelumnya tetapi banyaknya titik-titik wajah yang dikelompokkan dalam 1 buah $X_{\pm e}$ dan $Y_{\pm f}$ kurang dari g buah titik, maka citra harus diperbesar 10 ukuran di atasnya. Dari ukuran ini, citra di-*scan* ulang dan kembali diperhitungkan datanya hingga ditemukan titik awal dari sebuah wajah berukuran 30×30 piksel. Pun jika kelompok 1 buah $X_{\pm e}$ dan $Y_{\pm f}$ lebih dari h buah titik, maka citra harus diperkecil 10 ukuran. Hal ini dikarenakan berarti ukuran citra $d \times d$ piksel dinyatakan masih terlalu besar untuk masuk ke dalam frame berukuran 30×30 piksel. Dari ukuran ini, citra di-*scan* ulang dan kembali diperhitungkan datanya hingga ditemukan titik awal dari sebuah wajah berukuran 30×30 piksel.

Demikian juga jika ternyata pada hasil *scanning* pada ukuran $d \times d$ piksel terdapat lebih dari 1 kelompok $X_{\pm e}$ dan $Y_{\pm f}$, maka ukuran citra juga harus diperkecil 10 ukuran di bawahnya untuk discan ulang. Hal ini dikarenakan ukuran wajah yang masih terlalu besar untuk frame 30×30 piksel ataupun karena kemungkinan *fault detection* yang tinggi.

3.2.1 Range Lokasi Titik Wajah

Berdasarkan banyak percobaan tentang Jaringan Saraf Tiruan (JST) di dunia, didapatkan pengetahuan bahwa JST dapat mengenali suatu pola walaupun pola yang diujikan bergeser (mempunyai tingkat kesalahan) sebesar 20% - 30%. Berdasarkan pengetahuan tersebut, untuk frame berukuran 30 x 30 piksel, kesalahan hingga ± 5 piksel untuk setiap titik masih berada di bawah batas toleransi 20 %. Oleh karena itu, pergeseran titik sebesar 5 piksel masih dapat dikenali oleh JST. Dengan demikian, penulis menoleransi nilai pergeseran titik sebesar ± 5 piksel dari keseluruhan titik wajah yang terdeteksi di dalam sistem yang penulis bangun. Nilai 5 menjadi solusi untuk parameter e dan f dalam diagram alir pada Gambar 3.1.

3.2.2 Nilai Threshold

Nilai threshold adalah suatu nilai yang menjadi batas di mana data yang masuk di dalam range nilai threshold tersebut dianggap sebagai data yang benar. Sebaliknya, data yang berada di luar wilayah threshold dianggap sebagai data yang salah. Nilai threshold ditentukan berdasarkan metode heuristik, yaitu metode percobaan yang berulang-ulang sehingga diambil kesimpulan tentang karakteristik data yang akan ditentukan nilai thresholdnya. Dari percobaan-percobaan yang penulis lakukan, diperoleh karakteristik bahwa data menghasilkan deteksi dengan penggabungan posisi wajah yang tepat memiliki data wajah terdeteksi yang berada di dalam range $X \pm 5$ dan $Y \pm 5$ dengan jumlah yang bervariasi. Jumlah paling sedikit diperoleh sebanyak 5 titik dan jumlah paling banyak diperoleh sebanyak 13 titik. Oleh karena itu, dari hasil percobaan tersebut, penulis menetapkan nilai threshold daerah wajah sebanyak 5-13 data. Jika titik yang diperoleh masih kurang dari 5 buah titik, maka hasil deteksi dianggap sebagai deteksi yang keliru atau citra masih terlalu kecil. Adapun jika titik yang diperoleh lebih dari 13 titik, maka citra wajah dianggap masih terlalu besar dan harus diperkecil.

3.3 Mempercepat Waktu Komputasi

Setelah sistem dapat mendeteksi dan menentukan posisi wajah dengan baik, diperlukan suatu modifikasi sistem yang dapat membuat proses deteksi dan menentukan posisi wajah di dalam citra menjadi lebih cepat. Dua hal penting yang penulis lakukan dalam rangka mempercepat waktu komputasi adalah modifikasi piramida citra dan penentuan parameter i dalam pergeseran piksel saat proses scanning.

3.3.1 Modifikasi Piramida Citra

Piramida citra yang digunakan dalam tesis Mochammad Irfan maupun seminar penulis penulis nyatakan sebagai sistem yang memakan waktu yang sangat lama. Piramida citra inilah yang memungkinkan sebuah proses deteksi untuk satu wajah di dalam citra memakan waktu 0.5 hingga 1.5 jam. Hal tersebut adalah hal yang sangat logis karena citra berukuran awal di-*scan* lalu dianggap terlalu besar. Hal tersebut membuat sistem memerintahkan untuk memperkecil ukuran citra hingga menjadi 90% dari semula. Demikian seterusnya hingga citra berukuran kurang dari 30 x 30 piksel. Hal inilah yang membuat waktu komputasi menjadi sangat lama.

Pada sistem yang penulis bangun, penulis memanfaatkan kepastian data masukan yang berasal dari webcam sehingga ukuran citra dipastikan berukuran 640x480 piksel serta kepastian terdapatnya sebuah wajah saja di dalam citra. Penulis melakukan percobaan berkali-kali sehingga memperoleh hasil deteksi dan penentuan posisi yang tepat. Saat hasil tersebut diperoleh, penulis melihat pada ukuran berapa citra tersebut terdeteksi dengan hasil penentuan posisinya yang tepat.

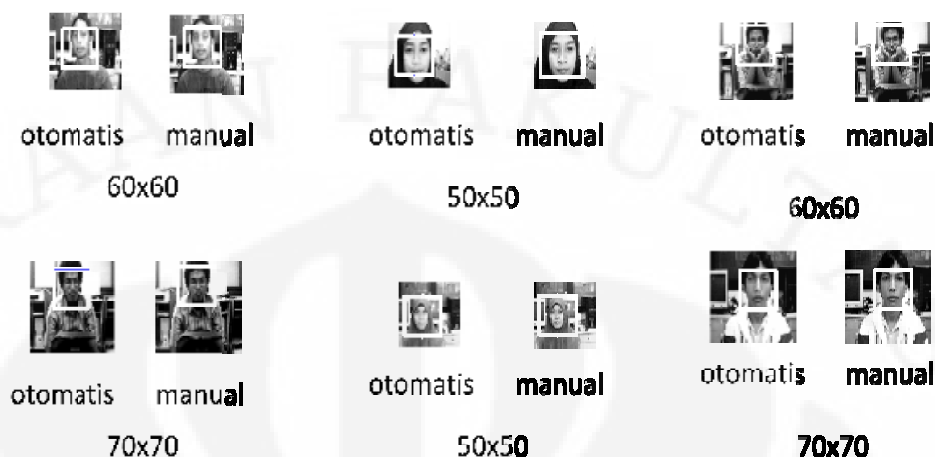
Dari hasil heuristik, penulis mendapatkan bahwa pada umumnya wajah dideteksi dan ditentukan posisinya secara tepat pada saat citra berukuran 70x70 piksel, 60x60 piksel, ataupun 50x50 piksel. Pada umumnya, saat citra berukuran 80x80 piksel, wajah masih terlalu besar sehingga perlu diperkecil. Adapun saat citra berukuran kurang dari 50x50 piksel (misalnya 40x40 piksel), wajah sudah terlalu kecil dari

Universitas Indonesia

30x30 piksel. Akibatnya, di dalam citra, tidak terdeteksi lagi adanya wajah.

Oleh karena pada umumnya (dengan jarak user menjangkau mouse pad) citra wajah terdeteksi dengan tepat pada ukuran 70 x 70 piksel, 60 x60 piksel, dan 50 x 50 piksel, penulis mengambil nilai tengah untuk memulai pengukuran. Sejak data uji dimasukkan ke dalam sistem, citra langsung di-*resize* ke ukuran 60x60 piksel. Jika saat scanning dan penentuan posisi dinyatakan bahwa tidak ada wajah pada ukuran tersebut atau nilai threshold tidak terpenuhi, maka citra akan diperbesar menjadi berukuran 70 x 70 piksel. Adapun jika hasil deteksi dan penentuan posisi pada ukuran 60 x 60 piksel masih melebihi nilai threshold, berarti citra wajah masih lebih besar dari 30x30 piksel. Oleh karena itu, citra akan diperkecil menjadi berukuran 50 x 50 piksel. Hal ini terus dilakukan hingga diperoleh data yang tepat. Deteksi dihentikan pada ukuran 80x80 piksel dan 40x40 piksel karena jarak *user* terhadap *webcam* yang masih wajar dengan masih dapat menjangkau *mouse pad* adalah pada jarak dengan ukuran perbesaran/perkecilan citra yang demikian.

Untuk menguji kesesuaian sistem dengan hasil yang diharapkan, penulis membandingkan hasil deteksi secara manual dengan hasil deteksi menggunakan sistem yang penulis bangun. Perbandingan hasil deteksi antara kedua cara tersebut tidak berbeda jauh dan penulis nyatakan bahwa sistem telah dapat dijalankan. Beberapa contoh hasil perbandingan pengujian manual dengan pengujian otomatis menggunakan sistem dapat dilihat pada Gambar 3.3.



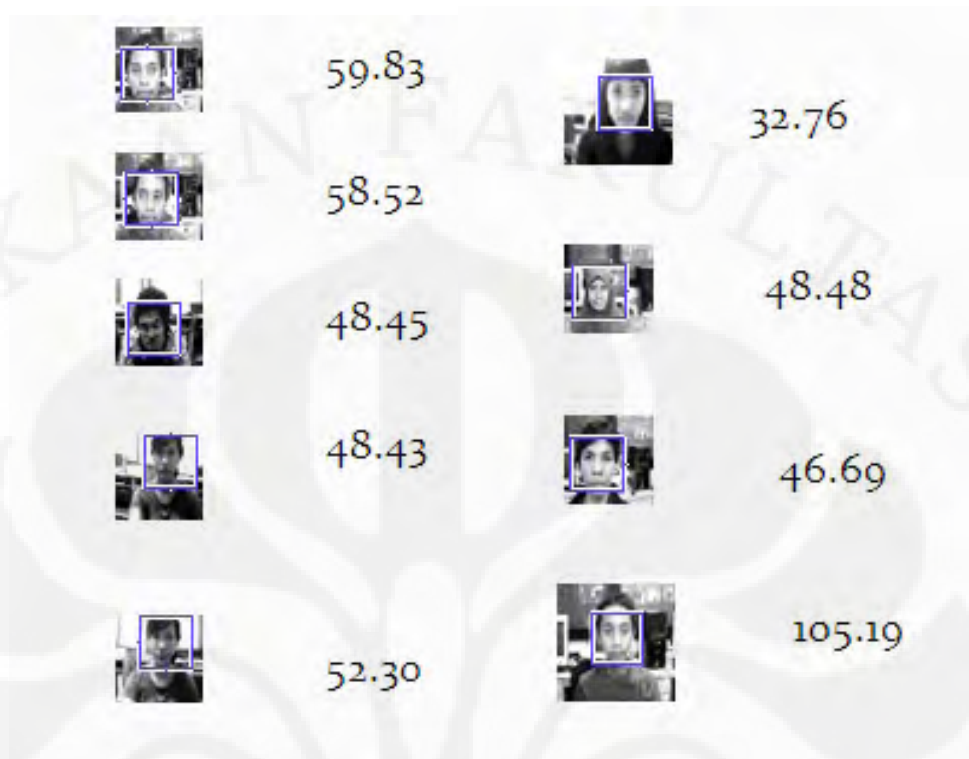
Gambar 3.3 Perbandingan Data Manual dan Otomatis

3.3.2 Pergeseran Piksel dalam Proses *Scanning*

Dalam menentukan parameter pergeseran piksel i , penulis melakukan tiga buah percobaan. Pada percobaan pertama, penulis menggunakan pergeseran piksel satu per satu dengan nilai threshold 5-13 titik. Pada percobaan kedua, penulis menggunakan pergeseran piksel dua piksel demi dua piksel dengan nilai threshold 5-13 titik. Pada percobaan ketiga, penulis menggunakan pergeseran piksel dua piksel demi dua piksel dengan nilai threshold 3-7 titik.

3.3.2.1 Percobaan 1#Pergeseran 1 Piksel dengan Nilai Threshold 5-13 Titik

Pada percobaan ini, penulis melakukan pergeseran ke kanan maupun ke bawah pada saat langkah scanning sejauh 1 piksel. Selain itu, digunakan nilai threshold antara 5 sampai 13 untuk menentukan suatu kumpulan titik-titik wajah dianggap sebagai wajah. Gambar 3.4 merupakan hasil yang penulis peroleh ketika metode ini digunakan disertai dengan waktu komputasi yang dilakukan selama proses.



Pada percobaan ini, penulis memperoleh hasil deteksi dan penentu posisi dengan akurasi yang sangat baik dengan rata-rata waktu komputasi 55,625 detik. Penulis menganggap bahwa waktu komputasi ini masih cukup lama untuk diaplikasikan ke dalam suatu sistem yang lebih kompleks. Penulis menargetkan rata-rata waktu komputasi selama 30 detik untuk sistem yang penulis bangun. Untuk mencapai hal tersebut, penulis melakukan percobaan kedua.

3.3.2.2 Percobaan 2#Pergeseran 2 Piksel dengan Nilai Threshold 5-13 Titik

Hasil pada percobaan pertama penulis nilai terlalu lama untuk diterapkan di dalam suatu sistem yang lebih kompleks, misalnya pintu otomatis. Seorang pengguna tidak akan mau menunggu lebih dari 1 menit untuk dipersilahkan masuk melalui sebuah pintu otomatis. Oleh karena itu, penulis berusaha

Universitas Indonesia

memikirkan langkah untuk mempercepat waktu komputasi. Dengan melakukan pergeseran yang sedikit lebih jauh, penulis berharap agar waktu komputasi dapat menjadi lebih cepat. Akan tetapi, sebelumnya, penulis harus melihat apakah hal tersebut berpengaruh terhadap akurasi. Dengan data yang sama dengan percobaan sebelumnya, diperoleh hasil seperti pada Gambar 3.5. Dari data-data tersebut, tampak bahwa akurasi deteksi semakin baik dan waktu komputasi tentu saja semakin cepat. Perbandingan waktu-waktu komputasi dari masing-masing percobaan dapat dilihat pada Gambar 3.7.



Gambar 3.5 Hasil Deteksi dengan Pergeseran 2 Piksel dan Threshold 3-15

3.3.2.3 Percobaan 3#Pergeseran 2 Piksel dengan Nilai Threshold 3-7 Titik




Untuk membuktikan bahwa peningkatan pergeseran piksel sebanyak dua kali tidak akan menurunkan nilai threshold sebanyak dua kali juga, penulis melakukan percobaan ini. Dari percobaan ini, penulis memperoleh hasil yang dapat dilihat pada Gambar 3.6 untuk data-data yang sama seperti percobaan-percobaan sebelumnya.



Gambar 3.6 Hasil Deteksi untuk Pergeseran 2 Piksel dengan Threshold 3-7

Dari ketiga percobaan di atas, penulis membandingkan waktu-waktu komputasi yang digunakan untuk masing-masing percobaan. Perbandingan waktu komputasi dapat dilihat pada Gambar 3.7.

Dari ketiga percobaan, dapat dilihat bahwa ternyata perubahan pergeseran antara 1 piksel dan 2 piksel tidak terlalu berpengaruh pada perubahan nilai threshold. Justru dengan nilai threshold tetap, akurasi dengan pergeseran sejauh 2 piksel menjadi lebih baik. Selain itu, tentu saja waktu komputasi menjadi lebih cepat. Rata-rata waktu komputasi yang diperlukan menjadi 22.24 detik. Dengan akurasi dan kecepatan seperti itu, sistem ini telah dapat diaplikasikan kepada sistem yang lebih kompleks. Berbeda halnya tatkala penulis mengubah nilai threshold menjadi separuh threshold awal. Meskipun waktu komputasi menjadi jauh lebih cepat untuk beberapa data, akan tetapi akurasi dari deteksi menjadi jauh berkurang. Oleh karena itu, penulis menyimpulkan bahwa pergeseran 2 piksel dengan threshold 5 sampai 13 titik merupakan metode terbaik daripada metode-metode lain yang penulis coba.

| <u>Inc+1, Th</u> | <u>Inc+2, Th</u> | <u>Inc+2, Th/2</u> |
|---|---|---|
|  32.76 |  24.56 |  24.84 |
|  48.48 |  14.70 |  15.26 |
|  46.69 |  14.18 |  14.19 |
|  105.19 |  35.05 |  24.03 |
|  59.83 |  24.09 |  24.04 |
|  58.52 |  23.79 |  23.66 |
|  48.45 |  14.57 |  14.47 |
|  48.43 |  24.70 |  8.9 |
|  52.30 |  24.55 |  14.49 |

Gambar 3.7 Perbandingan Waktu Antara 3 Percobaan



BAB 4

HASIL DAN ANALISIS

4.1 Hasil Pengujian

Menggunakan sistem yang telah penulis uraikan pada Bab 3, penulis telah mencoba untuk memasukkan beberapa data yang akan diuji. Data masukan merupakan citra yang diambil langsung dari *webcam ProLink PCC3220* dengan ukuran 640x480 piksel. Dari seluruh hasil yang peroleh didapatkan (dapat dilihat pada bagian lampiran), penulis dapat mengelompokkan hasil deteksi ke dalam empat kelompok data. Kelompok-kelompok yang dimaksud adalah kelompok data terdeteksi pada ukuran 50x50 piksel, 60x60 piksel, 70x70 piksel, dan 80x80 piksel. Beberapa contoh kelompok-kelompok data ini dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Klasifikasi Hasil Pengujian

4.2 Analisis Data Pengujian

Sebelum menganalisis hasil secara keseluruhan, penulis akan menganalisis data pengujian untuk setiap kelompok hasil. Kelompok-kelompok tersebut antara lain kelompok hasil 50x50 piksel, kelompok 60x60 piksel, kelompok 70x70 piksel, dan kelompok 80x80 piksel.

4.1.1 Kelompok 50x50 Piksel

| Data Uji ke- | Ukuran Terakhir | Waktu (s) | Masuk $\pm 10\%$ Area Wajah |
|--------------|-----------------|-----------|-----------------------------|
| 71 | 50x50 | 18.23 | Ya |
| 72 | 50x50 | 17.3 | Ya |
| 73 | 50x50 | 16.93 | Ya |
| 74 | 50x50 | 17.23 | Ya |
| 75 | 50x50 | 16.82 | Ya |
| 76 | 50x50 | 17.08 | Ya |
| 77 | 50x50 | 15.92 | Ya |
| 78 | 50x50 | 22.92 | Ya |
| 79 | 50x50 | 27.27 | Ya |
| 80 | 50x50 | 27.15 | Ya |
| | Waktu Rata-Rata | 19.685 | - |
| | Akurasi | - | 100% |

Tabel 4.1 Hasil Terdeteksi Final pada Ukuran 50x50 Piksel

Data-data yang terdeteksi secara tepat pada ukuran ini merupakan kumpulan data foto pengguna yang terlalu dekat ke *webcam*. Dengan demikian, ukuran wajah dalam citra menjadi cukup besar sehingga sistem mereduksi ulang citra ke dalam ukuran 50x50. Pada ukuran 50x50, wajah di dalam citra telah pas ke dalam ukuran frame 30x30. Hasil pengujian dari kumpulan citra ini dapat dilihat pada Tabel 4.1. Dari tabel, dapat dilihat bahwa akurasi citra yang terdeteksi secara tepat adalah sebesar 100% dengan waktu rata-rata 19,685 detik. Akurasi yang diperoleh sesuai dengan teori bahwa klasifikasi wajah dan non-wajah menggunakan PNN Teroptimasi untuk citra dengan satu wajah adalah

100%. Adapun waktu komputasi rata-rata sebesar 19.685 detik merupakan waktu total proses di mana citra dengan kelompok hasil ini mengalami proses *scanning* dalam dua tahap, yaitu tahap 60x60 piksel dan tahap 50x50 piksel.

4.2.2 Kelompok 60x60 Piksel

| Data Uji ke- | Ukuran Terakhir | Waktu (s) | Masuk $\pm 10\%$ Area Wajah |
|--------------|-----------------|-------------|-----------------------------|
| 45 | 60x60 | 9.98 | Ya |
| 46 | 60x60 | 10.18 | Ya |
| 47 | 60x60 | 10.11 | Ya |
| 48 | 60x60 | 10.23 | Ya |
| 49 | 60x60 | 10.4 | Ya |
| 50 | 60x60 | 9.72 | Ya |
| 51 | 60x60 | 10.11 | Ya |
| 52 | 60x60 | 10.24 | Ya |
| 53 | 60x60 | 10.39 | Ya |
| 54 | 60x60 | 9.9 | Ya |
| 55 | 60x60 | 9.67 | Ya |
| 56 | 60x60 | 9.9 | Ya |
| 57 | 60x60 | 9.61 | Ya |
| | Waktu Rata-Rata | 10.03384615 | - |
| | Akurasi | - | 100% |

Tabel 4.2 Hasil Terdeteksi Final pada Ukuran 60x60 Piksel

Pada kelompok ini, wajah berukuran 30x30 piksel langsung terdeteksi tuntas pada ukuran 60x60 piksel. Hal ini berarti citra hanya mengalami satu tahap *scanning*, yaitu *scanning* pada ukuran 60x60 piksel saja. Kondisi ini sangat menghemat waktu komputasi sehingga rata-rata waktu komputasi untuk citra yang terdeteksi final pada ukuran ini adalah 10,034 detik. Tabel pengujian dengan hasil pada kelompok ini dapat dilihat pada Tabel 4.2. Dari sini, penulis dapat menyatakan bahwa ukuran wajah di dalam citra dapat mempengaruhi waktu komputasi.

Wajah yang terlalu besar harus mengalami proses pengecilan dan *scanning* ulang yang cukup memakan waktu komputasi. Semakin pas jarak antara wajah dengan webcam, waktu komputasi akan semakin cepat. Adapun akurasi untuk citra dengan hasil deteksi final pada ukuran ini masih sesuai dengan teori akurasi PNN Teroptimasi, yaitu 100%.

4.2.3 Kelompok 70x70 Piksel

Dari citra-citra yang penulis uji, ternyata banyak citra terdeteksi final pada kelompok ini. Hasil deteksi pada kelompok ini dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Dari Tabel 4.3, diperoleh waktu komputasi rata-rata untuk citra yang terdeteksi final pada ukuran 70x70 piksel adalah 28,485 detik. Hal ini tentu saja jauh lebih lama dari pada saat citra terdeteksi final pada ukuran 60x60 piksel. Hal tersebut dapat terjadi karena citra mengalami proses *scanning* sebanyak dua tahap, yaitu pada ukuran 60x60 piksel dan pada ukuran 70x70 piksel. Akan tetapi, hasil pada deteksi ini juga lebih lama daripada pada citra yang terdeteksi final pada ukuran 50x50 piksel walaupun keduanya sama-sama mengalami dua kali proses *scanning*. Keadaan tersebut dapat dipahami karena ukuran 70x70 adalah lebih besar daripada ukuran 50x50 piksel. Oleh karena itu, proses *scanning* yang dilakukan pada sebuah citra berukuran 70x70 piksel akan lebih lama daripada pada citra berukuran 50x50 piksel. Proses pada citra final 50x50 piksel hanya memakan waktu komputasi rata-rata 19,685 detik. Hal ini berarti bahwa rata-rata waktu komputasi pada ukuran 50x50 piksel saja adalah 9,651 detik. Adapun rata-rata waktu komputasi pada ukuran 70x70 piksel saja adalah 18,481 detik.

Dari hasil pada Tabel 4.3, dapat dilihat juga bahwa akurasi deteksi pada ukuran ini tidak lagi 100%, yaitu 97,14%. Ada dua buah deteksi yang keliru pada ukuran ini. Walaupun keputusan pada kedua deteksi ini dinyatakan tidak berhasil, akan tetapi sesungguhnya sebagian besar citra wajah pada kedua pengujian ini telah tertangkap. Hanya saja area wajah

| Data Uji ke- | Ukuran Terakhir | Waktu (s) | Masuk \pm 10% Area Wajah |
|--------------|-----------------|-------------|----------------------------|
| 7 | 70x70 | 25.24 | Ya |
| 8 | 70x70 | 25.16 | Ya |
| 9 | 70x70 | 25.3 | Ya |
| 10 | 70x70 | 24.49 | Ya |
| 11 | 70x70 | 25.34 | Ya |
| 12 | 70x70 | 25.41 | Ya |
| 13 | 70x70 | 25.22 | Ya |
| 14 | 70x70 | 52.93 | Ya |
| 15 | 70x70 | 25.41 | Ya |
| 16 | 70x70 | 25.22 | Ya |
| 21 | 70x70 | 28.1 | Ya |
| 22 | 70x70 | 26.6 | Ya |
| 23 | 70x70 | 26.87 | Ya |
| 24 | 70x70 | 26.62 | Ya |
| 25 | 70x70 | 32.28 | Ya |
| 26 | 70x70 | 28.39 | Ya |
| 27 | 70x70 | 30.17 | Ya |
| 28 | 70x70 | 27.42 | Ya |
| 29 | 70x70 | 28.34 | Ya |
| 30 | 70x70 | 31.23 | Ya |
| 31 | 70x70 | 27.48 | Ya |
| 32 | 70x70 | 30.42 | Ya |
| 33 | 70x70 | 28.8 | Ya |
| 34 | 70x70 | 29.11 | Ya |
| 35 | 70x70 | 29.05 | Ya |
| 36 | 70x70 | 27.96 | Ya |
| 37 | 70x70 | 28.79 | Ya |
| 38 | 70x70 | 29.98 | Ya |
| 39 | 70x70 | 27.18 | Ya |
| 40 | 70x70 | 29.27 | Ya |
| 41 | 70x70 | 30.19 | Ya |
| 42 | 70x70 | 27.01 | Ya |
| 43 | 70x70 | 29.25 | Ya |
| 44 | 70x70 | 27.9 | Ya |
| 67 | 70x70 | 30.67 | Tidak |
| 68 | 70x70 | 27.25 | Tidak |
| 69 | 70x70 | 28.5 | Ya |
| 70 | 70x70 | 27.9 | Ya |
| | Waktu Rata-Rata | 28.48552632 | - |
| | Akurasi | - | 97.14% |

Tabel 4.3 Hasil Terdeteksi Final pada Ukuran 70x70 Piksel

yang terbingkai pada hasil deteksi menunjukkan hasil deteksi tidak berada di wilayah $\pm 10\%$ dari wajah. Penentuan posisi wajah pada data ini masih cukup baik jika mengabaikan parameter keberhasilan $\pm 10\%$. Adapun hasil deteksi yang gagal dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Total pergeseran 25%

Total pergeseran 30%

Gambar 4.2 Hasil Deteksi Gagal

Kegagalan yang dapat dilihat pada Gambar 4.2 dapat terjadi dikarenakan posisi semifrontal disertai ekspresi wajah yang tidak biasa. Hal tersebut semestinya dapat diatasi dengan penambahan jumlah database yang digunakan untuk melatih PNN Teroptimasi. Dengan demikian, bagian-bagian yang lebih gelap maupun lebih terang dari ekspresi-ekspresi yang tidak biasa dapat dideteksi dengan lebih baik oleh PNN Teroptimasi. Di luar hasil ini, jika hasil ini masih ditoleransi keberhasilannya, dapat dikatakan bahwa akurasi dari sistem sampai saat ini masih 100%.

4.3.4 Kelompok 80x80 Piksel

Hasil pada kelompok ini merupakan hasil yang paling lama memakan waktu karena citra harus diperbesar dan di-*scan* hingga tiga kali proses. Dengan waktu rata-rata 52,289 detik, perkiraan rata-rata waktu komputasi untuk ukuran 80x80 piksel saja adalah 23,804 detik. Citra yang harus diperbesar hingga ukuran ini merupakan citra wajah yang kecil, baik kecil karena ukuran wajah maupun kecil karena jarak yang jauh. Dari data-data ini, dapat dinyatakan bahwa jarak wajah terhadap kamera dapat mempengaruhi ukuran wajah yang tertangkap.

Semakin kecil wajah yang ditangkap semakin banyak proses *scanning* yang harus dilakukan. Untuk jumlah proses *scanning* yang sama, ukuran wajah yang diperkecil memakan waktu yang lebih singkat daripada ukuran wajah yang diperbesar. Oleh karena itu, pengambilan wajah yang terlalu dekat dapat dikatakan lebih baik daripada pengambilan wajah yang terlalu jauh jika dilihat dari perbandingan waktu komputasi. Adapun akurasi hasil deteksi final pada ukuran 80x80 piksel kembali menyebutkan angka 100% sesuai dengan teori klasifikasi menggunakan PNN Teroptimasi.

| Data Uji ke- | Ukuran Terakhir | Waktu (s) | Masuk $\pm 10\%$ Area Wajah |
|--------------|-----------------|-------------|-----------------------------|
| 1 | 80x80 | 46.15 | Ya |
| 2 | 80x80 | 55.21 | Ya |
| 3 | 80x80 | 45.42 | Ya |
| 4 | 80x80 | 58.13 | Ya |
| 5 | 80x80 | 45.19 | Ya |
| 6 | 80x80 | 45.38 | Ya |
| 17 | 80x80 | 52.93 | Ya |
| 18 | 80x80 | 51.64 | Ya |
| 19 | 80x80 | 49.84 | Ya |
| 20 | 80x80 | 49.99 | Ya |
| 58 | 80x80 | 51.15 | Ya |
| 59 | 80x80 | 59.65 | Ya |
| 60 | 80x80 | 57.9 | Ya |
| 61 | 80x80 | 57.91 | Ya |
| 62 | 80x80 | 54.86 | Ya |
| 64 | 80x80 | 51.01 | Ya |
| 65 | 80x80 | 51.75 | Ya |
| 66 | 80x80 | 57.1 | Ya |
| | Waktu Rata-Rata | 52.28944444 | - |
| | Akurasi | - | 100% |

Tabel 4.4 Hasil Terdeteksi Final Pada Ukuran 80x80

Dari data-data yang penulis uji menggunakan sistem yang penulis bangun (lampiran), diperoleh bahwa deteksi dan penentuan posisi wajah dilakukan dengan waktu rata-rata 29.51 dengan akurasi 97.50 %. Akurasi diperhitungkan dari banyaknya data yang terdeteksi benar dibandingkan dengan jumlah data yang diuji dikali 100%.

$$\frac{\text{Jumlah Deteksi Tepat}}{\text{Jumlah Data yang Diuji}} \times 100\% = 97,50\%$$

| Ukuran | Waktu Rata-Rata (s) | Akurasi (%) |
|-----------|---------------------|-------------|
| 50x50 | 19.685 | 100 |
| 60x60 | 10.033846 | 100 |
| 70x70 | 28.485526 | 97.14 |
| 80x80 | 52.289444 | 100 |
| Rata-Rata | 29.51075 | 97.5 |

Tabel 4.5 Rata-Rata Waktu dan Akurasi Keseluruhan Hasil Deteksi

Hasil akurasi tersebut berarti bahwa dari 80 data yang diuji, 78 data dinyatakan sebagai hasil deteksi dan penentuan posisi yang berhasil. Deteksi dan penentuan posisi dianggap berhasil jika area hasil masih berada dalam area $\pm 10\%$ dari area wajah. *Error* masih mungkin terjadi karena database wajah yang digunakan masih cukup sedikit.

Adapun hal-hal yang mempengaruhi kecepatan komputasi antara lain

1. Berapa kali gambar di-*scan*. Apakah gambar cukup discan pada satu ukuran atau lebih. Gambar yang cukup di-*scan* dalam satu ukuran akan memakan waktu lebih sedikit daripada gambar yang harus di-*resize* untuk kemudian di-*scan* kembali.
2. Kecepatan dan memory RAM komputer berpengaruh pula terhadap waktu komputasi. Data-data yang penulis ambil merupakan data-data yang diperoleh menggunakan computer dengan kapasitas RAM 1,9 GB.
3. Kondisi gambar yang diperbesar atau diperkecil juga berpengaruh terhadap waktu komputasi. Gambar yang diperbesar akan memakan waktu

yang lebih lama daripada gambar yang diperkecil. Hal ini dapat dimaklumi karena gambar yang lebih besar berarti semakin banyak area yang di-*scan* sehingga waktu komputasi menjadi lebih lama.

Berikut ini merupakan langkah-langkah yang dapat ditempuh untuk mempercepat waktu komputasi

1. Tutup semua aplikasi yang sedang tidak digunakan. Dijalankannya aplikasi-aplikasi di luar aplikasi sistem deteksi dapat memperlambat kecepatan komputer sehingga dapat memperlambat waktu komputasi.
2. Menghilangkan display program yang tidak diperlukan. Sebuah perintah display akan memakan sebuah waktu komputasi. Dengan demikian, display yang ditampilkan cukuplah display yang benar-benar diperlukan saja.
3. Menggunakan komputer dengan RAM tinggi akan lebih menjamin kelancaran komputasi dan kecepatan komputasi.
4. Mengukur jarak proporsional pengambilan wajah yang paling wajar antara wajah pengguna dengan webcam. Jika jarak pengambilan bukanlah jarak proporsional, jarak pengambilan yang lebih dekat daripada jarak proporsional adalah lebih baik dibandingkan dengan jarak yang lebih jauh dari jarak proporsional.
5. Meneliti dengan lebih teliti tentang karakter pengguna pada suatu komunitas dalam berhadapan dengan kamera. Dari karakter tersebut, dapat diambil keputusan tentang ukuran *resize* awal yang paling baik untuk mempercepat waktu komputasi yang dilakukan oleh sistem.

4.3 Future Trend

Pada tahun 2009, Anugrah Ramadhani dalam skripsinya mengajukan suatu sistem pintu otomatis di mana pengguna hanya dapat memasuki suatu ruangan jika ia dikenali sebagai member di dalam ruangan tersebut. Dalam sistem yang dikembangkan oleh Anugrah Ramadhani, sistem dapat mengenali wajah dari pengguna. Walaupun demikian, otomatisasi pengenalan

wajah ini tidak sepenuhnya otomatis. Sistem yang dibangun oleh Anugerah Ramadhani tidak dapat mengetahui posisi dari wajah yang ditangkap oleh kamera. Oleh karena itu, di dalam sistemnya, diberikan suatu bingkai permanen di dalam kamera. Pengguna harus meletakkan wajahnya di dalam bingkai permanen tersebut, lalu sistem mengambil gambar yang berada di dalam bingkai tersebut saja. Dengan sistem yang penulis bangun, sistem pintu otomatis yang benar-benar otomatis diharapkan dapat diwujudkan.

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari percobaan yang penulis uraikan dalam skripsi ini, dapat penulis ambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Klasifikasi wajah menggunakan *Probability Neural Network* (PNN) Teroptimasi lebih baik dibandingkan dengan *Euclidean Distance* (ED) baik dilihat dari segi akurasi maupun waktu komputasi.
2. Nilai threshold yang penulis tetapkan telah dapat diaplikasikan di dalam sistem dengan benar.
3. Jika parameter keberhasilan deteksi yang dinilai berhasil adalah ketika frame melingkupi wajah dengan toleransi kesalahan $\pm 10\%$, akurasi dari sistem yang penulis bangun dalam skripsi ini adalah 97,51%.
4. Rata-rata waktu komputasi yang digunakan untuk mendeteksi wajah dalam gambar menggunakan sistem di dalam skripsi ini adalah 29.51 detik. Hal ini sudah jauh lebih cepat daripada sistem sdalam tesis Mochammad Irfan².
5. Sistem ini telah dapat diaplikasikan dan dapat digunakan untuk sebuah sistem yang lebih kompleks, misalnya untuk pintu otomatis.

5.2 Saran

Skripsi ini masih dapat dikembangkan dalam hal-hal berikut ini:

1. Dicari metode yang lebih baik untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan deteksi
 2. Dikembangkan untuk mode wajah yang tidak frontal
 3. Penggunaan *Optimized Probability Neural Network* untuk mengenali wajah
 4. Pengembangan untuk kasus lebih dari satu wajah di dalam gambar
- Pengembangan sistem untuk deteksi dan penentu posisi wajah tiga dimensi

(tidak frontal)

DAFTAR ACUAN

- ¹ Siang, Jong Jek. 2009. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*. pp. 97. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- ² Irfan, Muhammad. 2009. *Tesis: Optimasi Struktur Jaringan Neuron Probabilistik Menggunakan Algoritma Genetika Dengan Orthogonalisasi Matriks Lapis (Pola Studi Kasus Aplikasi Pada Sistem Pendeteksi Wajah)*. Depok: Universitas Indonesia.
- ³ *Slide Kuliah Jaringan Saraf Tiruan*.
<http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:FfWJxVeBfwUJ:lecturer.ukdw.ac.id/anton/download/AI/Jaringan%2520Syaraf%2520Tiruan.ppt+sejarah+backpropagation&cd=6&hl=id&ct=clnk&gl=id&client=firefox-a> .
Diunduh tanggal 14 Juni 2010.
- ⁴ Cheng, Zhiqiang dan YiZhong Ma. 2008. *A Research about Pattern Recognition of Control Chart Using Probability Neural Network*. China: ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=04609659> .
Diunduh tanggal 9 April 2010.
- ⁵ Tanpa Nama. Tanpa tahun. *Probabilistic and General Regression Neural Networks*. <http://www.dtregr.com/pnn.htm> . Diunduh tanggal 1 Juni 2010.
- ⁶ Berthold, Michael R dan Jay Diamond. 1997. *Constructive Training of Probability Neural Network*. *Neurocomputing* 19 (1998) 167-183.
[http://docs.google.com/viewer?a=v&q=cache:2SaScaKrXt4J:nnproject.googlecode.com/files/pnn-dda.pdf+Berthold,+Michael+R+dan+Jay+Diamond.+1997.+Construction+Training+of+Probability+Neural+Network.+Neurocomputing+19+\(1998\)+167-183.&hl=id&gl=id&pid=bl&srcid=ADGEESh_RjL8z-QxmqlU_VLT7q_EH0B5RfOsfgyiNW02bpFwyKNDRPqgLMrUyKd4UluZD-WmyUSwSHIdQ3tn70NcOh13EntDkzVUKX5tVT5uRCpR8-AVKEYHKIda-obKngwCbnWAJql&sig=AHIEtbTUZMssgaAHeBgFt9nm752Qem3snw](http://docs.google.com/viewer?a=v&q=cache:2SaScaKrXt4J:nnproject.googlecode.com/files/pnn-dda.pdf+Berthold,+Michael+R+dan+Jay+Diamond.+1997.+Construction+Training+of+Probability+Neural+Network.+Neurocomputing+19+(1998)+167-183.&hl=id&gl=id&pid=bl&srcid=ADGEESh_RjL8z-QxmqlU_VLT7q_EH0B5RfOsfgyiNW02bpFwyKNDRPqgLMrUyKd4UluZD-WmyUSwSHIdQ3tn70NcOh13EntDkzVUKX5tVT5uRCpR8-AVKEYHKIda-obKngwCbnWAJql&sig=AHIEtbTUZMssgaAHeBgFt9nm752Qem3snw) .
Diunduh tanggal 9 April 2010.
- ⁷ Wikipedia. *Euclidean Distance*.
http://en.wikipedia.org/wiki/Euclidean_distance . Diunduh tanggal 23 Desember 2009.
- ⁸ Khanifa, Kirana Reine. 2009. *Seminar: Aplikasi Euclidean Distance dan Nilai Threshold untuk Deteksi Wajah dalam Gambar*. Depok: Universitas Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Berthold, Michael R dan Jay Diamond. 1997. *Constructive Training of Probability Neural Network*. Neurocomputing 19 (1998) 167-183.
[http://docs.google.com/viewer?a=v&q=cache:2SaScaKrXt4J:nnproject.googlecode.com/files/pnn-
 dda.pdf+Berthold,+Michael+R+dan+Jay+Diamond.+1997,+Construction+
 Training+of+Probability+Neural+Network.+Neurocomputing+19+\(1998\)+
 167-183.&hl=id&gl=id&pid=bl&srcid=ADGEESH_RjL8z-
 QxmqLU_VLT7q_EH0B5RfOsfgyiNW02bpFwyKNDRPqgLMrUyKd4U
 luzD- WmyUSwSHIdQ3tn70NcOh13EntDkzVUKX5tVT5uRCpR8-
 AVKEYHKIda-
 obKngwCbnWAJql&sig=AHIEtbTUZMsggaAHeBgFt9nm752Qem3snw](http://docs.google.com/viewer?a=v&q=cache:2SaScaKrXt4J:nnproject.googlecode.com/files/pnn-

 dda.pdf+Berthold,+Michael+R+dan+Jay+Diamond.+1997,+Construction+

 Training+of+Probability+Neural+Network.+Neurocomputing+19+(1998)+

 167-183.&hl=id&gl=id&pid=bl&srcid=ADGEESH_RjL8z-

 QxmqLU_VLT7q_EH0B5RfOsfgyiNW02bpFwyKNDRPqgLMrUyKd4U

 luzD- WmyUSwSHIdQ3tn70NcOh13EntDkzVUKX5tVT5uRCpR8-

 AVKEYHKIda-

 obKngwCbnWAJql&sig=AHIEtbTUZMsggaAHeBgFt9nm752Qem3snw) .
 Diunduh tanggal 9 April 2010.
- Cheng, Zhiqiang dan YiZhong Ma. 2008. *A Research about Pattern Recognition of Control Chart Using Probability Neural Network*. China: ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=04609659> . Diunduh tanggal 9 April 2010.
- Irfan, Muhammad. 2009. *Tesis: Optimasi Struktur Jaringan Neuron Probabilistik Menggunakan Algoritma Genetika Dengan Orthogonalisasi Matriks Lapis (Pola Studi Kasus Aplikasi Pada Sistem Pendeteksi Wajah)*. Depok: Universitas Indonesia.
- Irvan, Muhammad G. 2009. *Skripsi: Penentuan Sudut Pandang Citra Wajah 3D Terdistorsi Menggunakan Interpolasi Vektor dengan Rata-Rata dan Fuzzy pada Setiap Dimensi*. Depok: Universitas Indonesia.
- Khanifa, Kirana Reine. 2009. *Seminar: Aplikasi Euclidean Distance dan Nilai Threshold untuk Deteksi Wajah dalam Gambar*. Depok: Universitas Indonesia.
- Kusumoputro, Benyamin. 2001. *Diktat: Jaringan Neural Buatan*. Depok: Universitas Indonesia.
- Ramadhani, Anugerah. 2009. *Skripsi: Sistem Real Time Auto-Door Lock Menggunakan Fuzzy Neuro Learning Vector Quantization*. Depok: Universitas Indonesia.
- Siang, Jong Jek. 2009. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.

Shlens, Jonathon. 2005. A Tutorial on Principal Component Analysis. <http://www.cs.cmu.edu/~elaw/papers/pca.pdf> . Diunduh tanggal 23 Desember 2009.

Smith, Lindsay I. 2002. *A Tutorial on Principal Component Analysis*. <http://mail.iit.ac.in/~mkrishna?PrincipalComponents.pdf>. Diunduh tanggal 25 Desember 2009.

LAMPIRAN

Data Pengujian

| Data Uji ke- | Ukuran Terakhir | Waktu (s) | Masuk $\pm 10\%$ Area Wajah |
|--------------|-----------------|-----------|-----------------------------|
| 1 | 80x80 | 46.15 | Ya |
| 2 | 80x80 | 55.21 | Ya |
| 3 | 80x80 | 45.42 | Ya |
| 4 | 80x80 | 58.13 | Ya |
| 5 | 80x80 | 45.19 | Ya |
| 6 | 80x80 | 45.38 | Ya |
| 7 | 70x70 | 25.24 | Ya |
| 8 | 70x70 | 25.16 | Ya |
| 9 | 70x70 | 25.3 | Ya |
| 10 | 70x70 | 24.49 | Ya |
| 11 | 70x70 | 25.34 | Ya |
| 12 | 70x70 | 25.41 | Ya |
| 13 | 70x70 | 25.22 | Ya |
| 14 | 70x70 | 52.93 | Ya |
| 15 | 70x70 | 25.41 | Ya |
| 16 | 70x70 | 25.22 | Ya |
| 17 | 80x80 | 52.93 | Ya |
| 18 | 80x80 | 51.64 | Ya |
| 19 | 80x80 | 49.84 | Ya |
| 20 | 80x80 | 49.99 | Ya |
| 21 | 70x70 | 28.1 | Ya |
| 22 | 70x70 | 26.6 | Ya |
| 23 | 70x70 | 26.87 | Ya |
| 24 | 70x70 | 26.62 | Ya |
| 25 | 70x70 | 32.28 | Ya |
| 26 | 70x70 | 28.39 | Ya |
| 27 | 70x70 | 30.17 | Ya |
| 28 | 70x70 | 27.42 | Ya |
| 29 | 70x70 | 28.34 | Ya |
| 30 | 70x70 | 31.23 | Ya |
| 31 | 70x70 | 27.48 | Ya |
| 32 | 70x70 | 30.42 | Ya |
| 33 | 70x70 | 28.8 | Ya |

| Data Uji ke- | Ukuran Terakhir | Waktu (s) | Masuk \pm 10% Area Wajah |
|--------------|-----------------|-----------|----------------------------|
| 35 | 70x70 | 29.05 | Ya |
| 36 | 70x70 | 27.96 | Ya |
| 37 | 70x70 | 28.79 | Ya |
| 38 | 70x70 | 29.98 | Ya |
| 39 | 70x70 | 27.18 | Ya |
| 40 | 70x70 | 29.27 | Ya |
| 41 | 70x70 | 30.19 | Ya |
| 42 | 70x70 | 27.01 | Ya |
| 43 | 70x70 | 29.25 | Ya |
| 44 | 70x70 | 27.9 | Ya |
| 45 | 60x60 | 9.98 | Ya |
| 46 | 60x60 | 10.18 | Ya |
| 47 | 60x60 | 10.11 | Ya |
| 48 | 60x60 | 10.23 | Ya |
| 49 | 60x60 | 10.4 | Ya |
| 50 | 60x60 | 9.72 | Ya |
| 51 | 60x60 | 10.11 | Ya |
| 52 | 60x60 | 10.24 | Ya |
| 53 | 60x60 | 10.39 | Ya |
| 54 | 60x60 | 9.9 | Ya |
| 55 | 60x60 | 9.67 | Ya |
| 56 | 60x60 | 9.9 | Ya |
| 57 | 60x60 | 9.61 | Ya |
| 58 | 80x80 | 51.15 | Ya |
| 59 | 80x80 | 59.65 | Ya |
| 60 | 80x80 | 57.9 | Ya |
| 61 | 80x80 | 57.91 | Ya |
| 62 | 80x80 | 54.86 | Ya |
| 63 | 60x60 | 9.91 | Ya |
| 64 | 80x80 | 51.01 | Ya |
| 65 | 80x80 | 51.75 | Ya |
| 66 | 80x80 | 57.1 | Ya |
| 67 | 70x70 | 30.67 | Tidak |
| 68 | 70x70 | 27.25 | Tidak |
| 69 | 70x70 | 28.5 | Ya |
| 70 | 70x70 | 27.9 | Ya |
| 71 | 50x50 | 18.23 | Ya |
| 72 | 50x50 | 17.3 | Ya |
| 73 | 50x50 | 16.93 | Ya |

| Data Uji ke- | Ukuran Terakhir | Waktu (s) | Masuk \pm 10% Area Wajah |
|--------------|-----------------|-----------|----------------------------|
| 74 | 50x50 | 17.23 | Ya |
| 75 | 50x50 | 16.82 | Ya |
| 76 | 50x50 | 17.08 | Ya |
| 77 | 50x50 | 15.92 | Ya |
| 78 | 50x50 | 22.92 | Ya |
| 79 | 50x50 | 27.27 | Ya |
| 80 | 50x50 | 27.15 | Ya |
| | | 29.51075 | 97.50% |

Hasil-Hasil Deteksi



Universitas Indonesia



Universitas Indonesia



This document was created with Win2PDF available at <http://www.daneprairie.com>.
The unregistered version of Win2PDF is for evaluation or non-commercial use only.