

PENGENALAN POLA TANDA TANGAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)

Riza Firdaus Ardiansyah

NIM : A11.2009.05106

Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Dian Nuswantoro, Jl. Nakula 5-11, Semarang

Email :firdaus_27oktober@yahoo.com

ABSTRAK

Tanda tangan adalah hasil dari proses menulis seseorang yang bersifat khusus sebagai substansi simbolik. Tanda tangan merupakan bentuk yang paling banyak digunakan untuk identifikasi seseorang. Fungsi tanda tangan sendiri adalah untuk membuktikan. Dalam kehidupan sehari-hari, tanda tangan digunakan sebagai identifikasi dari pemilik tanda tangan. Keberadaan tanda tangan dalam sebuah dokumen menyatakan bahwa pihak yang menandatangani, mengetahui, dan menyetujui seluruh isi dari suatu dokumen.

Dengan menggunakan metode principal component analysis (PCA) untuk mereduksi dimensi variabel data input menjadi komponen utama yang berdimensi lebih kecil dengan kehilangan informasi minimum, dimana komponen utama yang terbentuk tidak berkorelasi satu dengan yang lainnya. Fitur yang digunakan dalam klasifikasi adalah nilai grayscale gambar dan dimensi gambar tanda tangan yang digunakan dalam penelitian ini adalah 50 x 50 piksel yang berarti awalnya terdapat 2.500 fitur yang relatif besar ke komputer.

Kata kunci : Matlab R2010a, Tanda Tangan dan PCA reduksi dimensi citra.

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang Masalah.

Seiring dengan perkembangan zaman yang secara tidak sadar diikuti oleh perkembangan teknologi dan informasi, mendorong manusia untuk mengatasi berbagai masalah yang timbul disekitarnya dan mengejar perkembangan tersebut dengan terus berusaha menciptakan pemikiran-pemikiran dan karya-karya yang inovasi dan kreatif.

Dari karya yang dihasilkan tersebut, tentunya harus disesuaikan dengan kebutuhan manusia dan kebutuhan hidup sekarang ini yang

semakin meningkat dapat menyadarkan manusia betapa pentingnya suatu informasi.

Tanda tangan adalah hasil dari proses menulis seseorang yang bersifat khusus sebagai substansi simbolik. Tanda tangan merupakan bentuk yang paling banyak digunakan untuk identifikasi seseorang. Contoh-contoh tanda tangan setiap orang umumnya identik namun tidak sama. Artinya tanda tangan seseorang sering berubah-ubah setiap waktu. Perubahan ini menyangkut posisi, ukuran maupun factor tekanan tanda tangan. Pada kenyataannya, perubahan-

perubahan tersebut dipengaruhi oleh waktu, umur, kebiasaan dan keadaan mental tertentu[1]. Fungsi tanda tangan sendiri adalah untuk pembuktian. Dalam kehidupan sehari-hari, tanda tangan digunakan sebagai identifikasi dari pemilik tanda tangan. Keberadaan tanda tangan dalam sebuah dokumen menyatakan bahwa pihak yang menandatangani, mengetahui, dan menyetujui seluruh isi dari suatu dokumen. Pembubuhan tanda tangan sering dijumpai pada kegiatan administrasi perbankan maupun melakukan kerjasama antar perusahaan. Pada zaman teknologi ini, pencocokan karakteristik tanda tangan dengan pemiliknya dapat dilakukan dengan menggunakan computer, sehingga akan menghemat waktu bagi dibandingkan dengan melakukannya secara manual.

Metode yang digunakan adalah principal component analysis. PCA dikenal juga dengan nama Karhunen-Loeve transformation (KLT), yang telah dikenal sejak 30 tahun dalam dunia pengenalan pola. PCA memberikan transformasi orthogonal yang disebut dengan 'eigenimage' yang mana sebuah image direpresentasikan kedalam bentuk proyeksi linier searah dengan eigenimage yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar dari matrix covariance (atau scatter matrix). Secara praktis matrix covariance ini dibangun dari sekumpulan image training yang diambil dari berbagai obyek/kelas.

Euclidean distance menyatakan jarak antara dua titik dalam suatu ruang. Dimana jarak antara dua titik adalah garis terpendek diantara semua garis yang menghubungkan kedua titik tersebut.

Dengan adanya permasalahan-permasalahan diatas, penulis mengusulkan untuk membuat sebuah penelitian yaitu pengenalan pola tanda tangan dengan menggunakan metode PCA. Kebutuhan akan mengidentifikasi sebuah tanda tangan sangat diperlukan. Dimana masih banyaknya orang yang secara manual yaitu dengan mencocokkan tanda tangan membutuhkan waktu lama untuk membuktikan bahwa tanda tangan tersebut dinyatakan benar atau sah.

2. Landasan Teori

2.1. Pengertian Pengolahan Citra

Dalam Artificial Intelligence banyak menggunakan citra sebagai input yang diproses dalam clustering dan classification. Citra yang diproses memiliki memori yang besar dan sering membawa nilai yang ambigu dan data redundancy (bagian data yang tidak mengandung informasi terkait atau merupakan pengulangan dari informasi yang sudah dinyatakan sebelumnya atau sudah diketahui), sehingga menghambat dalam transmisi data citra.

Perkembangan secara pesat dalam pengolahan citra digital dimulai sekitar tahun 1960 yaitu pada saat teknologi computer telah sanggup memenuhi suatu kecepatan proses serta kapasitas memori yang dibutuhkan oleh berbagai algoritma

pengolahan citra. Secara umum jenis aplikasi yang dikembangkan ada tiga yaitu :

1. Memperbaiki kualitas suatu citra, sehingga dapat lebih mudah diinterprestasikan oleh mata manusia
2. Mengolah informasi yang terdapat pada suatu citra untuk keperluan pengenalan objek secara otomatis oleh suatu mesin. Bidang ini sangat erat hubungannya dengan ilmu pengenalan pola (patten recognition) yang umumnya bertujuan mengenali suatu objek dengan cara mengekstrasi informasi penting yang terdapat pada suatu citra.
3. Mengompres data citra sehingga hanya memakai jumlah memori yang jauh lebih kecil dari aslinya tanpa mengurangi kualitas yang berarti.

2.2. Citra RGB (*Image RGB*)

Citra RGB disebut juga citra true color, citra ini mengandung matriks data berukuran $m \times n \times 3$ yang menepresentasikan warna merah, hijau, dan biru untuk setiap pikselnya. Setiap warna diberikan rentang nilai, untuk monitor computer, nilai rentang paling kecil 0 dan paling besar 255. Pemilihan skala 256 ini didasarkan pada cara mengungkap 8digit bilangan biner yang digunakan oleh computer. Sehingga total warna yang dapat diperoleh adalah lebih dari 16juta warna. Warna dari tiap piksel ditentukan oleh intensitas merah, hijau dan biru.

2.2.1 Definisi RGB

Pengertian RGB adalah model pewarnaan yang terdiri dari tiga jenis warna dasar, yaitu red (merah), green (hijau), dan blue (biru). Untuk mendapatkan warna lain, dilakukan berbagai teknik penambahan sehingga mendapatkan warna yang diinginkan. Pada perangkat digital, penambahan warna dapat dilakukan dengan chip tertentu. Model pewarnaan ini lazim digunakan pada perangkat televise, kamera video, scanner, kamera digital maupun perangkat computer.

2.2.2 Grayscale

Citra grayscale adalah citra yang hanya menggunakan warna pada tingkatan warna abu-abu. Warna abu-abu adalah satu-satunya warna pada ruang RGB dengan komponen merah, hijau, dan biru mempunyai intensitas yang sama. Pada citra beraras keabuan hanya perlu menyatakan nilai intensitas *untuk tiap piksel sebagai nilai tunggal*, sedangkan pada citra berwarna perlu tiga nilai intensitas untuk tiap pikselnya.

Untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matrik masing-masing r , g , dan b menjadi citra grayscale dengan nilai s , maka konversi dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai r , g , dan b sehingga dapat dituliskan menjadi :

$$s = \frac{r+g+b}{3} \quad (2.1)$$

2.3. *Principal Component Analysis (PCA)*

Principal Components Analysis (PCA) atau disebut juga Transformasi Karhunen loeve adalah suatu teknik yang digunakan untuk menyederhanakan suatu data, dengan cara mentransformasi linear sehingga terbentuk system koordinat baru dengan variansi maksimum. PCA dapat digunakan untuk mereduksi dimensi suatu data tanpa mengurangi karakteristik data tersebut secara signifikan. Metode ini mengubah dari sebagian besar variable asli yang saling berkorelasi menjadi satu himpunan variable baru yang lebih kecil dan saling bebas (tidak berkorelasi lagi).

Komponen utama adalah kombinasi linear tertentu dari σ dimensi diacak $\chi(f_{i=1,2,\dots,n})$. Secara geometris kombinasi linear ini merupakan system koordinat baru yang dapat dari rotasi semula. Koordinat baru tersebut merupakan arah dengan variabilitas maksimum dan memberikan kovariansi yang lebih sederhana. Analisis utama lebih baik digunakan jika variable-variable asal saling berkorelasi analisis komponen utama merupakan penyelesaian masalah eigen yang secara matematis ditulis dalam persamaan :

$$C v = \lambda v \quad (2.2)$$

yang mana variabilitas suatu dataset yang dinyatakan dalam matriks kovariansi C dapat digantikan oleh suatu skalar tertentu λ tanpa mengurangi variabilitas asal secara signifikan.

Menurut Turk dan Pentland (1991), PCA melibatkan prosedur matematis yang mentransformasikan beberapa variabel yang memiliki korelasi menjadi kumpulan fitur yang tidak berkorelasi yang jumlahnya lebih sedikit yang disebut principal component. Proses ini akan menghasilkan beberapa eigenvector yang merupakan kombinasi seluruh variasi fitur yang terdapat dalam seluruh data. Jika objek yang digunakan berupa gambar wajah, eigenvector tersebut sering disebut juga eigenfaces.

Untuk melakukan hal ini, data atau gambar yang akan direduksi dimensinya harus diubah menjadi kumpulan matriks kolom D_1, D_2, \dots, D_m dimana m merupakan jumlah dari sampel yang tersedia. Rata-rata dari setiap data dapat dihitung dengan

$$M = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D_i \quad (2.3)$$

Keterangan:

M = rata-rata dari setiap data

m = jumlah dari sampel

D_i = dimensi data ke- i

Selisih antara setiap data dengan rata-ratanya dapat direpresentasikan dengan

$$N_i = D_i - M \quad (2.4)$$

Keterangan:

N_i = matriks data ke- i

M = rata-rata dari setiap data

D_i = dimensi data ke- i

Dari matriks N , matriks covariance dapat dihitung untuk kemudian digunakan dalam mencari eigenvector. Matriks covariance dapat dihitung dengan

$$C = \frac{1}{m} N x N^T \quad (2.5)$$

Keterangan:

C = matriks covariance

N^T = matrik transformasi

N = matriks

Langkah berikutnya adalah menghitung eigenvector dan eigenvalue dari matriks covariance tersebut. Dari eigenvector dan eigenvalue yang dihasilkan, dipilih k eigenvector yang memiliki eigenvalue terbesar. Kumpulan k eigenvector tersebut merupakan eigenfaces yang dapat digunakan untuk memproyeksikan data ke dalam eigenface.

Selain digunakan untuk mereduksi dimensi, PCA juga dapat digunakan untuk melakukan pengenalan. Untuk melakukan hal tersebut, data yang memiliki dimensi tinggi harus diproyeksi ke eigenspace dengan menggunakan eigenvector yang telah dihitung sebelumnya. Hal ini dilakukan dengan rumus

$$F = E^T x N \quad (2.6)$$

Keterangan:

F = proyeksi data ke eigenface

E^T = matriks transformasi

N = matriks

Dimana F merupakan hasil proyeksi data ke eigenspace. Cara yang sama juga digunakan terhadap data yang ingin dikenali. Tingkat kemiripan kemudian dapat dihitung dengan Euclidean Distance.

2.4. Eigenface

Eigenface merupakan suatu metode yang digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri citra wajah. Dalam bidang pengenalan wajah ada beberapa pendekatan untuk mengekstraksi ciri citra wajah, diantaranya adalah dengan mengidentifikasi ciri-ciri spesifik dari wajah seperti mata, alis, hidung, dan mulut. Metode lainnya adalah dengan menggunakan rasio jarak dari elemen-elemen wajah.

Dalam perkembangannya, metode-metode tersebut tidak memberikan hasil yang akurat, dan pendekatan yang terbukti mampu memberikan hasil terbaik dalam melakukan ekstraksi ciri wajah adalah pemrosesan citra wajah secara keseluruhan. Pendekatan ini berusaha untuk memperoleh semua variasi informasi dalam sekumpulan citra wajah dan tidak tergantung terhadap beberapa penilaian terhadap hubungan di antara ciri-ciri wajah. Beberapa metode telah diajukan untuk melakukan ekstraksi ciri wajah. Diantaranya adalah Eigenface, Fisherface, Neura Network, dan Elastic Matching. Eigenface merupakan metode yang paling sering digunakan untuk mengekstraksi wajah.

Metode ini yang pertama kali dikembangkan oleh Matthew Turk dan Alex Pentland dari Vision dan Modeling grup, The Media Laboratory, Massachusetts Institute of Technology pada tahun 1987. Metode ini telah disempurnakan lagi oleh Turk dan Pentland pada tahun 1991 dengan merubah cara penghitungan matriks kovarian.

2.5 Distance Euclidean

Dalam matematika Jarak Euclidean menyatakan jarak antara dua titik dalam suatu ruang. Secara umum, yang dimaksud jarak antara dua titik adalah garis terpendek diantara semua garis yang menghubungkan kedua titik tersebut. Dalam ruang Euclidean berdimensi m, R^m , jarak antara titik x dan y dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$D = \sqrt{\sum_{i=0}^m |x_i - y_i|^2} \quad (2.7)$$

Keterangan:

D = ukuran jarak

m = dimensi data

x_i = titik data pertama

y_i = titik data kedua

Pemilihan Jarak Euclidean dikarenakan metode ini cocok digunakan menghitung jarak antara titik-titik piksel dari dua citra yang berbeda. Kombinasi Jarak Euclidean dengan PCA akan memaksimalkan jarak antara vector citra tanda tangan.

3. Metode Penelitian

3.1 Sumber Data

Dalam penyusunan sebuah laporan, diperlukan data-data yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan. Data dikatakan baik apabila data dapat mewakili keadaan objek yang sedang diteliti. Untuk mendapatkan data yang baik tersebut, diperlukan suatu metode atau cara yang sesuai dengan kebutuhan peneliti, yaitu cara kerja untuk dapat memahami objek sasaran ilmu yang bersangkutan.

3.1.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini ada dua jenis, yaitu data primer dan data sekunder.

1. Data Primer

Merupakan sumber data penelitian yang diperoleh secara langsung dari sumber asli (tidak melalui media perantara). Data primer yang diperoleh dalam laporan tugas akhir ini adalah dengan melakukan observasi.

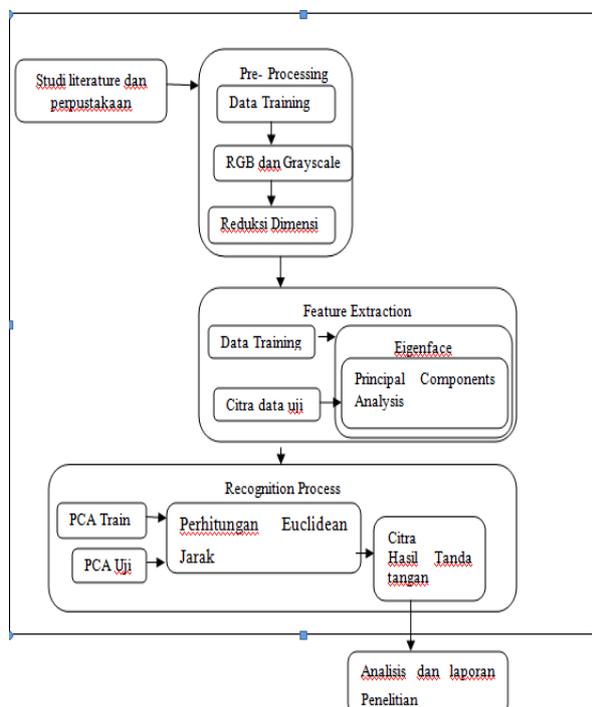
2. Data Sekunder

Merupakan sumber data penelitian yang diperoleh secara tidak langsung melalui media perantara (diperoleh dan dicatat oleh pihak lain). Data sebagian sumber pelengkap teori data primer yang diperoleh dari buku maupun internet yaitu berupa definisi, metode, teknik dan contoh-contoh yang berhubungan dengan penyusunan tugas akhir

ini. Adapun data-data tersebut antara lain hal-hal yang berhubungan dengan digital image dan principal components analysis, seperti definisi, jenis-jenis, teknik-teknik, metode dan contoh-contoh.

3.2 Desain Penelitian

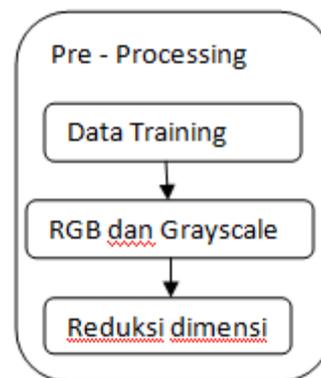
Desain penelitian ini mengacu pada tahapan proses yang ada pada system pengenalan tanda tangan ini yang input, proses, dan output. Dengan input bahan penelitian berupa data training dan data uji, proses sebagai pemrosesan bahan penelitian dan output sebagai keluaran hasil dari proses. Tahapan penelitian dilakukan mengikuti desain seperti pada gambar dibawah ini :



Gambar 3.1 Desain Penelitian

Gambar 3.1 merupakan desain penelitian dari pengembangan system pengenalan tanda tangan dengan model pengembangan perangkat lunak sekuensial

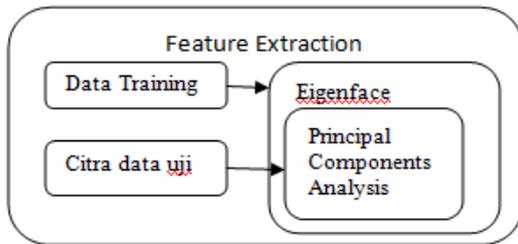
linear. Sedangkan untuk keterangan detail mengenai proses pada system ini dijelaskan pada gambar-gambar berikut :



Gambar 3.2 Pra proses

Berikut ini penjelasan dari gambar 3.2 di atas :

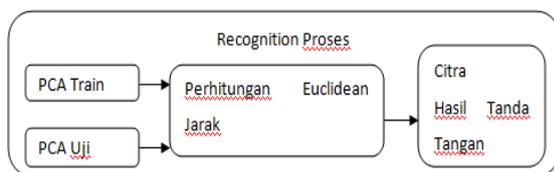
1. Pre-processing merupakan suatu proses awal setelah pengumpulan data citra. Pada proses ini data training akan dinormalisasi, dimulai dengan proses konversi citra RGB menjadi grayscale. Tujuan dari proses ini adalah untuk mereduksi noise yang terdapat pada citra data training, kemudian citra grayscale lebih mudah untuk diproses karena mengandung nilai yang lebih sedikit yaitu 8bit warna daripada citra RGB dengan 24bit warna.
2. Langkah selanjutnya adalah reduksi dimensi citra 2D menjadi 1D, yang nantinya akan berbentuk matriks kolom. Hasil ini selanjutnya akan digabungkan menjadi matrik augmentasi dengan tujuan untuk memudahkan dan mempercepat dalam proses perhitungan nilai rata-rata baris.



Gambar 3.3 Proses pengambilan ciri

Berikut ini penjelasan dari gambar 3.3 di atas :

1. Pengambilan ciri oleh eigenface PCA merupakan suatu proses yang dilakukan setelah pre-processing. Mula-mula citra data training yang sudah menjadi grayscale diambil cirinya menggunakan eigenface dan PCA, sehingga dapat diproses pada tahap selanjutnya secara optimal. Berbeda dengan citra data uji yang masih berformat RGB dan langsung dilakukan pengambilan ciri oleh PCA.



Gambar 3.4 Proses pengenalan tanda tangan

Berikut ini penjelasan dari gambar 3.4 di atas :

1. Proses pengenalan tanda tangan dimulai setelah citra data training memasuki tahap pra-proses, kemudian memasuki proses pengambilan ciri oleh eigenface PCA. Selanjutnya citra data uji yang melewati tahap pengambilan ciri oleh PCA. Disini PCA_train dan PCA_uji dihitung perbedaan kesamaan jaraknya menggunakan perhitungan Euclidean distance.

4. Pembahasan

4.1. Pengembangan Perangkat Lunak

Pengembangan penelitian model system pengenalan tanda tangan 2D dibangun dengan menggunakan metode sekuensial linier atau biasa disebut dengan waterfall. Pada metode pembangunan ini kemajuan suatu proses dipandang mengalir terus seperti halnya air terjun. Model ini membangun perangkat lunak dengan system sekuensial. Dengan tahapan-tahapan utama adalah analisa, desain, coding dan pengujian.

4.1.1 Deskripsi Sistem

Sistem ini menggunakan algoritma eigenfaces PCA dan Euclidean distance. Algoritma eigenfaces digunakan untuk pengambilan ciri pada citra tanda tangan dan menggunakan PCA untuk mereduksi ciri yang telah diambil oleh eigenface sehingga hanya ciri yang berkualitas saja yang akan diambil. Sedangkan euclidean distance digunakan untuk penghitungan kesamaan jarak antara ciri citra data training dan ciri citra yang diuji. Berikut ini analisis dari system pengenalan tanda tangan 2D :

a. Analisis Input

Proses pengenalan tanda tangan 2D ini membutuhkan masukan citra sebagai data training dan data test. Data training ini berupa citra tanda tangan 2D yang telah melewati tahap pra-proses, yang nantinya

akan diproses untuk mendapatkan informasi berupa ciri yang terdapat pada citra. Untuk proses pengenalan, input yang dibutuhkan juga berupa citra tanda tangan 2D dari data test.

b. Analisis Output

Hasil output dari system pengenalan tanda tangan 2D ini berupa citra tanda tangan, maksudnya yaitu output masih merupakan tanda tangan dari orang yang sama dengan yang ada dalam data training.

4.1.2 Batasan Perangkat Lunak

Sistem ini merupakan system pengenalan tanda tangan 2D dan format citra tanda tangan yang digunakan hanya berformat .JPG. Pengguna dapat menggunakan system ini dengan memilih data training dan memilih berkas citra yang akan diuji.

Sistem ini tidak menjamin tingkat akurasi mencapai 100% atas hasil pengenalan tanda tangan, hal ini dikarenakan oleh beberapa faktor seperti variasi serta kualitas pada data (training dan test), jarak serta variasi pengambilan citra, algoritma yang digunakan, hasil pra-proses, pengambilan ciri dengan hasil kurang maksimal oleh algoritma eigenface PCA dan lain-lain.

Hasil pengenalan system ini berupa citra tanda tangan, yang berarti dikatakan dikenali jika citra tanda tangan yang diuji dengan citra tanda tangan pengenalan yang dihasilkan

system masih dengan tanda tangan orang yang sama. Hal ini bisa berbeda garis atau lengkung serta jarak pengambilan citra dan apabila berbeda maka dapat dikatakan citra gagal dikenali.

4.2 Pengembangan system pengenalan tanda tangan 2D

Penelitian ini mengembangkan model system pengenalan tanda tangan dua dimensi pada citra tanda tangan yang telah disiapkan dalam data training dan data test. Pengenalan tanda tangan dilakukan dengan menggunakan algoritma eigenface berbasis principal components analysis (PCA) dalam proses pengambilan ciri pada citra tanda tangan. Sebelum proses pengenalan tanda tangan berlangsung, citra data training memasuki tahap pra proses untuk dilakukan normalisasi.

Langkah pertama dalam system pengenalan tanda tangan ini adalah pengambilan data dengan bantuan kamera digital. Pengambilan ini dilakukan oleh user yang berupa citra RGB, selanjutnya data dimasukan kedalam computer untuk diproses. Proses ini dilakukan oleh system dengan tujuan melakukan normalisasi citra data training. Berikut ini contoh hasil pengambilan data yang masing-masing citra berukuran 50x50 piksel:

4.2. Implementasi Sistem

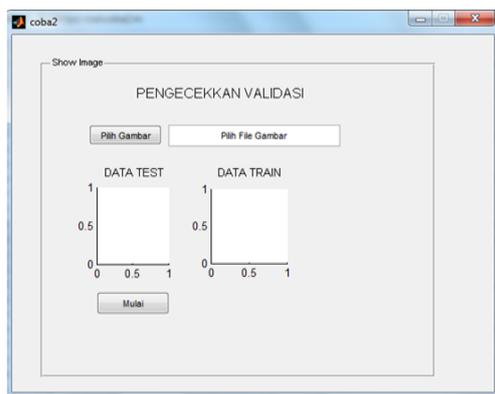
Sistem yang telah dibuat perlu dilakukan pengujian serta penerapan kegiatan yang nyata. Tahap implementasi ini adalah tahap pengujian system baru, dimana untuk membuat

sistem komputerisasi diperlukan beberapa fasilitas atau peralatan pendukung supaya sistem dapat berjalan dengan lancar dan sesuai dengan yang diinginkan.

Tampilan sistem merupakan representasi dari perancangan system yang telah dibuat dan disesuaikan dalam pengembangan program.

4.2.1 Tampilan Menu Utama

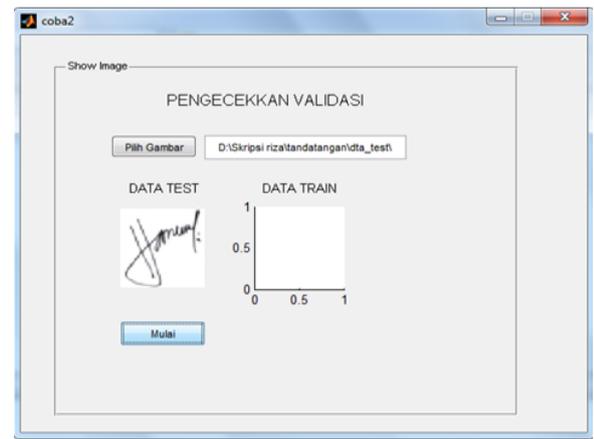
Pada halaman utama program dirancang dengan menggunakan GUI dari Matlab, terdapat beberapa tombol dan field tampilan image.



Gambar 4.1. Main Program

4.2.2 Pengambilan Citra dari Memori

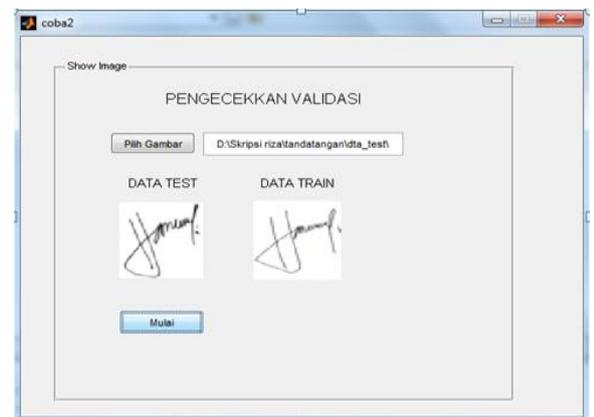
Jika tombol “Pilih Gambar” diklik, maka akan muncul kotak dialog yang menampilkan direktori berisi citra. Pilih sebuah citra untuk diuji.



Gambar 4.2. Open Menu

4.2.3 Pemrosesan Pengenalan Pola

Setelah image dipilih, klik tombol “Mulai” maka data akan memproses dan menentukan image yang mempunyai kecocokan dengan image yang diuji.



Gambar 4.3. Tampilan Main Program Processing

4.3 Hasil Pengujian dan Analisis

Dalam penelitian ini terdapat 300 dataset yang masing-masing berjumlah 200 citra data training dan 100 citra yang diuji. Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui akurasi system pengenalan tanda tangan dengan menggunakan jumlah data training dan data yang diuji yang berbeda.

4.3.1 Hasil pengujian

Berikut ini hasil dari beberapa pengujian yang telah dilakukan

menggunkan data training yang berbeda:

1. Pengujian pertama 80% dari data training.

Tabel 4.1 Hasil pengujian pertama

No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1	160	80	83.75

Pada tabel 4.1 diatas, diperoleh nilai akurasi untuk pengujian pertama dengan hasil benar mencapai 83.75.

2. Pengujian kedua 70% dari data training.

Tabel 4.2 Hasil pengujian kedua

No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1	140	80	77.50

Pada tabel 4.2 diatas, diperoleh nilai akurasi untuk pengujian kedua dengan hasil benar mencapai 77.50.

3. Pengujian ketiga 60% dari data training.

Tabel 4.3 Hasil pengujian ketiga

No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1	120	80	77.50

Pada tabel 4.3 diatas, diperoleh nilai akurasi untuk pengujian ketiga dengan hasil benar mencapai 77.50.

4. Pengujian keempat 80% dari data training.

Tabel 4.4 Hasil pengujian keempat

No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1.	160	60	86,67

Pada tabel 4.4 diatas, diperoleh nilai akurasi untuk pengujian keempat dengan hasil benar mencapai 86,67.

5. Pengujian kelima 70% dari data training.

Tabel 4.5 Hasil pengujian kelima

No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1.	140	60	83,33

Pada tabel 4.5 diatas, diperoleh nilai akurasi untuk pengujian kelima dengan hasil benar mencapai 83,33.

6. Pengujian keenam 60% dari data training.

Tabel 4.6 Hasil pengujian keenam

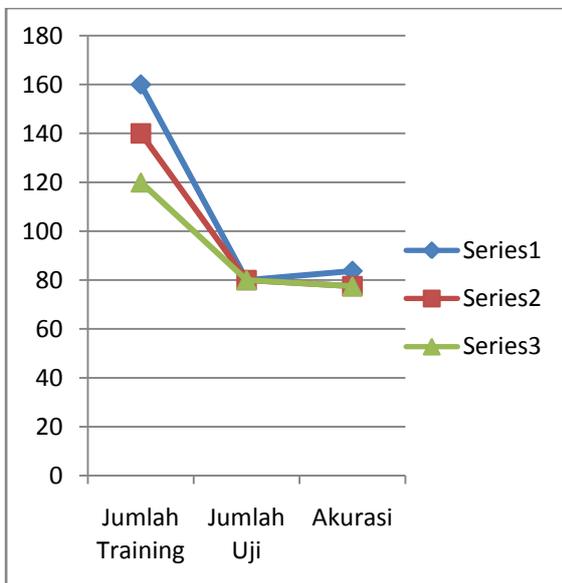
No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1.	120	60	80

Pada tabel 4.6 diatas, diperoleh nilai akurasi untuk pengujian keenam dengan hasil benar mencapai 80.

Tabel 4.7 Hasil pengujian dengan jumlah uji 80

No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1.	160 citra	80	83,75
2.	140 citra	80	77,50
3.	120 citra	80	77,50

Pada tabel 4.7 diatas, menunjukkan akurasi keberhasilan pengenalan tanda tangan tertinggi diperoleh pada pengujian ke-1 yaitu 83,75.



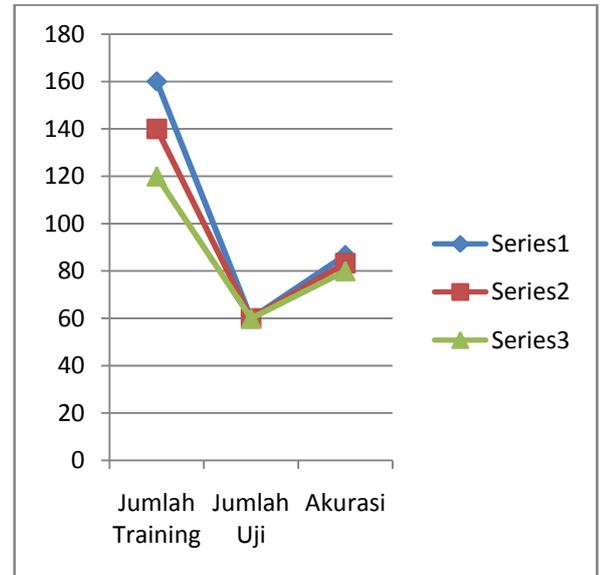
Gambar 4.4 Hasil grafik dengan data yang diuji 80.

Tabel 4.8 Hasil pengujian dengan jumlah uji 60

No.	Jumlah Training	Jumlah Uji	Akurasi
1.	160 citra	60	86,67
2.	140 citra	60	83,33
3.	120 citra	60	80

Pada tabel 4.8 diatas, menunjukkan akurasi keberhasilan pengenalan tanda

tangan tertinggi diperoleh pada pengujian ke-1 yaitu 86,67.



Gambar 4.5 Hasil grafik dengan data yang diuji 60.

4.3.2 Analisis Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian diatas, pada pengujian Ke-1 sampai ke-3 dengan menggunakan data yang diuji 80 memperlihatkan akurasi keberhasilan tertinggi yaitu sebesar 83.75 dibandingkan hasil pengujian lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa akurasi dipengaruhi oleh jumlah citra setiap tanda tangan pada data training, semakin banyak citra setiap tanda tangan yang berbeda pada data training maka akurasi akan memiliki kemungkinan semakin besar dan begitulah sebaliknya. Sedangkan pada pengujian ke-4 sampai ke-6 dengan menggunakan data yg diuji 60 memperlihatkan akurasi keberhasilan lebih tinggi yaitu 86,67.

5. Penutup

5.1. Kesimpulan

Dari penelitian yang telah disimpulkan dapat disimpulkan bahwa :

1. Hasil pengujian sistem pengenalan pola tanda tangan dalam tugas akhir ini memberikan tingkat akurasi lebih dari 70% dalam mengidentifikasi suatu citra masukan.
2. Hasil pengujian sistem pengenalan pola tanda tangan dalam tugas akhir ini disimpulkan bahwa sistem yang telah dibuat mampu mendeteksi pola tanda tangan.

5.2. Saran

Saran-saran yang bisa penulis berikan untuk pengembangan lebih lanjut adalah sebagai berikut :

1. Perlu adanya sebuah metode untuk pemotongan image capture secara otomatis (cropping), sehingga untuk selanjutnya sistem berjalan lebih baik dari sebelumnya.
2. Kemampuan sistem ini masih jauh dari sempurna.
3. Sedangkan untuk kemampuan akurasi yang tidak terlaui bagus dikarenakan factor cahaya, sudut, dan lainnya, sehingga system ini dapat memperoleh tingkat akurasi yang lebih baik.

RMIT.of Computer Science (diakses tanggal 11 april 2013)

- [2] Nalwan, Agustinus. *Pengolahan Gambar Secara Digital*.Jarkarta: Elek Media Komputindo, 1997.
- [3] Sholeh, Alfian “*Pengembangan Sistem Pengenalan Wajah 2D dengan Implementasi Algoritma Eigenface dan Manhattan Distance.*” (diakses tanggal 21 Maret 2013)
- [4] Putra, Darma. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi Offset, 2010.
- [5] T.Sutoyo, Edy Mulyanto, Vincent Suhartono, Oky Dwi Nurhayati, dan Wijanarto. *Teori Pengolahan Citra Digital*.Yogyakarta: Andi Offset, 2009.
- [6] Soesanto, Oni “*Principal Component Analysis untuk Mereduksi Dimensi Input Jaringan Syaraf Radial Basis Probabilitas*” (diakses tanggal 29 agustus 2013)
- [7]<http://inginsukses19.blogspot.com/2011/10/definisi-rgb-red-green-blue.html> (diakses tanggal 14 juli 2013)
- [8]<http://repo.eepis-its.edu/10/1/a65e21b957a8c12f8f1d18de47f6.pdf> (diakses tanggal 22 agustus 2013)
- [9]<http://thesis.binus.ac.id/Doc/Bab2/TSA-2012-0112%20BAB%202.pdf> (diakses tanggal 22 agustus 2013)

DAFTAR PUSTAKKA

- [1] Abbas, R. 1994, *A Prototype System for off-line Signature Verificationusing Multilayered Feedforword Neural Networks*. Tesis Departemen

