

DESAIN DAN IMPLEMENTASI PENCARIAN CIRI-CIRI WAJAH MENGGUNAKAN GABUNGAN MODEL DISTRIBUSI TITIK DAN ALGORITMA GENETIKA

Arif Djunaidy¹, Rully Soelaiman dan Maria Ulfah S.

Fakultas Teknologi Informasi – Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Kampus ITS, Sukolilo, Surabaya 60111

¹ email: arif@its-sby.edu

✓✓

ABSTRAK

Dalam makalah ini dibahas hasil desain dan implementasi perangkat lunak pencarian ciri-ciri wajah dengan masukan berupa citra wajah yang memiliki ukuran tertentu, dengan menggunakan gabungan metode model distribusi titik dan algoritma genetika. Perangkat lunak dibagi menjadi dua sub-sistem, yaitu sub-sistem pelatihan dan sub-sistem pencarian. Dalam sub-sistem pelatihan, data pelatihan diproses dengan menggunakan metode model distribusi titik untuk mendapatkan serangkaian parameter yang berguna pada proses pencarian. Selanjutnya dalam sub-sistem pencarian, parameter-parameter tersebut dimodifikasi dan dikombinasi dengan menggunakan metode algoritma genetika untuk mendapatkan ciri-ciri wajah yang dimiliki oleh citra.

Uji coba perangkat lunak dilakukan terhadap 30 citra wajah yang berbeda, di mana setiap citra diuji coba dengan 24 parameter algoritma genetika yang berbeda. Hasil uji coba menunjukkan bahwa tingkat kesalahan yang merepresentasikan perbedaan koordinat titik-titik dari citra uji coba terhadap citra pelatihan berada pada interval 2% - 17%; dengan tingkat kesalahan minimum, maksimum dan rata-rata berturut-turut sebesar 2.5%, 16.18% dan 5.92%.

Kata kunci: ciri-ciri wajah, model distribusi titik, algoritma genetika.

Makalah diterima [27 Agustus 2002]. Revisi akhir [15 Oktober 2002].

1. PENDAHULUAN

Adanya kesulitan dalam membangun pendekatan model yang didasarkan pada interpretasi citra yang kompleks dan memiliki bermacam struktur seperti halnya citra wajah manusia atau organ dalam tubuh makhluk hidup, memberi jalan untuk dikembangkannya model yang mampu mengatasi permasalahan tersebut.

Hasil penelitian pada akhir-akhir ini telah menunjukkan bahwa bentuk spesifik dari keanekaan pada bentuk dan tampilan tingkat keabuan dari citra wajah dapat diinterpretasi dengan model statistik serta dapat digunakan secara langsung dalam melakukan interpretasi citra.

Permasalahan sering terjadi dalam pemilihan struktur citra sebenarnya jika tidak ada sebuah model untuk mengorganisasi kemungkinan munculnya citra dengan derau (*noise*) dan tidak sempurna. Permasalahan ini muncul akibat adanya keanekaragaman struktur dari citra. Agar dapat memberikan manfaat yang optimal, sebuah model haruslah spesifik dan mampu merepresentasikan contoh-contoh objek model yang legal. Akan sulit untuk mencapai hal tersebut sementara mengizinkan keanekaragaman secara alami. Hasil penelitian pada akhir-akhir ini telah mampu mengatasi permasalahan di atas, dan menunjukkan bahwa bentuk spesifik dari keanekaragamannya pada bentuk dan tampilan tingkat keabuan dari citra dapat diinterpretasi dengan model statistik dan dapat digunakan secara langsung dalam melakukan interpretasi citra.

Model yang didasarkan pada metode model distribusi titik menawarkan solusi atas semua kesulitan yang disebutkan sebelumnya. Pengetahuan sebelumnya dari permasalahan secara prinsip digunakan untuk menyelesaikan kebingungan-kebingungan potensial yang disebabkan oleh kompleksitas struktural, menyediakan batasan dalam menerima derau atau data yang hilang, dan menyediakan fasilitas untuk memberikan label pada struktur-struktur yang dipulihkan. Pengetahuan tentang struktur dari bentuk yang dikehendaki, hubungan spasial dan tampilan tingkat keabuan digunakan untuk membatasi perangkat lunak dalam menghasilkan interpretasi yang tepat. Model yang dikehendaki adalah model yang cukup lengkap sehingga mampu untuk menghasilkan citra yang menyakinkan dari seseorang, mengubah ekspresinya dan sebagainya. Dengan menggunakan model tertentu, usaha untuk melakukan interpretasi citra dapat diformulasikan sebagai permasalahan pencocokan, di mana untuk sebuah model yang diberikan untuk diinterpretasi, struktur dapat

ditempatkan dan label dapat diberikan dengan mengatur parameter-parameter model sedemikian rupa sehingga dapat dihasilkan "citra yang dibayangkan" yang sangat mirip dengan citra aslinya.

Dalam penelitian yang dituangkan dalam makalah ini didesain dan diimplementasikan sebuah perangkat lunak untuk mencari ciri-ciri wajah dengan menggunakan tampilan model fleksibel sebagai alat untuk menyediakan pengetahuan sebelumnya mengenai tampilan ciri-ciri yang diperkirakan dan hubungan spasial (*spatial relationship*) antar tampilan model fleksibel. Prosedur pencarian global yang didasarkan pada Algoritma Genetika (AG) digunakan untuk menyesuaikan model terhadap citra wajah yang baru, sehingga posisi wajah yang sebenarnya dan ciri-ciri wajah dapat diperbaiki. Algoritma Genetika dipilih sebagai metode untuk mengoptimalkan pencarian ciri-ciri wajah dengan kemampuannya yang teruji bagus untuk pencarian secara global.

Pencarian ciri-ciri wajah, disamping menggunakan algoritma genetika untuk pencarian juga dilengkapi dengan teknik lainnya, seperti *Statistical Shape Model* yang akan menghasilkan *Point Distribution Model* atau *Model Distribusi Titik* (MDT) atau model fleksibel. Perangkat lunak yang diimplementasikan hanya mencakup proses untuk pencarian ciri-ciri suatu citra wajah, dan belum dilengkapi dengan penerapannya untuk proses pengenalan wajah.

2. MODEL DISTRIBUSI TITIK

MDT, secara statistik diturunkan dari himpunan bentuk pelatihan (*sets of training shape*), diperkenalkan oleh Cootes, dkk., digunakan untuk memodelkan tampilan objek-objek dengan bentuk yang bermacam-macam. MDT berguna dalam berbagai macam permasalahan interpretasi citra 2D termasuk pengamatan, pengenalan wajah, pengawasan peternakan, pengenalan tulisan tangan, dan analisis pencarian citra medis [1].

Sebuah MDT dihasilkan dengan melakukan analisis statistik pada himpunan pelatihan objek-objek yang dimodelkan. Dalam setiap contoh, struktur-struktur yang unik direpresentasikan dengan himpunan titik-titik yang diberi label. Titik-titik penting (*landmark points*) ini harus ditempatkan di lokasi yang sama pada setiap contoh-contoh pelatihan. Penempatan titik-titik penting ini sering menjadi suatu aspek yang paling menghabiskan waktu dalam pembentukan sebuah MDT [4],[5].

2.1. Variasi Bentuk dan Pemodelannya

Banyak contoh objek ditemukan memiliki karakteristik bentuk yang bervariasi. Jantung, wajah dan tangan manusia, resistor yang ada pada papan sirkuit dan banyak lainnya, semuanya adalah objek yang dapat muncul pada citra yang berbeda sebagai satu dari varitas bentuk yang mungkin. Jantung manusia ditemukan dalam berbagai siklus detaknya, wajah manusia memiliki banyak ekspresi, tangan memiliki banyak gerak yang berbeda. Semua bentuk di atas bisa dimiliki oleh objek yang berbeda dan karenanya tampilannya berbeda, seperti dua individu yang berbeda yang memperlihatkan ekspresi yang sama. Sebab lainnya adalah variasi-variasi pada bentuk –selain tampilan individu dan ekspresi wajah– adalah pengaruh pencahayaan, pose 3-dimensi, dan kombinasi dua atau tiga sebab-sebab tersebut.

Untuk menghasilkan model yang menjelaskan bentuk dan variasi-variasi tertentu dari sebuah objek di mana model tersebut mampu menangkap variasi-variasi bermacam-macam, citra dari objek berbeda dikumpulkan, kemudian diusahakan agar objek dapat muncul dalam cara yang berbeda yang merefleksikan variasi yang mungkin. Himpunan citra ini dinamakan dengan himpunan pelatihan.

Dalam upaya mengumpulkan informasi dari variasi bentuk yang dibutuhkan untuk menghasilkan model, setiap bentuk direpresentasikan dengan himpunan titik-titik penting. Jumlah titik-titik penting ini haruslah cukup untuk memperlihatkan bentuk secara keseluruhan dan juga memperlihatkan detail yang dibutuhkan. Setiap bentuk karenanya direpresentasikan oleh sejumlah titik-titik penting yang telah lebih dahulu didefinisikan, jumlah ini bergantung pada kompleksitas dari bentuk objek dan tingkat deskripsi detail yang diharapkan.

Model yang digunakan untuk menjelaskan sebuah bentuk dan variasi-variasi tertentu didasarkan pada variasi-variasi posisi dari setiap titik penting di dalam himpunan pelatihan. Setiap titik penting karenanya memiliki distribusi tertentu di dalam ruang citra. Usaha untuk memodelkan distribusi variasi titik-titik penting ini dinamakan dengan model distribusi titik. Untuk mendapatkan MDT, sebagaimana disebutkan di awal, dibutuhkan himpunan citra pelatihan yang berisi objek-objek dari bentuk yang berbeda, dan kemudian bentuk dari setiap citra direpresentasikan dengan memberi label pada himpunan titik-titik penting tersebut. Langkah-langkah untuk mengatur bentuk (yang direpresentasikan dengan titik-titik pentingnya) dari citra yang berbeda pada himpunan pelatihan dibutuhkan agar deskripsi variasi tepat adanya. Pada langkah terakhir untuk mendapatkan MDT, variasi-variasi dari titik-titik penting dipelajari dan disimpulkan dalam sebuah bentuk yang kompak.

2.2. Pemodelan Profil Tingkat Keabuan

Selain model koordinat titik-titik penting, model tampilan dari objek-objek dapat dibentuk dengan menguji statistik level keabuan pada daerah di sekitar masing-masing titik model dari himpunan pelatihan. Oleh karena titik-titik yang diberikan bersesuaian dengan bagian tertentu dari objek, model level keabuan yang bersesuaian dengan titik tersebut pada citra yang berbeda seringkali mendekati sama. Sama dengan bentuk, lingkungan level keabuan dapat dimodelkan dengan sebuah rata-rata dan sejumlah variasi mode yang diizinkan [4],[8].

Untuk mendapatkan profil pelatihan, bentuk pelatihan diletakkan di atas setiap citra yang bersesuaian dan profil tingkat keabuan diekstrak dengan arah yang tegak lurus secara lokal dengan tepi-tepi. Jika terdapat N_g bentuk pelatihan, maka akan didapatkan N_g profil pelatihan, seperti ditunjukkan dalam persamaan berikut [4]:

$$G_i = [(g_{0i}), (g_{1i}), \dots, (g_{N_g-1i})] \quad (1)$$

di mana N_g menyatakan jumlah piksel pada setiap profil pelatihan level keabuan, (g_{ki}) level keabuan ke k pada profil pelatihan ke- i . Dengan menggunakan analisis statistik yang sama dengan yang digunakan ketika membentuk bentuk pelatihan pada setiap profil pelatihan, model level keabuan fleksibel di sekitar masing-masing titik didapatkan.

3. GABUNGAN MDT DAN AG DALAM PENCARIAN CITRA WAJAH

MDT dapat menghasilkan model bentuk yang terparameter secara kompak dari objek yang memiliki banyak variabel. Bahkan untuk objek yang kompleks, jumlah variasi bentuk utama adalah kecil (pada aplikasi ini dengan proporsi kumulatif 98% dihasilkan 9 variasi bentuk utama). Oleh karena itu jumlah total variabel yang dibutuhkan untuk diatur selama prosedur pencarian (parameter bentuk dan parameter pose) haruslah kecil dan sesuai dengan pencarian dengan menggunakan algoritma genetika.

Empat parameter pose dan parameter bentuk yang utama dari MDT dikodekan dengan menggunakan *binary coding*, sehingga setiap parameter direpresentasikan oleh sebuah bit string. String-string ini dikombinasikan untuk menghasilkan kromosom yang sesuai dengan model yang mungkin dalam sebuah citra. Untuk merekonstruksi bagian ini string diuraikan kembali ke nilai numerik asalnya dan menghasilkan parameter pose dan parameter bentuk dan kemudian dihitung titik-titik model yang bersesuaian dengan citra. Solusi optimal dari pencarian adalah model, yang

merepresentasikan sebuah bentuk yang mungkin dari model citra. Pencarian dengan menggunakan algoritma genetika mendefinisikan kombinasi parameter pose dan bentuk yang dibutuhkan untuk mengaproksimasi bentuk citra sebaik mungkin.

3.1. Pelatihan Citra

Untuk melakukan pelatihan terhadap citra wajah, yang pertama dilakukan adalah membentuk himpunan bentuk pelatihan dari citra wajah yang terdapat dalam data set, di mana masing-masing citra wajah memiliki ukuran 92×112 piksel. Pada setiap citra wajah diletakkan titik-titik koordinat, x dan y yang menggambarkan bagian-bagian penting dari suatu wajah yaitu kedua alis, kedua mata, hidung, bibir, kedua telinga dan garis tepi wajah. Jumlah titik penting yang diletakkan pada setiap citra wajah adalah 88 buah, dengan distribusi sebagai berikut: alis kiri, 8 buah titik (titik 0 – 7), alis kanan, 8 buah titik (titik 8 – 15), mata kiri, 10 buah titik (titik 16-25), mata kanan, 10 buah titik (titik 26-35), hidung, 11 buah titik (titik 36-46), bibir atas, 8 buah titik (titik 47-54), bibir bawah, 6 buah titik (titik 55-60), telinga kiri, 7 buah titik (titik 61-67), telinga kanan, 7 buah titik (titik 68-74), dan tepi wajah, 13 buah titik (titik 75-87).

Hasil dari peletakan titik-titik penting pada setiap citra wajah digunakan untuk membentuk citra wajah tersebut. Dengan cara ini, setiap citra wajah direpresentasikan dengan satu bentuk pelatihan (model yang dibentuk dari garis yang ditarik diantara titik-titik koordinat yang telah ditempatkan sebelumnya) seperti dapat dilihat pada gambar 1. Dengan demikian, setiap bentuk pelatihan direpresentasikan dengan titik-titik koordinat, di mana untuk citra dua dimensi, n buah titik-titik penting $\{(x_i, y_i)\}$, untuk sebuah contoh tunggal dengan dua dimensi, x , dilambangkan dengan [2],[3]:

$$x_i = (x_{i0}, y_{i0}, x_{i1}, y_{i1}, \dots, x_{in}, y_{in}, x_{in-1}, y_{in-1})^T, \quad (2)$$
$$0 \leq i \leq N_s - 1$$

di mana i menyatakan nomor citra wajah yang berada dalam data set, dan n menyatakan banyaknya titik yang ditempatkan pada sebuah citra wajah. Simbol T dan N_s berturut-turut menyatakan himpunan pelatihan dan jumlah citra.



Gambar 1. Citra Wajah dan Model Bentuknya

Setelah melakukan representasi bentuk pelatihan, tahap selanjutnya adalah mengaplikasikan MDT (prosedurnya sama dengan yang dijelaskan pada bagian sebelumnya). Dari tahapan pelatihan ini diperoleh parameter-parameter yang digunakan untuk proses selanjutnya yaitu pencarian ciri-ciri wajah. Adapun parameter tersebut adalah parameter bentuk dan didapatkan pula sejumlah variasi mode yang diizinkan.

Dengan terbentuknya model bentuk fleksibel, profil pelatihan tingkat keabuan dibentuk dengan cara yang sama dengan yang dijelaskan pada pembentukan himpunan bentuk pelatihan. Untuk menghindari perbedaan intensitas level keabuan, profil tingkat keabuan ini dinormalisasi terlebih dahulu. Setelah profil level keabuan dinormalisasi, MDT diaplikasikan untuk membentuk model level keabuan fleksibel. Dari pengaplikasian ini diperoleh parameter level keabuan dan sejumlah variasi mode yang diizinkan. Untuk memilih sejumlah variasi mode, ada tiga pilihan proporsi yang ditawarkan, yaitu 95 %, 97 % dan 98 %. Proporsi kumulatif ini dihitung terhadap nilai karakteristik model koordinat dan juga terhadap nilai karakteristik model tingkat keabuan.

3.2. Himpunan Bentuk Pelatihan

Metode pemodelan bekerja dengan memeriksa statistik koordinat dari titik-titik berlabel dalam himpunan pelatihan. Sebelum analisis statistik dilakukan adalah penting bahwa bentuk-bentuk pelatihan direpresentasikan dalam sebuah frame koordinat yang sama, sehingga dapat menghilangkan variasi yang dapat memudahkan transformasi secara global. Untuk ini analisis *procrustes*, yang merupakan salah satu metode yang paling populer untuk melakukan transformasi bentuk ke dalam sebuah frame koordinat umum, digunakan guna mengatur himpunan bentuk pelatihan. Metode ini terdiri dari tiga langkah utama seperti berikut:

- Hitung besar sudut rotasi (θ), faktor skala (s) dan translasi (T) untuk absis dan ordinat dari setiap bentuk terhadap bentuk yang pertama.
- Hitung kuadrat dari selisih antara koordinat setiap bentuk ($T(x_i)$) terhadap bentuk yang pertama (x').
- Ulangi kedua langkah di atas selama kuadrat selisih yang didapat dalam langkah (b) masih lebih besar dari nilai ambang batas (*threshold*) yang ditetapkan.

Besar sudut rotasi, faktor skala dan translasi yang digunakan dalam langkah pertama, beturut-turut dihitung dengan menggunakan persamaan (3) sampai dengan (5). Sedang kuadrat selisih antara koordinat setiap bentuk terhadap bentuk yang pertama dihitung dengan menggunakan persamaan (6).

$$\theta = \arctan\left(\frac{b}{a}\right) \quad (3)$$

$$s = \frac{a}{\cos(\theta)} \quad (4)$$

$$T \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & -b \\ b & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$E = |T(x_i) - x'|^2 \quad (6)$$

di mana:

$$\begin{cases} a = \frac{(S_{xx} + S_{yy} - nS_{xx'} - nS_{yy'})}{(S_{xx} + S_{yy} - nS_{xx'} - nS_{yy'})} \\ b = \frac{(S_{xy'} - nS_{xy} + nS_{xy'} - S_{xy})}{(S_{xx} + S_{yy} - nS_{xx'} - nS_{yy'})} \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} S_{xx} = \frac{1}{n} \sum x_i^2, & S_{yy} = \frac{1}{n} \sum y_i^2 \\ S_{xx'} = \frac{1}{n} \sum x_i x_i', & S_{yy'} = \frac{1}{n} \sum y_i y_i' \\ S_{xy} = \frac{1}{n} \sum x_i y_i, & S_{xy'} = \frac{1}{n} \sum x_i y_i' \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} t_x = (S_{x'} + bS_y - aS_x) / n \\ t_y = (S_{y'} - aS_y - bS_x) / n \end{cases} \quad (9)$$

Setelah diperoleh himpunan bentuk, *mean shape* dan variabel-variabel pendukung lainnya dapat dihitung. Untuk *mean shape*, \bar{x} , dapat dihitung dengan menggunakan persamaan:

$$\bar{x} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=0}^{N_s-1} x_i \quad (10)$$

dengan N_s menyatakan jumlah bentuk dalam himpunan bentuk dan x_i menyatakan himpunan bentuk yang ke- i .

Mode variasi, yaitu cara titik-titik bentuk bergerak bersama-sama, dapat dihitung dengan menerapkan analisis komponen utama (*principal component analysis*) pada deviasi rata-rata seperti ditunjukkan dalam persamaan (11). Untuk ini, setiap bentuk dalam himpunan pelatihan, deviasi rata-rata, dx_i , dihitung dengan persamaan berikut:

$$dx_j = x_j - \bar{x} \quad (11)$$

Setelah deviasi rata-rata diperoleh, maka matriks kovarian, S , dengan orde $2n \times 2n$, dapat dihitung:

$$S = \frac{1}{N_s} \sum_{i=0}^{N_s-1} dx_i dx_i^T \quad (12)$$

Selanjutnya, jika mode variasi titik-titik bentuk dinyatakan dengan p_k ($k = 1..2n$), maka unit vektor karakteristik (*eigenvectors*) dari S dapat dirumuskan sebagai:

$$Sp_k = \lambda_k p_k \text{ dan } p_k^T p_k = 1 \quad (13)$$

dengan λ_k menyatakan nilai karakteristik (*eigenvalue*) ke- k dari S, dengan $\lambda_k \geq \lambda_{k+1}$.

Dari persamaan di atas terlihat bahwa matriks karakteristik dari matriks kovarian dibentuk sesuai dengan nilai karakteristik yang menjelaskan variabel mode variasi yang paling penting yang digunakan untuk menurunkan matriks kovarians. Selain itu, proporsi total varian yang dinyatakan oleh setiap vektor karakteristik adalah sama dengan nilai karakteristik yang bersesuaian. Jumlah dari variasi-variasi itu selalu dapat dinyatakan dengan sejumlah kecil mode, t .

Setiap bentuk yang ada dalam himpunan pelatihan dapat diaproksimasi menggunakan mean shape dan total bobot dari deviasi yang didapatkan dari t mode pertama seperti berikut:

$$x = \bar{x} + Pb \quad (14)$$

dengan $P = (p_0, p_1, \dots, p_{t-1})$ menyatakan matriks vektor karakteristik pada t pertama, dan $b = (b_0, b_1, \dots, b_{t-1})^T$ menyatakan vektor bobot atau parameter bentuk untuk setiap vektor karakteristik. Oleh karena vektor karakteristik adalah ortogonal, $P^T P = I$, maka persamaan (14) dapat dinyatakan seperti berikut:

$$b = P^T (x - \bar{x}) \quad (15)$$

Persamaan di atas digunakan untuk merepresentasikan himpunan pelatihan dengan parameter bentuknya. Persamaan di atas juga digunakan untuk menghasilkan bentuk yang baru dengan memvariasikan parameter bentuk di dalam batasan tertentu. Batasan tersebut diturunkan dengan menghitung distribusi nilai parameter yang dibutuhkan untuk menghasilkan himpunan pelatihan. Oleh karena variansi b_i dalam himpunan pelatihan berkorespondensi dengan λ_i , maka batasan yang sesuai harus berada dalam urutan seperti dinyatakan dalam persamaan (16) karena hampir semua populasi terletak di dalam tiga standar deviasi dari rata-rata.

$$-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i} \quad (16)$$

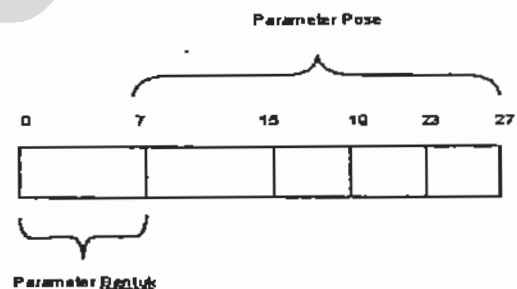
3.3. Pencarian Ciri-Ciri Wajah

Metode yang digunakan untuk pencarian ini adalah algoritma genetika (AG) yang dipilih karena karakteristiknya yang sesuai untuk pencarian solusi optimal secara global. Proses-proses yang dilibatkan dalam suatu siklus AG yang diaplikasikan pada perangkat lunak, yaitu: (a) inialisasi dan representasi populasi awal, (b) evaluasi, (c) penskalaan fitness, (c) seleksi, dan (d) operasi genetika: pindah silang dan mutasi [2],[3],[8].

Inialisasi dan Representasi Populasi Awal

Inialisasi populasi awal yang tepat adalah penting dan mempengaruhi hasil akhir dari prosedur pencarian. Pada permasalahan untuk pencarian ciri-ciri wajah, individu populasi merepresentasikan sebuah parameter bentuk dan parameter pose. Semakin besar proporsi kumulatif, besar pula nilai karakteristik yang terpilih mengakibatkan besar pula ukuran populasi. Untuk penentuan setiap individu digunakan bilangan random untuk memilih parameter bentuk dan pose yang diinginkan.

Pengkodean yang digunakan adalah dengan menggunakan bit-bit biner. Karenanya perlu ditentukan panjang dari setiap kromosom, dan pada aplikasi ini sesuai dengan kebutuhan ditentukan sama dengan 29, yang dibagi menjadi lima bagian: 8 bit bagian depan (*most significant bit*) merepresentasikan parameter bentuk, 8 bit selanjutnya merepresentasikan sudut rotasi dalam radian, 4 bit kemudian merepresentasikan faktor skala, 4 bit selanjutnya merepresentasikan translasi pusat titik berat untuk absis dan 4 bit terakhir merepresentasikan translasi pusat titik berat untuk ordinat. Pemilihan jumlah bit untuk merepresentasikan parameter bentuk adalah sesuai dengan batas atas dari setiap nilai karakteristik yang terpilih, sedangkan untuk sudut rotasi yang dikodekan adalah sudut dalam derajat.



Gambar 2. Representasi Kromosom

Dalam implementasi, digunakan rotasi maksimum sebesar 90° , sehingga jumlah bit yang sesuai adalah 8. Oleh karena faktor skala dianggap penskalaan maksimum adalah 10 kali, maka jumlah bit yang sesuai

adalah 4 bit; dan untuk translasi x dan y diasumsikan berupa translasi maksimum sebesar 10 piksel, maka jumlah bit yang sesuai adalah 4 bit. Gambar 2 memperlihatkan representasi sebuah kromosom.

Evaluasi

Langkah-langkah untuk menghitung nilai fitness setiap individu meliputi:

- ubah genotif yang dimiliki oleh kromosom ke fenotifnya masing-masing. Dalam hal ini berarti mengubah string biner ke nilai realnya yang bersesuaian (proses penguraian kode),
- evaluasi fungsi obyektif, dan
- ubah nilai yang didapatkan dari setiap fungsi obyektif ke dalam nilai fitnessnya masing-masing.

Dalam langkah pertama dilakukan proses penguraian bit-bit biner menjadi nilai real masing-masing, yaitu parameter bentuk, dan ke dalam parameter pose untuk sudut rotasi, ukuran skala, translasi pusat titik berat untuk absis dan ordinat. Fungsi obyektif yang digunakan untuk aplikasi ini adalah jumlah selisih kuadrat profil level keabuan (*the sum of squares of differences, R^2*), seperti berikut [7]:

$$R^2 = (g - g_{best_fit})^T (g - g_{best_fit}) \quad (17)$$

Setiap individu dihitung nilai fitnessnya dengan menggunakan rumus di atas yaitu menghitung selisih antara profil level keabuan yang diekstrak dari setiap individu terhadap citra uji coba dengan profil level keabuan paling fit. Untuk menghitung keakuratan ciri wajah yang dihasilkan digunakan fungsi jarak euclidean yaitu menghitung selisih koordinat ciri-ciri wajah yang dihasilkan dengan koordinat ciri-ciri wajah yang didapatkan dari citra pelatihan. Fungsi yang digunakan adalah [7]:

$$f(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2 \quad (18)$$

dengan n adalah jumlah titik dalam setiap citra, x_i dan y_i adalah koordinat dari ciri-ciri wajah yang dihasilkan dan x'_i dan y'_i adalah koordinat dari ciri-ciri wajah citra uji coba yang didapatkan dari proses pelatihan. Berdasarkan fungsi obyektif tersebut disimpulkan bahwa semakin kecil nilai fitness semakin mirip individu terhadap citra uji coba sehingga individu tersebut bisa diambil menjadi ciri-ciri citra uji coba.

Penskalaan Fitness

Metode penskalaan fitness (*fitness scaling*) yang digunakan adalah *windowing*. Kegunaan dari penskalaan fitness adalah untuk memperkuat/menguatkan kesempatan bereproduksi dari kromosom yang paling pas dari sebuah populasi. Metode ini akan meningkatkan kesempatan bereproduksi dari kromosom terkuat dan mengurangi kesempatan kromosom yang kurang fit dalam menghasilkan keturunan. *Windowing* dilakukan

dengan mengurangi masing-masing nilai fitness yang ada dalam sebuah populasi dengan nilai fitness terjelek dari populasi tersebut.

Untuk melakukan prosedur *fitness scaling*, fungsi obyektif yang digunakan haruslah yang memaksimalkan nilai fitness, sedangkan perangkat lunak pencarian ciri-ciri wajah ini bertujuan untuk meminimumkan nilai fitness, sehingga nilai fitness yang telah didapatkan kemudian dimaksimalkan dengan mengambil nilai fitness adalah $1/eval(v_k)$, di mana v_k menyatakan kromosom ke- k . Namun, sebelum proses penskalaan fitness dilakukan, nilai fitness dari individu populasi terlebih dahulu diurut secara menurun. Bersamaan dengan proses pengurutan tersebut, sejumlah properti lainnya dari masing-masing individu juga ikut dipertukarkan sesuai dengan posisi hasil pengurutannya.

Seleksi

Dari populasi awal yang telah dibentuk dipilih sejumlah individu yang terbaik untuk melakukan proses reproduksi. Individu-individu ini dipilih berdasarkan nilai fitness masing-masing. Mekanisme seleksi yang digunakan adalah *roulette wheel* yang dikombinasikan dengan metode *elitist*, seperti dibahas dalam [7].

Pindah Silang dan Mutasi

Teknik pindah silang yang digunakan adalah 1-point crossover dan 2-point crossover. Pada teknik pindah silang 1-point crossover, dibutuhkan satu bit tempat pertukaran bit-bit string sedangkan pada 2-point crossover dibutuhkan dua bit sebagai tempat pertukaran dari bit string [7]. Untuk proses mutasi dilakukan dengan menggunakan prosedur standar seperti dibahas dalam [7].

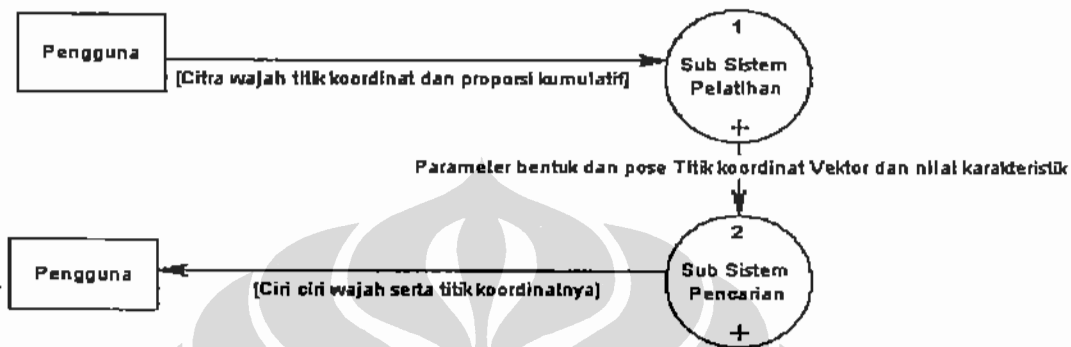
4. DESAIN DAN IMPLEMENTASI PERANGKAT LUNAK

Perangkat lunak pencarian ciri-ciri wajah ini dibuat dengan tujuan untuk mengimplementasikan metode MDT dan algoritma genetika dalam proses pencarian ciri-ciri wajah. Perangkat lunak menerima masukan berupa sejumlah citra wajah manusia. Untuk setiap masukan citra, diletakkan titik-titik koordinat penting yang merepresentasikan karakteristik citra wajah tersebut. Titik-titik penting ini selanjutnya diproses menggunakan metode MDT.

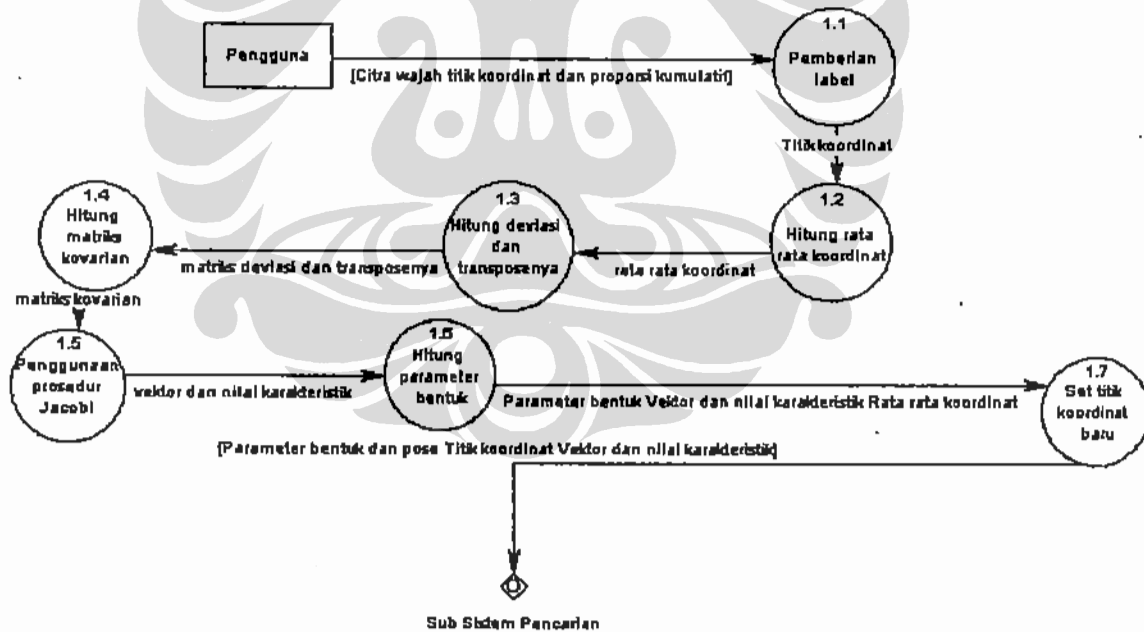
Dari proses pelatihan dihasilkan vektor dan nilai karakteristik yang menggambarkan variasi dari sekumpulan citra wajah serta parameter bentuk. Proses selanjutnya berkaitan dengan proses pencarian ciri-ciri wajah dengan menggunakan pengoptimasi algoritma genetika. Sebelum proses dimulai, parameter-parameter yang diperlukan untuk terlaksananya proses pencarian

ciri-ciri wajah beberapa parameter harus dimasukkan terlebih dahulu, seperti ukuran generasi, probabilitas pindah silang, pro-babilitas mutasi, dan teknik pindah silang yang digunakan. Hasil akhir dari proses ini berupa ciri-ciri wajah dari citra wajah yang dimasukkan.

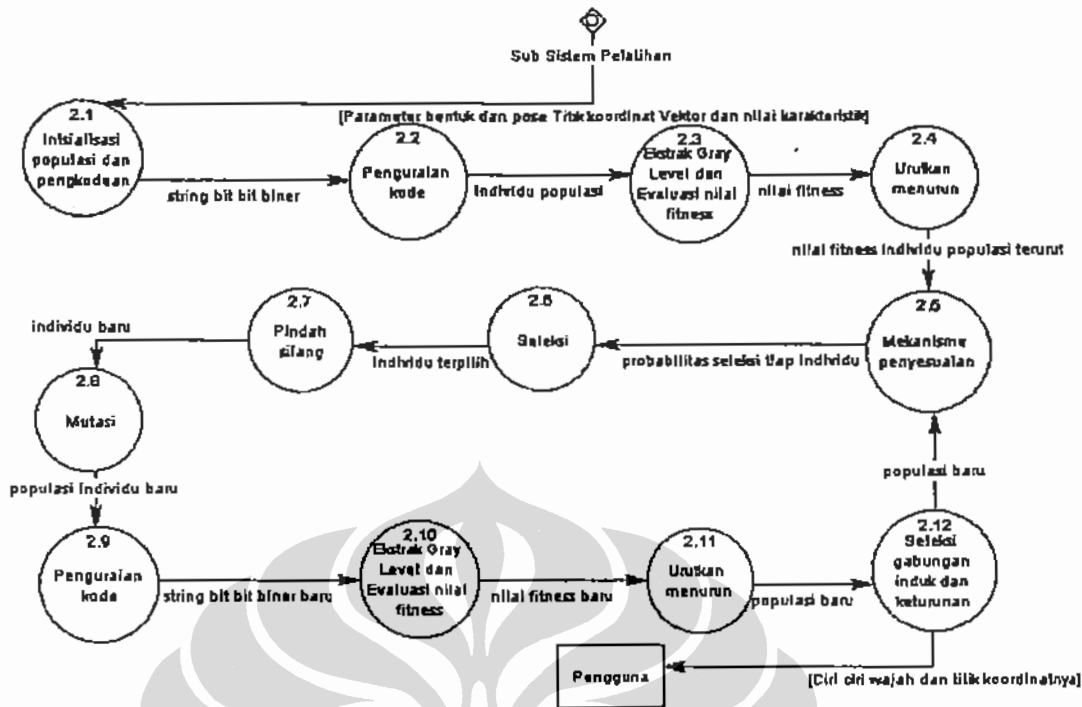
Diagram alir data (DAD) yang menggabarkan desain tingkat atas (DAD level ke-1) dari perangkat lunak dapat dilihat dalam gambar 3. Sedang DAD level ke-2 dari kedua sub-sistem, yaitu sub-sistem pelatihan dan sub-sistem pencarian, berturut-turut ditunjukkan dalam gambar 4 dan 5.



Gambar 3. DAD Level-1 dari Aplikasi Pencarian Ciri-ciri Wajah



Gambar 4. DAD Level-2 dari Sub-sistem Pelatihan



Gambar 5. DAD Level-2 dari Sub-sistem Pencarian

Dalam DAD level-2, seperti ditunjukkan dalam gambar 4, proses diawali dengan pemberian label pada setiap citra wajah pelatihan diletakkan titik-titik penting di mana jumlah titik penting pada setiap citra wajah ditentukan sama dengan 88 buah. Peletakan titik-titik penting pada setiap citra wajah dilakukan dengan menggunakan *event mousedown* dan *mouseup* yang dimiliki oleh citra tersebut. Titik-titik penting ini merepresentasikan ciri-ciri wajah dari seseorang. Dari proses pemberian label ini, setiap citra wajah direpresentasikan dengan himpunan titik-titik penting. Titik-titik penting ini membangun himpunan bentuk pelatihan.

Rata-rata titik-titik penting himpunan bentuk pelatihan dihitung untuk membentuk mean shape. Setelah dihitung rata-rata koordinat titik-titik penting, deviasi dari setiap koordinat terhadap rata-rata koordinat dihitung. Matriks deviasi dari absis dan ordinat kemudian digabung ke dalam satu matriks di mana kolom pada matriks gabungan ini berasal dari deviasi terhadap absis dan ordinat secara bergantian.

Terhadap matriks deviasi gabungan dilakukan proses transpose matrik, di mana dari proses ini baris pada matriks deviasi menjadi kolom pada matriks deviasi transpose. Setelah diperoleh matriks deviasi gabungan, proses selanjutnya adalah mendapatkan vektor dan nilai karakteristik. Vektor dan nilai karakteristik ini diperoleh dengan menggunakan prosedur Jacobi.

Parameter bentuk dihitung dari setiap bentuk pelatihan setelah vektor dan nilai karakteristik diperoleh. Jumlah variasi bentuk yang utama ditentukan dengan menghitung nilai karakteristik yang memenuhi sesuai dengan besar proporsi kumulatif yang dimasukkan. Setelah didapatkan bilangan ini variasi bentuk yang utama dapat dihitung. Variasi bentuk yang utama diperoleh dengan memvariasikan parameter bentuk. Agar bentuk variasi yang dihasilkan merupakan bentuk yang legal, parameter bentuk hasil variasi harus berada dalam interval yang telah ditentukan.

DAD level-2 untuk sub-sistem pencarian ciri-ciri diilustrasikan pada gambar 5. Proses ini diawali dengan prosedur untuk melakukan inisialisasi populasi awal dan pengkodeannya. Selanjutnya, sebelum nilai fitness setiap individu dapat dihitung, individu yang dilambangkan sebagai bit string diuraikan kembali menjadi bilangan real dari masing-masing parameter yang membangun sebuah kromosom.

Dari setiap individu yang membentuk populasi, dilakukan ekstraksi keabuan pada setiap titik-titik penting yang membentuk individu tersebut. Setelah setiap individu diuraikan kode bit stringnya dan setelah diekstrak level keabuan dari setiap titik yang ada pada individu tersebut, nilai fitness individu ini dapat dihitung. Sebagaimana dijelaskan sebelumnya, penskalaan dapat dilakukan setelah populasi individu diurutkan secara menurun. Mekanisme penyesuaian yang digunakan pada aplikasi ini adalah teknik penskalaan

fitness windowing. Teknik ini bekerja dengan mengurangi nilai fitness setiap individu terhadap nilai fitness terburuk yang ada pada populasi individu tersebut.

Seleksi untuk memilih individu-individu terbaik yang digunakan pada aplikasi ini ada dua jenis, yaitu seleksi berdasarkan metode roulette wheel dan seleksi gabungan. Pada seleksi dengan menggunakan metode roulette wheel, individu dengan nilai fitness yang bagus lebih besar kemungkinannya untuk dipilih. Seleksi gabungan dilakukan untuk menggabungkan individu dan keturunannya. Cara yang digunakan adalah dengan membandingkan antara individu terbaik yang dimiliki populasi induk dengan individu terbaik yang dimiliki oleh generasi anak. Individu terbaik diantara keduanya ditempatkan pada urutan pertama pada populasi gabungan. Kemudian populasi yang terbaik ditempatkan pada urutan awal diikuti dengan populasi yang lebih buruk. Setelah terbentuk populasi gabungan antara induk dan keturunannya, dilakukan pengurutan terhadap populasi gabungan ini.

Teknik pindah silang yang digunakan pada aplikasi ini adalah 1-point crossover dan 2-point crossover. Pada 1-point crossover, posisi tempat pertukaran bit-bit string adalah satu, dan pada 2-point crossover, posisi tempat pertukaran bit-bit string adalah dua. Untuk proses mutasi yang menukarkan bit string pada individu yang terpilih untuk dikenai mutasi, pada aplikasi ini digunakan teknik yang sederhana yang hanya mempertukarkan isi bit-bit string terpilih saja.

5. UJI COBA DAN EVALUASI

Tabel 1. Kriteria Uji Coba

Uji Coba ke	Parameter		
	Ukuran Generasi	Probabilitas Pindah Silang	Probabilitas Mutasi
1	30	25	0,5
2	30	25	1
3	30	25	5
4	30	30	0,5
5	30	30	1
6	30	30	5
7	30	35	0,5
8	30	35	1
9	30	35	5
10	30	40	0,5
11	30	40	1
12	30	40	5

Uji coba dilakukan pada lingkungan dengan spesifikasi perangkat keras menggunakan prosesor Intel Pentium II, memori utama 64 MB, dan perangkat lunak

operasi Windows 98. Sedangkan bahasa pemrograman yang digunakan adalah Borland C++ Builder versi 4.0 dengan basis data Paradox.

Uji coba yang dilakukan terhadap perangkat lunak menggunakan data yang berupa citra wajah yang masing-masing berukuran 92 x 112 piksel dan berwarna keabuan, yang diperoleh dari Basis Data Manchester [6]. Untuk keperluan proses pelatihan, digunakan satu subset citra wajah sejumlah 55 yang berasal dari 11 orang yang berbeda yang masing-masing diwakili oleh 5 variasi citra wajah. Sedang untuk proses pencarian digunakan sebanyak 30 citra, di mana 25 diantaranya diambil secara random dari satu set data yang digunakan untuk pelatihan dan 5 sisanya diambil dari set citra wajah di luar dataset yang digunakan untuk pelatihan.

Tabel 2. Statistik Rerata Hasil Nilai Fitness

No Citra	Nilai Fitness		Std. Deviasi Fitness	
	1-Point Cross	2-Point Cross	1-Point Cross	2-Point Cross
1	48.267	48.574	1.039	1.794
2	46.811	47.442	1.695	1.794
3	45.111	45.127	0.513	0.467
4	42.644	42.583	0.707	0.714
5	41.247	41.263	0.556	0.252
6	47.492	47.658	1.008	0.849
7	38.264	39.164	0.671	0.608
8	38.152	38.140	0.966	0.649
9	43.068	43.018	0.543	0.849
10	42.283	42.306	0.202	0.689
11	40.401	39.885	0.365	0.959
12	43.541	43.430	0.074	0.213
13	37.426	37.859	1.177	0.726
14	34.275	33.693	1.192	1.483
15	38.578	38.483	0.320	0.449
16	38.564	38.658	0.326	0.000
17	41.954	41.538	0.457	0.417
18	33.108	34.061	1.636	1.307
19	30.254	29.861	0.380	0.531
20	43.288	43.443	2.589	1.909
21	37.021	36.566	1.839	1.598
22	46.420	46.831	1.346	1.023
23	43.097	39.517	0.680	0.637
24	43.097	43.249	0.575	0.348
25	37.272	37.307	0.278	0.280
26	41.150	41.419	1.234	1.170
27	39.734	39.005	0.912	1.250
28	32.676	32.280	0.694	1.224
29	46.809	47.341	1.115	0.833
30	39.361	39.952	1.755	1.154

Pelaksanaan uji coba dibagi dalam beberapa kriteria seperti diperlihatkan dalam tabel 1. Setiap uji coba dilakukan dengan teknik 1-point cross-over dan 2-point

cross-over. Jadi, satu citra wajah yang sama digunakan pada kedua teknik cross-over. Setiap uji coba dilakukan sebanyak 12 kali dengan variasi parameter uji coba seperti ditunjukkan dalam tabel 1.

Jarak euclidean dari individu terbaik yang ditemukan pada generasi terakhir digunakan sebagai tingkat kesalahan dari proses pencarian Jarak euclidean ini menyatakan jarak antara titik-titik koordinat citra uji coba dengan citra pelatihan yang dinyatakan dalam satuan piksel.

Rekapitulasi hasil uji coba ditunjukkan dalam tabel 2 dan tabel 3. Tabel 2 memperlihatkan nilai fitness rata-rata dari individu-individu terbaik yang diperoleh dalam proses pencarian, sedang tabel 3 memperlihatkan rata-rata prosentase tingkat kesalahan individu terbaik dari generasi terakhir yang dihasilkan dalam uji coba.

Tabel 3. Statistik Rerata Hasil Prosentase Kesalahan

No Citra	Kesalahan (%)		Std. Deviasi Kesalahan	
	1-Point Cross	2-Point Cross	1-Point Cross	2-Point Cross
1	3.910	3.921	0.074	1.005
2	3.519	3.617	0.827	1.005
3	6.969	6.923	0.158	0.147
4	4.472	4.454	0.179	0.178
5	4.315	3.640	1.580	0.021
6	3.085	2.997	0.623	0.363
7	4.331	4.335	0.009	0.009
8	5.140	5.929	0.058	1.169
9	4.037	4.040	0.015	0.363
10	4.942	5.192	0.850	0.012
11	3.742	3.702	0.027	0.038
12	6.331	6.371	0.052	0.070
13	3.454	3.407	0.108	0.078
14	6.264	5.860	1.138	0.491
15	6.466	6.480	0.027	0.081
16	5.232	5.233	0.005	0.000
17	6.741	5.358	2.590	2.628
18	9.671	8.258	2.736	2.111
19	9.215	8.763	1.805	0.993
20	4.497	3.071	3.421	2.211
21	6.633	6.397	1.580	1.501
22	9.776	9.773	0.007	0.006
23	2.806	4.918	0.158	0.127
24	2.806	2.812	0.049	0.052
25	8.895	8.899	1.179	1.236
26	5.294	5.416	0.947	1.151
27	13.388	10.633	2.508	2.471
28	10.552	11.069	2.071	1.984
29	7.429	7.581	1.691	0.990
30	6.641	5.913	2.011	0.744

Dari rerata hasil nilai fitness dari individu-individu terbaik yang diperoleh dari hasil uji coba (tabel 2) dapat disimpulkan bahwa baik untuk teknik pindah silang 1-point crossover maupun 2-point crossover memberikan hasil rerata nilai fitness yang hampir rata untuk setiap uji

coba. Hal ini dibuktikan oleh nilai deviasi standar yang sangat rendah untuk kedua belas kriteria uji coba dari masing-masing citra wajah. Untuk ini nilai deviasi standar minimum, maksimum dan rata-rata berturut-turut adalah 0,074, 2,589 dan 0,895 (untuk teknik pindah silang 1-point crossover) dan 0.000, 1,909 dan 0,873 (untuk teknik pindah silang 1-point crossover).

Sedang dari hasil prosentase tingkat kesalahan individu terbaik dari generasi terakhir (tabel 3) dapat disimpulkan bahwa prosentase tingkat kesalahan rata-rata hasil uji coba berkisar antara 2% hingga 14%. Untuk uji coba dengan teknik 1-point crossover, prosentase kesalahan minimum, maksimum, dan rata-rata berturut-turut adalah 2,806%, 13,388% dan 6,018%; dengan deviasi standar minimum, maksimum dan rata-rata berturut-turut sebesar 0.005%, 3,421% dan 0,949%. Sedang untuk uji coba dengan teknik 2-point crossover, prosentase kesalahan minimum, maksimum, dan rata-rata berturut-turut adalah 2,812%, 11,069% dan 5,832%; dengan deviasi standar minimum, maksimum dan rata-rata berturut-turut sebesar 0.000%, 2,628% dan 0,774%.

5. KESIMPULAN

Dari hasil uji coba yang dilakukan terhadap perangkat lunak dapat disimpulkan beberapa hal seperti berikut:

- Perangkat lunak yang menggabungkan model distribusi titik dan algoritma genetika untuk pencarian ciri-ciri wajah (*facial features*) telah berhasil didesain dan diimplementasikan dalam lingkungan sistem operasi Windows. Model distribusi titik dapat menghasilkan model bentuk yang terparameter secara kompak dari objek yang memiliki banyak variabel, sedang algoritma genetika dipilih sebagai metode untuk mengoptimalkan pencarian ciri-ciri wajah dengan kemampuannya yang teruji bagus untuk pencarian secara global.
- Uji coba terhadap perangkat lunak menunjukkan hasil yang cukup signifikan, di mana dari keseluruhan citra wajah yang diujicobakan memberikan tingkat kesalahan pada interval 2,806% hingga 13,388%, dengan prosentase kesalahan minimum, maksimum dan rata-rata berturut-turut sebesar 2,806%, 13,388% dan 6,018% untuk uji coba menggunakan teknik pindah silang 1-point crossover. Sedang untuk uji coba dengan teknik 2-point crossover, prosentase kesalahan minimum, maksimum, dan rata-rata berturut-turut adalah 2,812%, 11,069% dan 5,832%. Untuk kedua teknik pindah silang yang digunakan ini, kerapatan dari prosentase tingkat kesalahan cukup ketat. Hal ini ditunjukkan oleh nilai standar deviasi prosentase kesalahan yang berada dalam kisaran 0% hingga 0.949%.

- c) Satu kemungkinan perbaikan yang dapat dilakukan terhadap kinerja perangkat lunak yang telah berhasil dibuat adalah penerapan *Active Shape Model (ASM)* [5]. Dengan mengintegrasikan metode ini dengan algoritma genetika pada proses pencarian, diharapkan dapat menghasilkan ciri-ciri wajah yang lebih optimal. Hal ini dimungkinkan karena ASM dikategorikan sebagai salah satu pengoptimasi lokal yang baik, sedang algoritma genetika adalah pengoptimasi global yang baik. Dengan demikian penggabungan dari keduanya diharapkan akan menghasilkan satu metode yang akan mampu mengeksplorasi ruang pencarian dan mengeksploitasi daerah yang telah ditemukan oleh algoritma genetika.

REFERENSI

- [1] Cootes, T.F., Taylor J.C., H.D.Cooper and Graham J., 1992, "Training Models of Shape From Sets of Examples", David Hogg and Roger Boyle (editors), *Proc. of British Machine Vision Conference 1992*, Springer Verlag.
- [2] Beasley, D., Bull R. David and Martin R. Ralph, 1993a, "An Overview of Genetic Algorithms: Part 1, Fundamentals", *University Computing*.
- [3] Beasley, D., Bull R. David and Martin R. Ralph, 1993b, "An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics", *University Computing* Beasley, D., Bull R. David and Martin R. Ralph, "An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics", *University Computing*.
- [4] Cootes, T.F., Taylor J.C., 1993, "Active Shape Model Search using Local Grey-Level Models: A Quantitative Evaluation", *Proc. British Machine Vision Conference*, 1993, pp 9-18.
- [5] Cootes, T.F., Hill A., Taylor J.C. and Haslam J., 1994, "The Use of Active Shape Models For Locating Structures in Medical Images", *Image and Vision Computing*, Vol. 12, No.6, pp. 355-366.
- [6] Cootes, T.F., and Taylor J.C., 2001, "Statistical Models of Appearance for Computing Vision", *Wolfson Image Analysis Unit, Imaging Science and Biomedical Engineering*, University of Manchester.
- [7] Gen, Mitsuo and Cheng Runwei, 1997, *Genetic Algorithms and Engineering Design*, Ashikaga Institute of Technology, Ashikaga, Japan, John Wiley & Sons, Inc.
- [8] Lanitis, A., Hill A., Cootes F.T. and Taylor J.C., 1995, "Locating Facial Features Using Genetic Algorithms", *Wolfson Image Analysis Unit, Imaging Science and Biomedical Engineering*, University of Manchester.