

BAB 2
PENENTUAN SUDUT PANDANG WAJAH TIGA DIMENSI
DENGAN MENGGUNAKAN INTERPOLASI LINIER DAN
INTERPOLASI SPLINE

Bab ini akan menjelaskan tentang penelitian Penentuan Sudut Pandang Wajah 3 Dimensi dengan Menggunakan Interpolasi Linier dan Interpolasi Spline (Sanabila, 2008). Hal-hal yang akan dijelaskan adalah dasar-dasar teorinya, algoritmanya, skema eksperimen, hasil dari eksperimen, analisis-analisis, serta kesimpulannya.

2.1 Interpolasi Linier dan Interpolasi Spline

Pada penelitian tersebut menggunakan tiga macam interpolasi, yaitu interpolasi linier, interpolasi *Quadratic Bezier Spline*, dan interpolasi *Cardinal Spline* (Sanabila, 2008).

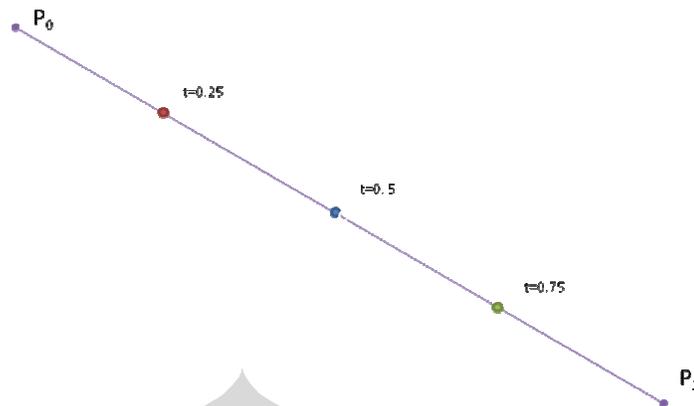
2.1.1 Interpolasi Linier

Interpolasi linier merupakan metode interpolasi yang akan menghasilkan garis lurus antara dua titik kontrol yang diinterpolasikan. Interpolasi linier merupakan bentuk paling sederhana dibandingkan dengan interpolasi lain.

Misalkan terdapat dua titik data, P_0 dan P_1 , maka letak titik lain yaitu P_t yang berada pada t dapat dicari menggunakan persamaan 2.1 (Heath, 2002):

$$P_t = P_0 + (P_1 - P_0)t \quad (2.1)$$

Variabel t diatas batasannya antara 0,0 sampai 1,0, semakin kecil semakin mendekati titik P_0 , sebaliknya jika semakin besar maka mendekati titik P_1 . Gambar 2.1 merupakan gambaran dari hubungan variabel t dengan persamaan 2.1.



Gambar 2.1 Gambaran Interpolasi Linier

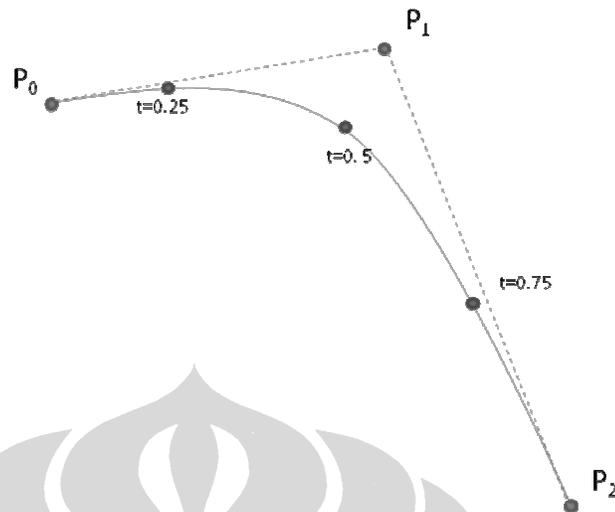
2.1.2 Interpolasi Bezier Kuadratik

Interpolasi Bezier sering dipakai untuk membuat kurva interpolasi yang lebih halus dengan menggunakan beberapa titik kontrol. Jumlah titik kontrol dalam interpolasi Bezier bervariasi sesuai kebutuhan. Interpolasi Bezier dengan menggunakan 3 titik kontrol disebut juga interpolasi Bezier kuadratik (*Quadratic Bezier Interpolation*), jika menggunakan 4 titik disebut interpolasi Bezier kubik (*Cubic Bezier Interpolation*). Pada penelitian tersebut hanya memakai jenis Bezier kuadratik.

Misalkan terdapat tiga titik yang menjadi titik kontrol, yaitu P_0 , P_1 , dan P_2 , maka posisi titik lain, yaitu P_t yang berada pada t (antara 0,0 sampai 1,0) antara P_0 dan P_2 dapat dicari menggunakan Persamaan 2.2 (Sanabila, 2008):

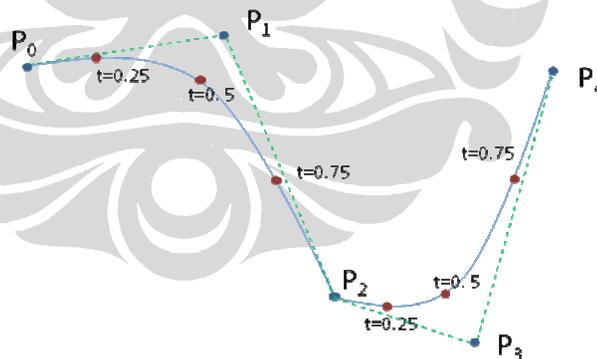
$$P_t = (1 - t)^2 P_0 + 2t(1 - t)P_1 + t^2 P_2 \quad (2.2)$$

Gambar 2.2 memberikan penggambaran dari interpolasi Bezier kuadratik:



Gambar 2.2 Gambaran Interpolasi Bezier Kuadratik

Pada Gambar 2.2 terlihat kelemahan dari metode interpolasi ini, yaitu titik P_1 yang tidak dilewati oleh garis hasil interpolasi. Kelemahan lain dari metode ini adalah sambungan antar interpolasi yang patah (Sanabila, 2008). Misalnya terdapat 5 titik, maka dapat dibuat 2 interpolasi dari P_0 sampai P_2 dan antara P_2 sampai P_4 . Penggambarannya seperti Gambar 2.3:



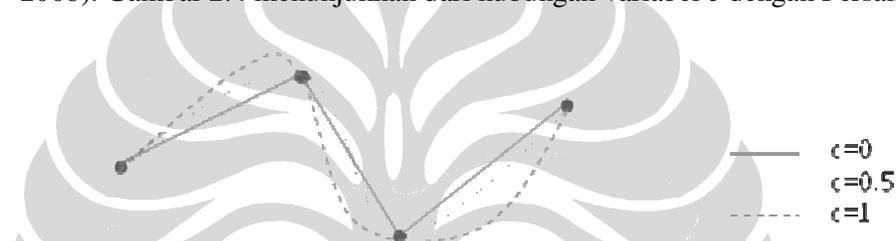
Gambar 2.3 Sambungan antar Interpolasi yang Terlihat Patah

2.2.2 Interpolasi *Cardinal*

Metode *Cardinal Spline* menggunakan *tension* atau tarikan yang membuat elastisitas kurva menjadi dapat diatur. Metode ini memerlukan minimal empat titik yang harus memenuhi Persamaan 2.3.

$$P(t) = \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -c & 0 & c & 0 \\ 0 & -c & 0 & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{-1} \\ x_0 \\ x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 2t^3 - 3t^2 + 1 \\ -2t^3 + 3t^2 \\ t^3 - 2t^2 + t \\ t^3 - t^2 \end{bmatrix} \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

Variabel c pada Persamaan 2.3 merupakan variabel tarikan yang dapat mempengaruhi elastisitas atau kehalusan dari kurva. Variabel ini nilainya antara 0,0 sampai 1,0, semakin besar nilainya maka kurva akan semakin halus (Sanabila, 2008). Gambar 2.4 menunjukkan dari hubungan variabel c dengan Persamaan 2.3:



Gambar 2.4 Perbandingan Interpolasi dengan Variabel c yang Berbeda-Beda

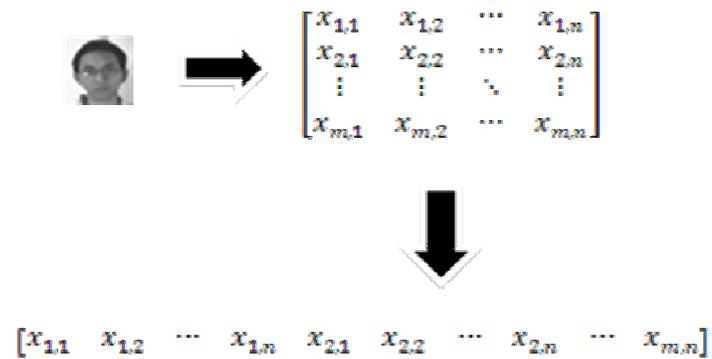
2.2 Principle Component Analysis

Principle Component Analysis (PCA) adalah suatu metode untuk mengurangi dimensi citra menjadi lebih kecil dengan hanya mengambil sejumlah elemen terpenting dari data. Pengurangan dimensi citra bertujuan untuk mengurangi sumber daya yang dipakai dan mengefektifkan operasi karena elemen yang dipakai hanya sejumlah elemen terpenting karena terkadang jika terlalu banyak dimensi yang dipakai, hasil dari operasi seperti jaringan syaraf tiruan ataupun sistem yang dikembangkan akan menjadi kurang baik.

Berikut ini algoritma dari PCA yang:

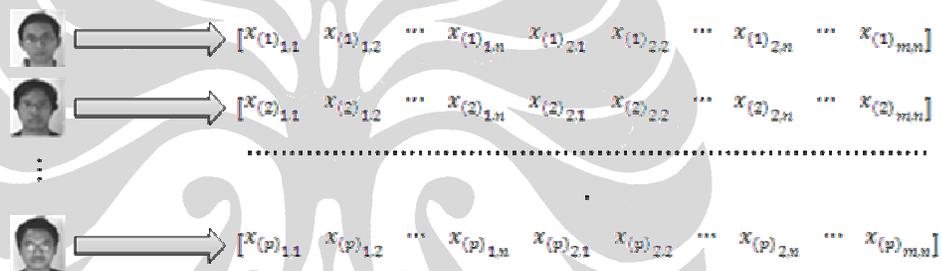
- Susun data acuan.

Misal foto berukuran $m \times n$, susun data tersebut menjadi vektor sepanjang $m \times n$ seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Perubahan dari Gambar menjadi Vektor

Begitu pula dengan foto selanjutnya, susun dibawah data foto sebelumnya seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2.6.

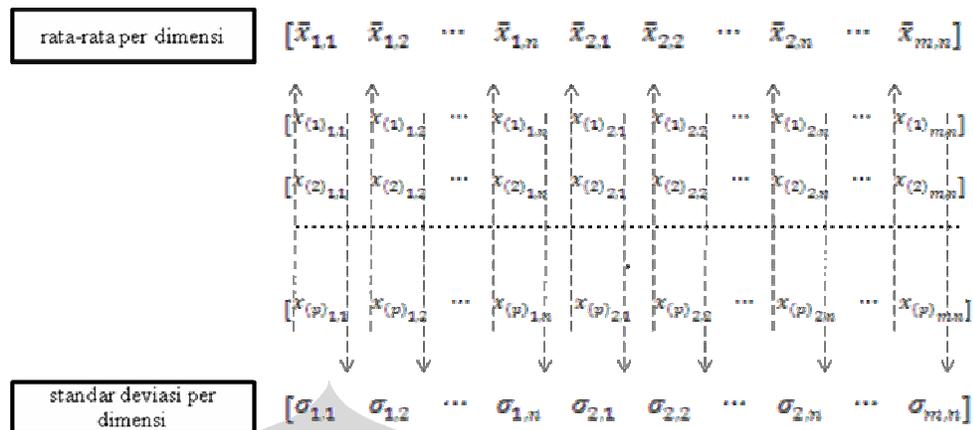


Gambar 2.6 Penyusunan Vektor

Variabel p adalah banyaknya data.

- Cari rata-rata dan standar deviasi masing-masing dimensi.

Gambar 2.7 menjelaskan tentang pengambilan nilai rata-rata dan standar deviasi masing-masing dimensi:



Gambar 2.7 Pengambilan Rata-Rata dan Standar Deviasi masing-Masing Dimensi

Hal ini dilakukan untuk menormalisasi data pada tahap selanjutnya.

- Normalisasi data dengan (*z-score*).

Normalisasi masing-masing elemen matriks dengan menggunakan informasi rata-rata dan standar deviasi tiap dimensi dengan persamaan 2.4 berikut:

$$z^{(p)}_{m,n} = \frac{x^{(p)}_{m,n} - \bar{x}_{m,n}}{\sigma_{m,n}} \quad (2.4)$$

- Cari kovarian dari data normal.

Cari kovarian dengan aturan pada persamaan 2.5:

$$cov(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^k (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(k-1)}$$

$$C^{n \times n} = (c_{i,j}, c_{i,j} = cov(Dim_i, Dim_j)) \quad (2.5)$$

$$covMat = \begin{bmatrix} cov(D_1, D_1) & cov(D_1, D_2) & \dots & cov(D_1, D_{n^2}) \\ cov(D_2, D_1) & cov(D_2, D_2) & \dots & cov(D_2, D_{n^2}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(D_{n^2}, D_1) & cov(D_{n^2}, D_2) & \dots & cov(D_{n^2}, D_{n^2}) \end{bmatrix}$$

- Lalu hitung nilai Eigen dan vektor Eigen dari masing-masing hasil kovarian.

Hitung nilai Eigen dengan persamaan 2.6 berikut:

$$\det \begin{bmatrix} c_{11} - \lambda & c_{12} & \dots & c_{1,n^2} \\ c_{2,1} & c_{2,2} - \lambda & \dots & c_{2,n^2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n^2,1} & c_{n^2,2} & \dots & c_{n^2,n^2} - \lambda \end{bmatrix} = 0 \quad (2.6)$$

$$\longrightarrow \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_{n^2} \end{bmatrix}$$

Ambil diagonal dari matriks nilai Eigen.

$$eigVal = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_{n^2} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Hitung vektor Eigen mengikuti aturan pada persamaan 2.8:

$$\begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1,n^2} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \dots & c_{2,n^2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n^2,1} & c_{n^2,2} & \dots & c_{n^2,n^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n^2} \end{bmatrix} = \lambda_i \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n^2} \end{bmatrix}, eig_i = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n^2} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$eigMat = (eig_1, eig_2, \dots, eig_{n^2})$$

Transpose vektor Eigen, pasangkan vektor Eigen dengan nilai Eigen yang sesuai. Lalu urutkan vektor Eigen sesuai dengan nilai Eigen-nya dengan yang terbesar di atas.

$$\begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{2,1} & \dots & x_{n^2,1} \\ x_{1,2} & x_{2,2} & \dots & x_{n^2,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1,n^2} & x_{2,n^2} & \dots & x_{n^2,n^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & x_{1,1} & x_{2,1} & \dots & x_{n^2,1} \\ \lambda_2 & x_{1,2} & x_{2,2} & \dots & x_{n^2,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_n & x_{1,n^2} & x_{2,n^2} & \dots & x_{n^2,n^2} \end{bmatrix} \downarrow \text{urutkan}$$

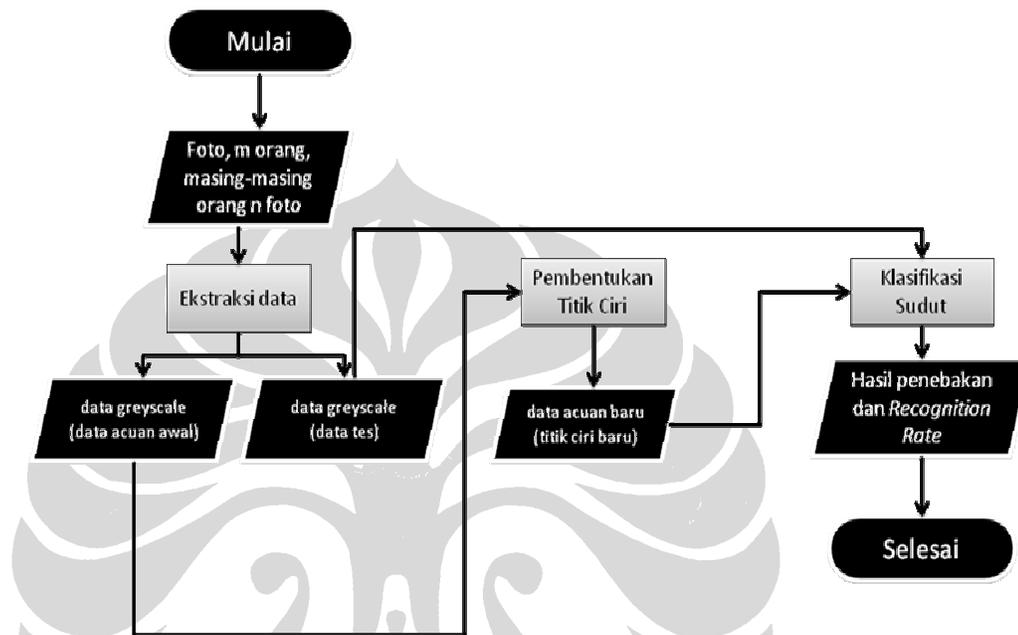
Gambar 2.8 Pemasangan Vektor Eigen dengan Nilai Eigen yang Sesuai lalu Diurutkan Sesuai Nilai Eigen

- Misal jumlah data adalah $m,n=i$ dan dimensi adalah p . Untuk memotong dimensi, ambil data dari vektor teratas sepanjang k ($0 < k < p$) dari vektor Eigen yang sudah terurut. Maka akan didapatkan matriks berukuran $i \times k$ yang merupakan matriks transformasi.
- Kalikan data acuan yang sudah dinormalisasi dengan matriks transformasi, data baru adalah data hasil perkalian tersebut.
- Sementara itu data uji langsung dikalikan dengan matriks transformasi yang sesuai.

Hasil akhir dari algoritma PCA tersebut adalah data yang dimensinya lebih kecil dan hanya merupakan elemen-elemen terpenting dari data keseluruhan (Smith, 2002).

2.3 Algoritma Sistem

Gambar 2.9 merupakan diagram alur sistem secara umum:



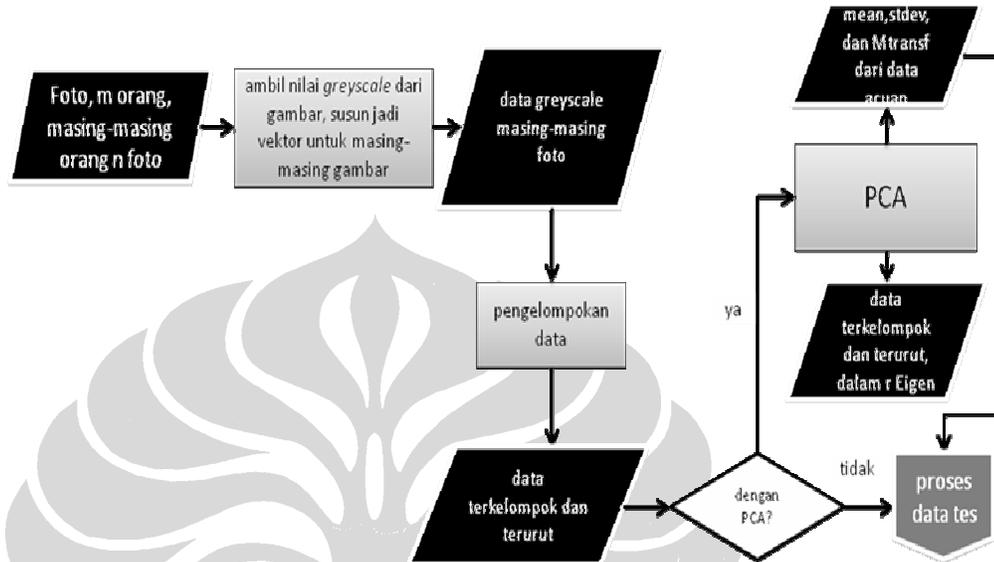
Gambar 2.9 Diagram Alur Sistem Terluar

Pada gambar tersebut terlihat bahwa sistem terdiri dari tiga tahap utama:

1. Ekstraksi data, keluarannya adalah data acuan dan data uji yang sudah dalam bentuk vektor untuk masing-masing data. Dalam tahap ini termasuk juga PCA.
2. Pembentukan titik ciri baru, keluarannya adalah titik-titik ciri baru yang termasuk titik lama di dalamnya. Di tahap inilah interpolasi digunakan.
3. Penentuan tebakan sistem dan penghitungan tingkat ketepatan tebakan sistem, keluarannya adalah matriks berisi hasil tebakan dan nilai kebenaran, serta tingkat ketepatan tebakan untuk sudut vertikal maupun sudut horizontal (dalam persen).

2.3.1 Ekstraksi Data

Gambar 2.10 merupakan diagram alur ekstraksi data:



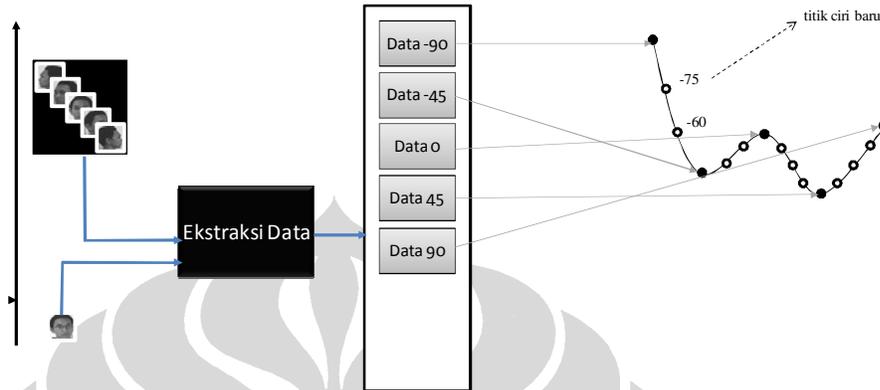
Gambar 2.10 Diagram Alur Ekstraksi Data

Dalam Gambar 2.10, tahapan yang terlihat adalah pengambilan nilai *grayscale*, pengelompokan data, dan PCA. Saat mengambil nilai *grayscale*, data sebuah foto akan menjadi sebuah matriks dengan ukuran yang sama dengan ukuran piksel foto. Kemudian matriks tersebut harus dibuat menjadi matriks satu baris atau vektor yang panjangnya adalah panjang matriks dikalikan lebar matriks.

Pada tahap pengelompokan data, data dikelompokkan berdasarkan kelas wajahnya atau individunya terlebih dahulu, baru dikelompokkan berdasarkan sudut vertikal dan sudut horizontalnya. Setelah dikelompokkan, kemudian data ditransformasi ke ruang Eigen untuk mengurangi dimensinya menggunakan algoritma PCA yang sudah dijelaskan sebelumnya.

2.3.2 Pembentukan Titik Ciri Baru

Data hasil transformasi akan menjadi acuan awal untuk membuat data acuan baru atau titik ciri baru dengan menggunakan interpolasi. Gambar 2.11 menjelaskan proses pembentukan titik ciri baru menggunakan interpolasi:

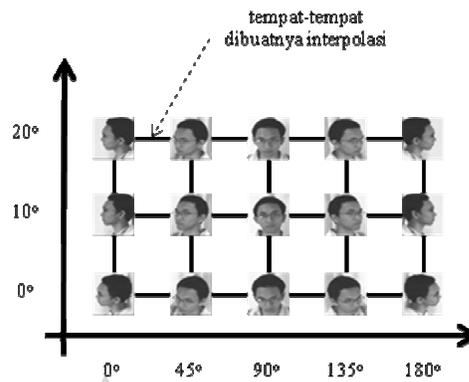


Gambar 2.11 Pembentukan Titik Ciri Baru Menggunakan Interpolasi

Pada Gambar 2.11 terlihat bahwa data-data yang menjadi data acuan awal akan dimasukkan ke dalam sebuah ruang, lalu diantara data-data acuan yang bersebelahan (misal 0° dengan 45° jika interval awalnya 45°) dibuat titik-titik ciri baru yang membentuk garis menggunakan interpolasi.

Dalam penelitian ini (Sanabila, 2008) terdapat dua skema pembentukan titik ciri baru, yaitu:

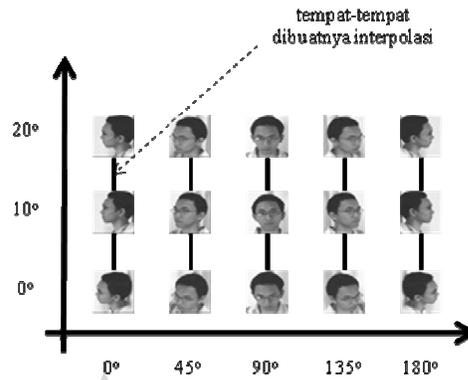
1. Mengelompokkan data berdasarkan sudut vertikal dan horizontalnya, lalu setiap kelompok sudut dihubungkan dengan interpolasi. Kemudian dari interpolasi tersebut akan diperoleh titik-titik ciri baru dengan jarak sudut yang lebih kecil dari data acuan awal. Metode ini pada selanjutnya disebut sebagai Metode Pembentukan Titik Ciri Baru 1. Penggambaran metode ini dapat dilihat melalui Gambar 2.12.



Gambar 2.12 Metode Pembentukan Titik Ciri baru 1

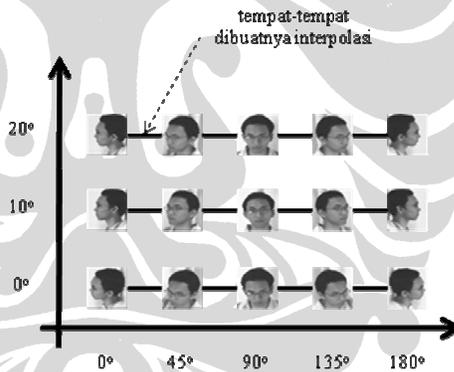
Pada Gambar 2.12 terlihat bahwa semua sudut-sudut yang bersebelahan dihubungkan dengan interpolasi. Ruang untuk semua kelompok pun digabung dalam satu ruang kelas wajah.

2. Mengelompokkan data berdasarkan sudut vertikalnya lalu dibuat interpolasi diantara sudut-sudut horizontal yang bersebelahan dalam kelompok tersebut. Data juga dikelompokkan berdasarkan sudut horizontalnya lalu dibuat interpolasi diantara sudut-sudut vertikal yang bersebelahan dalam kelompok tersebut. Kemudian dari interpolasi tersebut akan diperoleh titik-titik ciri baru dengan jarak sudut yang lebih kecil dari data acuan awal. Metode ini pada Bab 3 akan disebut sebagai Metode Pembentukan Titik Ciri Baru 2. Untuk pengelompokan berdasarkan sudut horizontal gambarnya seperti Gambar 2.13.



Gambar 2.13 Metode Pembentukan Titik Ciri 2, Dikelompokkan Berdasarkan Sudut Horizontal

Pada Gambar 2.13 interpolasi hanya dilakukan antara gambar dengan sudut vertikal yang bersebelahan. Sedangkan untuk pengelompokan berdasarkan sudut vertikal gambarnya seperti Gambar 2.14.



Gambar 2.14 Metode Pembentukan Titik Ciri 2, Dikelompokkan Berdasarkan Sudut Vertikal

Pada Gambar 2.14 interpolasi hanya dilakukan antara gambar dengan sudut horizontal yang bersebelahan (yang dihubungkan garis pada gambar). Interpolasi yang dimaksud tentu saja adalah ketiga jenis interpolasi yang sudah dijelaskan pada subbab sebelumnya, yaitu interpolasi linier, Bezier kuadratik, dan *cardinal*.

2.3.3 Penebakan Sudut dan Penghitungan Tingkat Pengenalan

Tahap-tahap dalam menebak sudut foto adalah seperti berikut:

1. Masukkan data uji ke dalam ruang data acuan yang sesuai.
2. Hitung jaraknya dengan semua data acuan di ruang tersebut. Penghitungan jarak menggunakan persamaan jarak Euclid, yang dapat ditulis seperti persamaan 2.9.

$$Ed(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad (2.9)$$

Variabel n merupakan jumlah dimensi dari data.

3. Setelah semua jarak sudah dihitung, cari jarak minimal di masing-masing kelompok (kelompok berdasarkan sudut vertikal maupun berdasarkan sudut horizontal). Jarak terdekat pada kelompok berdasarkan sudut vertikal merupakan tebakan dari algoritma untuk sudut horizontal foto, sebaliknya jarak terdekat pada kelompok berdasarkan sudut horizontal merupakan tebakan algoritma untuk sudut vertikal foto.

Sementara itu kalkulasi tingkat pengenalan dilakukan masing masing terhadap hasil tebakan sudut vertikal maupun hasil tebakan sudut horizontal.

2.4 Skema Eksperimen, Hasil Eksperimen, dan Analisis hasil Eksperimen

Dalam laporannya eksperimen dibagi menjadi dua kelompok berdasarkan skema pengelompokan data seperti yang telah dijelaskan pada subbab sebelum ini, yaitu pengelompokan berdasarkan kelas wajah (Metode Pembentukan Titik Ciri Baru 1), serta pengelompokan berdasarkan kelas wajah, sudut vertikal, atau sudut horizontal (Metode Pembentukan Titik Ciri Baru 2). Masing-masing skema dikerjakan dengan tiga set data seperti yang dituliskan pada Tabel 2.1 (Sanabila, 2008).

Tabel 2.1 Set Data Eksperimen Hadaiq R.S.

Set	Citra Pelatihan Horizontal (derajat)	Citra Uji Horizontal (derajat)	Citra Pelatihan Vertikal (derajat)	Citra Uji Vertikal (derajat)
1	0, 90, 180	15, 30, 45, 60, 75, 105, 120, 135, 150, 165	0, 10, 20	0, 10, 20
2	0, 45, 90, 135, 180	15, 30, 60, 75, 105, 120, 150, 165	0, 10, 20	0, 10, 20
3	0, 30, 60, 90, 120, 150, 180	15, 45, 75, 105, 135, 165	0, 10, 20	0, 10, 20

Hasil terbaik untuk eksperimen untuk skema eksperimen pertama, yaitu Metode Pembentukan Titik Ciri Baru 1, sudut vertikal adalah dengan Set 3 menggunakan interpolasi *cardinal*, yaitu 68,1%. Sedangkan untuk sudut horizontal yang terbaik adalah pada Set 3 menggunakan interpolasi Bezier kuadratik, yaitu 52,8% .

Hasil terbaik untuk eksperimen untuk skema eksperimen kedua, yaitu Metode Pembentukan Titik Ciri Baru 2, untuk sudut vertikal adalah dengan Set 3 menggunakan interpolasi *cardinal*, yaitu 68,1%. Sedangkan untuk sudut horizontal yang terbaik adalah pada Set 3 menggunakan interpolasi Bezier kuadratik, yaitu 47,2%. Hasil lebih lengkap dapat dilihat pada Laporan TA: Penentuan Sudut Pandang Wajah 3 Dimensi dengan Menggunakan Interpolasi Linier dan Interpolasi Spline sebagai Fungsi Pembentuk Garis Ciri (Sanabila, 2008).

Dari semua skema eksperimen, hasil eksperimen dapat dianalisis dalam dua butir berikut:

1. Secara umum, jenis interpolasi *spline* (Bezier dan *cardinal*) memiliki hasil yang lebih baik daripada interpolasi linier. Hal ini terlihat dari hasil-hasil terbaik yang didapatkan oleh eksperimen yang menggunakan interpolasi Bezier kuadratik (pada hasil eksperimen untuk sudut horizontal) dan interpolasi *cardinal* (pada hasil eksperimen untuk sudut vertikal).
2. Semakin banyak data acuan awal atau semakin dekat jarak antar sudut pada data acuan awal, hasil secara umum semakin baik. Hal ini terlihat dari hasil-

hasil terbaik yang didapatkan oleh eksperimen yang menggunakan set data ketiga, yaitu set yang jarak antar sudutnya paling kecil diantara set-set lain.

Hasil ini mungkin masih dapat diperbaiki lagi dengan beberapa modifikasi pada algoritma. Berikut ini beberapa persoalan dari algoritma yang dikembangkan di penelitian ini (Sanabila, 2008):

1. Pengelompokan data berdasarkan kelas wajah tidak sesuai dengan kebutuhan dari sistem yang akan dibuat. Jika data dikelompokkan berdasarkan kelas wajah, maka semua data yang diuji harus merupakan kelas wajah yang sudah terdaftar sebagai kelas wajah, sehingga foto wajah yang tidak terdaftar tidak dapat diuji. Selain itu kelas wajah menjadi tidak terlalu penting karena algoritma ini bertujuan untuk mengenali sudut wajah. Hal ini tidak sesuai dengan tujuan awalnya yaitu keamanan. Selain itu kelas wajah menjadi tidak terlalu penting karena algoritma ini bertujuan untuk mengenali sudut wajah. Hal ini akan coba diatasi dengan melakukan eksperimen menggunakan rata-rata dari data yang terdaftar untuk eksperimen dengan data *crisp*, serta dengan tambahan informasi nilai minimal dan maksimal untuk eksperimen dengan data *fuzzy*.
2. Dalam algoritma PCA, pada data uji tidak dinormalisasi terlebih dahulu sebelum dikalikan matriks transformasi, padahal data acuan dinormalisasi terlebih dahulu sebelum dikalikan matriks transformasi (Sanabila, 2009), sehingga persebaran data antara data acuan dan data uji berbeda. Hal ini coba diatasi dengan menormalisasi data uji menggunakan informasi rata-rata dan standar deviasi dari data acuan karena data uji yang tunggal memiliki rata-rata sama dengan data itu sendiri dan standar deviasi sama dengan nol. Pembahasan mengenai hal ini terdapat pada Bab 3.
3. Pada penggunaan interpolasi Bezier kuadrat, titik data kedua juga dianggap sebagai titik kontrol kedua sehingga tidak dilewati oleh garis interpolasi. Hal ini coba diatasi dengan *control point placement* yang akan dibahas pada Bab 3.