

DETEKSI FITUR WAJAH MANUSIA TANPA MARKER AKTIF MENGUNAKAN METODE *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)*

Muliyadi¹⁾, Tulus²⁾, F. Fahmi³⁾

Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Lhokseumawe¹⁾
Jl. B. Aceh-Medan KM. 280,3 Buketrata-Lhokseumawe, Tel. (0645)42670
Fakultas MIPA Universitas Sumatera Utara²⁾
Jl. Bioteknologi No. 1 Kampus USU Padang Bulan, Medan, Sumatera Utara
Jurusan Teknik Elektro Universitas Sumatera Utara³⁾
Jl. Almamater Kampus USU Medan 20155 Indonesia
Telepon +6261(8211236), Fax +6261(8213250)
Email : muliyadipnl@yahoo.com¹⁾, tulus@usu.ac.id²⁾, fahmimn@usu.ac.id³⁾

Abstrak

Motion capture dengan menggunakan marker aktif yang ada saat ini membutuhkan perangkat dan pakaian khusus yang dipakai oleh aktor yang mengakibatkan aktor sulit untuk melakukan gerakan-gerakan yang kompleks. Hal ini kemungkinan ada bagian marker yang terlepas atau tidak tertangkap oleh kamera sehingga mempengaruhi hasil capture. Dalam penelitian ini akan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) untuk mendeteksi fitur-fitur wajah yang meliputi alis, mata, hidung, mulut dan lengkungan wajah. tanpa menggunakan marker akan tetapi dengan menggunakan titik landmark pada setiap fitur-fitur wajah, yang nantinya dapat memberikan kontribusi pada bidang penelitian facial motion capture dan pada dunia animasi serta game development sehingga akan mempermudah para kreator dalam membuat animasi yang realistis sebagaimana gerakan aslinya atau alami dari Aktor tanpa menggunakan pakaian khusus atau marker.

Kata kunci : Principal Component Analysis, Fitur –fitur wajah manusia, ficial motion capture, marker aktif, landmark, game development.

1. Pendahuluan

Dalam bidang animasi, *motion capture* adalah salah satu cara yang dipakai para kreator animasi untuk mengambil gerakan yang dapat diterapkan dalam pembuatan animasi, sehingga gerakan yang didapatkan lebih alami [1]. Penggunaan *Motion capture* sekarang sangat luas, misalnya untuk menganimasikan karakter dalam film, industri *game*, analisa *bio mekanik* dan lain – lain [2]. Penggunaan teknologi ini membutuhkan biaya yang mahal, sehingga tidak semua industri animasi dan industri *game* dapat menggunakannya [3]. *Motion capture* dengan menggunakan marker aktif yang ada saat ini membutuhkan perangkat dan pakaian khusus yang dipakai oleh aktor yang mengakibatkan aktor sulit untuk melakukan gerakan yang kompleks, akibatnya ada bagian *marker* yang terlepas atau tidak tertangkap oleh kamera sehingga mempengaruhi hasil *capture* nya [1]. Penelitian ini menerapkan suatu metode yang dapat mempermudah dalam pembuatan animasi maupun game dengan melakukan deteksi fitur – fitur wajah untuk mendapatkan gerakan ekspresi wajah tanpa menggunakan marker aktif akan tetapi dengan menggunakan titik *landmark* pada setiap fitur-fitur wajah. Untuk meteksi fitur-fitur wajah, pada penelitian ini menggunakan metode *Principal Component Analisis (PCA)* [4]. Dalam melakukan penelitian ini ada beberapa faktor yang harus diperhatikan saat pengambilan gambar yang dijadikan sebagai data

training untuk proses deteksi fitur – fitur wajah, diantaranya sebagai berikut:

1. Posisi : Posisi wajah relatif terhadap kamera yang bervariasi, dapat mengakibatkan oklusi (tumpang tindih) sebagian atau seluruh fitur wajah (misalnya profil, *upside-down* 45 derajat). [6]
2. Kehadiran komponen struktural lainnya : seperti jenggot, kumis dan kacamata dan lain-lain.
3. Perubahan Ekspresi wajah : Munculnya perubahan wajah secara langsung dipengaruhi oleh kondisi tertentu.
4. Terhalangnya sebagian wajah oleh benda-benda lainnya seperti bayangan dan pencahayaan.
5. Rotasi bidang wajah.

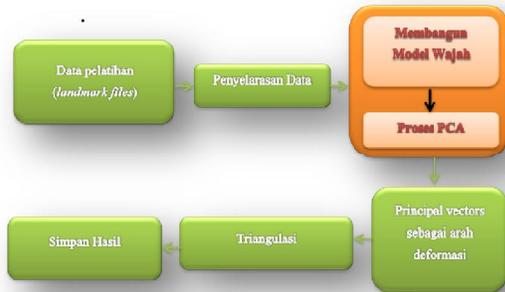
Berdasarkan latar belakang masalah maka tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Untuk mendeteksi fitur – fitur wajah manusia.
2. Menggantikan *marker* fisik yang selama ini digunakan dalam proses pengambilan gerakan aktor, khususnya pada wajah.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini dimulai dari proses pengambilan *image* untuk dijadikan sebagai data pelatihan, selanjutnya melakukan pelatihan data dengan cara memberi *landmark* pada fitur – fitur wajah yang disebut dengan *landmark file*. Setelah proses pelatihan selesai dilakukan maka tahap berikutnya adalah melakukan penyalarsan data untuk menghitung rata-rata dari kumpulan data *landmark* yang telah diberikan pada fitur – fitur wajah dengan menggunakan *principal componen analisis (PCA)* [4].

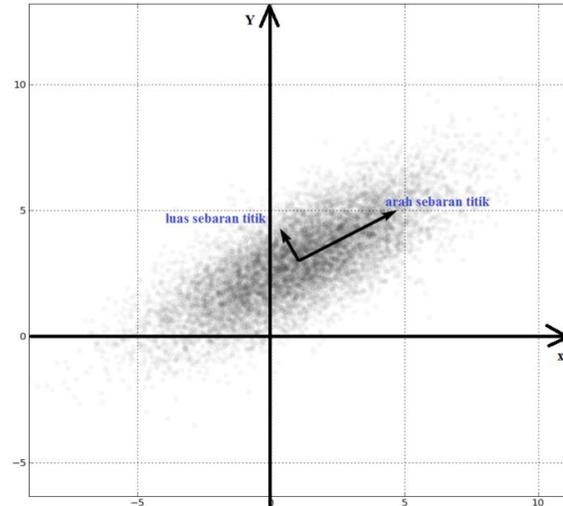
Principal vectors sebagai arah deformasi merupakan proses optimalisasi untuk mendapatkan arah titik *landmark* wajah yang telah dirata – ratakan sehingga proses pembentukan model fitur wajah dari data *landmark* yang telah diberikan pada masing fitur dapat terbentuk, proses ini disebut dengan *tringulasi* [5]



Gambar .1 Diagram Proses Pelatihan Deteksi fitur – fitur Wajah

2.1 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik reduksi dimensi yang umum digunakan pada aplikasi pemrosesan citra dan sinyal *processing* [4]. Untuk mewakili benda yang mampu terdeformasi, baik dalam 2D dan 3D. Tujuan utama dari *PCA* adalah untuk pemadatan data atau pengurangan dimensi. Komponen yang tidak berkorelasi diberi nama “*Principal Component*”, yang terbukti sesuai dengan nilai-nilai *eigen* terbesar dan *eigen* vektor dari matrik *varians-kovarians* dari data sampel. [4]



Gambar 2 PCA dari distribusi Gaussian multivariat [4]

Sumbu panjang menunjukkan arah sebaran titik dengan varians terbesar sedangkan sumbu pendek menunjukkan luas sebaran titik, untuk sumbu panjang dijadikan sebagai komponen utama (*Principal Component*) dan kemudian baru sumbu yang pendek. *Principal Component Analysis (PCA)* merupakan teknik *linier* untuk memproyeksikan data vektor yang berdimensi tinggi ke vektor yang mempunyai dimensi lebih rendah, *Principal Component Analysis (PCA)* lebih banyak digunakan untuk keperluan ekstraksi fitur gambar, dimana jumlah dimensi dari gambar jauh lebih besar dibandingkan dengan jumlah data sampel yang digunakan. Untuk melakukan proyeksi sampel vektor dari gambar pelatihan, semua gambar pelatihan disusun dalam bentuk vektor baris. Jika jumlah data pelatihan adalah sebanyak *m*, maka dimensi vektornya adalah *m x n* [10].

Apabila vektor gambar pelatihan mempunyai dimensi *m x n* tersebut diortogonalisasi dengan menentukan *eigenvector* dan *eigenvalue*, maka dimensinya akan berubah menjadi *m x m*, dimana *m < n*. Pengurangan dimensi yang sangat signifikan ini akan sangat membantu untuk mempercepat proses komputasi saat melakukan klasifikasi fitur. Sebelum klasifikasi fitur dilakukan maka akan dilakukan penyelesaian *eigenface* untuk data pelatihan. Model matrik data pelatihan dapat ditulis dalam persamaan (1)

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ \dots \\ X_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & \dots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} & \dots & x_{2,n} \\ x_{3,1} & x_{3,2} & x_{3,3} & \dots & x_{3,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{m,1} & x_{m,2} & x_{m,3} & \dots & x_{m,n} \end{bmatrix} \dots(1)$$

jika $n \gg m$ dimana *n* merupakan dimensi gambar, dan *m* adalah jumlah gambar yang dilatih. Berdasarkan persamaan (1) maka rata-rata seluruh data sampel dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2). Hasil

persamaan (2) merupakan vektor yang berbasis nilai rata-rata, karena jumlah dimensi adalah n , maka nilai rata-rata seluruh data adalah $(\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n)$.

$$\begin{aligned} \mu_i &= \frac{(x_{1,i} + x_{2,i} + x_{3,i} + \dots + x_{m,i})}{m} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^m x_{j,i}}{m} \\ &= (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n) \dots \dots \dots (2) \end{aligned}$$

Nilai rata-rata nol (*zero mean*) dari suatu sampel data dapat dihitung dengan mengurangkan nilai masing-masing data sampel dengan rata-rata data jumlah seluruh data sampel. Persoalannya adalah dimensi yang tidak sama antara data sampel ($m \times n$), sedangkan dimensi dari rata-rata seluruh data sampel ($1 \times n$). Oleh karena itu perlu disamakan dimensinya dengan menggandakan rata-rata seluruh data wajah sebanyak m , sehingga rata-rata seluruh data sampel mempunyai dimensi ($m \times n$). Matrik rata-rata gambar data sampel yang telah digandakan sebanyak m kali dapat ditulis menggunakan persamaan :

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{1,2} & \mu_{1,3} & \dots & \mu_{1,n} \\ \mu_{2,1} & \mu_{2,2} & \mu_{2,3} & \dots & \mu_{2,n} \\ \mu_{3,1} & \mu_{3,2} & \mu_{3,3} & \dots & \mu_{3,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \mu_{m,1} & \mu_{m,2} & \mu_{m,3} & \dots & \mu_{m,n} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3)$$

Dan nilai dari $[\mu_{i,1}, \mu_{i,2}, \mu_{i,3}, \dots, \mu_{i,n}]$ pada baris ke i = nilai baris ke $i + 1$ dan berlaku $\forall j, j \in 1, 2, 3, \dots, m - 1$, maka hasil persamaan (2.3) dapat digunakan untuk menghitung *zero mean*. *Zero mean* data dapat dimodelkan menggunakan persamaan (4) [4].

$$\phi_{j,i} = x_{j,i} - \mu_i \dots \dots \dots (4)$$

$$C = \frac{1}{m-1} \begin{bmatrix} c(x_1, x_1) & c(x_1, x_2) & \dots & c(x_1, x_m) \\ c(x_2, x_1) & c(x_2, x_2) & \dots & c(x_2, x_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c(x_m, x_1) & c(x_m, x_2) & \dots & c(x_m, x_m) \end{bmatrix} \dots \dots (5)$$

Untuk mendapatkan ciri dari suatu data sampel yang di representasikan dalam bentuk matrik, maka dihitung *eigenvector* dan *eigenvalue* dari matrik kovarian. Jika C adalah matrik bujur sangkar dengan ukuran sembarang $m > 1$, maka vektor tidak nol Λ pada R^n disebut *eigenvector* dari C jika $C\Lambda$ suatu penggandaan skalar dari Λ , ditunjukkan pada persamaan (10). Skala λ tersebut sebagai *eigenvalue* dari C dan Λ disebut sebagai *eigenvector* dari C yang berpadanan terhadap λ , untuk mendapatkan *eigenvector* dan *eigenvalue*, maka dapat ditunjukkan pada persamaan

$$C\Lambda = \lambda\Lambda \dots \dots \dots (6)$$

$$\begin{aligned} C\Lambda &= \lambda\Lambda \\ (\lambda I - C)\Lambda &= 0 \end{aligned}$$

$$Det(\lambda I - C) = 0 \dots \dots \dots (7)$$

Eigenvector Λ yang bersesuaian dengan nilai terbesar dari *eigenvalue* mempunyai ciri yang paling dominan, sedangkan nilai *eigenvector* yang bersesuaian dengan *eigenvalue* yang paling kecil mempunyai ciri paling tidak dominan [4].

2.2 Diskripsi Model Fitur

Pada penelitian ini semua fitur wajah akan diberikan *landmark* dan akan dideteksi pada saat pengujian. Fitur yang akan dideteksi meliputi alis kanan dan kiri, mata kanan dan kiri, hidung, mulut dan lengkungan wajah.

2.2.1 Fitur Alis Mata

Alis mata terletak diatas mata, fitur tersebut akan dipakai sebagai fitur pertama yang akan diberikan *landmark*, jumlah *landmark* yang diberikan adalah sebanyak empat titik, untuk mencirikan secara geometris dari fitur alis mata kanan dan kiri



Gambar. 2. Alis mata yang akan diberikan *landmark* untuk pencirian fitur wajah

2.2.2 Fitur Mata

Fitur mata merupakan suatu indera manusia yang sangat unik berbeda antara satu orang dengan yang lain. Tapi secara bentuk mirip, namun struktur geometrisnya pasti berbeda. Untuk mewakili bentuk dari fitur mata, pada penelitian ini diberikan sejumlah *landmark* untuk masing-masing mata. Untuk tiap – tiap mata diberikan enam titik *landmark*.



Gambar 3 Fitur mata yang akan berikan *landmark* sebagai pencirian fitur wajah

2.2.3 Fitur hidung

Lokasi fitur hidung dapat ditemukan pada bagian tengah tulang hidung serta pada bagian kanan dan kiri bagian bawah hidung pada bagian tersebut akan diberikan empat titik pada bagian tengah tulang hidung dan lima titik pada bagian bawah hidung.



Gambar 4 Fitur hidung yang akan diberikan *landmark*

2.2.4 Fitur mulut

Mulut setiap orang juga mempunyai bentuk yang sangat unik, oleh karena itu mulut juga dapat digunakan sebagai fitur pembeda ciri seseorang. Pada bagian fitur mulut ini akan diberikan dua puluh (20) *landmark* pada bagian bibir atas, bawah dan bagian dalam, Ilustrasi dari bentuk pose mulut dan *deformable* templatnya dapat dilihat pada gambar 5



Gambar 5 Fitur mulut yang akan diberi *landmark*

2.2.5 Fitur lengkungan wajah

Kelengkungan wajah setiap orang juga berbeda, dan kemungkinan sangat kecil untuk berubah, Pada bagian fitur lengkungan wajah ini akan diberikan 17 *landmark*, dimulai dari sisi kanan wajah, dagu dan sisi kiri wajah



Gambar 6 Lengkungan wajah yang akan diberi *landmark* sebagai pencirian fitur wajah

2.2 Pelatihan data landmark

Untuk melakukan proses pelatihan, pertama-tama dicari terlebih dahulu rata-rata *landmark* untuk setiap data pelatihan. Rata-rata *landmark* untuk semua data pelatihan tersebut dapat ditulis dengan menggunakan persamaan (3.1) dan (3.2) [12]

$$\begin{aligned} \overline{x_{t_i}} &= \frac{(x_{1,i} + x_{2,i} + x_{3,i} + \dots + x_{m,i})}{m} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^m x_{j,i}}{m} \\ &= (\overline{x_{t_1}}, \overline{x_{t_2}}, \overline{x_{t_3}}, \dots, \dots, \overline{x_{t_n}}) \dots\dots\dots(8) \end{aligned}$$

dan

$$\begin{aligned} \overline{y_{t_i}} &= \frac{(y_{1,i} + y_{2,i} + y_{3,i} + \dots + y_{m,i})}{m} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^m y_{j,i}}{m} \\ &= (\overline{y_{t_1}}, \overline{y_{t_2}}, \overline{y_{t_3}}, \dots, \dots, \overline{y_{t_n}}) \dots\dots\dots(9) \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan (8) dan (9) maka akan didapatkan nilai rata-rata *landmark* dalam bentuk vektor sejumlah *landmark* yang digunakan pada data pelatihan. Proses selanjutnya adalah menentukan rata-rata keseluruhan *landmark* dari seluruh data pelatihan menggunakan persamaan :

$$\begin{aligned} \overline{XT} &= \frac{(x_{t_{1,1}} + x_{t_{1,2}} + x_{t_{1,3}} + \dots + x_{t_{m,n}})}{m * n} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n x_{t_{j,i}}}{m*n} \dots\dots\dots(10) \end{aligned}$$

dan

$$\begin{aligned} \overline{YT} &= \frac{(y_{t_{1,1}} + y_{t_{1,2}} + y_{t_{1,3}} + \dots + y_{t_{m,n}})}{m * n} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n y_{t_{j,i}}}{m*n} \dots\dots\dots(11) \end{aligned}$$

Dari hasil perhitungan persamaan (10) dan (11) $\forall \overline{x_{t_i}}$ dan $\overline{y_{t_i}}$ dengan $i \in 1 \dots n$ maka nilai titik tengah rata-rata untuk x dan y setiap *landmark* dapat dihitung berdasarkan nilai tengah rata-rata maksimum dan minimum dapat dituliskan persamaan :

$$\Delta x_{t_i} = \frac{\max(\overline{x_{t_i}}) - \min(\overline{x_{t_i}})}{2} \dots\dots\dots(12)$$

dan

$$\Delta y_{t_i} = \frac{\max(\overline{y_{t_i}}) - \min(\overline{y_{t_i}})}{2} \dots\dots\dots(13)$$

$\forall j, j \in 1,2,3,4, \dots, m$ dan $\forall i, i \in 1,2,3,4, \dots, m$, maka jarak koordinat data pelatihan ke j pada *landmark* ke i adalah hasil pengurangan *landmark* data pelatihan dengan nilai rata-rata *landmark* ke I yang disebut sebagai *zero mean*, dapat menggunakan persamaan :

$$xv_{j,i} = x_{t_{j,i}} - \overline{x_{t_i}} \dots\dots\dots(14)$$

dan

$$yv_{j,i} = y_{t_{j,i}} - \overline{y_{t_i}} \dots\dots\dots(15)$$

Hasil perhitungan persamaan (14) dan (15), $\forall j, j \in 1,2,3,4, \dots, m$ dapat dicari nilai yang minimum dan maksimum ke I menggunakan persamaan:

$$sxMin_i = \min(xv_{j,i}) \dots\dots\dots(16)$$

$$sxMax_i = \max(xv_{j,i}) \dots\dots\dots(17)$$

$$syMin_i = \min(yv_{j,i}) \dots\dots\dots(18)$$

$$syMax_i = \max(yv_{j,i}) \dots\dots\dots(19)$$

Variasi *landmark* data pelatihan, dapat dihitung menggunakan persamaan :

$$\sigma x_{j,i} = \sigma x_{j,i} + vx_{j,i} \dots\dots\dots(20)$$

$$\sigma y_{j,i} = \sigma y_{j,i} + vy_{j,i} \dots\dots\dots(21)$$

Dan rata-rata variasi landmark ke I pada data pelatihan dapat dihitung menggunakan persamaan :

$$\overline{\sigma x}_i = \frac{\sum_{j=1}^m \sigma x_{j,i}}{m} \dots\dots\dots(22)$$

$$\overline{\sigma y}_i = \frac{\sum_{j=1}^m \sigma y_{j,i}}{m} \dots\dots\dots(23)$$

Berdasarkan persamaan (20), (21), (22), dan (23), maka nilai titik tengah zero mean untuk setiap landmark ke i baru dapat ditulis dalam persamaan:

$$\Delta \delta x_i = \frac{(\sigma x_{Max_i} - \sigma x_{Min_i})}{2} \dots\dots\dots(24)$$

$$\Delta \delta y_i = \frac{(\sigma y_{Max_i} - \sigma y_{Min_i})}{2} \dots\dots\dots(25)$$

[12].

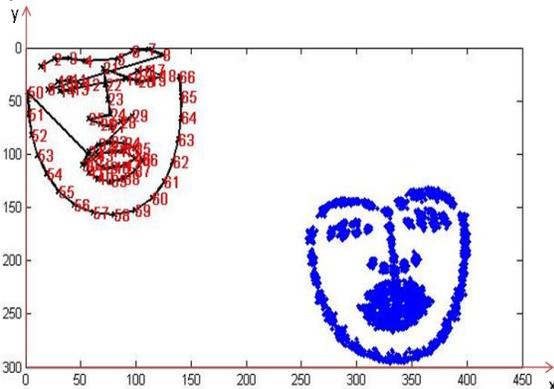
2.3 Inisialisasi shape

Sebelum proses deteksi multi fitur dilakukan maka perlu diestimasi terlebih dahulu untuk meletakkan inisialisasi shape, hal ini bertujuan untuk meletakkan shape dekat dengan fitur yang akan dideteksi. Estimasi posisi inisialisasi shape dilakukan berdasarkan nilai rata-rata dari seluruh data pelatihan. Seluruh landmark dijumlahkan dengan rata-rata variasi landmark ke I pada data pelatihan, dengan menggunakan persamaan (3.19) dan (3.20) berikut ini.

$$XLI_i = \overline{XT} + \overline{\sigma x}_i \dots\dots\dots(26)$$

$$YLI_i = \overline{YT} + \overline{\sigma y}_i \dots\dots\dots(27)$$

Persamaan tersebut merupakan justifikasi dari seluruh data pelatihan dengan mempertimbangkan rata-rata variasi pada landmark ke i dari sebaran landmark data pelatihan, sehingga shape awal dari proses pencarian dapat mendekati fitur yang dideteksi. Distribusi titik – titik merupakan proses pembentukan bentuk fitur setelah diberikan landmark, titik tengah ditunjukkan dengan garis warna hitam merupakan urutan landmark yang dihubungkan sesuai dengan nomor urutannya. [12]



Gambar 7 Distribusi titik yang digunakan sebagai data pelatihan

2.4 Pergerakan shape

Pada proses ini, semua shape diperlukan sebagai satu kesatuan. Pergerakan shape dipengaruhi oleh jumlah landmark pada semua data pelatihan, rata-rata maksimum dan minimum pada setiap landmark, gradient data pelatihan, rata-rata maksimum dan minimum untuk setiap landmark baru. Untuk setiap pasangan landmark pada data pelatihan disimbolkan menggunakan XYT_i , untuk landmark x disimbolkan $x_{t,i}$, dan y disimbolkan $y_{t,i}$, landmark bergerak berdasarkan nilai gradient garis maksimal. Jika suatu landmark pada data pelatihan dengan koordinat (x_t, y_t) , ditranslasi masing-masing sebesar t_x dan t_y , maka akan menghasilkan koordinat baru (x', y') , maka hasil translasi dapat ditulis menggunakan persamaan:

$$x't' = x_t + t_x \dots\dots\dots(28)$$

$$y't' = y_t + t_y \dots\dots\dots(29)$$

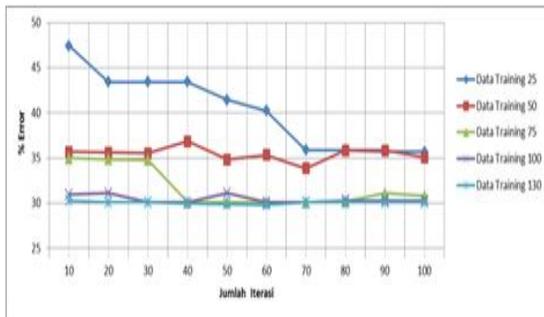
Jika landmark pada data pelatihan dengan koordinat (x_t, y_t) diskalakan sebesar s_x dan s_y , menghasilkan koordinat baru (x', y') . [12]

3. Hasil dan Pembahasan

Setelah melakukan proses training maka hasil penggabungan dari semua fitur-fitur wajah yang meliputi alis kanan dan alis kiri, mata kanan dan mata kiri, hidung, mulut dan lengkungan wajah dengan total jumlah landmark adalah 66 titik landmark.



Gambar 8 Distribusi landmark setelah proses pelatihan Penambahan jumlah data training sangat berpengaruh terhadap besarnya error, dalam pengujian ini akan mencari komposisi jumlah data dan besar iterasi yang terbaik untuk dijadikan sebagai data acuan. Faktor besarnya error juga dipengaruhi oleh data awal pada saat proses ditraining, bila data yang ditraining antara satu file dengan file yang lain mengalami pergerakan yang terlalu besar atau pada saat pemberian landmark tidak akurat maka error yang dihasilkan menjadi lebih besar. Untuk data training 25 sampai dengan 50 pada setiap proses iterasi menghasilkan error yang relatif besar bila dibandingkan dengan proses iterasi untuk data training 75, sedangkan untuk data training 100 sampai 130 menghasilkan error yang relative lebih kecil dan stabil bila dibandingkan data training 75.



Gambar 4.1. Grafik persentase *error* pada setiap penambahan data training dan jumlah iterasi.

3. Penutup

Berdasarkan uji coba dan analisa hasil pengujian maka dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Metode *Principal Component Analisis (PCA)* dapat digunakan untuk merekonstruksi fitur wajah berupa titik landmark.
2. *Principal Component Analisis (PCA)* akan berkerja secara optimum jika menggunakan traning sebanyak 75 data training.
3. Dengan metode ini dapat menggantikan *marker* fisik yang selama ini digunakan dalam *motion capture* dan dapat diterapkan pada dunia animasi, game, serta pada aplikasi lain dibidang komputer vision.

4. Daftar Pustaka

- [1] Atthariq. Facial Motion Capture using Active Appearance Models Method Master's thesis, Electrical Engineering, Multimedia Intelegent Network Sepuluh Nopember Institute Of Technology, 2011.
- [2] Michel Gleicher and Nicola Ferrier, Evaluting Vedio Based Motion Capture, Proceedings of Computer Animation, 2002.
- [3] Sukoco, Teknologi Motion Capture untuk Pembuatan Film Animasi 3D, speed 10 Edisi Web Febuari 2011, ISSN: 2088-0154.
- [4] I.T. Jolliffe. Principal Component Analysis. Springer, Aberdeen, UK, 2nd edition, April 2002.
- [5] Gower, John C. and Dijksterhuis, Garmt B.: Procrustes Problems, Oxford University Press,
- [6] Esty Vidyaningrum and Prihandoko. Human Detection by using eigenface method for various pose of human face, Faculty of Industrial Technologi, Gunadarma, 2009
- [7] Arif Muntasa, Mochhamad Hariadi, Mauridhi Hery Purnomo. A New Formulation of Face Sketch Multiple Features Detection Using

Pyramid Parameter Model and Simultaneously Landmark Movement, International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.9 No.9 September 2009

- [8] Thanh Nguyen Duc, Tan Nguyen Huu, Luy Nguyen Tan. Facial Expression Recognition Using Aam Algorithm Division of Automatic Control, Ho Chi Minh University of Technology, Vietnam, National key lab for Digital Control & System Engineering, Vietnam, 2008.