

# PENGEMBANGAN METODE *MODIFIED NEAREST FEATURE LINE* UNTUK MENINGKATKAN DERAJAT PENGENALAN DALAM SISTEM PENENTU SUDUT PANDANG DAN SISTEM PENGENAL WAJAH 3-D

Lina

Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara, Jl.Letjen.S.Parman 1, Jakarta 11440, Indonesia  
email: [lina@tarumanagara.ac.id](mailto:lina@tarumanagara.ac.id)

## ABSTRAK

Dalam makalah ini, penulis mengembangkan metodologi baru yang dinamakan dengan metode *Modified Nearest Feature Line (M-NFL)*. Modifikasi terhadap metode *NFL* ini dilakukan dengan menambah jumlah garis ciri dengan membentuk garis-garis baru hasil proyeksi tegak lurus dari setiap titik citra acuan yang ada terhadap garis ciri yang dibentuk oleh titik-titik citra acuan dalam suatu kelas. Tujuannya adalah agar sistem dapat menangkap lebih banyak informasi dari variasi antara titik-titik ciri dalam setiap kelas, sehingga tingkat pengenalan sistem akan menjadi lebih tinggi. Metode *M-NFL* ini akan digunakan sebagai metode klasifikasi dalam sistem penentu sudut pandang obyek 3-D untuk mengestimasi posisi sudut pandang suatu obyek 3-D serta sistem pengenalan wajah untuk mengenali citra wajah 3-D. Sedangkan dalam tahap pembentukan ruang ciri untuk kedua sistem tersebut, citra wajah manusia dari berbagai sudut pandang pengamatan akan ditransformasikan ke dalam ruang ciri dengan menggunakan metode transformasi Karhunen-Loeve. Dalam penelitian ini jenis transformasi yang digunakan adalah *Partially 1 Karhunen-Loeve Transformation*, serta *Partially 2 Karhunen-Loeve Transformation*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa tingkat pengenalan sistem penentu sudut pandang dengan menggunakan *Partially 2 K-LT* dengan *M-NFL* adalah 99.68% dan untuk sistem pengenalan wajah 3-D mencapai 100%, lebih tinggi dibandingkan dengan tingkat pengenalan sistem penentu sudut pandang menggunakan *Partially 2 K-LT* dengan *NFL* yang hanya mencapai 96.79% dan untuk sistem pengenalan wajah 3-D mencapai 92.31%.

**Kata kunci:** *Modified Nearest Feature Line*, *Partially K-L Transformation*, Sistem Pengenal Wajah 3-D, Sistem Penentu Sudut Pandang

Makalah diterima [6 Januari 2004]. Revisi akhir [20 Februari 2004].

## 1. PENDAHULUAN

Seiring dengan semakin meningkatnya kebutuhan akan teknologi yang mampu melakukan pengenalan terhadap suatu obyek tiga dimensi di berbagai bidang kehidupan manusia, maka penelitian dan pengembangan terhadap suatu sistem pengenal wajah tiga dimensi menjadi semakin penting terutama di bidang forensik, hukum, akses sekuritas gedung, bank, dan sebagainya. Pada dasarnya, sistem pengenal wajah tiga dimensi merupakan sistem pendeteksian untuk menentukan wajah seseorang dengan cara membandingkan sebuah citra wajah dengan model-model wajah yang telah disimpan sebelumnya. Hingga saat ini telah banyak dikembangkan metode untuk sistem pengenal wajah, namun umumnya hanya untuk pengenalan terhadap citra wajah dua dimensi dengan sudut pengamatan *frontal/semi frontal* saja. Dalam kehidupan sehari-hari ternyata sangat sulit untuk memperoleh citra wajah dengan sudut pengamatan yang *frontal*, sehingga dirasakan perlu untuk mengembangkan suatu sistem pengenal wajah tiga dimensi.

Beberapa metode untuk mendukung sistem pengenal wajah juga telah banyak dikembangkan diantaranya menggunakan pencocokan pola terhadap basis data yang besar (*template matching*) [1], kombinasi pencocokan pola dengan penyesuaian ciri (*feature*) [2], serta pencocokan pola dengan transformasi Karhunen-Loeve [3][4]. Namun demikian, dalam implementasinya masih terdapat beberapa faktor yang menyebabkan rendahnya tingkat pengenalan dari sistem pengenal wajah tiga dimensi, diantaranya karena beberapa wajah memiliki tingkat kemiripan yang sangat tinggi akibat ciri-ciri wajah (*facial*) yang hampir sama, adanya pengaruh dari perubahan pencahayaan, adanya perubahan ekspresi, adanya variasi dalam sudut pengamatan, serta penggunaan aksesoris tambahan untuk citra wajah akan mempengaruhi tingkat pengenalan dalam sistem pengenal wajah yang dikembangkan. Untuk itu, penelitian terhadap suatu sistem pengenal wajah yang memiliki tingkat pengenalan yang tinggi perlu dikembangkan. Berkaitan dengan itu, laboratorium *Computational Intelligence* telah mengembangkan suatu sistem pengenal wajah tiga dimensi dengan menggunakan *Cylindrical Structure Hidden Layer Neural Network*.

Adapun tingkat pengenalan dari sistem pengenal wajah tiga dimensi menggunakan *Cylindrical Structure Hidden Layer Neural Network* cukup tinggi [5] karena memodifikasi struktur lapisan tersembunyi menjadi bentuk silindris sehingga dapat mengakomodasikan sejumlah data dari berbagai sudut pandang. Namun, sistem ini memiliki kelemahan yaitu memerlukan informasi sudut pandang dari citra yang akan diuji, sehingga selama ini informasi sudut pandang tersebut perlu diinputkan secara manual. Untuk mengatasi masalah ini, maka perlu dikembangkan suatu sistem penentu sudut pandang wajah tiga dimensi yang dapat menentukan sudut pandang obyek secara otomatis, sehingga keluaran dari sistem penentu sudut pandang tersebut akan dapat dipergunakan sebagai masukan bagi sistem pengenal wajah tiga dimensi menggunakan *Cylindrical Structure Hidden Layer Neural Network* tersebut.

Dalam sistem penentuan sudut pandang wajah tiga dimensi, masing-masing sudut pandang yang akan dikenali akan diwakili oleh sejumlah data dari beberapa wajah tiga dimensi yang akan menjadi ciri dari kelas sudut pandang tersebut. Ciri-ciri dari sudut pandang dapat diperoleh dengan memanfaatkan sejumlah citra acuan dari beberapa citra wajah dengan sudut pandang pengamatan yang sama, sebagaimana dinyatakan bahwa pengenalan obyek tiga dimensi dapat dilakukan dengan menggunakan kombinasi linier dari empat atau lima sudut pandang dari citra dua dimensi [6][7]. Namun karena proses komputasi yang dilakukan terhadap citra yang berdimensi besar akan membutuhkan waktu yang lama, maka diperlukan suatu metode yang dapat mengekstraksi ciri, melakukan pereduksian terhadap dimensi data yang besar, sehingga diperoleh data dengan dimensi yang lebih kecil namun tetap mengandung informasi ciri yang penting bagi pengenalan sistem. Salah satu metode yang digunakan untuk memproyeksikan sejumlah besar data ke dalam sub ruang data dengan dimensi yang kecil adalah transformasi Karhunen-Loeve [8][9].

Dalam pengembangannya terhadap sistem penentu sudut pandang, diketahui bahwa hasil penelitian [10] menunjukkan bahwa metode transformasi Karhunen-Loeve yang murni atau disebut juga *Fully Karhunen-Loeve Transformation (Fully K-LT)* tidak memberikan hasil yang baik dalam sistem penentuan sudut pandang, sehingga dikembangkan metode *Partially 1 Karhunen-Loeve Transformation (Partially 1 K-LT)*. *Fully K-LT* melakukan proses transformasi terhadap citra acuan ke dalam satu ruang eigen. Sedangkan *Partially 1 K-LT* melakukan proses transformasi terhadap setiap citra acuan yang berkaitan ke dalam sub-ruang eigen tersendiri, sehingga akan terdapat subruang eigen yang majemuk. Selanjutnya, untuk lebih meningkatkan hasil pengenalan sudut pandang, dikembangkan metode *Partially 2 K-LT*. Pada transformasi *Partially 1 K-LT* citra acuan dari satu kelas akan ditransformasikan ke dalam satu sub-ruang eigen, sedangkan *Partially 2 K-LT* mentransformasikan citra

acuan dari dua kelas yang berdampingan ke dalam satu sub-ruang eigen. Hasil penelitian [11] menunjukkan bahwa metode transformasi *Partially 2 K-LT* mampu memberikan hasil pengenalan yang lebih baik dibandingkan dengan metode transformasi *Partially 1 K-LT*.

Selanjutnya, data yang dihasilkan dari proses transformasi Karhunen-Loeve seperti dijelaskan di atas, akan diolah melalui tahapan klasifikasi menggunakan metode *Nearest Feature Line (NFL)*. Pada dasarnya, metode *NFL* melakukan proses generalisasi ciri obyek dengan membentuk garis ciri terhadap setiap dua buah titik ciri acuan yang ada dalam ruang ciri. Pembentukan garis ciri dimaksudkan untuk meningkatkan kemampuan sistem menangkap perubahan ciri dari suatu citra acuan dalam kelasnya. Selanjutnya akan dihitung jarak proyeksi antara sebuah titik citra uji terhadap seluruh garis ciri dalam ruang ciri dan akhirnya citra uji akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang memiliki jarak proyeksi yang terpendek. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat pengenalan sistem menggunakan metode *NFL* cukup baik [10][11].

Namun, untuk dapat meningkatkan kemampuan pengenalan sistem, penulis mengembangkan metodologi baru yang dinamakan dengan metode *Modified Nearest Feature Line (M-NFL)* [12]. Modifikasi terhadap metode *NFL* dilakukan dengan menambah jumlah garis ciri dengan membentuk garis-garis baru hasil proyeksi tegak lurus dari setiap titik citra acuan yang ada terhadap garis ciri yang dibentuk oleh titik-titik citra acuan dalam suatu kelas. Tujuannya adalah agar sistem dapat menangkap lebih banyak informasi dari variasi antara titik-titik ciri dalam setiap kelas, sehingga tingkat pengenalan sistem akan menjadi lebih tinggi.

Dalam makalah ini, penulis akan menyajikan penelitian mengenai sistem pengenal wajah tiga dimensi dan sistem penentu sudut pandang wajah tiga dimensi menggunakan metode *NFL* dan *M-NFL*. Penjelasan rinci terhadap metode-metode transformasi serta klasifikasi yang digunakan dalam sistem penentu sudut pandang dan sistem pengenal wajah tiga dimensi akan dibahas selengkapnya pada bab-bab berikut ini.

## 2. METODE PENELITIAN

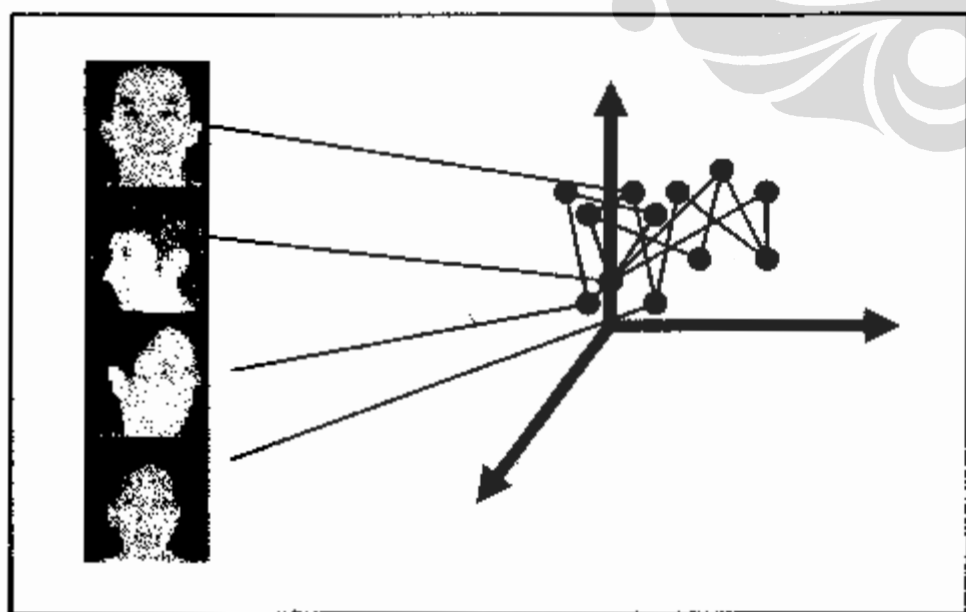
Seperti yang telah dikemukakan sebelumnya, sistem yang dikembangkan adalah sistem penentu sudut pandang dan sistem pengenal wajah 3-D. Proses awal yang dilakukan oleh sistem ini setelah menerima input citra wajah acuan adalah melakukan pembentukan ruang ciri. Karena jenis transformasi yang digunakan adalah *Partially K-LT*, maka akan terdapat beberapa subruang eigen yang terbentuk, ada yang berdasarkan citra acuan dari satu kelas (*Partially 1 K-LT*), ada yang berdasarkan citra acuan dari gabungan dua kelas (*Partially 2 K-LT*).

Proses selanjutnya adalah melakukan ekstraksi ciri dari citra uji terhadap semua subruang eigen yang ada. Kemudian akan dilakukan proses pengenalan dengan menggunakan metode perhitungan jarak terpendek (*NFL*) dan metode penambahan garis ciri pada perhitungan jarak terpendek (*M-NFL*). Setelah melakukan proses seperti di atas, akan diperoleh keluaran dari sistem pengenalan wajah tiga dimensi berupa hasil pengenalan sistem terhadap sejumlah citra wajah 3-D yang diujikan, serta hasil penentuan sudut pandang dari sistem penentu sudut pandang obyek 3-D.

## 2.1 Pembentukan Ruang Ciri menggunakan Transformasi Karhunen-Loeve

Mendeskripsikan suatu citra obyek menggunakan ruang citra *spatial* akan memerlukan biaya komputasi yang besar sedangkan tingkat penentuan sudut pandang yang dihasilkannya pun masih memiliki kemungkinan untuk mempunyai tingkat kesalahan yang besar [13]. Hal ini disebabkan karena pada ruang *spatial*, pencocokan pola citra akan dilakukan piksel demi piksel. Untuk itu, dirasakan perlu untuk mengembangkan sebuah bentuk representasi data untuk merepresentasikan obyek dalam ruang data yang memiliki dimensi yang relatif lebih kecil.

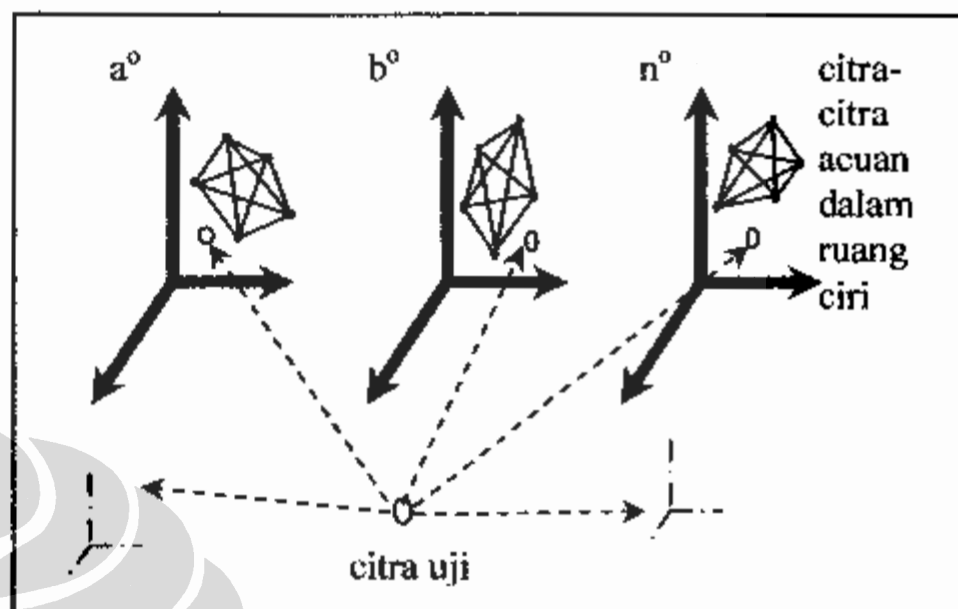
Transformasi Karhunen-Loeve digunakan untuk memproyeksikan setiap citra (sebagai sebuah vektor) dari sekumpulan data berukuran besar menjadi sebuah titik (sebagai sebuah vektor) dalam bentuk representasi data lain yang lebih kecil dimensinya dengan meminimalkan pula tingkat kesalahan kuadrat rata-rata atau *mean square error* [8].



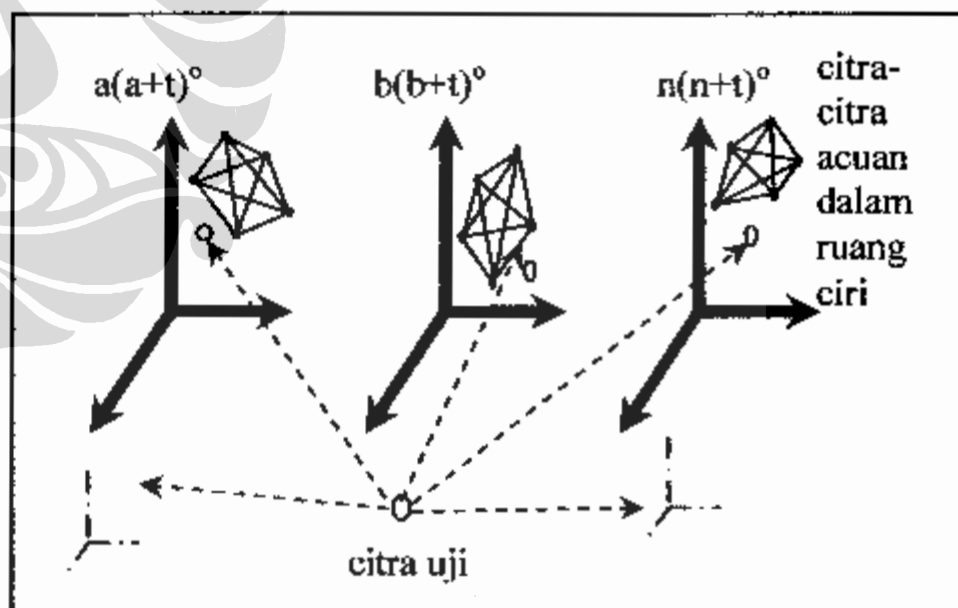
**Gambar 1.** Transformasi Citra menjadi Titik Ciri dalam Ruang Eigen menggunakan transformasi Karhunen-Loeve

Bentuk representasi yang dihasilkan melalui transformasi ini dinamakan sebagai representasi ruang eigen. Pereduksian dimensi dalam proses transformasi ini

dimungkinkan karena metode ini hanya akan mengambil komponen utama dari seluruh vektor eigen yang memiliki nilai eigen terbesar. Proses transformasi citra menjadi titik ciri dalam ruang eigen menggunakan transformasi Karhunen-Loeve dapat dilihat dalam Gambar 1. Seperti yang telah dikemukakan sebelumnya, dalam penelitian ini, proses transformasi data citra menggunakan teknik transformasi Karhunen-Loeve dapat dilakukan dengan dua cara yang berbeda, yaitu *Partially 1 K-LT* dan *Partially 2 K-LT*.



**Gambar 2.** Transformasi Citra Uji ke dalam Ruang Eigen Majemuk menggunakan *Partially 1 K-LT*



**Gambar 3.** Transformasi Citra Uji ke dalam Ruang Eigen Majemuk menggunakan *Partially 2 K-LT*

*Partially 1 K-LT* merupakan metode transformasi Karhunen-Loeve yang dibentuk dengan menggunakan sebagian citra acuan berdasarkan satu kelas sudut pandang tertentu saja. Citra acuan untuk kelas sudut pandang yang lain akan digunakan untuk membentuk beberapa ruang eigen yang lain, dengan melakukan kembali proses transformasi Karhunen-Loeve dengan citra acuan dengan

kelas sudut pandang yang berbeda. Dalam sistem penentu sudut pandang ini, sebuah citra uji yang akan ditentukan sudut pandangnya akan ditransformasikan ke dalam seluruh ruang eigen yang dibentuk. Proses transformasi citra uji ke dalam ruang eigen majemuk yang terbentuk dengan *Partially 1 K-LT* dapat dilihat pada Gambar 2. Sedangkan proses transformasi citra uji ke dalam ruang eigen majemuk yang terbentuk dengan *Partially 2 K-LT* dapat dilihat pada Gambar 3.

Dengan menggunakan kedua metode transformasi Karhunen-Loeve yang berbeda tersebut, maka setiap citra dalam ruang *spatial* dapat direpresentasikan sebagai sebuah titik ciri dalam ruang eigen majemuk. Pada proses penerapan transformasinya, kedua metode tersebut di atas akan melakukan tahapan proses yang sama, yaitu membentuk vektor basis dari matriks data citra acuan sejumlah  $d$  citra acuan yang berdimensi  $N = n \times n$ , sehingga  $x_N(k) = [x_1, x_2, \dots, x_d]$ , dengan  $k=1, 2, \dots, d$ . Kemudian dilakukan perhitungan vektor rata-rata dengan rumusan:

$$\mu_{x_N} = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d x_N(k) \quad (1)$$

Selanjutnya dari vektor rata-rata tersebut dapat dihitung matriks kovarian  $C_{x_N}$  dengan persamaan (2).

$$C_{x_N} = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d (x_N(k) - \mu_{x_N})(x_N(k) - \mu_{x_N})^T \quad (2)$$

Dari matriks kovarian ( $C_{x_N}$ ) tersebut, akan diperoleh sekumpulan nilai eigen ( $\lambda_{x_N}$ ) dan vektor eigen ( $e_{x_N}$ ). Kemudian bentuk matriks  $E_{x_N}$  yang berisi kumpulan vektor-vektor eigen yang diurutkan berdasarkan nilai eigen terbesarnya. Tujuan pengurutan ini adalah untuk memudahkan proses pereduksian dimensi, yang dilakukan dengan cara mengambil komponen-komponen vektor eigen yang penting saja, yaitu vektor eigen yang berkesesuaian dengan nilai-nilai eigen terbesar. Matriks  $E_{x_N}$  yang terbentuk merupakan matriks transformasi yang akan memetakan sekumpulan vektor  $x_N$  menjadi kumpulan vektor  $y_M$  dalam ruang eigen, berdasarkan persamaan berikut:

$$y_M = E_{x_N}^T (x_N - \mu_{x_N}) \quad (3)$$

Selanjutnya dengan menggunakan kumpulan vektor  $y_M$  yang berkesesuaian, lakukan rekonstruksi vektor  $x_N$  dengan persamaan di bawah ini:

$$x_N = E_{x_N}^T y_M + \mu_{x_N} \quad (4)$$

Tingkat kesalahan kuadrat rata-rata (*mean square error*) pada reduksi dimensi ini adalah [12]:

$$err_{rms} = \sum_{i=1}^{N-1} \lambda_i - \sum_{j=1}^K \lambda_j = \sum_{j=K+1}^{N-1} \lambda_j \quad (5)$$

Pada reduksi dimensi tersebut, pemilihan  $K$  vektor-eigen yang terbesar memanfaatkan sebuah parameter proporsi kumulatif  $\alpha^K$  [8] [10]:

$$\alpha^K = \frac{\sum_{i=1}^K \lambda_i}{\sum_{i=1}^{N-1} \lambda_i} \quad (6)$$

Proporsi kumulatif akan menentukan berapa besar harga  $K$  yang dipakai dalam pemilihan vektor-eigen.

Setelah menentukan proporsi kumulatif untuk melakukan proses reduksi dimensi, lakukan pembentukan kembali matriks transformasi  $E_{x_N}$  menjadi  $E'_{x_N}$  berdasarkan sejumlah nilai eigen yang telah ditentukan. Selanjutnya, lakukan kembali perhitungan persamaan (3) dan persamaan (4) untuk memperoleh  $y_M$  dan  $x_n$  sebagai hasil akhir transformasi.

## 2.2 Klasifikasi menggunakan Metode *Modified Nearest Feature Line*

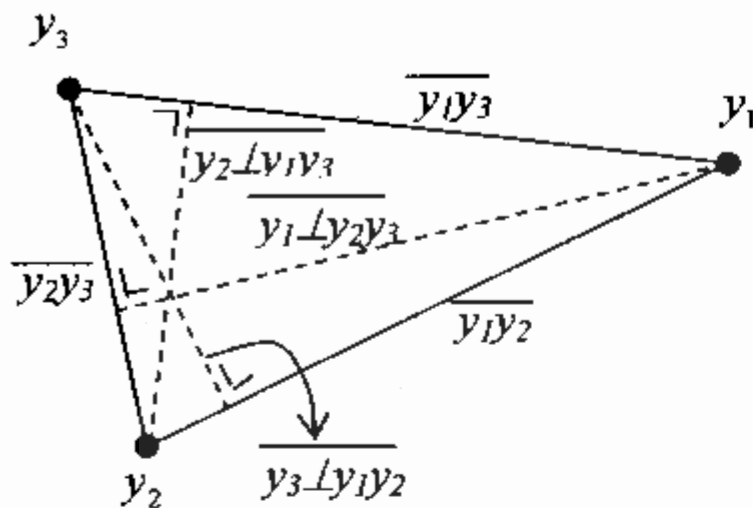
Setelah melakukan proses transformasi Karhunen-Loeve, maka akan diperoleh titik-titik ciri dalam ruang ciri berkesesuaian dengan proses transformasi yang dipergunakan. Titik-titik ciri tersebut akan menggambarkan informasi obyek dari kelasnya. Seperti telah dikemukakan sebelumnya, agar dapat memperoleh lebih banyak variasi perubahan ciri dari sebuah obyek, maka dapat dilakukan generalisasi titik-titik ciri menjadi sebuah garis ciri atau *feature line* [14].

Selanjutnya akan dilakukan proses pengenalan dengan menggunakan metode perhitungan jarak terpendek (*NFL*) dan metode penambahan garis ciri pada perhitungan jarak terpendek (*M-NFL*). Pada prinsipnya, baik metode *NFL* maupun *M-NFL* akan melakukan proses generalisasi ciri terhadap titik ciri yang ada dalam ruang ciri. Proses generalisasi titik ciri yang dilakukan dengan membentuk garis ciri dengan menghubungkan setiap dua buah titik ciri dalam suatu ruang eigen dilakukan agar perubahan karakteristik obyek dalam ruang *spatial* dapat ditangkap oleh sistem.

Berdasarkan Gb.4, untuk metode *NFL*, garis ciri yang dapat dibentuk adalah garis  $\overline{y_1 y_2}$ ,  $\overline{y_1 y_3}$ , dan  $\overline{y_2 y_3}$ . Secara umum jumlah garis ciri yang dapat diperoleh dalam ruang ciri dengan metode *NFL* dapat dihitung dengan Pers. (7)

dengan  $H_c$  merupakan jumlah titik ciri dalam sebuah kelas obyek.

$$G_c = H_c(H_c - 1) / 2 \quad (7)$$



Gambar 4. Pembentukan Garis Ciri dengan Melakukan Generalisasi Terhadap Titik Ciri Obyek  $X_1$ ,  $X_2$ , dan  $X_3$  Menggunakan Metode *NFL* dan *M-NFL*

Dalam representasi ruang eigen, agar sistem dapat mengenali citra uji dengan lebih baik, sistem harus memiliki informasi variasi perubahan obyek dalam ruang ciri yang cukup. Dua cara untuk menambah informasi variasi ciri obyek dalam ruang ciri adalah dengan menambah jumlah garis ciri dengan menambah titik obyek atau menambah jumlah garis ciri tanpa menambah titik obyek.

Penambahan jumlah garis yang dilakukan dengan menambah jumlah titik obyek akan membuat perbedaan antara jarak proyeksi antara titik citra uji dengan seluruh garis ciri yang ada menjadi sangat kecil dan akan meningkatkan kesalahan penentuan perbedaan jarak yang dipergunakan sebagai penentu sudut pandang obyek tersebut. Juga hal ini akan meningkatkan biaya komputasional, namun tidak memberikan peningkatan akurasi penentuan sudut pandang seperti yang diinginkan.

Untuk itu, agar dapat meningkatkan tingkat pengenalan sistem penentu sudut pandang obyek tiga dimensi ini, maka penulis mengembangkan sebuah metode baru dengan menambah jumlah garis ciri tanpa harus menambah jumlah titik obyek. Hal ini dilakukan dengan membentuk garis ciri tambahan yang dibuat dengan memproyeksikan secara tegak lurus setiap titik citra acuan terhadap garis ciri yang telah dibentuk sebelumnya oleh dua titik obyek citra acuan dalam ruang eigen yang telah ditentukan.

Dengan metode *M-NFL*, penambahan jumlah garis ciri dilakukan dengan cara memproyeksikan setiap titik ciri citra acuan terhadap setiap garis ciri yang telah dibentuk berdasarkan dua titik citra acuan dalam ruang eigen [12]. Seperti terlihat pada Gb.4, garis ciri yang dapat dibentuk pada metode *M-NFL* adalah garis  $y_1y_2$ ,  $y_1y_3$ ,  $y_2y_3$ ,

$y_1 \perp y_2y_3$ ,  $y_2 \perp y_1y_3$ , dan  $y_3 \perp y_1y_2$ . Secara umum jumlah garis ciri yang dapat diperoleh dalam ruang ciri dengan metode *M-NFL* dapat dihitung dengan persamaan:

$$G_c = H_c(H_c - 1)^2 / 2 \quad (8)$$

dengan  $H_c$  menyatakan jumlah titik ciri dalam kelas obyek.

Selanjutnya, dalam proses klasifikasi citra uji, setiap titik uji dalam ruang ciri akan diproyeksikan terhadap seluruh garis ciri, baik menggunakan metode *NFL* maupun *M-NFL*, dengan menggunakan persamaan:

$$p = y_1 + \gamma(y_2 - y_1) \quad (9)$$

dengan  $\gamma$  adalah parameter posisi. Posisi dari titik proyeksi  $p$  dapat dilihat dari nilai parameter posisi  $\gamma$ , jika  $\gamma = 0$  maka titik  $p$  akan sama dengan  $y_1$ , jika  $\gamma = 1$ , maka titik  $p$  akan sama dengan titik  $y_2$ . Jika  $0 < \gamma < 1$  maka titik  $p$  merupakan titik interpolasi dari kedua titik tersebut, sedangkan jika  $\gamma < 0$  atau  $\gamma > 1$  maka titik  $p$  merupakan titik ekstrapolasi antara kedua titik tersebut.

Karena  $\overline{py}$  tegak lurus dengan  $\overline{y_1y_2}$ , maka  $\gamma$  dapat dihitung sebagai *dot product* dari persamaan berikut:

$$\gamma = \frac{(y - y_1) \cdot (y_2 - y_1)}{(y_2 - y_1) \cdot (y_2 - y_1)} \quad (10)$$

Kemudian lakukan perhitungan jarak proyeksi antara titik uji dengan garis ciri dalam ruang eigen dengan persamaan berikut:

$$d(y, p) = \|y - p\| \quad (11)$$

Proses proyeksi titik uji  $y$  serta perhitungan jarak proyeksi tersebut dilakukan terhadap semua garis ciri yang ada dalam ruang eigen. Titik uji  $y$  selanjutnya akan dikenali berdasarkan jarak proyeksi terpendek dari hasil perbandingan terhadap semua jarak proyeksi yang ada dalam seluruh ruang eigen.

### 3. SISTEM PENENTU SUDUT PANDANG OBYEK 3-D

Masukan dari sistem berupa sejumlah citra wajah manusia dari berbagai sudut pandang pengamatan yang berbeda. Sejumlah citra wajah tersebut kemudian digunakan sebagai model citra acuan yang mengandung informasi ciri sudut pandang sesuai kelasnya masing-masing. Citra-citra acuan tersebut selanjutnya akan digunakan dalam pembentukan ruang ciri. Pada dasarnya proses dasar dari sistem penentu sudut pandang obyek tiga dimensi yang dikembangkan terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pembentukan ruang ciri dan tahap pengenalan obyek. Dalam penelitian ini, pada

tahap pembentukan ciri akan digunakan metode transformasi Karhunen-Loeve yaitu *Partially 1 K-LT*. Sedangkan dalam tahap pengenalan obyek akan digunakan metode *NFL* dan dilakukan pengembangan terhadap metode *NFL* dengan melakukan penambahan garis ciri yang kemudian dinamakan dengan metode *M-NFL*. Keluaran dari sistem adalah informasi sudut pandang dari sejumlah citra yang diujikan.

### 3.1 Algoritma Penentu Sudut Pandang menggunakan *Partially 1 K-LT*

Dalam ruang eigen yang dibentuk dengan *Partially 1 K-LT*, untuk mengelompokkan sebuah citra uji ke dalam sebuah kelas sudut pandang dengan metode *NFL* maupun *M-NFL*, dapat dilakukan langkah-langkah berikut:

1. Sebuah citra ditransformasikan ke dalam masing-masing ruang ciri sebanyak kelas sudut pandang yang ada menjadi titik ciri  $y_i$ .
2. Bentuk seluruh kemungkinan garis ciri  $G_c$  yang dapat dibentuk oleh sejumlah titik ciri dalam setiap kelas sudut pandang
3. Proyeksikan titik ciri  $y$  pada semua garis ciri yang ada pada masing-masing ruang ciri sebagai titik  $p$  menggunakan persamaan (9).
4. Hitung jarak antara titik  $y$  dan titik hasil proyeksinya untuk masing-masing kelas sudut pandang, menggunakan persamaan (11). Hasil yang diperoleh adalah jarak  $y_i p_i$ .
5. Mengambil jarak proyeksi terkecil dari seluruh jarak  $y_i p_i$  sebagai  $y_r p_r$ . Jarak proyeksi terkecil ini akan dipakai untuk mengambil keputusan:
  - a. Jika jarak  $y_r p_r$  mendekati nol, maka  $y$  dikelompokkan ke dalam satu kelas sudut pandang  $i^o$ , dengan  $i^o$  adalah kelas sudut pandang dengan jarak  $y_r p_r$  terkecil
  - b. Jika jarak  $y_r p_r$  jauh lebih besar dari nol (mendekati ratusan/ribuan), maka bandingkan jarak antara  $y_{i-t} p_{i-t}$  dengan jarak  $y_{i+t} p_{i+t}$ .
    - i. Jika jarak  $y_{i-t} p_{i-t}$  lebih kecil dibandingkan dengan jarak  $y_{i+t} p_{i+t}$ , maka titik  $y$  dikelompokkan di antara kelas  $(i-t)^o$  dan  $i^o$ , dengan  $t$  adalah interval sudut
    - ii. Jika jarak  $y_{i-t} p_{i-t}$  lebih besar dibandingkan dengan jarak  $y_{i+t} p_{i+t}$ , maka titik  $y$  dikelompokkan di antara kelas  $i^o$  dan  $(i+t)^o$ , dengan  $t$  adalah interval sudut

### 3.2 Hasil Eksperimen dan Analisis terhadap Sistem Penentu Sudut Pandang Obyek 3-D

Uji coba terhadap sistem penentu sudut pandang wajah tiga dimensi ini menggunakan data citra dari wajah empat orang Indonesia dengan beberapa ekspresi yang berbeda, seperti ekspresi wajar, tersenyum, tertawa, dan marah. Seluruh citra wajah tiga dimensi ini diambil dengan sudut pandang yang berbeda untuk setiap obyek wajah, yaitu sudut pandang pengamatan mulai dari  $-90^o$  hingga  $+90^o$ .

Adapun implementasi dari sistem penentu sudut pandang ini dikembangkan dengan menggunakan perangkat keras berupa prosesor Intel Pentium IV 1.7 GHz dengan memori 256 MB, serta menggunakan perangkat lunak berupa sistem operasi Microsoft Windows XP Professional 2002 dan kompilator Microsoft Visual C++ 6.0.

Percobaan dilakukan dengan menggunakan perbandingan data pelatihan dan data pengujian yang berbeda. Seperti terlihat pada Tabel 1, pada *Data Set 1* perbandingan jumlah data pelatihan terhadap data pengujian adalah 30.8%:69.2%. Sedangkan pada *Data Set 2* adalah 38.5%:61.5%, dan pada *Data Set 3* memiliki perbandingan 53.8%:46.2%. Hal ini dilakukan agar kestabilan tingkat pengenalan sudut pandang sistem dapat diukur, karena percobaan dilakukan terhadap jumlah data pelatihan yang berbeda. Tingkat keberhasilan sistem penentu sudut pandang obyek tiga dimensi terhadap kumpulan *Data Set* seperti tertera dalam Tabel 1 dapat dilihat pada Tabel 2 untuk metode *Partially 1 K-LT* dan *NFL* dan Tabel 3 untuk metode *Partially 1 K-LT* dan *M-NFL*.

Tabel 1. Data eksperimen obyek tiga dimensi dengan perbandingan data pelatihan dan pengujian yang berbeda

Data Set	Data Pelatihan	Data Pengujian	Sudut Pelatihan (derajat)	Sudut Pengujian (derajat)
1	16	36	0,60,120,180	15,30,45,75,90,105,135,150,165
%	30.8%	69.2%		
2	20	32	0,45,90,135,180	15,30,60,75,105,120,165
%	38.5%	61.5%		
3	28	24	0,30,60,90,120,150,180	15,45,75,105,135,165
%	53.8%	46.2%		

**Tabel 2** Tingkat keberhasilan Sistem Penentu Sudut Pandang Obyek Tiga Dimensi menggunakan metode *Partially 1 K-LT* dan *NFL*

Data set	Tingkat Keberhasilan (%)		
	90%	95%	99%
1	46.63%	47.12%	48.08%
2	85.09%	86.06%	83.65%
3	90.38%	89.42%	89.90%

**Tabel 3** Tingkat keberhasilan Sistem Penentu Sudut Pandang Obyek Tiga Dimensi menggunakan metode *Partially 1 K-LT* dan *M-NFL*

Data set	Tingkat Keberhasilan (%)		
	90%	95%	99%
1	48.08%	48.56%	48.56%
2	91.83%	91.83%	92.79%
3	96.15%	96.15%	96.64%

Terlihat pada Tabel 2, hasil percobaan menggunakan metode *Partially 1 K-LT* dengan *NFL* menunjukkan bahwa untuk *Data Set 1* tingkat keberhasilan sistem penentu sudut pandang obyek tiga dimensi mencapai 48.08% pada prosentase proporsi kumulatif 99%. Untuk *Data Set 2* tingkat keberhasilan sistem penentuan sudut pandang mencapai 86.06% pada prosentase proporsi kumulatif 95%. Sedangkan untuk himpunan *Data Set 3* tingkat keberhasilan sistem penentuan sudut pandang mencapai 90.38% pada prosentase proporsi kumulatif 90%.

Pada Tabel 3 hasil percobaan menggunakan metode *Partially 1 K-LT* dengan penambahan garis ciri (*M-NFL*) menunjukkan bahwa untuk *Data Set 1* tingkat keberhasilan sistem penentu sudut pandang wajah tiga dimensi mencapai 48.56% pada prosentase proporsi kumulatif 95% dan 99%. Untuk *Data Set 2* tingkat keberhasilan sistem penentuan sudut pandang mencapai 92.79% pada prosentase proporsi kumulatif 99%. Sedangkan untuk himpunan *Data Set 3* tingkat keberhasilan sistem penentuan sudut pandang mencapai 96.64% pada prosentase proporsi kumulatif 99%.

Tabel 4 menunjukkan perbandingan lebih jelas antara metode *NFL* dengan metode *M-NFL*. Kolom kedua dari Tabel 4 menunjukkan persentasi klasifikasi benar menggunakan *NFL* dan klasifikasi benar menggunakan *M-NFL*, sementara kolom ketiga menunjukkan persentase klasifikasi salah menggunakan *NFL* tetapi benar ketika menggunakan *M-NFL*. Kolom keempat dari Tabel 4 menunjukkan kondisi kebalikan dari kolom ketiga, yaitu menunjukkan persentase klasifikasi benar menggunakan *NFL* namun salah ketika menggunakan *M-NFL*.

Untuk *Data Set 1*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 47.6%. Selain itu, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun

salah menggunakan metode *NFL* mencapai 1.92% lebih tinggi dibandingkan nilai tertinggi 0.48% untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*. Sehingga untuk *Data Set 1*, dapat dikatakan bahwa metode *M-NFL* lebih mampu memberikan tingkat klasifikasi benar yang lebih tinggi dibandingkan metode *NFL*.

**Tabel 4.** Perbandingan Persentase Klasifikasi Penentuan Sudut Pandang antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan *Partially 1K-LT*

Proporsi Kumulatif dan Data Set		Persentase Klasifikasi		
		<i>NFL</i> Benar - <i>MNFL</i> Benar	<i>NFL</i> Salah - <i>MNFL</i> Benar	<i>NFL</i> Benar - <i>MNFL</i> Salah
90%	Data#1	46.16%	1.92%	0.48%
	Data#2	85.10%	6.73%	0%
	Data#3	89.90%	6.25%	0.48%
95%	Data#1	47.12%	1.44%	0%
	Data#2	85.58%	6.25%	0.48%
	Data#3	88.94%	7.21%	0.48%
99%	Data#1	47.60%	0.96%	0.48%
	Data#2	83.17%	9.62%	0.48%
	Data#3	89.43%	7.21%	0.48%

Sementara itu, untuk *Data Set 2*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 85.58%. Selain itu, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 9.62% jauh lebih tinggi dibandingkan nilai tertinggi 0.48% untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*. Sehingga untuk *Data Set 2*, metode *M-NFL* lebih mampu memberikan tingkat klasifikasi benar yang lebih tinggi dibandingkan metode *NFL*.

Selanjutnya, untuk *Data Set 3*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 89.90%. Selain itu, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 7.21% jauh lebih tinggi dibandingkan nilai tertinggi 0.48% untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*. Sehingga untuk *Data Set 3*, dapat dikatakan bahwa metode *M-NFL* lebih mampu memberikan tingkat klasifikasi benar yang lebih tinggi dibandingkan metode *NFL*.

Berdasarkan Tabel 4 yang menunjukkan hasil perbandingan persentase klasifikasi penentuan sudut pandang antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan *Partially 1 K-LT* dengan proporsi kumulatif yang berbeda, untuk ketiga *Data Set* yang ada, terlihat bahwa persentase

klasifikasi salah menggunakan *NFL* tetapi benar menggunakan *M-NFL* selalu lebih tinggi dibandingkan persentase klasifikasi salah menggunakan *M-NFL* tetapi benar menggunakan *NFL*. Hal ini menunjukkan bahwa metode *M-NFL* ternyata lebih mampu memberikan tingkat pengenalan yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode *NFL* dalam sistem penentu sudut pandang.

Selain itu, berdasarkan Tabel 4, diketahui pula bahwa persentase klasifikasi benar oleh *M-NFL* akan meningkat seiring dengan peningkatan persentase paradigma pelatihan/pengujiannya, sementara persentase klasifikasi salah oleh *M-NFL* cenderung tetap dengan nilai yang mendekati nol. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan paradigma pelatihan/pengujian tidak berpengaruh banyak pada tingkat kesalahan oleh metode *M-NFL* namun mampu meningkatkan tingkat pengenalan benar oleh metode *M-NFL*. Dengan demikian, dapat dikatakan bahwa metode *M-NFL* yang penulis kembangkan dapat memberikan peningkatan terhadap tingkat pengenalan dalam sistem penentu sudut pandang obyek tiga dimensi ini.

#### 4. SISTEM PENGENAL WAJAH 3-D

Masukan dari sistem pengenalan wajah tiga dimensi ini berupa sejumlah citra yang akan menjadi acuan model wajah manusia yang akan digunakan untuk membentuk ruang ciri dan sejumlah citra uji merupakan citra dari wajah yang akan diidentifikasi oleh sistem. Proses awal yang dilakukan oleh sistem setelah menerima input citra wajah acuan adalah melakukan pembentukan ruang ciri. Selanjutnya akan dilakukan proses pengenalan wajah tiga dimensi dengan menggunakan metode perhitungan jarak terpendek (*NFL*) dan metode penambahan garis ciri pada perhitungan jarak terpendek (*M-NFL*). Setelah melakukan proses seperti di atas, akan diperoleh keluaran dari sistem pengenalan wajah tiga dimensi berupa hasil pengenalan sistem terhadap sejumlah citra wajah 3-D yang diujikan.

##### 4.1 Algoritma Pengenal Wajah 3-D

Algoritma untuk melakukan pengenalan wajah dengan menggunakan metode *NFL* dengan transformasi *Partially 1 K-LT* dan transformasi *Partially 2 K-LT* adalah sama, yaitu dengan melakukan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Sebuah citra ditransformasikan ke dalam ruang ciri menjadi titik ciri  $y$ .
2. Bentuk seluruh kemungkinan garis ciri  $G_c$  yang dapat dibentuk oleh sejumlah titik ciri dalam setiap kelas dalam satu ruang eigen yang telah dibentuk
3. Titik ciri  $y$  tersebut diproyeksikan terhadap seluruh garis ciri  $G_c$  yang mewakili masing-masing kelas, dengan menggunakan persamaan (9) sebagai titik  $p$ .

4. Hitung jarak antara titik  $y$  dan titik hasil proyeksinya untuk masing-masing kelas dengan menggunakan persamaan (11).

5. Ambil jarak proyeksi antara titik ciri  $y$  dengan titik proyeksi  $p$  terkecil terhadap suatu garis ciri  $G_c$  yang dibentuk dari dua titik ciri  $y_1$  dan  $y_2$ . Pengenalan terhadap titik ciri  $y$  dilakukan berdasarkan pertimbangan:

a. Jika  $y_1$  dan  $y_2$  merupakan titik ciri dari obyek  $a$ , berarti titik ciri  $y$  merupakan obyek  $a$  tersebut.

b. Jika  $y_1$  dan  $y_2$  merupakan titik ciri dari obyek yang berbeda, maka:

i. jika  $\gamma \leq \frac{1}{2}d(y_1, y_2)$ , maka  $y$  dikenali sebagai

obyek yang sama dengan obyek titik ciri  $y_1$

ii. sebaliknya,  $y$  akan dikenali sebagai obyek yang sama dengan obyek titik ciri  $y_2$

##### 4.2 Hasil Eksperimen dan Analisis terhadap Sistem Pengenal Wajah 3-D

Uji coba terhadap sistem pengenal wajah tiga dimensi ini menggunakan data citra dari wajah lima orang Indonesia dengan beberapa ekspresi yang berbeda, seperti ekspresi wajar, tersenyum, tertawa, dan marah. Seluruh citra wajah tiga dimensi ini diambil dengan sudut pandang yang berbeda untuk setiap obyek wajah, yaitu sudut pandang pengamatan mulai dari  $-90^\circ$  hingga  $+90^\circ$ . Kemudian sistem penentu sudut pandang ini diimplementasikan dengan menggunakan perangkat keras berupa prosesor *Intel Pentium IV 1.7 GHz* dengan memori 256 MB, serta menggunakan perangkat lunak berupa sistem operasi *Microsoft Windows XP Professional 2002* dan kompilasi *Microsoft Visual C++ 6.0*.

Serupa dengan percobaan untuk sistem penentu sudut pandang, percobaan terhadap sistem pengenal wajah tiga dimensi ini juga dilakukan dengan menggunakan perbandingan data pelatihan dan data pengujian yang berbeda. Seperti terlihat pada Tabel 1, pada *Data Set 1* perbandingan jumlah data pelatihan terhadap data pengujian adalah 30.8%:69.2%. Sedangkan pada *Data Set 2* adalah 38.5%:61.5%, dan pada *Data Set 3* memiliki perbandingan 53.8%:46.2%.

Tingkat keberhasilan sistem pengenal wajah tiga dimensi terhadap kumpulan *Data Set* seperti tertera dalam Tabel 1 dapat dilihat pada Tabel 5 untuk metode *Partially 1 K-LT* dan *NFL*, serta pada Tabel 6 untuk metode *Partially 2 K-LT* dan *NFL*. Terlihat dari hasil percobaan bahwa dengan menggunakan nilai proporsi kumulatif yang berbeda, tingkat keberhasilan pengenalan wajah yang diperoleh akan berbeda. Berdasarkan Tabel 5, untuk metode *Partially 1 K-LT* dan *NFL*, himpunan *Data Set 1* memiliki tingkat pengenalan tertinggi adalah 40.56% untuk prosentase proporsi kumulatif 99%. Sedangkan pada *Data Set 2* tingkat pengenalan tertinggi meningkat mencapai 77.14% pada



prosentase proporsi kumulatif 95%. Untuk *Data Set 3*, tingkat pengenalan tertinggi adalah 89.17% pada prosentase proporsi kumulatif 95% dan 99%.

Selanjutnya, terlihat pada Tabel 6, hasil percobaan menggunakan metode *Partially 2 K-LT* dan *NFL* ternyata memberikan peningkatan dibandingkan dengan metode *Partially 1 K-LT*, dengan tingkat pengenalan tertinggi sebesar 57.78% pada prosentase proporsi kumulatif 99% untuk *Data Set 1*, untuk *Data Set 2* mencapai tingkat pengenalan sebesar 84.29% pada prosentase proporsi kumulatif 95% dan 99%, sedangkan pada himpunan *Data Set 3* tingkat pengenalan tertinggi adalah 96.67%, dicapai dengan prosentase proporsi kumulatif 99%. Tingkat keberhasilan sistem penentu sudut pandang wajah tiga dimensi terhadap kumpulan *Data Set* seperti tertera dalam Tabel 1 untuk metode *Partially 1 K-LT* dan *M-NFL* dapat dilihat pada Tabel 7, serta pada Tabel 8 untuk metode *Partially 2 K-LT* dan *M-NFL*.

Hasil percobaan menunjukkan bahwa dengan menggunakan nilai proporsi kumulatif yang berbeda, tingkat keberhasilan penentuan sudut pandang yang diperoleh akan berbeda. Berdasarkan Tabel 7 untuk metode *Partially 1 K-LT* dan *M-NFL*, himpunan *Data Set 1* memiliki tingkat pengenalan tertinggi adalah 40.56% untuk prosentase proporsi kumulatif 99%. Sedangkan pada *Data Set 2* tingkat pengenalan tertinggi meningkat mencapai 78.57% pada prosentase proporsi kumulatif 95%. Untuk himpunan *Data Set 3*, tingkat pengenalan tertinggi adalah 89.17% pada prosentase proporsi kumulatif 95% dan 99%.

Tabel 5. Tingkat keberhasilan Sistem Pengenal Wajah menggunakan metode *Partially 1 K-LT* dan *NFL*

Data set	Tingkat Pengenalan (%)		
	90%	95%	99%
1	40.00%	38.89%	40.56%
2	76.43%	77.14%	76.43%
3	87.50%	89.17%	89.17%

Tabel 6. Tingkat keberhasilan Sistem Pengenal Wajah menggunakan metode *Partially K-LT2* dan *NFL*

Data set	Tingkat Pengenalan (%)		
	90%	95%	99%
1	56.11%	56.67%	57.78%
2	81.43%	84.29%	84.29%
3	92.50%	92.50%	96.67%

Selanjutnya pada Tabel 8 terlihat bahwa hasil percobaan menggunakan metode *Partially 2 K-LT* dan *M-NFL* mengalami peningkatan, dibandingkan dengan metode *Partially K-LT*, dengan tingkat pengenalan tertinggi sebesar 59.44% pada prosentase proporsi kumulatif 99%.

Peningkatan yang tinggi juga terjadi pada himpunan *Data Set 2* yang mencapai tingkat pengenalan sebesar 91.70% pada prosentase proporsi kumulatif 90%, sedangkan pada himpunan *Data Set 3* tingkat pengenalan tertinggi adalah 99.17%, dicapai dengan prosentase proporsi kumulatif 95%.

Tabel 9 menunjukkan perbandingan lebih jelas untuk ketiga *Data Set* yang digunakan antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan menggunakan *Partially 1 K-LT*, sedangkan Tabel 10 menunjukkan perbandingan antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan menggunakan *Partially 2 K-LT*. Pada kedua tabel tersebut, kolom kedua dari masing-masing tabel menunjukkan persentase klasifikasi benar menggunakan *NFL* dan klasifikasi benar menggunakan *M-NFL*, sementara kolom ketiga menunjukkan persentase klasifikasi salah menggunakan *NFL* tetapi benar ketika menggunakan *M-NFL*. Selanjutnya, kolom keempat akan menunjukkan kondisi kebalikan dari kolom ketiga, yaitu menunjukkan persentase klasifikasi benar menggunakan *NFL* namun salah ketika menggunakan *M-NFL*.

Tabel 7. Tingkat Keberhasilan Sistem Pengenal Wajah 3-D menggunakan metode *Partially 1 K-LT* dan *M-NFL*

Data set	Tingkat Pengenalan (%)		
	90%	95%	99%
1	40.00%	39.44%	40.56%
2	77.14%	78.57%	77.14%
3	87.50%	89.17%	89.17%

Tabel 8. Tingkat keberhasilan Sistem Pengenal Wajah 3-D menggunakan metode *Partially K-LT2* dan *M-NFL*

Data set	Tingkat Pengenalan (%)		
	90%	95%	99%
1	56.11%	57.22%	59.44%
2	91.70%	91.43%	90.00%
3	96.67%	99.17%	98.33%

Berdasarkan Tabel 9 untuk *Data Set 1*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 40%. Selain itu, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 0.56% sedikit lebih tinggi dibandingkan nilai 0% untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*.

Sementara untuk *Data Set 2*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 75.71%. Selain itu, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 1.43% lebih tinggi dibandingkan nilai 0% untuk klasifikasi benar

menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*.

**Tabel 9. Perbandingan Persentase Klasifikasi Pengenalan Wajah antara Metode *NFL* dan Metode *M-NFL* dengan *Partially 1 K-LT***

Proporsi Kumulatif dan Data Set		Persentase Klasifikasi		
		<i>NFL</i> Benar - <i>MNFL</i> Benar	<i>NFL</i> Salah - <i>MNFL</i> Benar	<i>NFL</i> Benar - <i>MNFL</i> Salah
90%	Data#1	40%	0%	0%
	Data#2	75.71%	0.71%	0%
	Data#3	87.5%	0%	0%
95%	Data#1	38.33%	0.56%	0%
	Data#2	75.71%	1.43%	0%
	Data#3	87.5%	0.83%	0.83%
99%	Data#1	40%	0%	0%
	Data#2	75.71%	0.71%	0%
	Data#3	89.17%	0%	0%

Selanjutnya, untuk *Data Set 3*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 89.17%. Serta nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 0.83% sama dengan nilai tertinggi untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*.

Berdasarkan Tabel 9, dapat terlihat bahwa untuk penggunaan metode transformasi *Partially 1 K-LT*, tingkat persentase klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* akan meningkat seiring dengan peningkatan paradigma perbandingan data pelatihan dan data pengenalan. Selain itu, terlihat pula bahwa tingkat persentase klasifikasi salah menggunakan metode *NFL* namun diklasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* tidak jauh berbeda dibandingkan dengan tingkat persentase klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun diklasifikasi salah menggunakan metode *M-NFL*. Sehingga hasil pengenalan sistem pengenalan wajah 3-D dengan menggunakan metode penambahan garis ciri (metode *M-NFL*) cenderung memberikan hasil yang sama dibandingkan dengan sistem pengenalan wajah 3-D tanpa penambahan garis ciri (metode *NFL*) untuk penggunaan transformasi *Partially 1 K-LT*.

Tabel 10 menunjukkan perbandingan antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan menggunakan *Partially 2 K-LT*. Berdasarkan Tabel 10 untuk *Data Set 1*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 56.67%. Selain itu, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 3.89% lebih tinggi dibandingkan nilai 2.78% untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun

salah menggunakan metode *M-NFL*. Sementara untuk *Data Set 2*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 77.86%. Selain itu, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 9.29% jauh lebih tinggi dibandingkan nilai 0.71% untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*. Selanjutnya, untuk *Data Set 3*, nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan benar menggunakan metode *M-NFL* mencapai 93.33%. Serta nilai tertinggi klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* namun salah menggunakan metode *NFL* mencapai 6.67% lebih tinggi dibandingkan nilai 4.71% untuk klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah menggunakan metode *M-NFL*.

**Tabel 10. Perbandingan Persentase Klasifikasi Pengenalan Wajah antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan *Partially 2 K-LT***

Proporsi Kumulatif dan Data Set		Persentase Klasifikasi		
		<i>NFL</i> Benar - <i>MNFL</i> Benar	<i>NFL</i> Salah - <i>MNFL</i> Benar	<i>NFL</i> Benar - <i>MNFL</i> Salah
90%	Data#1	50.56%	2.78%	2.78%
	Data#2	72.14%	9.29%	0%
	Data#3	86.67%	9%	4.17%
95%	Data#1	56.67%	1.11%	0.56%
	Data#2	75.71%	7.86%	0.71%
	Data#3	85.83%	6.67%	0%
99%	Data#1	51.67%	3.89%	2.22%
	Data#2	77.86%	5.71%	0.71%
	Data#3	93.33%	2.50%	0.83%

Berdasarkan Tabel 10 tersebut, terlihat bahwa untuk penggunaan metode transformasi *Partially 2 K-LT*, tingkat persentase klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan diklasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* akan meningkat seiring dengan peningkatan paradigma perbandingan data pelatihan/pengujian. Selain itu, terlihat pula bahwa tingkat persentase klasifikasi salah menggunakan metode *NFL* namun diklasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL* memberikan hasil yang jauh lebih baik dibandingkan dengan tingkat persentase klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun diklasifikasi salah menggunakan metode *M-NFL*. Sehingga hasil pengenalan sistem pengenalan wajah 3-D dengan menggunakan metode penambahan garis ciri (metode *M-NFL*) memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan sistem pengenalan wajah 3-D tanpa penambahan garis ciri (metode *NFL*) untuk penggunaan transformasi *Partially 2 K-LT*.

## 5. KESIMPULAN

Sesuai dengan tujuan penelitian ini yaitu mengembangkan suatu sistem penentu sudut pandang obyek 3-D serta mengembangkan sistem pengenal wajah 3-D dengan tingkat pengenalan yang tinggi, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode transformasi data yang digunakan dalam pembentukan ruang ciri dapat mempengaruhi akurasi pengenalan sistem, metode *Partially 2 K-LT* merupakan metode transformasi data yang lebih baik dibandingkan dengan *Partially 1 K-LT*.
2. Untuk semua jenis metode transformasi *Karhunen-Loeve* yang digunakan, baik *Partially 1 K-LT* maupun *Partially 2 K-LT*, besarnya nilai penurunan terhadap tingkat pengenalan sistem dengan *Partially 2 K-LT* dengan metode *M-NFL* selalu lebih kecil dibandingkan dengan metode *NFL* untuk ketiga *Data Set* yang digunakan, sehingga metode *M-NFL* dapat memberikan peningkatan terhadap hasil pengenalan dibandingkan dengan metode *NFL*.
3. Secara umum ternyata diperoleh bahwa tingkat pengenalan sistem apabila menggunakan *Data Set 3* dengan paradigma data pelatihan terhadap data pengujian sebesar 53,8%:46,2% mampu memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan *Data Set 2* (38,5%:61,5%) dan *Data Set 1* (30,8%:69,2%). Oleh karena itu sebaiknya penggunaan model *Data Set 1* ini dihindari.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada *Dr. Benyamin Kusumoputro* (Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia) yang telah memberikan ide, dukungan dan arahan dalam melakukan penelitian dan penulisan makalah ini.

## REFERENSI

- [1] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates", IEEE T.PAMI, Vol 15, 1993, pp.1042-1052.
- [2] Craw, D. Tock and A. Bennet. "Finding Face Features". Proceedings of ECCV 92, Santa Margherita Ligure, 1992, pp. 93-96
- [3] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Face", IEEE T.PAMI, Vol.12, No.1, 1990, pp. 103-108.
- [4] M. Turk and A. Pertland, "Face Recognition using Eigenfaces", Proc. IEEE CCVP'91, 1991, pp. 586-591.
- [5] B. Kusumoputro, Renny Isharini and A. Murni, "Development of Neural Network with Cylindrical Structure of Hidden Layer and its Application in 3-D Recognition System", Proc. IECI CECI-2001, Vol.6, 2001, pp.24-27.
- [6] S. Ullmann and R. Basri, "Recognition of Linear Combination of Models", IEEE T.PAMI, Vol.13, No.10, 1991, pp. 992-1007.
- [7] T. Poggio and S. Edelman, "A Network that Learns to Recognize Three Dimensional Objects", Nature, Vol.343, No.6255, 1990, pp. 263-266.
- [8] M. Uenohara and T. Kanade. "Use of Fourier and Karhunen-Loeve Decomposition for Fast Pattern Matching with a Large Set of Templates". IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.19, No.8, 1997, pp.891-897.
- [9] Li Zhao, Wei Qi, Stan Z. Li, Shi-Qiang Yang and Hong-Jiang Zhang. "Key Frame Extraction and Shot Retrieval Using Nearest Feature Line", Tsinghua University, Microsoft Research China, Beijing, 2000.
- [10] R. Sripomo and B. Kusumoputro. "Pose Estimation System of 3D Human Face Using Nearest Feature Lines in its Eigenspace Representation". IEEE Proc. of APCCAS, 2001, pp. 241-246.
- [11] Nisfia Marlioni A. "Analisa Reduksi Dimensi Citra untuk Menentukan Sudut Pandang Obyek Wajah Tiga Dimensi Menggunakan Metode Nearest Feature Line". Skripsi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Depok, 2002
- [12] Lina and B. Kusumoputro, "Determination of 3-D Image Viewpoint Using Modified Nearest Feature Line Method in its Eigenspace Domain", WSEAS Transactions on Computers, Issue 1, Vol.2, 2003, pp.140-147.
- [13] E. Fatma. "Penggunaan Transformasi Fourier dan Transformasi Karhunen-Loeve pada Sistem Pencocokan Pola". Skripsi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Depok, 1999
- [14] S.Z. Li and J. Lu, "Face Recognition using the Nearest Feature Line Method", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.10, No.2, 1999, pp. 439-443.