

SISTEM PENGENALAN WAJAH 3-D MENGGUNAKAN PENAMBAHAN GARIS CIRI PADA METODE PERHITUNGAN JARAK TERPENDEK DALAM RUANG EIGEN

Lina^{1,2} dan Benyamin Kusumoputro¹

1. Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Depok 16424, Indonesia
2. Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara, Jl. Let.Jend. S.Parman 1, Jakarta 11440, Indonesia

E-mail: lina@tarumanagara.ac.id, kusumo@cs.ui.ac.id

Abstrak

Dalam makalah ini, penulis mengajukan metodologi baru dalam sistem pengenalan wajah 3-D dengan menggunakan penambahan garis ciri pada metode perhitungan jarak terpendek dalam ruang ciri. Penambahan garis ciri ini dilakukan dengan memperbanyak jumlah garis ciri tanpa menambahkan titik ciri baru, dengan membentuk sebuah garis ciri baru dari setiap titik ciri terhadap setiap garis ciri yang dibentuk dari setiap dua buah titik ciri. Dengan penambahan garis ciri ini, sistem akan memperoleh tambahan informasi variasi ciri obyek, sehingga tingkat pengenalan sistem dapat meningkat. Dalam makalah ini, penulis juga mengembangkan metode *TK-LSebagian1* dan *TK-LSebagian2* sebagai metode untuk mentransformasikan citra wajah 3-D dari ruang citra *spatial* ke dalam representasi ruang eigennya. Data percobaan dalam penelitian menggunakan citra wajah orang Indonesia dalam berbagai sudut pandang pengamatan dan ekspresi. Pengujian terhadap sistem dilakukan untuk mengenali wajah dengan sudut pandang pengamatan yang berbeda dengan citra wajah yang dilatihkan sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat pengenalan tertinggi akan diperoleh sistem dengan menggunakan *TK-LSebagian2* dan metode penambahan garis ciri yaitu sebesar 99.17%.

Abstract

3-D Face Recognition System using Additional Feature Lines in Nearest Feature Line Method in Eigenspace Representation. In this paper, the authors propose a new method in 3-D face recognition system using additional feature lines in *Nearest Feature Line* method, called the *Modified Nearest Feature Line* method. The additional feature lines can be acquired by projecting each feature point to other feature lines in the same class without increasing the number of feature points. With these additional lines, the system will have the ability to capture more variations of face images, so it can increase the recognition rate of the system. The authors also propose *KL-TSubspace1* and *KL-TSubspace2* as methods in transforming the 3-D face images from its spatial domain to their eigenspace domain. The experiments use the 3-D human faces of Indonesian people in various expressions and positions. Then, the system is applied to recognize unknown face images with different viewpoints. Experimental results shown that the system using *KL-TSubspace2* and *Modified Nearest Feature Line* method can have the highest recognition rate of 99.17%.

Keywords: 3-D face recognition system, nearest feature line method (NFL), modified nearest feature line method (MNFL), Karhunen-Loeve transformation, eigenspace representation

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 suatu sistem pengenalan wajah tiga dimensi menjadi semakin penting. Pada dasarnya, sistem pengenalan wajah tiga dimensi merupakan sistem pendeteksian untuk menentukan wajah seseorang dengan cara membandingkan sebuah citra wajah dengan model-model wajah yang telah disimpan sebelumnya. Seperti dinyatakan dalam referensi [1-2], sistem pengenalan obyek tiga dimensi dapat dibuat dengan menggunakan beberapa citra obyek dua dimensi dari beberapa sudut pandang. Hingga saat ini, telah

banyak dikembangkan metode untuk sistem pengenalan wajah, namun umumnya hanya untuk pengenalan terhadap citra wajah 2-D dengan sudut pengamatan *frontal/semi frontal*. Beberapa metode yang telah dikembangkan tersebut diantaranya adalah *template matching* [3], kombinasi *template matching* dengan menggunakan ciri [4], serta *template matching* dengan transformasi Karhunen-Loeve [5-6]. Namun demikian, dalam implementasinya masih terdapat beberapa faktor yang menyebabkan rendahnya tingkat pengenalan dari sistem pengenalan wajah tiga dimensi, diantaranya adalah karena beberapa wajah memiliki tingkat kemiripan yang sangat tinggi, serta adanya pengaruh dari perubahan atau variasi dalam hal pencahayaan, ekspresi, sudut pengamatan, serta penggunaan aksesoris tambahan untuk citra wajah yang sama sekalipun [7].

Dalam makalah ini penulis mengemukakan metodologi pengenalan wajah tiga dimensi dengan menggunakan penambahan garis ciri pada metode perhitungan jarak terpendek pada ruang ciri. Sistem pengenalan wajah yang dikembangkan ini terdiri dari 2 buah proses utama, yaitu tahap pembentukan ruang ciri dan tahap pengenalan wajah tiga dimensi.

Pada tahap pembentukan ruang ciri, setiap obyek akan ditransformasikan menjadi sebuah titik ciri ke dalam sebuah ruang ciri yang didapat dengan mencari komponen ciri utama dari seluruh citra obyek yang dipergunakan [8]. Perubahan citra dari ruang spatial menjadi ruang ciri (*eigen*) dilakukan dengan menggunakan metode transformasi Karhunen-Loeve (TK-L).

Seperti telah dikemukakan pada makalah [9], penulis mengajukan dua macam teknik transformasi Karhunen-Loeve yaitu **TK-LSeluruh** dan **TK-LSebagian**. **TK-LSebagian** melakukan proses transformasi terhadap setiap citra acuan yang berkaitan ke dalam sub-ruang *eigen* tersendiri, sehingga akan terdapat subruang *eigen* yang majemuk. Menurut hasil penelitian pada [8] dan [9], ternyata penggunaan transformasi **TK-LSebagian** mampu memberikan hasil pengenalan yang lebih baik dibandingkan menggunakan transformasi **TK-LSeluruh** untuk sistem penentuan sudut pandang wajah tiga dimensi yang merupakan subsistem dari sistem pengenalan wajah tiga dimensi.

Berdasarkan hal tersebut di atas, maka dalam makalah ini, penulis akan menggunakan model transformasi **TK-LSebagian** dan melakukan pengembangan model transformasi ini menjadi **TK-LSebagian1** dan **TK-LSebagian2**. Pada **TK-LSebagian1** citra acuan dari satu kelas akan ditransformasikan ke dalam satu sub-ruang *eigen*, sedangkan **TK-LSebagian2** mentransformasikan citra acuan dari dua kelas yang berdampingan ke dalam satu sub-ruang *eigen*.

Selanjutnya pada tahap pengenalan wajah tiga dimensi, penulis menggunakan metode perhitungan jarak terpendek pada ruang ciri yaitu metode *Nearest Feature Line (NFL)* dan juga mengemukakan metode penambahan garis ciri pada metode perhitungan jarak terpendek yang dinamakan *Modified Nearest Feature Line (M-NFL)*. Metode ini memerlukan paling sedikit terdapat dua titik ciri acuan dalam ruang ciri yang kemudian akan digeneralisasi sehingga membentuk sebuah garis ciri.

Pada metode *NFL*, perhitungan jarak terpendek akan dihitung dari proyeksi terpendek sebuah titik citra uji terhadap seluruh garis ciri yang ada dalam ruang *eigen*. Sedangkan pada metode *M-NFL*, penambahan garis ciri dilakukan dengan membentuk garis proyeksi tegak lurus dari setiap titik citra acuan yang ada terhadap garis ciri yang dibentuk oleh titik-titik citra acuan dalam suatu ruang *eigen*[8].

2. Metode Penelitian

Seperti yang telah dikemukakan sebelumnya, sistem pengenalan wajah tiga dimensi yang dikembangkan pada penelitian ini akan menggunakan metode transformasi **TK-LSebagian1** dan **TK-LSebagian2**, serta menggunakan metode *NFL* dan metode *M-NFL* pada tahap pengenalan wajahnya. Penjelasan rinci terhadap metode transformasi serta metode pengenalan yang digunakan pada penelitian ini akan dibahas selengkapnya pada bagian makalah di bawah ini.

2.1. Sistem Pengenalan 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. Karena jenis transformasi yang digunakan adalah *TK-LSebagian*, maka akan terdapat beberapa subruang eigen yang terbentuk, ada yang berdasarkan citra acuan dari satu kelas (*TK-LSebagian1*), ada yang berdasarkan citra acuan dari gabungan dua kelas (*TK-LSebagian2*).

Proses selanjutnya adalah melakukan ekstraksi ciri dari citra uji terhadap semua subruang eigen yang ada. Kemudian 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.

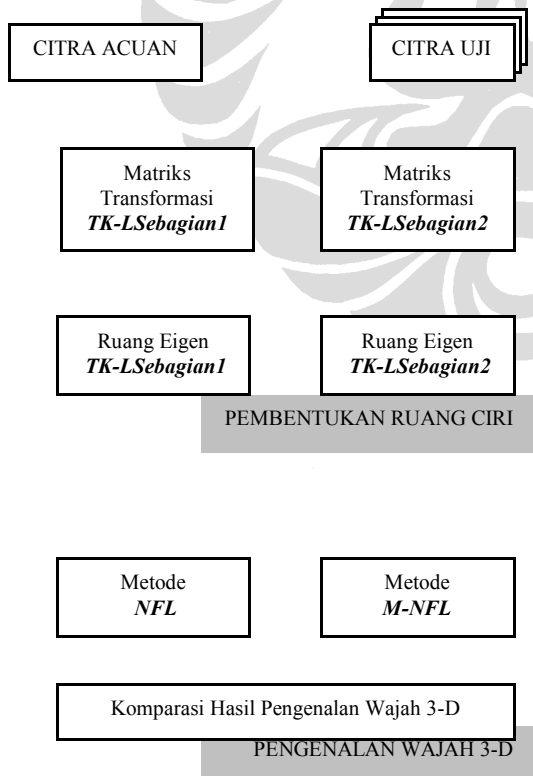
Rancangan sistem pengenalan wajah tiga dimensi ini dapat dilihat pada Gambar 1.

2.2. Pembentukan Ruang Ciri dengan Transformasi Karhunen-Loeve Sebagian (*TK-LSebagian*)

Transformasi Karhunen-Loeve digunakan untuk memproyeksikan setiap vektor citra dari sekumpulan data berukuran besar menjadi sebuah titik vektor dalam bentuk representasi data lain yang lebih kecil dimensinya [9]. Representasi data yang berdimensi kecil tersebut dapat diperoleh karena komponen yang diambil hanya komponen penting yang memiliki nilai eigen terbesar saja. Proses klasifikasi dalam ruang yang berdimensi kecil akan memperkecil biaya komputasi tanpa menurunkan tingkat pengenalan.

Dalam penelitian ini, jenis transformasi Karhunen-Loeve yang digunakan adalah *TK-LSebagian* sehingga setiap citra uji akan direpresentasikan sebagai sebuah titik dalam setiap ruang eigen majemuk yang terbentuk.

Kedua jenis transformasi Karhunen-Loeve yang dikemukakan dalam makalah ini hanya berbeda dalam pembentukan ruang cirinya saja. Pada *TK-LSebagian1* citra acuan dari satu kelas akan ditransformasikan ke dalam satu sub-ruang eigen; maka citra acuan dengan



Gambar 1. Diagram Sistem Pengenalan Wajah 3-D

sudut pandang 0° akan ditransformasikan ke dalam kelas 0° , citra acuan 45° akan ditransformasikan ke dalam kelas 45° , demikian juga untuk citra acuan dengan sudut pandang lainnya.

Sedangkan pada *TK-LS bagian 2*, citra acuan dari dua kelas yang berdampingan akan ditransformasikan ke dalam satu sub-ruang eigen; maka citra acuan dengan sudut pandang 0° dan citra acuan dengan sudut pandang 45° akan ditransformasikan ke dalam satu kelas, yaitu kelas $(0-45)^\circ$, citra acuan dengan sudut pandang 45° dan citra acuan dengan sudut pandang 90° akan ditransformasikan ke dalam satu kelas lainnya, yaitu kelas $(45-90)^\circ$, demikian pula untuk citra acuan dengan sudut pandang lainnya.

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 $N = n \times n$, $x_N(k) = [x_1, x_2, \dots, x_d]$, dengan $k=1, 2, \dots, d$. Kemudian dilakukan perhitungan vektor rata-rata dengan rumusan:

(1)

Dari vektor rata-rata tersebut dapat dihitung matriks kovarian dengan persamaan :

(2)

Selanjutnya, dari matriks kovarian akan diperoleh sekumpulan nilai eigen () dan vektor eigen () yang kemudian akan 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 eigen bernilai besar. Matriks kemudian digunakan untuk memetakan sekumpulan vektor x_N menjadi sekumpulan vektor M dimensi di dalam ruang eigen, yaitu y_M yang memenuhi persamaan:

(3)

Kemudian dapat dilakukan proses rekonstruksi vektor x_N yaitu dengan menggunakan vektor eigen, vektor rata-rata, serta y_M dari hasil perhitungan pada Pers. (3). Rumusan perhitungan vektor x_N dapat dilihat pada persamaan berikut:

(4)

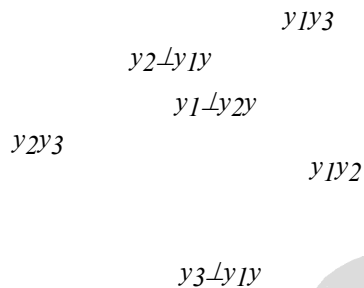
Untuk menentukan banyaknya vektor eigen terpenting yang digunakan untuk pereduksian dimensi, akan dilakukan perhitungan proporsi kumulatif nilai eigen berdasarkan Pers. (5), yaitu [10]:

(5)

Setelah menentukan proporsi kumulatif untuk melakukan proses reduksi dimensi, matriks transformasi kemudian dibentuk kembali berdasarkan sejumlah nilai eigen yang telah ditentukan dengan menghitung kembali Pers. (3) dan Pers. (4) untuk memperoleh y_M' dan x_n' . Pada penelitian ini proporsi kumulatif yang digunakan untuk mengoptimalkan tingkat minimum kesalahan dalam rekonstruksi matriks transformasi yang baru adalah 90%, 95%, dan 99%.

2.3. Pengenalan Wajah 3-D dengan Perhitungan Jarak Terpendek pada Garis Ciri

Setelah melakukan tahap pembentukan ruang ciri dengan transformasi Karhunen-Loeve, akan diperoleh titik-titik ciri dalam ruang ciri yang dapat menggambarkan informasi obyek dari kelasnya. Selanjutnya akan dilakukan proses pengenalan terhadap wajah tiga dimensi 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.



Gambar 2. Pembentukan Garis Ciri dengan Melakukan Generalisasi Terhadap Titik Ciri Obyek X_1 , X_2 , dan X_3 Menggunakan Metode *NFL* dan *M-NFL*

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 Gambar 2, untuk metode *NFL*, garis ciri yang dapat dibentuk adalah garis y_1y_2 , y_1y_3 , dan y_2y_3 . Secara umum jumlah garis ciri yang dapat diperoleh dalam ruang ciri dengan metode *NFL* dapat dihitung dengan Pers. (6) dengan H_c merupakan jumlah titik ciri dalam sebuah kelas obyek.

(6)

Perhatikan bahwa untuk 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 [4]. Seperti terlihat pada Gb.2, garis ciri yang dapat dibentuk pada metode *M-NFL* adalah garis y_1y_2 , y_1y_3 , y_2y_3 , $y_3y_1y_2$, dan $y_3y_1y_3$. Secara umum jumlah garis ciri yang dapat diperoleh dalam ruang ciri dengan metode *M-NFL* dapat dihitung dengan persamaan:

(7)

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:

(8)

dengan γ adalah parameter posisi. Posisi dari titik proyeksi p dapat dilihat dari nilai parameter posisi γ , 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. Ilustrasi mengenai proyeksi titik ciri terhadap suatu garis ciri diberikan pada Gambar 3 [11].

Karena tegak lurus dengan , maka γ dapat dihitung sebagai *dot product* dari persamaan berikut:

(9)

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

(10)

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. Hasil dan Pembahasan

Uji coba 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° hingga $+90^\circ$. Sebagian dari citra wajah tiga dimensi yang dipergunakan dalam eksperimen tertera dalam Gambar 4.

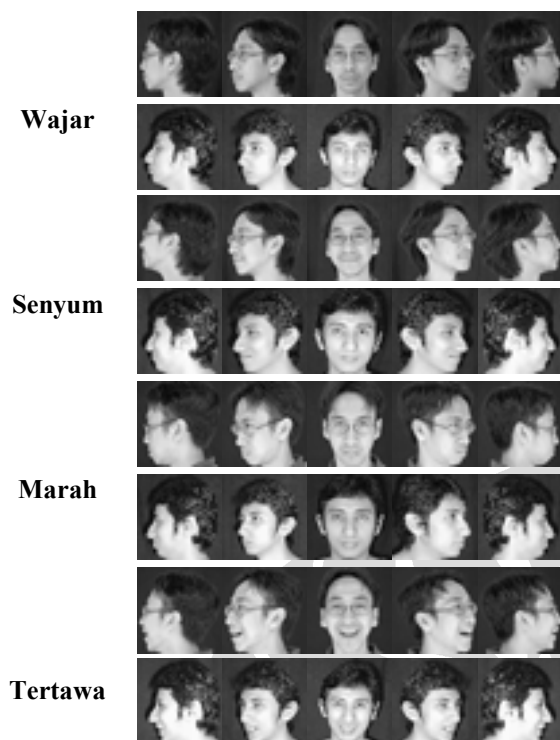
Pengujian dilakukan untuk mengetahui tingkat pengenalan sistem terhadap obyek wajah apabila diberikan wajah tertentu dengan sudut pandang pengamatan yang berbeda dengan sudut pandang wajah yang dilatihkan sebelumnya. Percobaan dilakukan dengan menggunakan paradigma perbandingan data pelatihan dan data pengujian yang berbeda. Seperti dapat dilihat pada Tabel 1, *Data Set 1* mempunyai perbandingan antara sudut pandang pelatihan terhadap sudut pandang pengujian yang paling kecil, $30,8\%:69,2\%$. Sedangkan *Data Set 2* mempunyai perbandingan $38,5\%:61,5\%$, sementara *Data Set 3* mempunyai perbandingan sebesar $53,8\%:46,2\%$. Hal ini dilakukan agar kestabilan tingkat pengenalan sistem dapat diukur karena percobaan dilakukan terhadap jumlah data pelatihan dan pengujian yang berbeda.

Tingkat keberhasilan sistem pengenalan wajah 3-D terhadap kumpulan *Data Set* seperti tertera dalam Tabel 1 dapat dilihat pada Tabel 2 untuk hasil pengenalan dengan menggunakan metode *TK-LSebagian1* dan *NFL*. Tabel 3 menunjukkan tingkat pengenalan sistem menggunakan metode *TK-LSebagian1* dan *M-NFL*,

p

Gambar 3. Proyeksi Titik Ciri Uji y terhadap Garis Ciri dalam Ruang Eigen

	Sudut pandang			
Ekspresi	-90°	-45°	0°	$+45^\circ$
	$+90^\circ$			



Gambar 4. Sebagian dari citra wajah yang digunakan dalam Sistem Pengenal Wajah 3-D

Tabel 1. Perbandingan data pelatihan dan data pengenalan yang berbeda yang digunakan dalam percobaan

Tabel 4 menunjukkan tingkat pengenalan sistem menggunakan metode *TK-LSebagian2* dan *NFL*, dan Tabel 5 menunjukkan tingkat pengenalan sistem menggunakan metode *TK-LSebagian2* dan *M-NFL*. Untuk semua hasil percobaan dapat terlihat bahwa berdasarkan nilai proporsi kumulatif yang berbeda, tingkat keberhasilan penentuan sudut pandang yang benarpun akan berbeda. Tingkat keberhasilan sistem cenderung meningkat sesuai dengan peningkatan prosentase proporsi kumulatif yang dipergunakan.

Berdasarkan Tabel 2, tingkat pengenalan tertinggi sistem pengenalan menggunakan metode *TK-LSebagian1* dan *NFL*, yang dihasilkan *Data Set 1* adalah 40.56% pada proporsi kumulatif 99%. Untuk *Data Set 2* tingkat pengenalan tertinggi adalah 77.14% pada proporsi kumulatif 95%, dan pada *Data Set 3* tingkat pengenalan tertinggi mencapai 89.17% pada proporsi kumulatif 95% dan 99%.

Pada Tabel 3, tingkat pengenalan tertinggi sistem pengenalan menggunakan metode *TK-LSebagian1* dan *M-NFL*, yang dihasilkan *Data Set 1* adalah 40.56% pada proporsi kumulatif 99%. Untuk *Data Set 2* dihasilkan tingkat pengenalan tertinggi sebesar 78.57% pada proporsi kumulatif 99%, sedangkan untuk *Data Set 3* tingkat pengenalan tertinggi mencapai 89.17% pada proporsi kumulatif 95% dan 99%.

Dengan menggunakan metode *TK-LSebagian2* dan *NFL*, tingkat pengenalan tertinggi sistem, seperti terlihat pada Tabel 4, yang dihasilkan *Data Set 1* adalah 57.78% pada proporsi kumulatif 99%. Untuk *Data Set 2* tingkat pengenalan tertinggi yang dihasilkan adalah 84.29% pada proporsi kumulatif 95% dan 99%, dan untuk *Data Set 3* tingkat pengenalan tertinggi mencapai 96.67% pada proporsi kumulatif 99%.

Seperti tertera pada Tabel 5, tingkat pengenalan tertinggi sistem menggunakan metode *TK-LSebagian2* dan *M-NFL*, yang dihasilkan *Data Set 1* adalah 59.44% pada proporsi kumulatif 99%. Untuk *Data Set 2* tingkat pengenalan tertinggi yang dihasilkan adalah 91.70% pada proporsi kumulatif 90%, sedangkan tingkat pengenalan tertinggi yang dihasilkan untuk *Data Set 3* mencapai 99.17% pada proporsi kumulatif 95%.

Berdasarkan tingkat klasifikasi pengenalan wajah pada Tabel 2, Tabel 3, Tabel 4, dan Tabel 5, terlihat bahwa dengan semakin meningkatnya persentase pelatihan dibandingkan dengan persentase pengujiannya, maka tingkat keberhasilan sistem pengenalan wajah akan meningkat. Hasil eksperimen juga menunjukkan bahwa metode *M-NFL* mampu memberikan tingkat pengenalan yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode *NFL*, yaitu mencapai 99.17% pada proporsi kumulatif 95%, dibandingkan 96.67% dengan proporsi kumulatif 99% pada metode *NFL*.

Tabel 6 menunjukkan perbandingan persentase klasifikasi pengenalan wajah antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan *TK-LSebagian1*, sedangkan Tabel 7 menunjukkan perbandingan persentase klasifikasi pengenalan wajah antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan *TK-LSebagian2*.

Pada kedua tabel tersebut, terdapat tiga kategori dalam melakukan analisis. Kolom kedua mencakup persentase klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* dan klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL*. Sedangkan kolom ketiga dan keempat mencakup persentase klasifikasi salah menggunakan metode *NFL* namun klasifikasi benar menggunakan metode *M-NFL*, serta sebaliknya, persentase klasifikasi benar menggunakan metode *NFL* namun salah ketika menggunakan metode *M-NFL*.

Berdasarkan Tabel 6, dapat terlihat bahwa untuk penggunaan metode transformasi *TK-LSebagian1*, 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

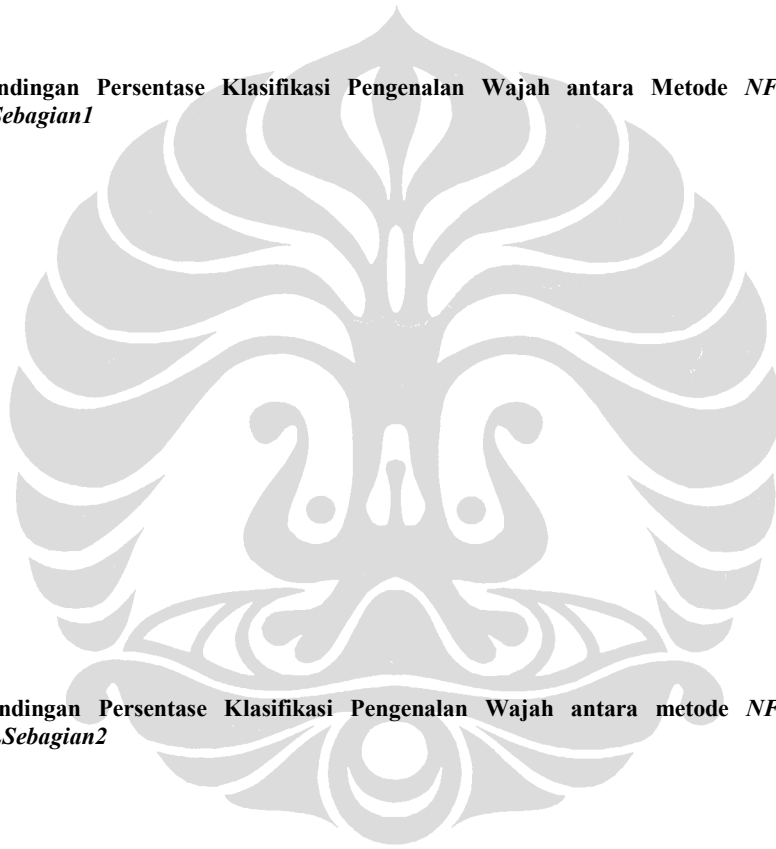
Tabel 2. Tingkat keberhasilan Sistem Pengenalan Wajah menggunakan metode *TK-LSebagian1* dan *NFL*

Tabel 3. Tingkat keberhasilan Sistem Pengenalan Wajah menggunakan metode *TK-LSebagian1* dan *MNFL*

Tabel 4. Tingkat keberhasilan Sistem Pengenalan Wajah menggunakan metode *TK-LSebagian2* dan *NFL*

Tabel 5. Tingkat keberhasilan Sistem Pengenalan Wajah menggunakan metode *TK-LSebagian2* dan *M-NFL*

Tabel 6. Perbandingan Persentase Klasifikasi Pengenalan Wajah antara Metode *NFL* dan Metode *M-NFL* dengan *TK-LSebagian1*



Tabel 7. Perbandingan Persentase Klasifikasi Pengenalan Wajah antara metode *NFL* dan metode *M-NFL* dengan *TK-LSebagian2*

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 *TK-LSebagian1*.

Sedangkan pada Tabel 7, terlihat bahwa untuk penggunaan metode transformasi *TK-LSebagian2*, 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 *TK-LSebagian2*.

4. Kesimpulan

Sistem pengenalan wajah 3-D yang dikembangkan berdasarkan perhitungan jarak terpendek pada garis ciri dalam ruang eigen merupakan sistem pengenalan yang mampu mengenali wajah dengan sudut pandang pengamatan yang berbeda dengan citra wajah yang dilatihkan sebelumnya. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah 3-D menggunakan *TK-LSebagian2* mampu memberikan hasil pengenalan yang lebih baik dibandingkan dengan *TK-LSebagian1* karena ruang ciri yang terbentuk pada *TK-LSebagian2* terdiri dari penggabungan dua buah kelas eigen terdekat, sehingga ruang eigen ini mampu menampung citra wajah yang berada diantara kedua kelas tersebut. Selain itu, untuk kedua metode transformasi *TK-LSebagian* yang digunakan, baik *TK-LSebagian1* maupun *TK-LSebagian2*, ternyata sistem pengenalan wajah 3-D dengan penambahan garis ciri pada perhitungan jarak terpendek dalam ruang eigen ternyata mampu memberikan tingkat pengenalan yang jauh lebih baik lagi dibandingkan hasil pengenalan wajah tanpa penambahan garis ciri. Hal ini disebabkan karena penambahan garis ciri akan mampu memberikan informasi tambahan tentang ciri obyek dalam kelasnya, sehingga hal ini dapat memberikan peningkatan terhadap hasil pengenalan sistem. Tingkat keberhasilan tertinggi yang mampu dicapai oleh sistem adalah 96.67% pada proporsi kumulatif 99% dengan metode perhitungan jarak terpendek (*NFL*) pada ruang eigen, sedangkan dengan metode penambahan garis ciri pada perhitungan jarak terpendek (*M-NFL*) tingkat keberhasilan tertinggi sistem mencapai 99.17% pada proporsi kumulatif 95%.

Daftar Acuan

- [1] S. Ullmann, R. Basri, IEEE Trans. PAMI, 13 (1991) 992.
- [2] T. Poggio, S. Edelman, Nature 343 (1990) 263.
- [3] R. Brunelli, T. Poggio, Proceedings of ECCV 92, Santa Margherita Ligure, 1992, 792.
- [4] I. Craw, D. Toock, A. Bennet, Proceedings of ECCV 92, Santa Margherita Ligure, 1992, 93.
- [5] M. Kirby, L. Sirovich, IEEE Trans. PAMI 12 (1990) 103.
- [6] M. Turk, A. Pertland, Proceedings of IEEE CCVP'91, 1991, 586.
- [7] B. Kusumoputro, G.D. Maulana, M.Y. Panggabean, Prosiding Seminar Nasional Kecerdasan Komputasional II 2 (2001) 90.
- [8] Lina, B. Kusumoputro, Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi IV 4 (2003) 16.
- [9] B. Kusumoputro, R. Sripomo, Makara Sains 6 (2002) 83.
- [10] M. Uenohara, T. Kanade, IEEE Trans. PAMI 19 (1997) 891.
- [11] Stan Z. Li, Juwei Lu, IEEE Trans. On NN 10 (1999) 439.