

# SIMULASI PENGENALAN WAJAH MANUSIA MENGGUNAKAN METODE ANALISIS DISKRIMINAN LINEAR DUA DIMENSI (2D-LDA) DENGAN JARAK MANHATTAN, CANBERRA DAN EUCLIDEAN

Rivaldi MHS<sup>\*)</sup>, Ajub Ajulian Zahra, Imam Santoso, and R. Rizal Isnanto

Departemen Teknik Elektro, Universitas Diponegoro  
Jl. Prof. Sudharto, SH, Kampus UNDIP Tembalang, Semarang 50275, Indonesia

<sup>\*)</sup>E-mail: valdimhs@gmail.com

## Abstrak

Wajah merupakan salah satu ciri biometrika yaitu ciri dari tiap-tiap individu yang unik yang tidak dimiliki individu lainnya selain individu tersebut. Pada teknik pengolahan citra digital ciri biometrika wajah dapat digunakan pada sistem pengenalan wajah dengan melakukan proses ekstraksi ciri nilai piksel citra wajah tersebut menggunakan beberapa metode ekstraksi ciri yang ada, salah satunya metode Analisis Diskriminan Linear Dua Dimensi (2-Dimensional Linear Discriminant Analysis atau 2D-LDA). Pada Tugas Akhir ini dirancang sebuah perangkat lunak simulasi pengenalan wajah manusia berdasarkan variasi posisi dan ekspresi tertentu wajah. Pada simulasi ini proses pengenalan wajah manusia diawali dengan tahap prapengolahan dan selanjutnya tahap ekstraksi ciri dari citra wajah manusia menggunakan metode 2D-LDA. Tahap terakhir adalah proses pengenalan dengan melakukan perhitungan jarak terkecil vektor ciri citra yang akan dikenali dengan semua vektor ciri yang ada di basis data yaitu dengan menggunakan 3 variasi jarak yaitu Jarak Manhattan, Canberra dan Euclidean. Berdasarkan pengujian pada keseluruhan data dengan variasi jumlah ciri yang dipertahankan 100, 75, dan 50, tingkat keberhasilan tertinggi adalah pada penggunaan jarak Canberra dengan nilai persentase akurasi sama pada saat jumlah ciri yang dipertahankan 100, 75 maupun 50 yaitu sebesar 96,67%. Selain citra wajah yang sudah terdaftar, terdapat pula pengujian citra luar yang tidak terdaftar pada basis data dan nilai persentase akurasi tertinggi diperoleh dengan menggunakan jarak Canberra dengan nilai akurasi sama untuk semua variasi jumlah ciri yang dipertahankan yaitu 80%.

*Kata kunci: biometrika, pengenalan wajah, analisis diskriminan linear dua dimensi, jarak Manhattan, jarak Canberra, jarak Euclidean.*

## Abstract

Face is one of biometric characteristic that is unique for every single individual and not owned by any other individual. In the digital image processing techniques the facial biometrics can be used in face recognition systems by performing feature extraction process of the face image pixel values using existing feature extraction methods, one of them is 2-Dimensional Linear Discriminant Analysis (2D- LDA) method. In this final project a simulation software has designed a human face recognition based on variations in certain positions and facial expressions. This simulation of human face recognition process begins with the preprocessing stage and then feature extraction from human facial image is performed using 2D-LDA method. The last stage is the process of recognition by calculating the smallest distance between the image feature vector with all of the feature vector in the database by using three distance methods variations that are Manhattan, Canberra and Euclidean distance. Based on the evaluation and testing of data with variation on the number of retained characteristics 100, 75, and 50, the highest success rate is in Canberra distance with accuracy percentage for the number of retained features are 100, 75 and 50 is equal to 96.67%. In addition to the registered face images, there are also testing for the outer image that are not listed on the database and the value of the highest percentage of accuracy obtained by using Canberra distance with the same accuracy values for all number of retained features that is 80%.

*Keywords: biometric, face recognition, 2-Dimensional Linear Discriminant Analysis (2D-LDA), Manhattan distance, Canberra distance, Euclidean distance.*

## 1. Pendahuluan

Biometrika merupakan suatu ciri dari manusia yang dapat digunakan untuk membedakan antara individu yang satu

dan individu yang lainnya. Biometrika dari tiap-tiap individu memiliki suatu ciri yang unik yang tidak dimiliki oleh individu lainnya selain individu tersebut. Wajah merupakan salah satu dari ciri biometrika. Wajah terdiri

dari bagian depan dari kepala manusia yaitu rambut, dahi, alis, mata, hidung, pipi, bibir, gigi, dan dagu [1].

Sistem pengenalan wajah adalah salah satu pengaplikasian komputer yang secara otomatis mengidentifikasi atau memverifikasi seseorang melalui suatu citra digital atau bingkai video dari suatu sumber video. Pengenalan wajah adalah masalah pengenalan pola yang mana wajah direpresentasikan sebagai obyek tiga dimensi yang dipengaruhi oleh variasi kecerahan, pose, ekspresi, dan faktor lainnya yang akan diidentifikasi berdasarkan citra yang diperoleh. Citra wajah dua dimensi umum digunakan dalam kebanyakan implementasi pengenalan wajah [2]. Sistem pengenalan wajah secara otomatis mencari wajah dari basis data wajah yang memiliki kemiripan dengan wajah yang diujikan.

Ciri pada wajah dapat diperoleh dengan melakukan proses ekstraksi ciri menggunakan teknik yang ada pada pengolahan citra. Salah satu contoh teknik ekstraksi ciri pada pengolahan citra adalah metode Analisis Diskriminan Linear (*Linear Discriminant Analysis* - LDA). Inti dari metode LDA adalah untuk mencari matriks proyeksi yang meminimalkan nilai sebaran di dalam kelas dan memaksimalkan nilai sebaran antar kelas [2].

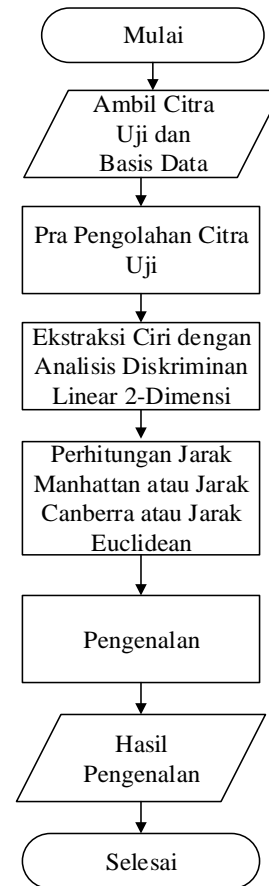
Pada penelitian ini dirancang sebuah simulasi yang dapat digunakan untuk mengenali wajah seseorang. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri dari citra wajah tersebut adalah metode Analisis Diskriminan Linear Dua Dimensi (2-Dimensional Linear Discriminant Analysis – 2D-LDA). Inti dari metode 2D-LDA pada umumnya sama dengan metode PCA yaitu mencari mencari matriks proyeksi yang meminimalkan nilai sebaran di dalam kelas dan memaksimalkan nilai sebaran antar kelas [3].

Beberapa tahap prapengolahan ditambahkan sebelum melakukan proses ekstraksi ciri pada citra wajah, antara lain: mengubah ukuran citra, mengubah citra berwarna (*Red Green Blue*-RGB) menjadi citra aras keabuan, peningkatan kualitas citra, dan pemotongan area citra wajah [4]. Tahap-tahap prapengolahan ini ditambahkan untuk meningkatkan akurasi pengenalan serta mempercepat proses ekstraksi ciri. Pencocokan data dilakukan dengan perhitungan jarak Manhattan, Canberra dan Euclidean untuk menentukan dikenali atau tidaknya citra wajah sebagai nama subjek yang telah terdaftar dalam basis data. Proses pencocokan dilakukan dengan mencari jarak terkecil antara nilai ciri 2D-LDA citra uji dan nilai ciri 2D-LDA masing-masing citra yang ada pada basis data. Hasil dengan nilai jarak terkecil akan dikenali sebagai nama subjek yang terdaftar di dalam basis data. Seluruh citra wajah yang digunakan sebagai basis data dan citra uji dilakukan dengan pengambilan data menggunakan kamera digital dengan posisi dan ekspresi wajah yang berbeda.

## 2. Metode

### 2.1. Perancangan Simulasi

Dalam perancangan sebuah simulasi dibutuhkan adanya diagram alir. Pembuatan diagram alir bertujuan agar perancangan simulasi menjadi terarah dan mudah dipahami. Dengan adanya diagram alir, dapat dilihat dengan jelas proses yang terjadi dalam simulasi. Diagram alir untuk perangkat lunak simulasi pengenalan wajah ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir perancangan simulasi

Pada penelitian simulasi pengenalan wajah ini, terdapat dua proses utama yaitu pelatihan dan pengenalan. Proses pelatihan memasukkan ciri data latih untuk disimpan pada basis data. Proses pelatihan terdiri dari beberapa proses yang dilakukan untuk mendapatkan ciri dari data latih. Terlebih dahulu dilakukan prapengolahan yang terdiri dari tahapan mengubah ukuran citra, konversi citra RGB menjadi cira aras keabuan, peningkatan kualitas citra serta pemotongan area citra wajah menggunakan Viola-Jones. Setelah proses prapengolahan selesai selanjutnya data latih melalui proses ekstraksi ciri. Hasil dari proses ekstraksi ciri kemudian disimpan di dalam basis data untuk digunakan sebagai acuan pada proses pengenalan.

Proses pengenalan adalah proses pengujian simulasi yang telah dibuat dengan memasukkan citra uji untuk dikenali oleh sistem. Setelah melalui prapengolahan dan ekstraksi ciri, maka akan didapat ciri dari citra uji yang kemudian akan dibandingkan dengan basis data yang telah disimpan. Citra wajah akan dikenali sebagai nama subjek pemilik wajah tersebut pada basis data dengan jarak Manhattan, Canberra atau Euclidean terkecil.

## 2.2. Prapengolahan

Proses prapengolahan dilakukan terlebih dahulu sebelum citra wajah diekstraksi ciri. Hal ini dikarenakan hasil dari prapengolahan dapat meningkatkan akurasi pengenalan serta mempercepat proses selanjutnya yaitu proses ekstraksi ciri. Adapun tahapan pada proses prapengolahan antara lain: mengubah ukuran citra, mengubah citra RGB menjadi citra aras keabuan, peningkatan kualitas citra, dan pemotongan area citra wajah.

### 2.2.1. Mengubah ukuran citra

Citra masukan pada simulasi ini merupakan citra RGB yang memiliki resolusi yang tinggi yaitu 5472 x 3648 piksel, sehingga pemrosesan data menjadi relatif lama. Oleh karena itu, ukuran citra perlu diubah. Seluruh citra yang dimasukkan ke dalam simulasi ini diubah ukurannya menjadi 1095 x 730 piksel.

### 2.2.2. Konversi Citra RGB Menjadi Citra Aras Keabuan

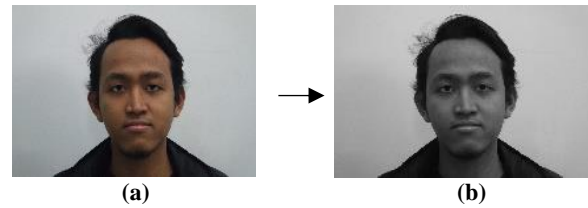
Konversi citra RGB menjadi citra aras keabuan bertujuan untuk menyederhanakan proses pemrograman karena jumlah bit yang dimiliki citra aras keabuan (8 bit) lebih sedikit dibandingkan citra warna RGB (24 bit) [4]. Citra warna RGB yang memiliki 3 nilai warna R, G, dan B diolah menjadi satu nilai warna aras keabuan. Perhitungan yang digunakan untuk melakukan konversi citra warna menjadi citra aras keabuan pada masing-masing komponen nilai warna adalah persamaan berstandar NTSC sebagai berikut [4]:

$$\text{Aras keabuan} = 0,2899R + 0,587G + 0,1140B \quad (1)$$

Keterangan:

Aras keabuan = nilai aras keabuan, R = nilai pada komponen R, G = nilai pada komponen lapisan G, B = nilai pada komponen lapisan B

Pada Gambar 2 ditampilkan hasil konversi citra wajah berwarna tersebut menjadi citra aras keabuan.



Gambar 2. Konversi citra wajah berwarna menjadi citra aras keabuan (RGB) (a) citra RGB (b) citra aras keabuan

### 2.2.3. Peningkatan Kualitas Citra Menggunakan CLAHE (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization)

Citra wajah aras keabuan masih memiliki kekurangan yaitu tidak menampilkan detil wajah dengan baik. Pada citra wajah aras keabuan masih ada bagian wajah yang detilnya tidak terlihat sehingga dapat mengurangi nilai ciri individu. Oleh karena itu perlu dilakukan proses peningkatan kualitas citra pada citra wajah aras keabuan tersebut agar nilai cirinya dapat diperoleh dengan maksimal.

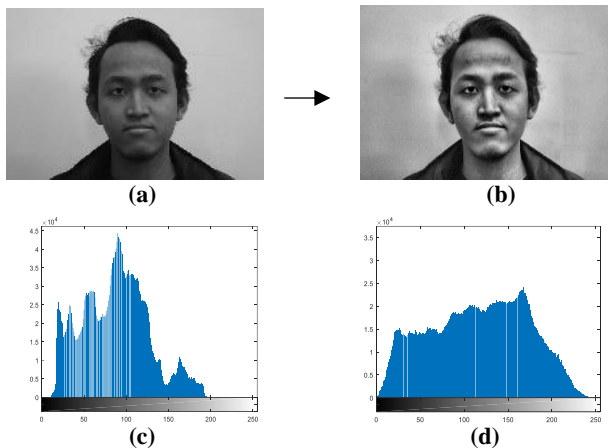
Peningkatan kualitas citra dapat dilakukan dengan meningkatkan kontras citra menggunakan Ekualisasi Histogram Adaptif (Adaptive Histogram Equalization) atau pada program Matlab disebut dengan CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization). CLAHE bertujuan untuk mendapatkan citra dengan kontras yang baik namun tidak akan merusak kualitas informasi dari citra. Peningkatan kontras dengan cara Ekualisasi Histogram Adaptif mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada sebuah citra menjadi seragam. Tujuannya untuk memperoleh sebaran histogram dengan intensitas merata, sehingga setiap derajat keabuan memiliki jumlah piksel yang relatif sama. Persamaan untuk menghitung ekualisasi histogram pada citra dengan skala keabuan k bit adalah:

$$K_o = \text{round} \left( \frac{C_i (2^k - 1)}{w h} \right) \quad (2)$$

Keterangan:

$K_o$  = nilai keabuan hasil ekualisasi histogram, round = fungsi pembulatan ke bilangan terdekat,  $C_i$  = distribusi kumulatif dari nilai skala keabuan ke-i dari citra asli, k = skala keabuan, w = lebar citra, h = tinggi citra

Gambar 3 menunjukkan citra wajah aras keabuan yang telah ditingkatkan kualitas citranya.



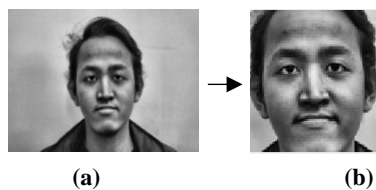
**Gambar 3.** Citra wajah aras keabuan yang ditingkatkan kualitas citranya  
 (a). citra sebelum peningkatan kualitasnya  
 (b). citra setelah ditingkatkan kualitasnya  
 (c). histogram sebelum peningkatan kualitas  
 (d). histogram sebelum peningkatan kualitas

### 2.3. Pemotongan Area Wajah menggunakan Metode Viola-Jones

Metode Viola-Jones merupakan salah satu metode pendeteksian objek yang dapat memberikan hasil dengan tingkat keakuratan yang cukup tinggi dan dengan kecepatan yang sangat tinggi. Metode ini diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001 [5] dengan menggabungkan empat kunci utama untuk mendeteksi suatu objek, yaitu:

1. Ciri persegi sederhana, yang disebut ciri Haar yang digunakan untuk mendeteksi ciri dari bagian tertentu wajah
2. Citra Integral (Integral Image) untuk menghitung ciri Haar dengan cepat.
3. Metode AdaBoost machine-learning untuk memilih ciri Haar yang spesifik yang akan digunakan serta untuk mengatur nilai ambangnya (threshold).
4. Pengklasifikasi Bertingkat (Cascade Classifier) sebagai pengklasifikasi akhir untuk menentukan daerah wajah pada suatu citra.

Pada Gambar 4 ditampilkan hasil pemotongan area citra wajah menggunakan metode Viola-Jones.



**Gambar 4.** Pemotongan area wajah citra  
 (a). sebelum dilakukan pemotongan area wajah  
 (b). setelah dilakukan pemotongan area wajah

### 2.4. Ekstraksi Ciri Wajah

Ekstraksi ciri adalah proses untuk mendapatkan ciri-ciri pembeda yang membedakan suatu sampel wajah dengan sampel wajah yang lain, bagi sebagian besar aplikasi pengenalan pola teknik ekstraksi ciri yang handal merupakan kunci utama dalam penyelesaian masalah pengenalan pola.

Metode 2D-LDA merupakan metode ekstraksi ciri berdasarkan sebaran piksel pada suatu citra. Metode 2D-LDA adalah suatu metode pengembangan dari metode LDA. Metode LDA bekerja dengan cara mengurangi dimensi data asli namun masih menyimpan ciri paling representatif dari data tersebut [2]. Penggunaan LDA pada simulasi pengenalan wajah dilakukan dengan mengubah citra dua dimensi ke bentuk satu dimensi. Akan tetapi hal ini menyebabkan LDA memiliki beberapa kekurangan diantaranya adalah vektor ciri yang dihasilkan berada dalam ruang berdimensi tinggi serta waktu yang diperlukan untuk proses (running) akan lebih lama dikarenakan ukuran matriks kovariansi citra berdimensi tinggi. Berbeda dengan LDA, ekstraksi ciri pada 2D-LDA dilakukan langsung pada citra dua dimensi [3]. Metode 2D-LDA memiliki beberapa kelebihan yang dapat menutupi kekurangan LDA diantaranya adalah dimensi ruang vektor ciri pada 2D-LDA lebih kecil dibandingkan vektor ciri pada LDA serta waktu proses (running) akan lebih cepat dibandingkan LDA dikarenakan ukuran matriks kovariansi citra berdimensi lebih kecil.

Metode analisis diskriminan linear mencoba untuk menemukan subruang yang membedakan kelas-kelas wajah yang berbeda. Matriks sebaran di dalam kelas yang disebut juga *intra personal* berarti variasi tampilan pada satu individu misalnya perbedaan pose dan perbedaan ekspresi. Matriks sebaran antar kelas yang disebut juga *extra personal* merepresentasikan variasi identitas pada sistem pengenalan wajah ini. Analisis diskriminan linear mengelompokkan citra-citra yang kelasnya sama dan memisahkan citra-citra yang kelasnya berbeda. Berikut adalah langkah-langkah yang dilakukan pada metode analisis diskriminan :

Matriks sebaran di dalam kelas ‘ $S_w$ ’ dan antar kelas ‘ $S_b$ ’ didefinisikan sebagai berikut:

$$S_w = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{N_j} (\Gamma_i^j - \mu_j)^T (\Gamma_i^j - \mu_j) \quad (3)$$

dengan  $\Gamma_i^j$  adalah sampel ke- $i$  dari kelas  $j$ ,  $\mu_j$  adalah mean atau rerata kelas  $j$ ,  $k$  adalah jumlah semua kelas,  $N_j$  adalah jumlah sampel dalam kelas  $j$ .

$$S_b = \sum_{j=1}^k (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (4)$$

yang mana  $\mu$  merepresentasikan semua kelas.

$$W = \arg \max = \text{mod} \left[ \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \right] \quad (5)$$

Matriks sebaran di dalam kelas merepresentasikan bagaimana citra wajah didistribusikan dengan dekat di dalam satu kelas dan matriks sebaran antar kelas

menjelaskan bagaimana kelas-kelas dipisahkan satu sama lain ketika citra wajah diproyeksikan ke dalam vektor diskriminan  $W$ . Citra wajah seharusnya didistribusikan dengan dekat di dalam kelas dan seharusnya dipisahkan antar kelas sedapat mungkin. Dengan kata lain vektor diskriminan ini meminimalkan penyebutnya dan memaksimalkan pembilangnya pada persamaan (5). Karena itu  $W$  bisa dibuat dengan menggunakan vektor eigen dari  $S_w^{-1}S_b$ .

Jika suatu citra berdimensi  $m \times n$ , maka jumlah ciri maksimum yang dapat dipertahankan pada citra tersebut adalah bergantung pada lebar piksel dari citranya yaitu  $n$  ciri. Pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan variasi jumlah ciri yang dipertahankan 100, 75, dan 50. Maka, vektor diskriminan ( $W$ ) yang dapat digunakan untuk ekstraksi ciri adalah berjumlah  $n$  vektor yang telah diurutkan berdasarkan nilai eigen tertinggi ke terendah. Hasil ekstraksi ciri menggunakan metode 2D-LDA dari sejumlah  $k$  citra latih diatas dihitung dengan persamaan berikut [3].

$$Y_k = \Gamma_i^j \cdot W \quad (6)$$

Keterangan:  $Y_k$  = hasil ekstraksi ciri pada masing-masing citra latih

Pada tahap pengenalan, akan terdapat suatu citra uji diluar citra latih untuk dikenali dengan cara membandingkan antara hasil ekstraksi ciri pada semua citra latih dan hasil ekstraksi ciri pada citra uji yang akan dikenali. Hasil ekstraksi ciri 2D-LDA pada citra uji dihitung dengan persamaan berikut [3].

$$Y_{\text{citra uji}} = A_{\text{citra uji}} \cdot W \quad (7)$$

Keterangan:

$Y_{\text{citra uji}}$  = vektor ciri citra uji,  $A_{\text{citra uji}}$  = nilai piksel citra uji,

### 2.5. Variasi Pengenalan Jarak

Setelah ciri diekstraksi dari sebuah citra, maka diperlukan adanya pengenalan vektor ciri, untuk membedakan objek yang terdapat didalam citra. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk menentukan kesamaan antar dua vektor ciri diantaranya yaitu jarak Manhattan, Canberra dan Euclidean. Berikut ini adalah persamaan pada jarak Manhattan[6], Canberra [7]dan Euclidean [7].

$$D_{1(x,y)} = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (8)$$

$$D_{2(A,B)} = \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{|x_i + y_i|} \quad (9)$$

$$D_{3(A,B)} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (10)$$

Keterangan:

$D_{1(x,y)}$  = jarak Manhattan citra  $x$  dan citra  $y$ ,  $D_{2(x,y)}$  = jarak Canberra citra  $x$  dan citra  $y$ ,  $D_{3(x,y)}$  = jarak Euclidean citra  $x$  dan citra  $y$ ,  $x_i$  = vektor ciri citra masukan,  $y_k$  = vektor

ciri citra referensi,  $n$  = panjang vektor ciri citra masukan dan referensi

Pada penelitian ini nilai hasil ekstraksi ciri citra uji digunakan sebagai vektor masukan, dan nilai hasil ekstraksi ciri citra latih yang sudah tersimpan didalam basis data sebagai vektor referensi. Ukuran citra masukan dan citra referensi harus sama agar dapat dilakukan perhitungan jarak Manhattan, Canberra atau Euclidean. Citra referensi yang memiliki jarak terdekat dengan citra masukan, akan dikenali sebagai citra masukan dalam pengenalan. Semakin kecil nilai jarak antara kedua vektor maka semakin mirip kedua vektor yang dicocokkan. Sebaliknya semakin besar nilai jarak antara kedua vektor maka semakin berbeda kedua vektor ciri tersebut.

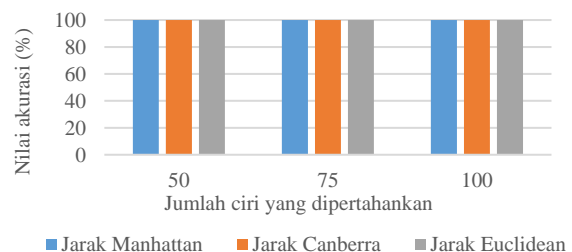
Pada saat pengujian dilakukan, untuk mengetahui keberhasilan program dalam mengenali wajah manusia pada simulasi pengenalan wajah ini, persamaan yang digunakan untuk menghitung persentase tingkat keberhasilan pengenalan adalah sebagai berikut :

$$p = \frac{\text{Jumlah citra uji yang dikenali secara benar}}{\text{Jumlah citra uji keseluruhan}} \times 100\% \quad (11)$$

## 3. Hasil dan Analisa

### 3.1. Pengujian Citra Latih

Pengujian citra latih adalah pengujian citra yang sebelumnya sudah dilatih dan terdaftar didalam basis data. Pengujian dengan citra latih ini bertujuan untuk validasi apakah jarak Manhattan, Canberra dan Euclidean yang dihasilkan bernilai nol atau tidak. Sebanyak 60 citra latih diujikan dengan masing-masing basis data berdasarkan variasi jumlah ciri yang dipertahankan yaitu 100, 75 dan 100 yang diperoleh pada proses pelatihan sebelumnya. Grafik pada Gambar 5 di bawah ini menunjukkan hasil pengujian citra latih terhadap basis data.



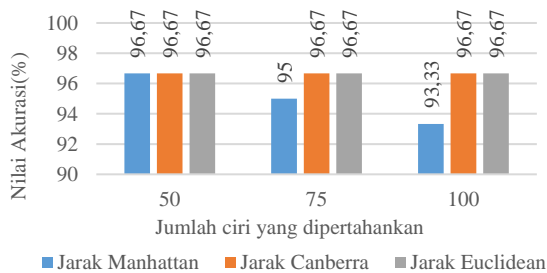
Gambar 5. Grafik nilai persentase akurasi keberhasilan pengenalan citra latih

Pada Gambar 5 ditampilkan hasil pengujian citra latih dengan jumlah ciri yang dipertahankan 100, 75 dan 50 baik variasi jarak Manhattan, Canberra maupun Euclidean memiliki persentase pengenalan 100%. Hal ini berarti program sudah valid karena seluruh citra yang diujikan

sama dengan citra yang terdapat di dalam basis data sehingga saat dilakukan pengenalan tidak ada selisih nilai ciri antara kedua citra. Jika pada saat pengujian citra latih nilai jarak Manhattan, Canberra dan Euclidean yang dihasilkan tidak nol, maka masih terdapat kesalahan pada program.

### 3.2. Pengujian Citra Uji

Pengujian simulasi pengenalan wajah ini dilakukan untuk mencari persentase keberhasilan pengenalan dari 15 subjek wajah berbeda dengan variasi posisi dan ekspresi wajah yang berbeda dari basis data. Untuk setiap subjek wajah terdapat 4 citra sebagai citra uji yang tidak dilatih sehingga terdapat 60 citra uji. Sebanyak 60 citra uji tersebut diujikan dengan masing-masing basis data berdasarkan jumlah ciri yang dipertahankan, yaitu 100, 75, dan 50 yang diperoleh pada proses pelatihan sebelumnya. Pada Gambar 6 ditampilkan grafik nilai persentase akurasi keberhasilan pengenalannya.



Gambar 6. Grafik nilai persentase akurasi keberhasilan pengenalan citra uji

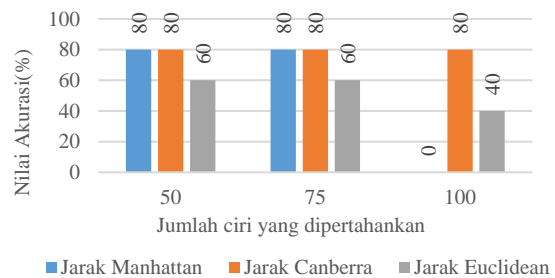
Hasil pengujian citra uji dengan jumlah ciri yang dipertahankan 100, 75, dan 50 variasi jarak Canberra dan Euclidean sebesar 96,67%. Untuk pengujian citra uji jumlah komponen utama 100, 75, dan 50 variasi jarak Manhattan menghasilkan nilai akurasi pengenalan masing-masing sebesar 96,67%, 95%, dan 93,33%.

Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa simulasi pengenalan wajah yang telah dirancang sudah berjalan dengan cukup baik akan tetapi terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi kesalahan pengenalan terhadap citra wajah tersebut. Faktor yang kemungkinan kuat mempengaruhi kesalahan hasil pengenalan citra wajah adalah penggunaan aksesoris (barang-barang tambahan). Dalam simulasi pengenalan wajah, terdapat barang-barang tambahan yang menutupi bagian-bagian wajah tertentu sehingga menyebabkan nilai cirinya menjadi lebih dekat kepada individu yang lain.

### 3.3. Pengujian Citra Luar

Nilai ambang digunakan sebagai nilai batasan dikenali atau tidaknya sebuah citra uji. Penggunaan nilai ambang

bertujuan agar citra uji yang tidak terdaftar dalam basis data tidak dikenali saat melakukan proses pengenalan. Nilai ambang yang digunakan dalam simulasi pengenalan wajah ini ditentukan dari nilai jarak Manhattan, Canberra dan Euclidean terbesar dari masing-masing subjek wajah hasil pengujian citra uji yang terdaftar pada basis data yang berhasil dikenali dengan benar. Oleh karena itu, nilai ambang yang digunakan pada setiap subjek wajah berbeda. Pada penelitian ini, terdapat 5 citra luar yang digunakan dalam pengujian simulasi pengenalan wajah ini. Gambar 7 menunjukkan nilai akurasi pengujian pengenalan citra di luar basis data.



Gambar 7. Grafik persentase keberhasilan pengenalan citra luar

Hasil pengujian citra luar jumlah ciri yang dipertahankan 100, 75, dan 50 baik variasi jarak Canberra menghasilkan akurasi tertinggi yaitu sebesar 80%. Jarak Manhattan memiliki nilai akurasi sebesar 80% pada jumlah ciri yang digunakan 50 dan 75 namun 0% pada saat jumlah ciri yang digunakan 100. Jarak Euclidean memiliki akurasi 60% ketika jumlah ciri yang dipertahankan 75 dan 50 sedangkan ketika jumlah ciri yang dipertahankan 100 nilai akurasinya sebesar 40%.

Meskipun kelima citra tersebut merupakan citra luar, namun apabila menghasilkan nilai ciri yang terdapat banyak kemiripan dengan citra latih pada basis data, maka akan tetap dikenali oleh sistem karena jika semakin banyak kemiripan antara kedua citra yang dibandingkan, nilai selisih vektor ciri yang dihasilkan akan semakin kecil.

## 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian keseluruhan data dengan variasi jumlah ciri yang dipertahankan 100, 75, dan 50, tingkat keberhasilan pada variasi jarak Canberra dan Euclidean sama besar yaitu sebesar 96,67%. Pada variasi jarak Manhattan nilai akurasi tertinggi diperoleh saat jumlah ciri yang dipertahankan 50 yaitu sebesar 96,67% dan terendah saat jumlah ciri yang dipertahankan 100%. Pada variasi jarak Manhattan ini semakin kecil jumlah ciri yang dipertahankan semakin besar nilai akurasi pengenalan yang diperoleh. Pada pengujian citra luar variasi jarak Canberra memiliki nilai akurasi pengenalan

tertinggi yaitu sebesar 80% untuk semua variasi jumlah ciri yang dipertahankan. Jarak Manhattan memiliki nilai akurasi 80% untuk jumlah ciri yang dipertahankan 75 dan 50 namun 0% saat jumlah ciri yang dipertahankan 100. Jarak Euclidean memiliki nilai akurasi 60% untuk jumlah ciri yang dipertahankan 75 dan 50 namun 40% saat jumlah ciri yang dipertahankan 100. Saran yang diberikan terkait penelitian berikutnya yaitu untuk kedepannya, sebaiknya dicoba metode ekstraksi ciri yang lain seperti metode tujuh invariant momen Hu, ICA atau yang lainnya.

## Referensi

- [1]. Anil K. Jain, Patrick Flynn, dan Arun A. Ross, Handbook of Biometrics, USA: Springer Science, 2008.
- [2]. Anil K. Jain, dan Li, Stan Z., Handbook of Face Recognition, USA: Springer Science, 2011. [3] Thai Hoang Le, Len Bui, "Face Recognition Based on SVM and 2DPCA," International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, vol.4, no.3, Sept.2011.
- [3]. Bhattacharyya, K. S., Rahul, K., Face Recognition by Linear Discriminant Analysis, dalam International Journal of Communication Network Security, 2013
- [4]. Abdul Kadir dan Adhi Susanto, Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra, Yogyakarta: Andi, 2012.
- [5]. Paul Viola dan Michael Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Feature
- [6]. Ponnimoli, K. M., dan Dr. S. Selvamuthukumar, Analysis of Face Recognition using Manhattan Distance Algorithm with Image Segmentation, IJCSMC, 2014, halaman 18-27
- [7]. Wurdianarto, Sendhy R., Novianto, Sendi, Rosyidah, Umi, "Perbandingan Euclidean Distance dengan Canberra Distance pada Face Recognition", dalam Techno COM Vol. 13, 2014, halaman 31-37