

# IDENTIFIKASI WAJAH MANUSIA DENGAN ANALISIS KOMPONEN BEBAS

Muhammad Arif Siddiq<sup>\*</sup>, Imam Santoso, and Ajud Ajudian Zahra

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

<sup>\*</sup>E-mail: id.muhammadarif.siddiq@gmail.com

## Abstrak

Manusia dapat mengenali manusia lainnya berdasarkan ciri-ciri khusus dari manusia yang akan dikenalnya. Dengan skema yang sama, sebuah sistem komputer dapat mengidentifikasi seseorang manusia berdasarkan ciri-ciri fisiknya. Ciri-ciri ini disebut ciri biometrika, sedangkan sistem yang dapat melakukan pengenalan menggunakan ciri-ciri tersebut adalah sistem biometrika. Pada teknik pengolahan citra digital, ciri biometrika wajah dapat digunakan pada sistem pengenalan wajah dengan melakukan proses ekstraksi ciri dari citra wajah tersebut menggunakan beberapa metode ekstraksi ciri yang ada, salah satunya metode Analisis Komponen Bebas (*Independent Component Analysis* atau ICA). Pada Penelitian ini dirancang sebuah perangkat lunak sistem pengenalan wajah manusia. Pengenalan dilakukan pada 15 Individu berbeda dengan 10 variasi ekspresi dan posisi wajah. Proses pengenalan wajah manusia dilakukan dengan tahap prapengolahan citra, ekstraksi ciri citra dengan menggunakan ICA, dan pengenalan dengan metode jarak minimal. Variasi perhitungan jarak yang akan digunakan adalah jarak Manhattan, Euclidean, dan Minkowski. Berdasarkan pengujian pada keseluruhan data dengan variasi jumlah ciri yang dipertahankan 74, 60, 40, 20 dan 5, tingkat keberhasilan tertinggi adalah pada penggunaan jarak Manhattan, Euclidean dan Minkowski orde 1 dan 2 pada variasi jumlah ciri sebanyak 74 dengan nilai persentase akurasi dan sensitivitas pada variasi ini 82,67%. Sedangkan spesifisitas sistem pada variasi ini adalah 98,76%.

*Kata kunci: Analisis Komponen Bebas (ICA), Pengidentifikasi Jarak, Akurasi, Sensitivitas, Spesifisitas.*

## Abstract

A human is able to recognize another human based on certain feature of the human who will be recognized. And so, a computer system is also enable to identify a human based on his/her certain features. This features is called biometrics features, and a system that able to do recognition using this biometrics features is called a biometrics system. In the digital signal processing technique, the biometric feature of face can be used by the face recognition system by doing a certain feature extraction method, one of the method is Independent Component Analysis (ICA). The recognition is done to identify 15 different people with 10 variations of face expressions and positions. The steps to doo recognition are image preprocessing, feature extraction using ICA method, and recongnition using minimum distance identifier vary its distance used; the variations are Manhattan distance, Euclidean distance, and Minkowski distance. From the test results by varying the number of features retained; 74, 60, 40, 20, and 5, the best recognition is achieved using the Manhattan distance, Euclidean distance, and Minkowski 1st and 2nd order by the number of feature retained is 74 by the value of accuracy and sensitifity 82,67% with its specificity is 98,76%.

*Keywords: Independent Component Analysis (ICA), Distance Identifier, Accuracy, Sensitivity, Specificity.*

## 1. Pendahuluan

Biometrika berasal dari bahasa Yunani yaitu *bios* dan *metros*. *Bios* artinya adalah hidup sedangkan *metros* artinya adalah ukuran, sehingga bisa disimpulkan bahwa biometrika adalah suatu ukuran pengenalan yang ukuran tersebut didasarkan pada bagian tubuh atau karakteristik Individu yang bersifat unik [1]. Sistem biometrika pada

dasarnya adalah sebuah sistem pengenalan pola yang beroperasi dengan cara mendapatkan data biometrika dari seorang Individu.

Jain *et al.* [2] menyebutkan bahwa berdasarkan konteks penggunaannya, sebuah sistem biometrika dapat beroperasi dalam mode verifikasi ataupun mode identifikasi. Pada mode verifikasi, sistem melakukan

pengesahan identitas seseorang dengan membandingkan ciri biometrika yang ditangkap dengan ciri biometrika yang telah tersimpan pada basis data sistem. Pada sistem seperti ini seorang Individu yang ingin dikenali akan melakukan klaim identitas kemudian sistem akan melaksanakan perbandingan yang bersifat *one-to-one* untuk menentukan apakah klaim yang dilakukan Individu tersebut diterima atau tidak. Pada mode identifikasi, sistem akan mengenali seseorang dengan cara mencari pola ciri yang cocok dari setiap data ciri yang ada di basis data. Maka dari itu, sistem melakukan perbandingan yang bersifat *one-to-many* untuk mendapatkan identitas seorang Individu. Keuntungan dari mode identifikasi adalah dapat melakukan skema *Positive Recognition* maupun *Negative Recognition* sekaligus.

Pengenalan wajah merupakan suatu pengenalan pola (*pattern recognition*) yang khusus untuk kasus wajah. Beberapa pendekatan untuk pengenalan objek dan grafika komputer didasarkan secara langsung pada citra-citra tanpa penggunaan model tiga dimensi [3]. Analisis komponen bebas atau ICA (*Independent Component Analysis*) merupakan suatu metode ekstraksi ciri yang mana tiap komponen bebas dari citra akan ditentukan. Komponen bebas ini yang akan menjadi ciri dari citra yang akan diidentifikasi.

Pada Penelitian ini akan dibuat sebuah perangkat lunak untuk mengidentifikasi wajah manusia dengan masukan sebuah citra wajah manusia yang diambil menggunakan kamera digital kemudian diekstraksi cirinya untuk memperoleh ciri wajah tersebut dengan menggunakan metode ICA dan diidentifikasi berdasarkan dengan metode jarak minimum dengan variasi perhitungan jarak Manhattan, Euclidean ataupun Minkowski serta dipelajari bagaimana karakteristik kinerja metode ini dengan berbagai variasi jumlah ciri.

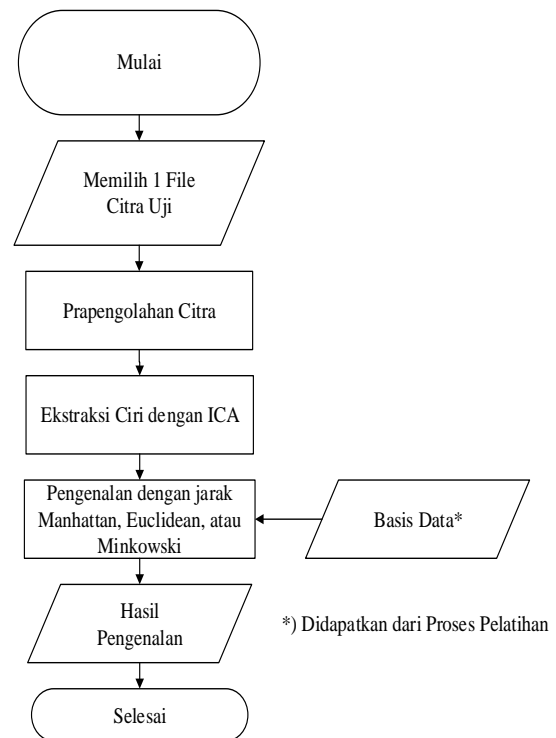
Prapengolahan pada citra dilakukan terlebih dahulu sebelum citra wajah diekstraksi cirinya. Proses prapengolahan citra yaitu proses penyesuaian citra sehingga kualitas citra menjadi lebih baik dan lebih sederhana. Dengan menggunakan prapengolahan yang tepat dapat meningkatkan akurasi pengenalan serta mempercepat proses selanjutnya yaitu proses ekstraksi ciri. Adapun tahapan pada proses prapengolahan pada Penelitian ini adalah mengubah ukuran citra, konversi citra RGB menjadi citra aras keabuan, pemotongan citra area wajah, dan peningkatan kualitas citra.

## 2. Metode

### 2.1. Perancangan Simulasi

Diagram alir untuk perangkat lunak simulasi pengenalan wajah ini ditunjukkan pada Gambar 1. Diagram alir dibuat agar perancangan simulasi menjadi terarah, simulasi mudah dipahami, dan proses-proses dapat terlihat.

Pada pembuatan simulator pengenalan wajah ini, terdapat dua proses utama yang saling terpisah yaitu pelatihan dan



Gambar 1. Diagram alir perancangan simulasi

pengenalan, kemudian tiap-tiap proses terdiri dari tahap pemilihan citra, prapengolahan citra, ekstraksi ciri, dan pengenalan. Proses pelatihan akan mempelajari citra latih untuk kemudian diekstraksi cirinya agar dapat disimpan pada basis data. Sedangkan Proses pengenalan adalah proses pengujian simulator yang telah dibuat dengan memasukkan citra uji untuk dikenali oleh sistem. Secara umum, proses pelatihan dan pengenalan memiliki tahap-tahap yang sama dalam mengolah citra, perbedaan paling mendasar pada kedua proses ini adalah tahap pengenalan. Pada proses pelatihan tidak terdapat tahap pengenalan melainkan hanya menyimpan ciri pada basis data. Kemudian, pada proses pelatihan ekstraksi ciri dilakukan langsung terhadap seluruh data latih yang telah terdaftar, sedangkan pada proses pengenalan ekstraksi ciri dilakukan hanya pada 1 citra uji yang ingin dikenali.

### 2.2. Prapengolahan

Proses prapengolahan citra yaitu proses penyesuaian citra sehingga kualitas citra menjadi lebih baik dan lebih sederhana. Dengan menggunakan prapengolahan yang tepat dapat meningkatkan akurasi pengenalan serta mempercepat proses selanjutnya yaitu proses ekstraksi ciri. Adapun tahapan pada proses prapengolahan pada Penelitian ini adalah mengubah ukuran citra, konversi citra RGB menjadi citra aras keabuan, deteksi wajah dan

pemotongan citra area wajah, serta peningkatan kualitas citra.



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

### 2.2.1. Mengubah ukuran citra

Pengubahan ukuran citra RGB pada simulator ini adalah dari 5472 x 3648 piksel menjadi 821 x 548 piksel. Pengurangan ukuran citra ini bertujuan agar pengolahan citra dapat berjalan lebih cepat.

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

Konversi citra berwarna menjadi citra aras keabuan bertujuan untuk menyederhanakan proses komputasi karena citra aras keabuan memiliki jumlah bit yang lebih sedikit dibanding citra RGB. Proses konversi citra berwarna menjadi citra aras keabuan tiap piksel seperti pada persamaan (1) berdasarkan konversi standard NTSC [4].

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

Keterangan:

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

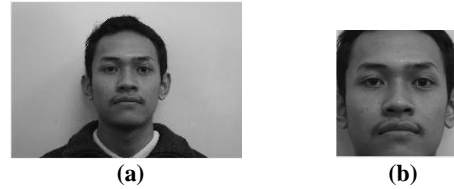
Pada Gambar 2 ditampilkan hasil konversi citra wajah berwarna tersebut menjadi citra aras keabuan.

### 2.2.3. Deteksi Area Wajah dan Pemotongan Citra

Pada proses pemotongan area citra wajah, digunakan algoritma khusus yang dapat mendeteksi keberadaan wajah pada suatu citra yang disebut algoritma Viola-Jones [5]. Setelah algoritma Viola-Jones menemukan area wajah pada citra, maka akan dilakukan pemotongan dan pembuangan pada area yang dideteksi bukan wajah. Algoritma tersebut 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.

4. Pengklasifikasi Bertingkat (*Cascade Classifier*) sebagai pengklasifikasi akhir untuk menentukan daerah wajah pada suatu citra.



Gambar 3. Pemotongan area wajah citra (a) sebelum dilakukan pemotongan area wajah (b) setelah dilakukan pemotongan area wajah

Pada Gambar 3 ditampilkan hasil pemotongan area citra wajah menggunakan metode Viola-Jones.

### 2.2.4. Peningkatan Kualitas Citra

Peningkatan kualitas citra dilakukan untuk memperkuat ciri-ciri yang terdapat pada citra. Peningkatan kualitas tersebut dapat dilakukan dengan meningkatkan kontras dan kecerahan citra menggunakan Ekualisasi Histogram Adaptif (*Adaptive Histogram Equalization*) atau pada program Matlab disebut dengan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*). Peningkatan kontras dengan cara Ekualisasi Histogram Adaptif mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada tiap-tiap *tile* yang akan mengenai bagian-bagian citra hingga terekualisasi seluruh bagian citra. 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

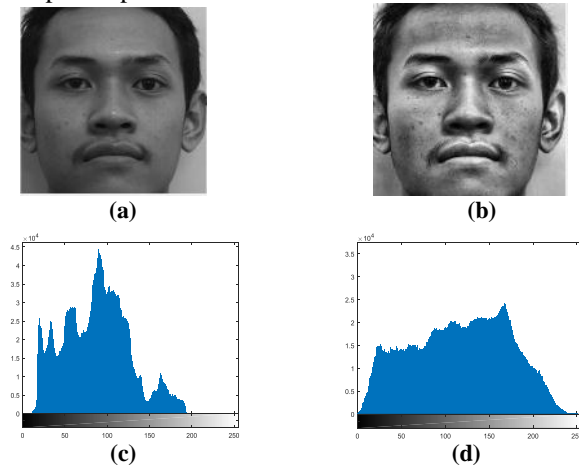
Gambar 4 menunjukkan citra wajah aras keabuan yang telah ditingkatkan kualitas citranya.

## 2.3. Ekstraksi Ciri Wajah dengan ICA [6]

Ekstraksi ciri menggunakan metode ICA akan menghasilkan ciri-ciri yang bersifat saling bebas antara satu ciri dengan ciri lainnya. ICA merupakan metode ekstraksi ciri berdasarkan sebaran piksel pada suatu citra.

Sebelum ekstraksi ciri dilakukan dengan metode ICA, harus dilakukan estimasi ICA terlebih dahulu dari citra-citra latih. Setelah dilakukan estimasi ICA dan didapatkan matriks pemisah, kemudian proses ekstraksi ciri dapat dilakukan dengan mengalikan vektor citra dengan matriks pemisah tersebut baik pada citra latih maupun pada citra

uji. Sehingga dapat dibayangkan bahwa penggunaan ICA pada proses pelatihan berbeda dengan proses pengenalan. Pada proses pelatihan harus dilakukan estimasi ICA



**Gambar 4.** 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

terlebih dahulu untuk menentukan matriks pemisah kemudian ekstraksi ciri dengan cara mengalikan matriks pemisah dengan vektor citra, sedangkan pada pelatihan dapat dilakukan ekstraksi ciri secara langsung dengan menggunakan matriks pemisah yang telah didapatkan dari proses pelatihan kemudian mengalikan matriks pemisah dengan vektor citra. Setelah dilakukan perkalian akan didapatkan komponennya Secara matematis, proses ekstraksi ciri pada ICA pada persamaan (3).

$$s = Bx \quad (3)$$

Keterangan:

$s$  = ciri dari citra yang berupa komponen bebas,  $B$  = matriks pemisah,  $x$  = vektor citra

Algoritma FastICA yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Lakukan praproses pemusatan pada data sebagaimana persamaan 4.

$$x^* = x - E\{x\} \quad (4)$$

Dengan  $E\{x\}$  merupakan rerata tiap-tiap nilai piksel dari keseluruhan citra latih.

2. Lakukan praproses pemutihan pada data sebagaimana persamaan 5.

$$\tilde{x} = E\sqrt{DE^T} x^* \quad (5)$$

3. Tentukan  $m$  buah komponen bebas yang ingin diestimasi, atur  $p = 1$ .
4. Bangkitkan vektor  $b_p$  secara acak.
5. Hitung nilai  $b_p^*$  yang baru dengan persamaan 6.

$$b_p^* = E\left\{\tilde{x}\left(g\left(b_p^T \tilde{x}\right)\right)^T\right\} - E\left\{g'\left(b_p^T \tilde{x}\right)\right\} b_p \quad (6)$$

6. Normalisasi  $b_p^*$  menggunakan persamaan 7.

$$b_p^+ = \frac{b_p^*}{\|b_p^*\|} \quad (7)$$

7. Lakukan ortogonalisasi dengan persamaan 8.

$$b_p^\# = b_p^+ - \sum_{j=1}^{p-1} \left( (b_p^+)^T b_j \right) b_j \quad (8)$$

8. Normalisasi  $b_p^\#$

9. Cek konvergensi nilai  $b_p^\#$  yang baru dengan nilai  $b_p$  sebagaimana persamaan 9

$$k = \left| b_p^T b_p^\# \right| \quad (9)$$

konvergensi ditandai dengan nilai  $k$  mendekati 1, sehingga harus didefinisikan  $\varepsilon$  yang merupakan toleransi dari  $k$ . Pada Penelitian ini,  $\varepsilon = 10^{-5}$ .

10. Jika tidak konvergen, ulangi dari langkah 5 sampai konvergen.
11. Operasikan  $p = p + 1$ , selama  $p \leq m$  ulangi dari langkah 4.
12. Selesai.

Algoritma FastICA meliputi seluruh proses algoritma mulai dari praproses sampai penentuan komponen bebas. Sampai tahap ini algoritma telah selesai, maka akan didapatkan matriks  $B$  yang merupakan matriks pemisah. Dengan mengalikan matriks  $B$  dengan vektor data tercampur  $x$  maka akan didapatkan vektor komponen bebas  $s$  sebagaimana persamaan (3).

## 2.4. Variasi Pengenalan Jarak

Terdapat beberapa cara perhitungan jarak yang dapat digunakan untuk menentukan kesamaan antar dua vektor ciri diantaranya yaitu jarak Manhattan, Euclidean, dan Minkowski. Berikut ini adalah persamaan pada jarak Manhattan, Euclidean, dan Minkowski [7].

$$MD_{(A,B)} = \sum_{j=1}^N |x_j - y_j| \quad (10)$$

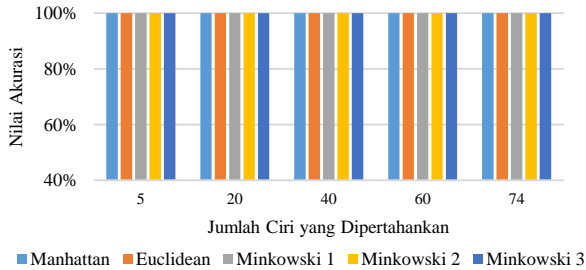
$$ED_{(A,B)} = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - y_j)^2} \quad (11)$$

$$MiD_{(A,B)} = \left[ \sum_{j=1}^N |x_j - y_j|^r \right]^{\frac{1}{r}} \quad (12)$$

Keterangan:

$MD_{(A,B)}$  = jarak Manhattan citra A dan citra B,  $ED_{(A,B)}$  = jarak Euclidean citra A dan citra B, dan  $MiD_{(A,B)}$  = jarak Minkowski citra A dan citra B  $x_j$  = vektor ciri citra masukan,  $y_j$  = vektor ciri citra referensi,  $N$  = panjang

vektor ciri citra masukan dan referensi dan  $r =$  orde Minkowski.



Gambar 5. Grafik nilai persentase akurasi pengenalan citra latih

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 ciri masukan dan ciri referensi harus sama agar dapat dilakukan perhitungan jarak Manhattan, Euclidean atau Minkowski. Ciri masukan yang memiliki jarak terdekat dengan ciri referensi, akan dikenali sebagai kelas dari citra yang ciri referensinya sesuai. 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.

Tingkat kinerja simulator diukur dengan 3 faktor performansi, yaitu akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yaitu:

$$Akurasi = \frac{Total\ Benar}{Banyak\ Percobaan} \times 100\% \quad (13)$$

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (14)$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (15)$$

Keterangan:

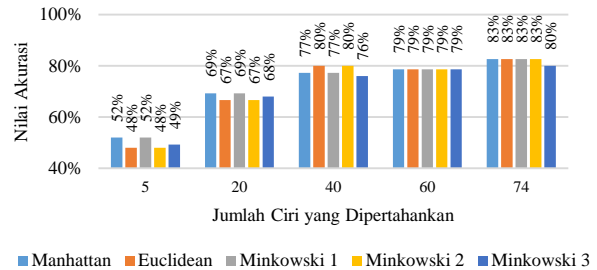
$TP$  = banyak hasil pengujian *True Positive*,  $FN$  = banyak hasil pengujian *False Negative*,  $TN$  = banyak hasil pengujian *True Negative*,  $FP$  = banyak hasil pengujian *False Positive*.

### 3. Hasil dan Analisis

#### 3.1. Pengujian Citra Latih

Pengujian citra latih adalah pengujian citra yang sebelumnya sudah dilatih dan terdaftar didalam basis data. Pengujian ini dilakukan untuk melakukan validasi simulator apakah telah melakukan operasi yang tepat untuk pengenalan. Hasil pengujian citra latih sebagaimana grafik gambar 5.

Pada Gambar 5 ditampilkan hasil pengujian citra latih dengan jumlah ciri yang dipertahankan 74, 60, 40, 20 dan 5 baik variasi jarak Manhattan, Euclidean, maupun



Gambar 6. Grafik nilai persentase akurasi pengenalan citra uji

Minkowski orde 1 sampai 3 memiliki persentase pengenalan 100%. Hal ini berarti program sudah valid karena seluruh citra yang diujikan dikenali sama persis dengan citra yang terdapat di dalam basis data.

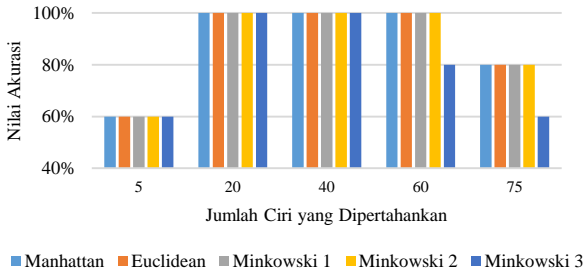
#### 3.2. Pengujian Citra Uji

Pengujian sistem pengenalan wajah pada penelitian Penelitian ini dilakukan untuk mencari persentase akurasi pengenalan dari 15 Individu dengan pada tiap Individu terdapat 5 citra variasi citra uji yang tidak dilatih sehingga terdapat total 75 citra uji. Masing-masing citra tersebut diujikan variasi jumlah ciri yang dipertahankan yang digunakan yaitu 74, 60, 40, 20 dan 5 serta variasi jarak Manhattan, Euclidean, dan Minkowski orde 1 sampai 3. Hasilnya pada gambar 6.

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dipaparkan pada gambar 6, dapat disimpulkan bahwa semakin besar jumlah ciri yang dipertahankan, semakin tinggi pula akurasi pengenalan pada seluruh jarak yang digunakan yang mana ditunjukkan pada grafik bahwa pada jumlah ciri 74 persentase akurasi paling besar untuk semua jarak, yaitu bernilai 83% dan 80%. Selain itu, dapat diperhatikan pula bahwa akurasi pengenalan dengan jarak Manhattan sama persis dengan akurasi jarak Minkowski orde 1 yaitu pada jumlah ciri 74, 60, 40, 20, dan 5 masing-masing adalah 83%, 79%, 77%, 69%, dan 52%, juga variasi jarak ini cenderung menghasilkan nilai akurasi terbaik pada berbagai variasi jumlah ciri. Selain itu, jarak Euclidean sama persis dengan jarak Minkowski orde 2 dengan nilai akurasi pada variasi jumlah ciri masing-masing adalah 83%, 79%, 80%, 67%, dan 48%. Sedangkan pengenalan jarak Minkowski orde 3 cenderung menghasilkan akurasi yang paling buruk diantara pengenalan jarak lainnya pada berbagai variasi jumlah ciri dengan nilai persentase tertinggi pada variasi jarak ini 80% dan terendah 49%.

Dari Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa perangkat lunak 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 paling kuat mempengaruhi kesalahan hasil pengenalan



Gambar 7. Grafik persentase akurasi pengenalan citra luar

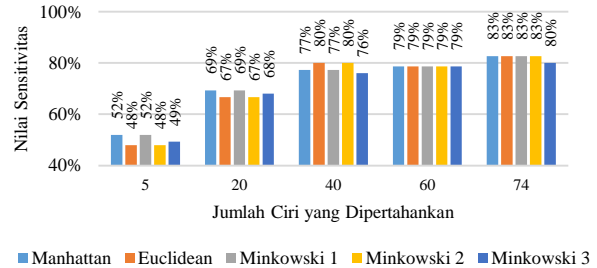
adalah perbedaan arah tatap wajah antara citra latih dan citra uji. Pada citra latih diantara variasi posisi wajah yang dilatihkan adalah menengok sedikit ke kiri dan mengangkat wajah sedikit, sedangkan pada citra uji diantara variasi posisi wajah yang diujikan adalah menengok sedikit ke kanan dan menundukan wajah sedikit. Dari hasil pengujian, didapati bahwa kedua variasi uji ini memiliki akurasi yang aling rendah dibanding variasi lainnya yaitu normal 1, normal 2, dan tersenyum gigi tidak terlihat.

### 3.3. Pengujian Citra Luar

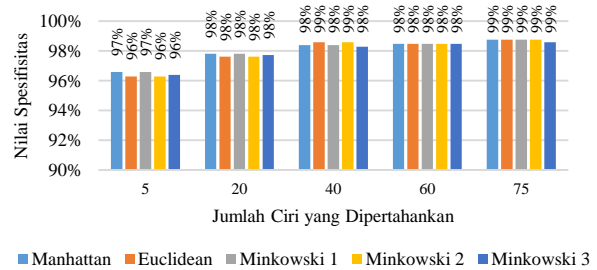
Nilai ambang digunakan sebagai nilai batasan dikenali atau tidaknya sebuah citra uji. Penggunaan nilai ambang bertujuan agar Individu-Individu lain yang tidak terdaftar dalam basis data tidak dapat dikenali saat melakukan proses pengenalan. Nilai ambang yang digunakan dalam simulasi pengenalan wajah ini ditentukan dari nilai jarak terbesar dari masing-masing Individu wajah hasil pengujian citra uji yang terdaftar pada basis data yang berhasil dikenali dengan benar. Oleh karena itu, nilai ambang yang digunakan pada setiap Individu akan berbeda. Pada penelitian ini, terdapat 5 citra luar dari Individu-Individu yang berbeda dari Individu latih yang telah digunakan dalam pengujian simulasi pengenalan wajah ini. Citra-citra ini seharusnya tidak dapat dikenali oleh sistem. Gambar 7 menunjukkan nilai akurasi pengujian pengenalan citra di luar basis data.

Hasil pengujian citra luar jumlah ciri yang dipertahankan 40 dan 20 pada variasi jarak apapun menghasilkan akurasi 100%. Pada jumlah ciri 60 hanya variasi jarak Minkowski orde 3 saja yang tidak memiliki akurasi 100%, melainkan 80%. Sedangkan variasi jumlah ciri 5 menghasilkan akurasi terendah, yaitu 60% pada seluruh variasi jarak. Secara keseluruhan jarak Manhattan, Euclidean, dan Minkowski orde 1, 2, dan 3 memiliki akurasi yang sama pada berbagai variasi jumlah ciri. Akan tetapi, jarak Minkowski orde 3 memberikan akurasi yang lebih rendah

dari jarak lainnya pada jumlah ciri 74 dan 60 dengan persentase masing-masing 60% dan 80%.



Gambar 8. Grafik persentase sensitivitas sistem pada berbagai variasi pengujian



Gambar 9. Grafik persentase spesifisitas sistem pada berbagai variasi pengujian

### 3.4. Evaluasi Sensitivitas dan Spesifisitas Sistem

Sensitivitas merupakan ukuran kemampuan sistem dalam menerima kelas positif dan spesifisitas merupakan ukuran kemampuan sistem dalam menolak kelas negatif. Semakin besar nilai sensitivitas maka semakin baik kinerja sistem, begitu pula semakin besar nilai spesifisitas maka semakin baik kinerja sistem. Kedua besaran ini dihitung dengan menggunakan 4 nilai kondisi pengenalan yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). *True Positive* (TP) adalah banyaknya data dari kelas positif yang dikenali benar sebagai kelas positif, *False Positive* (FP) adalah banyaknya data dari kelas negatif yang dikenali salah sebagai kelas positif, *True Negative* (TN) adalah banyaknya data dari kelas negatif yang dikenali benar sebagai kelas negatif, dan *False Negative* (FN) adalah banyaknya data positif yang dikenali salah sebagai kelas negatif. Pada bagian ini data latih tidak dianalisis karena hasil pengenalan data latih sudah bernilai benar pada tiap-tiap pengujian dan memang hanya berfungsi sebagai validasi. Sehingga yang dianalisis pada bagian ini hanya data-data uji.

Dari gambar 8 dapat diperhatikan bahwa jumlah ciri akan sangat berpengaruh pada sensitivitas sistem. Pada variasi jumlah ciri 74 sensitivitas sistem berada pada nilai tertinggi yaitu 83% pada semua variasi jarak kecuali jarak



Minkowski orde 3 dengan 80%. Sedangkan pada jumlah ciri 5 sensitivitas sistem mencapai nilai 48% pada jarak Euclidean dan Minkowski orde 2. Secara keseluruhan, variasi jarak Manhattan dan Minkowski orde 1 cenderung menghasilkan nilai akurasi terbaik pada berbagai variasi jumlah ciri dengan nilai-nilai pada variasi jumlah ciri 74, 60, 40, 20, dan 5 masing-masing adalah 83%, 79%, 77%, 69%, dan 52%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem yang telah dirancang dapat menerima kelas positif dengan baik ketika jumlah ciri yang dipertahankan banyak.

Dari gambar 9 dapat diperhatikan bahwa jumlah ciri tidak berpengaruh secara signifikan pada spesifisitas sistem. Dapat diperhatikan pada grafik gambar 9 bahwa pada seluruh variasi, nilai spesifisitas selalu di atas 95% dan selalu mendekati 100%. Sistem yang telah dirancang memiliki spesifisitas yang stabil pada nilai persentase tinggi; tidak ada yang di bawah 95%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu dengan baik menolak kelas negatif dengan benar pada seluruh variasi ciri dan jarak.

#### **4. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil pengujian keseluruhan data dengan variasi jumlah ciri yang dipertahankan 74, 60, 40, 20 dan 5, beserta dengan variasi penggunaan jarak Manhattan, Euclidean, dan Minkowski orde 1,2, dan 3 dapat ditarik kesimpulan bahwa persentase akurasi tertinggi terdapat pada variasi jarak Manhattan, Euclidean, dan Minkowski orde 1 dan 2 ketika jumlah ciri 74 dengan persentase 83% sedangkan persentase akurasi terendah terdapat pada variasi jarak Euclidean dan Minkowski orde 2 dengan persentase 48%. Untuk citra luar, hasil pengenalan terbaik ketika jumlah ciri sebanyak 40 dan 20 untuk semua variasi jarak, yaitu 100%. Begitu juga variasi jumlah ciri 60 akan tetapi pada jarak Minkowski orde 3 tidak 100% melainkan 80% sedangkan hasil pengenalan terburuk ketika jumlah ciri yang dipertahankan sebanyak 5 untuk semua variasi jarak, yaitu 60%. Sensitivitas sistem yang telah dirancang sangat dipengaruhi oleh jumlah ciri yang dipertahankan dengan pengujian jumlah ciri yang dipertahankan sebanyak 74 selalu memberikan nilai sensitivitas terbaik pada tiap-tiap variasi jarak, yaitu 83% dan 80% sedangkan spesifisitas sistem tidak dipengaruhi secara signifikan oleh variasi apapun, karena pengujian selalu menghasilkan nilai spesifisitas berkisar antara 98,76% sampai 96,29% pada seluruh variasi dan perbedaan nilai-nilainya tidak terlalu signifikan. Saran untuk penelitian berikutnya adalah dapat diujikan metode ekstraksi ciri dan pengenalan lainnya seperti *Fisher Face* atau ekstraksi berbasis gelombang singkat. Juga dapat dianalisis parameter-parameter algoritma FastICA seperti fungsi nonkuadratis, ataupun pendekatan ortogonalisasi metode simetris agar diketahui parameter yang paling optimal untuk melakukan analisis ICA.

#### **Referensi**

- [1]. P. Flynn, A. K. Jain, dan A. A. Ross, *Handbook of biometrics*. New York: Springer, 2008.
- [2]. A. K. Jain, A. Ross, dan S. Prabhakar, "An Introduction to Biometric Recognition," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 14, no. 1, hal. 4–20, 2004.
- [3]. S. Z. Li dan A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition*, 2 ed. London: Springer, 2011.
- [4]. A. Kadir dan A. Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Penerbit Andi, 2013.
- [5]. P. Viola dan M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," *Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 1, hal. I-511--I-518, 2001.
- [6]. A. Hyvärinen dan E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications," *Neural networks*, vol. 13, no. 4, hal. 411–430, 2000.
- [7]. O. Marques, *Practical Image and Video Processing Using MATLAB*. New Jersey: John Wiley and Sons, Inc., 2011.