

## PEMBUATAN PERANGKAT LUNAK UNTUK KLASIFIKASI JENIS KELAMIN BERDASARKAN CITRA WAJAH

Haris Angriawan<sup>1)</sup>, Norhikmah<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta

<sup>2)</sup> Sistem Informasi Universitas AMIKOM Yogyakarta

email : [haris.angriawan@student.amikom.ac.id](mailto:haris.angriawan@student.amikom.ac.id)<sup>1)</sup>, [hikmah@amikom.ac.id](mailto:hikmah@amikom.ac.id)<sup>2)</sup>

### Abstraksi

Dalam penelitian ini metode ekstraksi ciri 2DPCA dan klasifikasi dengan SOM digunakan untuk melakukan klasifikasi jenis kelamin manusia berdasarkan citra wajah. Uji coba dilakukan terhadap 100 citra wajah yang terdiri dari 50 data citra wajah laki-laki dan 50 citra wajah perempuan. 100 data citra wajah yang digunakan tersebut dibagi atas 70 data latih dan 30 data uji. Berdasarkan hasil pengujian, akurasi terbaik yang diperoleh sebesar 86,67% dengan menggunakan *start learning rate 0,6* dan *iteration maksimum 10000*. Dari penelitian ini diketahui bahwa nilai *star learning rate* tidak sebanding lurus dengan hasil tingkat akurasi, sedangkan nilai *iterasi maksimum* dapat mempengaruhi hasil tingkat akurasi, dimana nilai *iterasi* maksimum lebih besar menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

### Kata Kunci :

Klasifikasi Jenis Kelamin, 2DPCA, SOM

### Abstract

*In this study, the 2DPCA feature extraction method and SOM classification were used to classify human sex based on facial images. The trial was conducted on 100 facial images consisting of 50 male facial images and 50 female facial images. The 100 facial image data used were divided into 70 training data and 30 test data. Based on the test results, the best accuracy obtained is 86.67% using a start learning rate of 0.6 and a maximum iteration of 10000. level of accuracy, where a larger maximum iteration value results in a higher level of accuracy.*

### Keywords :

Gender Classification, 2DPCA, SOM

## 1. Pendahuluan

Wajah merupakan salah satu ukuran fisiologis yang paling mudah dan sering digunakan untuk membedakan identitas individu yang satu dengan yang lainnya. Banyak informasi yang bisa diperoleh hanya dengan melihat wajah manusia seperti tentang ekspresi seseorang, asal ras, umur dan juga jenis kelamin. Diantara beberapa *task* kategorisasi wajah, klasifikasi jenis kelamin merupakan informasi yang paling penting secara biologis[1]. Manusia secara kodratnya dapat dibedakan melalui dua jenis kelamin, yaitu laki-laki dan perempuan[2].

Mengemukakan dua konsep penentuan jenis kelamin berdasarkan wajah, yaitu informasi konfigural dan informasi tekstural. Informasi konfigural merupakan informasi yang berperan penting dalam pengolahan wajah yang ditunjukkan berdasarkan bagian-bagian wajah (alis mata, hidung, dagu, dll) [3].

Sedangkan, informasi tekstural merupakan informasi yang mengacu pada sifat-sifat bagian dari wajah, misalnya: tekstur, warna, dan ukuran. Informasi tekstural ini sangat cocok pada

penglihatan komputer dalam menentukan jenis kelamin seseorang berdasarkan wajah.

Meskipun telah banyak dilakukan penelitian tentang pengenalan wajah, hanya sedikit yang melakukan penelitian tentang pengenalan jenis kelamin menggunakan citra wajah [4].

Kemiripan antara *gender recognition* dengan *face recognition* terletak pada proses ekstraksi cirinya. Namun, sedikit berbeda pada proses pengklasifikasiannya.

Dua hal yang menjadi masalah utama adalah proses ekstraksi ciri dari sampel data wajah dan juga teknik klasifikasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan jenis kelamin berdasarkan fitur-fitur yang didapat. Dalam penelitian ini ekstraksi ciri dilakukan dengan menggunakan metode *Two-Dimensional Principal Component Analysis* (2DPCA).

Metode *Two-Dimensional Principal Component Analysis* (2DPCA) menggunakan teknik proyeksi citra langsung, matrik citra wajah 2D tidak perlu ditransformasikan kedalam bentuk citra vektor namun secara langsung matrik kovarian citranya dapat dibentuk langsung dengan menggunakan matrik citra aslinya [5]. Fitur-fitur penting data yang

dihasilkan dari proses ekstraksi ciri tersebut nantinya akan digunakan untuk proses klasifikasi.

*Self Organizing Maps* (SOM) sebagai metode pengenalan atau klasifikasi termasuk salah satu metode Jaringan Syaraf Tiruan. Metode ini termasuk *unsupervised learning*, yaitu tidak ditentukan hasil luarnya. Selama proses pembelajaran nilai bobot disusun dalam suatu range tertentu tergantung pada nilai input. Metode ini juga telah banyak dilakukan untuk *pattern recognition* baik berupa citra maupun data[6].

Membandingkan metode 2DPCA dengan 2DLDA untuk mengetahui akurasi dan kecepatan proses[7]. menggunakan metode 2DPCA untuk ekstraksi citra[8]. SOM beroperasi dalam dua model pelatihan dan testing[9]

Klasifikasi jenis kelamin berdasarkan citra wajah merupakan masalah yang cukup sulit karena kekompleksan dari kondisi wajah seperti posisi gambar, pencahayaan dan ekspresi gambar yang berbeda-beda. Untuk itu diperlukan metode ekstraksi ciri yang baik agar hasil pengenalan lebih optimal.

Metode ekstraksi ciri 2DPCA dan klasifikasi dengan SOM akan digunakan untuk menghasilkan pengenalan jenis kelamin yang diharapkan memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Sehingga masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana cara mengembangkan perangkat lunak untuk melakukan klasifikasi jenis kelamin manusia berdasarkan citra wajah dengan menggunakan metode 2DPCA dan SOM, dan bagaimana tingkat akurasi metode 2DPCA dan SOM dalam mengklasifikasi jenis kelamin manusia berdasarkan citra wajah.

Penelitian sebelumnya yang pertama yaitu oleh Endra Budi Utomo yang menerapkan Pengenalan Wajah Wanita Berkerudung Menggunakan Metode 2DPCA dan *K-Nearest Neighbor*. Pada hasil penelitian Pengenalan Wajah Wanita Berkerudung Menggunakan Metode 2DPCA dan KNN, berhasil dilakukan dengan model kerudung 1 dan untuk model kerudung 2 lebih sulit untuk dikenali[10]. Penelitian kedua yaitu *Self Organizing Maps* (SOM) Suatu Metode Untuk Pengenalan Aksara Jawa. Penelitian ini diusulkan untuk mengenali tulisan aksara jawa yang merupakan warisan dari budaya masyarakat jawa kuno yang digunakan untuk menulis dalam pembuatan kitab-kitab, naskah kuno, tambang-tembang Jawa, prasasti atau surat menyurat. Presentase keberhasilan pengujian pada penelitian ini adalah 73,57 %, nilai ini didapat dari hasil pengujian 140 aksara jawa/*hancaraka* [11]. Penelitian ketiga yaitu Implementasi Metode 2DPCA Untuk Mengidentifikasi Citra Tanda Tangan Miring. Dalam penelitian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi dan titik optimal pengenalan tanda tangan miring menggunakan metode 2DPCA. Data citra yang digunakan dalam uji coba sebanyak 150 citra tanda tangan yang terdiri dari 10 partisipan. Kemiringan tanda tangan yang digunakan adalah 22,5°, 45° dan 67,5°. Untuk mencari kemiripan tanda tangan menggunakan metode Euclidean Distance [12]. Penelitian keempat yaitu *Comparison*

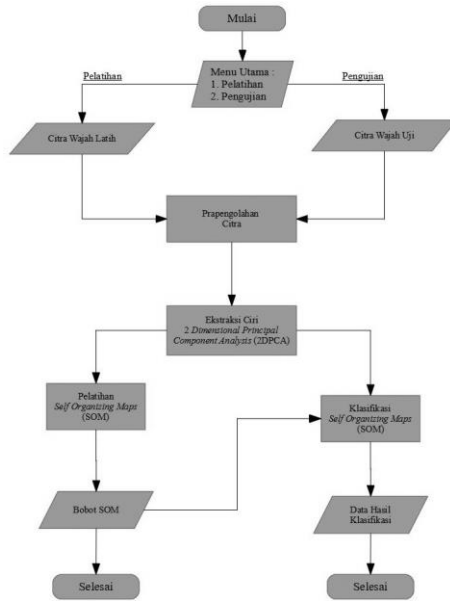
*of PCA and 2DPCA Accuracy with K-nearest Neighbor Classification in Face Image Recognition*. Penelitian menunjukkan 2DPCA + KNN memiliki akurasi yang lebih tinggi dari pada PCA + KNN untuk pengenalan wajah dengan tingkat akurasi 96.88% [13]. pengenalan pola senyum dengan menggunakan metode ekstraksi fitur 2DPCA dan metode klasifikasi SOM. Berdasarkan hasil penelitian menyatakan bahwa semakin banyak jumlah data pelatihan yang digunakan, jumlah eigenvalue semakin sedikit, learning rate semakin kecil menyebabkan hasil rata-rata akurasi pengenalan pola senyum tertinggi[14]. kombinasi metode PCA+Kohonen lebih cepat dengan rata-rata 0,5 detik untuk pengujian dibandingkan KPCA+Kohonen 0,6 detik, namun untuk hasil akurasi kombinasi KPCA+Kohonen lebih akurat dengan 94,76% rata-rata hasil uji dibandingkan. PCA+Kohonen 84,90%. Penerapan fungsi kernel pada PCA sangat akurat digunakan pada metode Kohonen SOM[15], Berdasarkan pertimbangan di atas, maka Penelitian ini akan melakukan klasifikasi jenis kelamin manusia berdasarkan citra wajah menggunakan 2DPCA dan SOM.

## 2. Metode Penelitian

Langkah-langkah penelitian yang dilakukan pada Penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi literatur mengenai metode ekstraksi ciri 2DPCA dan klasifikasi SOM.
2. Mengumpulkan data citra wajah seseorang pada *Glasgow Unfamiliar Face Database* bisa di akses melalui (<http://www.facevar.com>).
3. Menganalisis kebutuhan fungsional sistem.
4. Development sistem menggunakan Bahasa pemrograman java dan berbasis dekstop
5. Melakukan pengujian terhadap perangkat lunak yang telah dikembangkan, dengan menguji tingkat akurasi terbaik berdasarkan rate dan iteration dan uji sistem menggunakan black box

Metode yang bekerja saat proses uji pelatihan data dan pengujian data dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Bentuk Flowchart Perangkat Lunak

Flowchart pada Gambar 1, Citra masukan merupakan citra wajah yang akan diklasifikasi. Kemudian dilakukan proses prapengolahan citra, yaitu proses *grayscale* untuk mendapatkan hasil ekstraksi ciri yang lebih baik. Proses berikutnya adalah melakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode 2DPCA, fitur-fitur yang didapatkan nantinya akan digunakan sebagai input pada proses pelatihan SOM untuk mendapatkan bobot pemenang atau *best matching unit*. Pada proses pengujian, data yang digunakan adalah data yang tidak pernah dilatih pada proses pelatihan. Sama halnya dengan proses pelatihan, data uji juga mengalami proses prapengolahan citra dan ekstraksi ciri menggunakan 2DPCA. Setelah didapatkan fitur dari 2DPCA, selanjutnya akan dilakukan proses klasifikasi. Cara untuk melakukan klasifikasi adalah dengan mencari jarak perbedaan terkecil antara fitur 2DPCA citra uji dan fitur 2DPCA citra latih (dalam hal ini sudah dalam bentuk bobot). Jarak perbedaan terkecil inilah yang digunakan sebagai patokan untuk menentukan pemenang atau juga hasil dari klasifikasi.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Adapun tahapan-tahapan yang dilakukan dalam proses perangkat lunak sebagai berikut:

#### 1. Analisis Prapengolahan Citra Grayscale

Dalam proses prapengolahan citra yaitu metode konversi nilai intensitas citra berwarna RGB (*Red*, *Green*, dan *Blue*) ke bentuk citra keabuan dengan nilai intensitas sebesar 8 bit (0-255). Proses konversi citra berwarna RGB dengan ukuran 24bit (8bit *red*, 8bit *green*, 8bit *blue*) ke citra keabuan dapat dilakukan dengan melakukan penjumlahan terhadap citra RGB dan dibagi dengan nilai 3. Hasil akhir dari proses tersebut adalah citra keabuan dengan ukuran

8 bit (0-255). Dapat dilihat pada Gambar 2 dibawah ini.

#### Gambar 2. Konversi Citra Berwarna RGB ke Citra Keabuan

Konversi citra warna ke citra keabuan dapat dirumuskan dengan persamaan (1):



$$S = \frac{R+G+B}{3} \quad (1)$$

#### 2. Analisis Ekstraksi Ciri Two-Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA)

Metode ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini adalah Two-Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA). Metode ekstraksi ciri 2DPCA ini sendiri merupakan pengembangan dari metode PCA klasik. Metode 2DPCA menggunakan teknik proyeksi citra langsung, matrik citra wajah 2D tidak perlu ditransformasikan ke dalam bentuk citra vektor seperti pada PCA. Matrik kovarian citranya secara langsung dapat dibentuk dengan menggunakan matrik citra aslinya. Hasil akhir dari proses ekstraksi ciri 2DPCA ini adalah berupa vektor ciri. Tahapan yang dilakukan untuk menghasilkan vektor ciri melalui metode 2DPCA adalah sebagai berikut:

##### 2.1 Analisis Matrik Citra Wajah

Setelah citra diubah ke bentuk citra keabuan, akan dilakukan Ekstraksi Ciri *Two-Dimensional Principal Component Analysis* (2DPCA). Matrik citra wajah 2D tidak perlu ditransformasikan ke dalam bentuk citra vektor seperti pada PCA. Matrik kovarian citranya secara langsung dapat dibentuk dengan menggunakan matrik citra aslinya. Dimana citra  $A_j$  merupakan matrik citra asli  $m \times n$ ,  $A_j = [A_1, A_2, \dots, A_m]$ , ( $j = 1, 2, \dots, M$ ) dengan dimensi citra (210 x 280) yang di proyeksikan ke dalam matrik 2 dimensi dengan persamaan (2):

$$A_j = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{21} & \dots & \dots & X_{M1} \\ X_{12} & X_{22} & \dots & \dots & X_{M2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{1N} & X_{2N} & \dots & \dots & X_{MN} \end{bmatrix} \quad (2)$$

##### 2.2 Analisis Nilai Rata-rata Citra Wajah (Mean)

Proses ekstraksi ciri 2DPCA selanjutnya adalah menghitung nilai rata-rata dari matriks citra wajah. Nilai rata-rata diperoleh dengan menjumlahkan nilai piksel masing-masing citra wajah kemudian membagi rata dengan total seluruh data. Menghitung rata-rata dari total matrik himpunan dengan persamaan (3):

$$\bar{A} = \frac{(x_{1,j} + x_{2,j} + x_{3,j} + \dots + x_{m,j})}{M} \quad (3)$$

### 2.3 Analisis Zero Mean Citra Wajah

Selanjutnya dilakukan perhitungan *zero mean* atau citra yang disesuaikan merupakan pengurangan nilai pada matriks citra wajah dengan nilai rata-rata citra wajah yang dijelaskan dalam persamaan (4):

$$\theta = A_j - \bar{A} \quad (4)$$

### 2.4 Analisis Covariance Matrix Citra Wajah

Hasil perhitungan *zero mean* digunakan untuk mendapatkan nilai *covariance matrix*. Proses perhitungan untuk memperoleh nilai *covariance matrix* dapat dihasilkan melalui seluruh perkalian antara *zero mean* ( $\theta$ ) dengan nilai *zero mean* yang telah di-*transpose* ( $\theta^T$ ). Hasil dari proses perkalian tersebut dibagi dengan jumlah piksel dalam citra wajah. Hasil akhir diperoleh sebuah matrik kovarian yang didapatkan menggunakan rumus (5):

$$G_t = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}) \quad (5)$$

### 2.5 Analisis Nilai EigenValue dan EigenVector Citra Wajah

Tahap ekstraksi ciri 2DPCA selanjutnya adalah proses untuk memperoleh nilai eigen dari nilai-nilai yang terdapat dalam *covariance matrix*. Berikut langkah-langkahnya:

- Nilai *eigen* yang diperoleh tersebut diurutkan secara menurun dari nilai yang terbesar hingga nilai terkecil dalam bentuk matriks.
- Untuk mendapatkan nilai X yang optimal, maka diambil *eigenvector* yang memiliki *eigenvalue* yang besar. Dalam hal ini nilai X yang diambil adalah nilai yang berada 4 kolom pertama dikarenakan metode 2DPCA memiliki kecenderungan untuk menempatkan nilai yang lebih optimal ke sebelah kiri atau pada kolom-kolom awal.

### 2.6 Analisis Nilai FeatureImage Citra Wajah

Setelah didapatkan nilai *eigen* atau nilai proyeksi vektor X dari citra maka ekstraksi ciri dari citra A adalah sesuai dengan persamaan (6):

$$Y_k = A x_k \quad (6)$$

Hasil akhir proses 2DPCA disebut dengan *FeatureImage* yang nilai dari citra tersebut akan dilakukan pelatihan dengan SOM.

### 3. Analisis Self Organizing Maps (SOM)

Proses selanjutnya pada Gambar 1, yaitu proses Pelatihan *Self Organizing Maps* (SOM) yang digunakan untuk mengklasifikasikan pola citra dari hasil ekstraksi fitur dengan metode 2DPCA. Berikut langkah-langkah algoritma SOM:

- 1) Inisialisasi data input dari hasil ekstraksi ciri, menentukan nilai *start learning rate* dan iterasi maksimum. Nilai *start learning rate* dan iterasi maksimum didapat berdasarkan masukan dari *user* dikarenakan tidak ada aturan yang mutlak dalam penentuan nilai *start learning rate* dan iterasi maksimum pada algoritma SOM. Nilai *start learning rate* yang kecil akan menghasilkan perubahan yang tidak terlalu signifikan terhadap bobot saat di-*update*. Sedangkan jika nilai *start learning rate* yang diberikan cukup besar tetapi tidak diikuti dengan nilai iterasi maksimum yang besar juga maka hal ini menjadi tidak efektif. Sehingga penentuan nilai *start learning rate* dan iterasi maksimum ini harus disesuaikan dengan baik.

- 2) Inisialisasi bobot awal, menentukan bobot awal secara random dengan nilai antara 0 sampai dengan 1. Bobot awal dibangkitkan sebanyak dimensi yang sama dari hasil matriks ekstraksi ciri.

- 3) Input data, yaitu atribut data training yang mempengaruhi perubahan bobot pada saat proses komputasi *training* data.

- 4) Perhitungan jarak terdekat menggunakan metode *Euclidean Distance*, yaitu antara data input (vektor) dengan bobot dan node yang memiliki jarak minimum antara input data dengan node bobot dideklarasikan sebagai pemenang. Pencarian jarak terdekat dapat diekspresikan secara matematis dalam persamaan (7):

$$d_j = \sum_{i=0}^{i=1} (X_i(t) - W_{ij})^2 \quad (7)$$

- 5) Melakukan update bobot. Node bobot pemenang selanjutnya akan di-*update* dengan persamaan (8):

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + d \cdot \alpha(t) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t)), j \in N_s \quad (8)$$

- 6) Perhitungan *update learning rate* dengan pengurangan geometris (9):

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) * \exp(-1/i) \quad (9)$$

- 7) Jika proses komputasi selesai, simpan bobot hasil komputasi sebagai referensi yang digunakan untuk klasifikasi.

### 4. Analisis Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional merupakan kebutuhan yang secara mutlak harus dimiliki oleh perangkat lunak.

1. Perangkat lunak mampu melakukan proses pelatihan data citra wajah.
2. Perangkat lunak mampu melakukan proses prapengolahan citra wajah yang terdiri atas proses *grayscale*.
3. Perangkat lunak mampu melakukan proses ekstraksi ciri citra wajah menggunakan

metode *Two-Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA)*.

- Perangkat lunak mampu melakukan klasifikasi citra wajah menggunakan metode *Self Organizing Maps (SOM)*.

### 5. Perancangan Perangkat Lunak

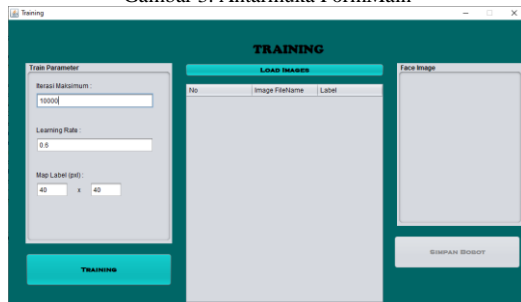
Rancangan antarmuka perangkat lunak memiliki 3 kelas antarmuka yaitu kelas FormMain, FormTraining dan FormTesting. Pada kelas FormMain memiliki 2 tombol untuk menjalankan fitur perangkat lunak, yaitu Training dan Testing. Pada kelas FormTraining memiliki 3 tombol untuk menjalankan fitur perangkat lunak, yaitu *Load Images*, *Training* dan *Simpan Bobot*. Pada kelas FormTesting memiliki 2 tombol untuk menjalankan fitur perangkat lunak, yaitu *Load Images* dan *Classification*.

### 6. Antar Muka Perangkat Lunak

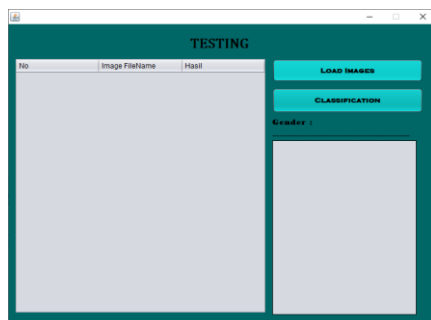
Antarmuka dilakukan berdasarkan model perancangan antarmuka yang dilakukan pada tahap pengembangan perangkat lunak sebelumnya. Dapat dilihat pada Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5.



Gambar 3. Antarmuka FormMain



Gambar 4. Antarmuka FormTraining



Gambar 5. Antarmuka FormTesting

### 7. Pengujian Perangkat Lunak

Pengujian perangkat lunak terbagi menjadi 3 bagian yaitu:

#### 7.1 Pengujian Training Data

Pengujian pada perangkat lunak ini menggunakan metode pengujian *black box*. untuk mengetahui fungsi-fungsi bekerja dengan baik dalam arti *input* dan *output* tepat, pengintegrasian dari eksternal data berjalan dengan baik. Pengujian ini dinyatakan berhasil jika fungsi-fungsi yang ada pada perangkat lunak sesuai dengan apa yang di harapkan pengujian di. Dapat di lihat pada Tabel 1 dan Tabel 2.

TABEL 1 HASIL PENGUJIAN TRAINING DATA

No.	Identifikasi	Pengujian	Tingkat Pengujian
1.	U-1-101	Memuat <i>file</i> citra wajah berformat .jpg atau .jpeg	Diterima
2.	U-1-102	User batal memilih <i>file</i> citra wajah	Diterima
3.	U-1-103	User memilih 'Simpan Bobot' sebeleum proses <i>training</i> selesai	Diterima
4.	U-1-104	Melakukan pelatihan terhadap himpunan data latih citra wajah	Diterima
5.	U-1-105	Menyimpan pengetahuan bobot hasil dari pelatihan	Diterima

TABEL 2 HASIL PENGUJIAN KLASIFIKASI

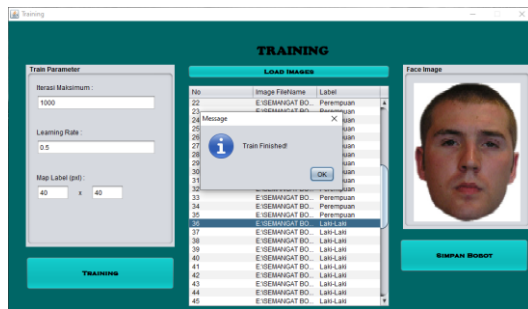
No.	Identifikasi	Pengujian	Tingkat Pengujian
1.	U-2-101	Memuat <i>file</i> citra wajah berformat .jpg atau .jpeg	Diterima
2.	U-2-102	User batal memilih <i>file</i> citra wajah	Diterima
3.	U-2-103	Melakukan proses klasifikasi	Diterima
4.	U-2-104	User memilih salah satu data uji	Diterima



### 7.2 Hasil Pengujian Black Box

Terbagi menjadi 2 bagian dalam pengujian black box yaitu:

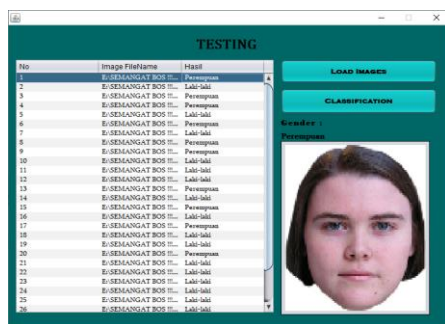
#### 1. Pengujian Melakukan Pelatihan Data



Gambar 6. Pengujian Pelatihan Data

Pada gambar 6 menunjukkan hasil pengujian black box pada aplikasi terhadap pelatihan data latih

#### 2. Pengujian Melakukan Klasifikasi



Gambar 7. Pengujian Klasifikasi

Pada gambar 7 menunjukkan hasil pengujian black box pada aplikasi terhadap data testing untuk diklasifikasikan.

### 7.3 Hasil Pengujian Akurasi Perangkat Lunak

Hasil pengujian perangkat lunak berupa persentase tingkat akurasi klasifikasi citra wajah yang dikelompokkan dengan benar. Pengujian dilakukan terhadap 100 data citra wajah dengan rincian 50 data citra wajah laki-laki dan 50 data citra wajah perempuan. Seratus data citra wajah dibagi atas 70 data latih dan 30 data uji. Dapat dilihat pada Tabel 3 di bawah ini.

TABEL 3 HASIL PENGUJIAN AKURASI PERANGKAT LUNAK

No.	Start Learning Rate	Iterasi Maksimum	Akurasi
1.		1000	70.00%

No.	Start Learning Rate	Iterasi Maksimum	Akurasi
2.	0.5	2000	80.00%
3.		5000	80.00%
4.		10000	83.33%
5.		1000	76.67%
6.	0.6	2000	76.67%
7.		5000	83.33%
8.		10000	86.67%
9.		1000	70.00%
10.	0.7	2000	76.67%
11.		5000	83.33%
12.		10000	83.33%

## 4. Kesimpulan

Kesimpulan penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Two-Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA)* dan *Self Organizing Maps (SOM)* berhasil digunakan untuk melakukan klasifikasi jenis kelamin seseorang berdasarkan citra wajah.

Hasil tingkat akurasi klasifikasi jenis kelamin seseorang berdasarkan citra wajah yang tertinggi ditunjukkan dari hasil pengujian dengan start learning rate 0,6 dan iterasi maksimum 10000 dengan tingkat akurasi sebesar 86,67%.

### Daftar Pustaka

- [1] P. Choirina and R. A. Asmara, 'Deteksi Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Jarak Jauh Dengan Metode Haar Cascade Classifier', *J. Inform. Polinema*, vol. 2, no. 4, p. 164, 2016, doi: 10.33795/jip.v2i4.77.
- [2] S. Haseltine, 'The Perception of Gender in Human Faces', *Gustavus.Edu*, [Online]. Available: [https://gustavus.edu/psychology/documents/Haseltine\\_S.pdf](https://gustavus.edu/psychology/documents/Haseltine_S.pdf).
- [3] J. Y. Baudouin and G. W. Humphreys, 'Configural information in gender categorisation', *Perception*, vol. 35, no. 4, pp. 531–540, 2006, doi: 10.1068/p3403.
- [4] O. Ozbudak, M. Tukul, and S. Seker, 'Fast gender classification', *2010 IEEE Int. Conf. Comput. Intell. Comput. Res. ICCIC 2010*, no. December, pp. 413–417, 2010, doi: 10.1109/ICCIC.2010.5705804.

- [5] Yang *et al.*, 'Two- Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation Recognition', in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, vol. 26, no. 1, pp. 26 (1), 131-137.
- [6] Y. C. Liu, C. Wu, and M. Liu, 'Research of fast SOM clustering for text information', *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 8, pp. 9325–9333, 2011, doi: 10.1016/j.eswa.2011.01.126.
- [7] D. P. Pamungkas, E. Utami, and A. Amborowati, 'Komparasi Pengenalan Citra Tanda Tangan dengan Metode 2D-PCA dan 2D-LDA', *Citec J.*, vol. 2, no. 4, pp. 341–354, 2015.
- [8] D. P. Pamungkas and F. R. Hariri, 'Pengenalan Citra Tanda Tangan Menggunakan Metode 2D-LDA dan Euclidean Distance', *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 3, no. 4, pp. 269–279, 2017, doi: 10.24076/citec.v3i4.83.
- [9] S. Roy and S. K. Bandyopadhyay, 'Gender recognition using Self Organizing Map (SOM) -an unsupervised ANN approach', *Int. J. Emerg. Res. Manag. & Technology*, vol. 9359, no. 38, pp. 2278–9359, 2014.
- [10] E. B. Utomo, 'Pengenalan Wajah Wanita Berkerudung Menggunakan Metode 2DPCA dan K-Nearest Neighbor', pp. 1–7, 2014.
- [11] Hidayat, Akik., and R. dan Shofa, N., 'Self Organizing Maps (SOM) Suatu Metode Pengenalan Aksara Jawa', *J. Siliwangi*, vol. 2, no. 1, pp. 64–70, 2016.
- [12] D. P. P. Didik Tri Setiawan, 'Mengidentifikasi Citra Tanda Tangan', in *Seminar Nasional Inovasi Teknologi UN PGRI Kediri*, 2017, pp. 465–470.
- [13] S. Sutarti, A. T. Putra, and E. Sugiharti, 'Comparison of PCA and 2DPCA Accuracy with K-Nearest Neighbor Classification in Face Image Recognition', *Sci. J. Informatics*, vol. 6, no. 1, pp. 64–72, 2019, doi: 10.15294/sji.v6i1.18553.
- [14] R. T. Wahyuningrum and F. Damayanti, '[17]Studi Perbandingan Pengenalan Citra Senyuman Berdasarkan Aesthetic Dentistry Menggunakan Metode 2D-Pca Dan Metode 2D-Lda', *Issn 0216 - 0544*, vol. 5, no. 4, pp. 212–222, 2010.
- [15] M. Harahap, A. M. Husein, and A. D. Program, 'SIGNATURE IDENTIFICATION BASED ON SOM Kohonen WITH PRINCIPAL COMPONENT', in *Seminar Nasional Aptikom (SEMNASTIKOM)*, 2017, no. 3 November, pp. 0–5.