

IDENTIFIKASI WAJAH BERDASARKAN *GENDER* DAN KELOMPOK USIA DENGAN METODE *VIOLA JONES* DAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN

FACE IDENTIFICATION BASE ON GENDER AND AGE GROUP WITH VIOLA JONES METHOD AND ARTIFICIAL NEURON NETWORK METHOD

Sayidina Ariq Farhan¹, Dr.Ir.Jangkung Raharjo, M.T.², Nor Kumalasari Caecar p, S.T., M.T.³

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹sayidinaariqfarhan@student.telkomuniversity.ac.id, ²jangkung.raharjo@gmail.com,

³caecarnkpc@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Wajah merupakan peran yang penting dari bagian tubuh manusia. Wajah juga bisa menjadi sebuah sistem identifikasi pribadi. Pengenalan wajah ini salah satu ilmu biometrik, yaitu ilmu yang menggunakan karakteristik fisik seseorang untuk menentukan identitasnya. Beberapa informasi bisa kita dapatkan melalui citra wajah seseorang, misalnya mengetahui *gender* dan kelompok usia.

Dalam tugas akhir ini, proses pengenalan wajah ini bertujuan untuk memberikan keluaran yaitu kelompok usia dan *gender*. Pada penelitian ini, pembagian kelompok usia dan *gender* dibedakan menjadi empat kelas yaitu pria dewasa, pria remaja, wanita dewasa dan wanita remaja. Dalam penelitian ini digunakan *Face Database Chicago*. Proses yang dilakukan melalui beberapa tahap, pada tahap *preprocessing* dilakukan konversi citra RGB menjadi citra *grayscale*, kemudian untuk tahap mendeteksi wajah digunakan metode *Viola-Jones*, untuk ekstraksi ciri menggunakan *Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM)* dan klasifikasi dengan Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

Sistem ini menghasilkan akurasi sebesar 100% untuk kelas pria dewasa dan wanita dewasa dengan jumlah data latih sebanyak 37 dan data uji sebanyak 19 dan waktu komputasi 12.12 detik.

Kata kunci : *viola-jones, jaringan syaraf tiruan, backpropagation, pengenalan wajah, biometric, GLCM*

Abstract

The face is an important role in the human body part. The face can also be a personal approval system. Face recognition is one of the biometric sciences, namely the science that uses a person's physical characteristics to determine his identity. Some information can be obtained through a person's face image, for example knowing gender and age groups.

In this final assignment, this face recognition process supports conveying about age groups and gender. In this study, the distribution of age and gender groups was divided into four classes, namely adult men, male adolescents, adult women, and adolescent women. In this study, Chicago Face Database was used The process is carried out through several processes, preprocessing process RGB conversion is made into grayscale images, then for the face detection in the process using the Viola-Jones method, for feature extraction using the Gray Level Counseling Matrix (GLCM) and connections with Artificial Neural Networks (ANN).

This system produces an accuracy of 100% for adult male and female classes with 37 training data and 19 test data and 12.12 seconds of computing time.

Keywords: *viola-jones, artificial neural networks, backpropagation, face recognition, biometrics, GLCM*

1. Pendahuluan

Kebutuhan teknologi yang terus berkembang dari waktu ke waktu semakin cepat dan penerapannya mampu diimplementasikan dalam kehidupan sehari-hari, seperti pemanfaatan teknologi pengolahan citra pada sistem pengenalan wajah. Wajah merupakan salah satu bagian yang penting pada identitas seseorang. Selain itu, wajah mampu mempresentasikan informasi yang sesuai pada identitas seseorang, diantaranya jenis kelamin *gender* dan kelompok usia. Teknologi biometrik merupakan teknologi yang relevan dalam menunjukkan keaslian identitas seseorang dalam membedakan jenis kelamin *gender* dan kelompok usia. Sistem ini menggunakan bagian tubuh manusia untuk pengenalan. Penggunaan teknologi biometrik ini merupakan salah satu bagian dari sistem identifikasi, teknologi ini bukan suatu hal yang baru, yaitu dengan menggunakan ciri-ciri fisiologis seseorang salah satunya adalah wajah. Pada sistem pengenalan wajah teknologi biometrik ini dilakukan dengan pengenalan bentuk-bentuk dan posisi dari ciri-ciri karakteristik wajah seseorang yang selanjutnya akan dibandingkan dan menampilkan citra wajah seseorang itu sendiri [1] Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penggunaan klasifikasi untuk menentukan jenis kelamin dan kelompok umur seseorang menggunakan beberapa metode ekstraksi maupun klasifikasi. Namun penulis tersebut melakukan penelitian menggunakan bantuan dataset citra FG-NET yang mempunyai beberapa pengambilan citra wajah dengan cahaya yang berbeda-beda [2]. Karena adapun tingkat yang dihasilkan pada kelompok usia memiliki tingkat akurasi yang rendah. Pada penelitian ini digunakan data citra

wajah dari *Chicago Face Database* dengan harapan dapat meningkatkan akurasi saat dilakukan klasifikasi. Penulis menggunakan metode *Viola-Jones* sebagai pendeteksi wajah, metode ini mempermudah dalam mengambil bagian citra yang diinginkan misalkan wajah. Untuk ekstraksi ciri digunakan metode *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM), metode ini melakukan analisis terhadap suatu piksel pada citra dan mengetahui tingkat keabuan yang sering terjadi. Dan klasifikasi menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) metode ini sangat baik dalam pengenalan pola-pola kompleks, dan memiliki *fault tolerance* gangguan dapat dianggap sebagai *noise* saja.

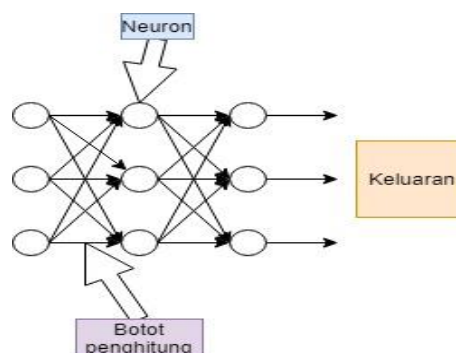
2. Dasar Teori

2.1. Viola-Jones

Deteksi Wajah *Viola-Jones* adalah prosedur deteksi yang mengklasifikasikan gambar berdasarkan pada nilai fitur sederhana. Beberapa alasan untuk menggunakan fitur daripada piksel secara langsung, dimana alasan yang paling umum adalah bahwa fitur dapat digunakan untuk mengkodekan pengetahuan *domain ad-hoc* yang sulit dalam pembelajaran terhadap data latih yang terbatas jumlahnya. Alasan penting kedua untuk menggunakan fitur adalah sistem fitur berbasis operasi jauh lebih cepat daripada sistem berbasis *pixel* [6]. Metode *Viola-Jones* merupakan suatu metode pendeteksian yang memiliki tingkat keakurasian yang tinggi yaitu sekitar 93,7 % dengan kecepatan 15 kali lebih cepat daripada detektor *Rowley Baluja-Kanade* dan kurang lebih 600 kali lebih cepat daripada detektor *Schneiderman-Kanade*. Metode ini, diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001 [7]. Ada empat kontribusi utama dari tahapan pendeteksian pada *Viola-Jones* yaitu:

2.2. Jaringan Syaraf Tiruan

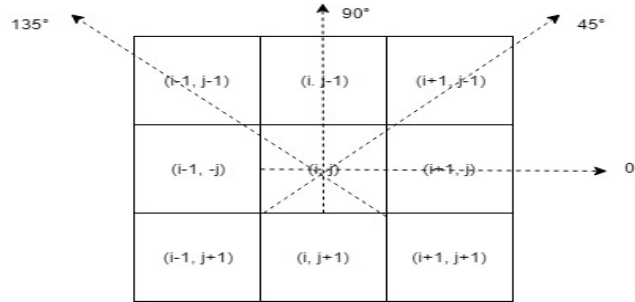
Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* (JST-BP) diperkenalkan oleh Rumelhart, Hinton, dan Willian pertamakali pada tahun 1986. Kemudian dikembangkan lagi pada tahun 1988 oleh Rumelhart dan Mc Clelland. Jaringan Syaraf Tiruan ini merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi atau data yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan cara melakukan proses belajar melalui perubahan bobot pada sinapsisnya. Jaringan Syaraf Tiruan ini berupa susunan dari sel-sel syaraf tiruan atau disebut juga neuron yang dibangun berdasarkan prinsip-prinsip organisasi otak manusia. *Backpropagation* adalah salah satu metode yang digunakan dalam Jaringan Syaraf Tiruan. Asitektur jaringan BP dengan satu lapisan dalam ditunjukkan pada Gambar 2.7. Gambar tersebut menunjukkan arah sinyal pada fase *feedforward*. Selama operasi fase pelatihan *backpropagation* (BP), sinyal-sinyal *error* dikirim dalam arah sebaliknya [9].



Gambar 2.7 Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* [9]

2.3. (Gray Level Cooccurrence Matrix - GLCM)

Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode yang banyak digunakan dalam analisis tekstur. Metode GLCM termasuk metode ekstraksi ciri orde dua dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara piksel yang mempunyai nilai sama pada jarak yang dinyatakan dalam piksel (d) dan orientasi sudut yang dinyatakan dalam derajat $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ,$ dan 135° . Matriks ko-okurensi adalah salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk analisis tekstur. Matriks ko-okurensi dibentuk dari suatu citra dengan melihat pada piksel-piksel yang berpasangan yang memiliki intensitas tertentu. Penggunaan metode ini berdasar pada hipotesis bahwa dalam konfigurasi atau pasangan aras keabuan. Misal, d didefinisikan sebagai jarak antara dua posisi piksel, yaitu (x_1, y_1) dan (x_2, y_2) ; dan θ didefinisikan sebagai sudut diantara keduanya. Maka matriks ko-okurensi didefinisikan sebagai matriks yang menyatakan distribusi spasial antara dua piksel yang bertetangga yang memiliki intensitas i dan j , yang memiliki jarak d diantara keduanya, dan sudut θ diantara keduanya. Matriks ko-okurensi dinyatakan dengan $P_d, \theta(i, j)$. Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak d diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada Gambar 2.8 [11]

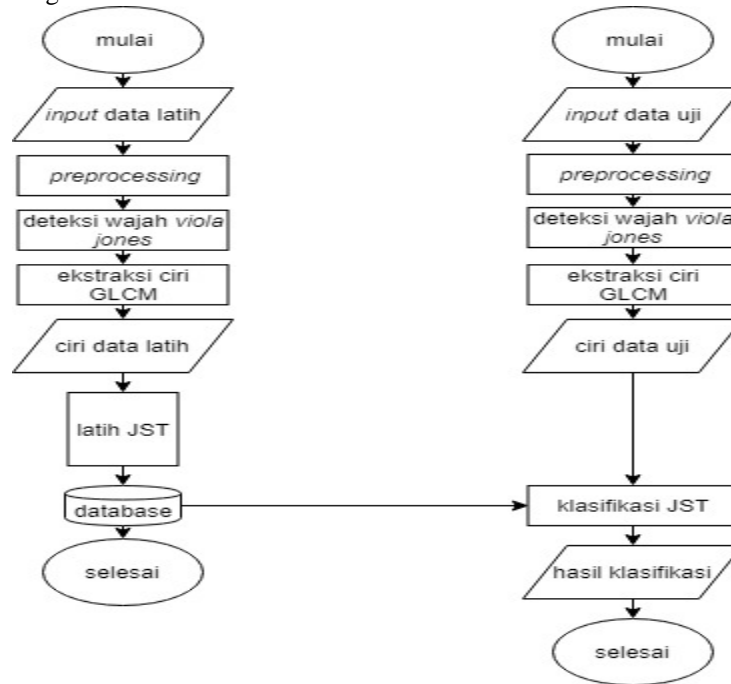


Gambar 2. 8 Pixel Tetangga Delapan Arah [11]

3. Pembahasan

3.1. Perancangan Sistem

Pada tugas akhir ini dirancang sebuah citra wajah yang mengeluarkan *output* berupa data *gender* dan kelompok usia. Pada proses ini menggunakan metode *Viola-Jones* untuk mendeteksi wajah dan metode jarak sebagai ekstraksi ciri mengetahui *gender* dan kelompok usia kemudian dibandingkan dengan metode GLCM untuk perbandingan, dimana citra wajah yang diambil pada masing-masing metode kemudian akan diekstraksi sesuai dengan metode yang digunakan, kemudian proses selanjutnya dilakukan dengan menghasilkan suatu klasifikasi pada *inputan* yang ada pada citra wajah yang telah diolah. Proses keseluruhan blok diagram secara tahapan dapat dilihat pada gambar 3.1



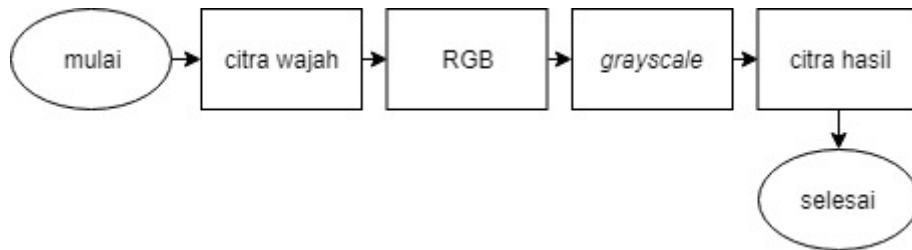
Gambar 3. 1 Desain Sistem

3.2. Pre-Processing

Pada tahap ini dilakukan *pre-processing* dimana setelah tahap pengambilan data atau setelah mendapatkan citra wajah *inputan*. Bisa dilihat tahapan *pre-processing* pada gambar 3.2.

Berikut penjelasan dari tahap-tahap *pre-processing* tersebut:

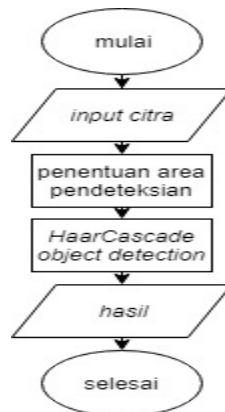
- a. Citra wajah, yang diambil dari *face database Chicago*.
- b. *RGB to Gray*, yaitu proses pengubahan citra digital ke elemen warna abu-abu.
- c. *Grayscale* ini sangat dibutuhkan untuk meminimalisir tiap *pixel* pada citra *rgb*, karena pada citra *grayscale* ini kita hanya membutuhkan satu intensitas tunggal rumusan merubah citra warna *grayscale*.



Gambar 3. 2 Pre-processing

3.3 Metode Viola-Jones

Pada metode ini saya menggunakan 2 tahapan untuk mendeteksi wajah, pertama menggunakan *haar like feature* dan kedua dengan *cascade classifier*, citra wajah yang telah diambil kemudian dilanjutkan dengan pendeteksian dengan tahapan pertama dengan *haar like feature*. Kelebihan metode ini memiliki komputasi sangat cepat, karena *haar like feature* ini bergantung dari jumlah piksel piksel didalam persegi tetapi bukan dari piksel dalam *image* tersebut, kemudian dilakukan *cascade classifier*, fungsinya untuk meningkatkan pendeteksian.



Gambar 3. 3 Deteksi wajah

3.4 Ekstraksi Ciri

Tahap Ekstraksi ciri ini bertujuan untuk menghasilkan nilai-nilai yang telah dimiliki oleh citra latih masukkan. Segmentasi yang telah dilakukan kemudian akan dihitung. Pada proses ekstraksi ciri ini menggunakan metode ciri jarak dan metode GLCM (*Gray Level Cooccurrence Matrix*) dimana proses ini dilakukan untuk mendapatkan nilai ciri dari suatu citra yang telah dimasukkan. Proses ekstraksi ciri dapat dilihat pada Gambar 3.3



Gambar 3. 4 Ekstraksi ciri

3.5 Performansi Sistem

a. Akurasi Sistem

Pada tugas akhir ini, tingkat keberhasilan dihitung berdasarkan tingkat akurasi dengan persamaan matematis yaitu:

$$A = \frac{B}{C} \times 100\% \quad (1)$$

A= akurasi, B= jumlah data benar, C= jumlah data keseluruhan

b. Waktu Komputasi

Waktu komputasi merupakan waktu yang dibutuhkan oleh sistem untuk melakukan suatu proses. Adapun secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$T = T1 - T0 \quad (2)$$

T= Waktu komputasi, T1= waktu selesai, T2= waktu mulai

4. Pengujian Sistem Dan Analisis

4.1. Hasil Pengujian

Pada bagian ini, akan dilakukan analisis akurasi sistem menggunakan skenario 1. Hasil pengujian skenario 1 dapat dilihat pada Table 4.1

Tabel 4. 1 a Hasil Pengujian Skenario 1

no	Parameter	Kelas remaja	Akurasi Pengujian	Waktu Komputasi
1	<i>Contrast, difference variance, difference entropy</i>	Pria	88.88%	9.47 detik
		wanita	90%	

Tabel 4. 2 b Hasil Pengujian Skenario 1

no	Parameter	Kelas dewasa	Akurasi Pengujian	Waktu Komputasi
1	<i>Correlation, variance, sum variance, sum average</i>	Pria	88.88%	10.93 detik
		wanita	90%	

Dilihat dari Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa parameter yang digunakan akan mempengaruhi akurasi pengujian. Kombinasi parameter (*Correlation, variance, sum variance, sum average*) untuk kelas dewasa pada *gender* wanita dan kombinasi (*Contrast, difference variance, difference entropy*) untuk kelas remaja pada *gender* pria. Karena pada kondisi inilah didapatkan akurasi pengujian tertinggi yaitu 90% untuk kelas wanita dewasa dan 62.5 untuk kelas pria remaja. Untuk kelas dewasa kombinasi yang digunakan cukup bagus untuk menentukan pria dan wanita, sedangkan kombinasi untuk kelas remaja masih terbilang kurang bagus.

4.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pada bagian ini, akan dilakukan analisis akurasi sistem menggunakan skenario 1. Hasil pengujian dapat dilihat pada Table 4.2.

Tabel 4. 2 a Hasil Pengujian Skenario 2

no	Parameter	Kelas dewasa	Akurasi pengujian	Waktu komputasi
1	<i>Correlation, variance, sum variance</i>	Pria	100%	10.37 detik
		Wanita	86%	

2	<i>Correlation, variance, sum average</i>	Pria	100%	11.4 detik
		Wanita	80%	
3	<i>Correlation, sum variance, sum average</i>	Pria	100%	9.38 detik
		Wanita	80%	
4	<i>Variance, sum variance, sum average</i>	Pria	100%	9.35 detik
		wanita	90%	

Tabel 4. 2 b Hasil Pengujian Skenario 2

no	Parameter	Kelas remaja	Akurasi pengujian	Waktu komputasi
1	<i>Contrast, difference variance</i>	Pria	62.5%	9.44 detik
		Wanita	80%	
2	<i>Contrast, difference entropy</i>	Pria	100%	9.45 detik
		Wanita	0%	
3	<i>Difference variance, difference entropy</i>	Pria	62.5%	9.84 detik
		Wanita	50%	

Dilihat dari Tabel 4.2 dapat diketahui bahwa parameter yang digunakan akan mempengaruhi akurasi pengujian. Kombinasi parameter (*correlation, variance, sum variance*), (*correlation, variance, sum average*), (*correlation, sum variance, sum average*), dan (*variance, sum variance, dan sum average*) untuk kelas pria dewasa yang memiliki akurasi nilai sama. Kemudian kombinasi antara (*contrast, difference entropy*) untuk kelas pria remaja. Karena pada kondisi inilah didapatkan akurasi pengujian tertinggi yaitu 100% untuk kelas pria dewasa dan 100% untuk kelas pria remaja. Untuk kelas dewasa kombinasi yang digunakan sangat bagus untuk menentukan pria dan wanita, sedangkan kombinasi untuk kelas remaja masih terbilang sangat buruk, dilihat dari kombinasi no 2 yaitu *contrast, difference entropy* tidak dapat mengenali kelas remaja pada wanita.

4.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pada bagian ini, akan dilakukan analisis akurasi sistem menggunakan skenario 3. Hasil pengujian ada skenario 3 dapat dilihat pada Table 4.3.

Tabel 4. 3 a Hasil Pengujian Skenario 3

no	Parameter	Kelas remaja	Akurasi pengujian	Waktu komputasi
1	<i>Contrast</i>	Pria	72.22%	9.25 detik
		Wanita	75%	
2	<i>Difference variance</i>	Pria	72.22%	9.51 detik
		Wanita	62.5%	

3	<i>difference entropy</i>	Pria	72.2%	9.42 detik
		Wanita	50%	

Tabel 4. 3 b Hasil Pengujian Skenario 3

no	Parameter	Kelas dewasa	Akurasi pengujian	Waktu komputasi
1	<i>Correlation, variance</i>	Pria	100%	10.25 detik
		Wanita	90%	
2	<i>Correlation, sum average</i>	Pria	88.88%	11.71 detik
		Wanita	90%	
3	<i>Correlation, sum variance</i>	Pria	100%	10.4 detik
		Wanita	90%	
4	<i>Variance, sum variance</i>	Pria	100%	9.5 detik
		Wanita	90%	
5	<i>Variance, sum average</i>	Pria	77.77%	9.33 detik
		Wanita	90%	
6	<i>Sum variance, sum average</i>	Pria	100%	10.23 detik
		Wanita	90%	

Dilihat dari Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa parameter yang digunakan akan mempengaruhi akurasi pengujian. Kombinasi parameter (*correlation, variance*), (*correlation, sum variance*), (*variance, sum variance*), dan (*sum variance, dan sum average*) untuk kelas pria dewasa yang memiliki akurasi nilai sama dan parameter (*contrast, difference entropy, difference variance*) untuk kelas pria remaja yang memiliki akurasi nilai yang sama juga. Karena pada kondisi inilah didapatkan akurasi pengujian tertinggi yaitu 100% untuk kelas pria dewasa dan 72.22% untuk kelas pria remaja. Untuk kelas dewasa kombinasi yang digunakan cukup bagus untuk menentukan pria dan wanita rata-rata memiliki akurasi diatas 80%, sedangkan kombinasi untuk kelas remaja masih terbilang kurang bagus, karena untuk wanita remaja masih memiliki nilai akurasi yang makin menurun.

4.4 Hasil Pengujian Skenario 4

Pada bagian ini, akan dilakukan analisis akurasi sistem menggunakan skenario 4. Hasil pengujian skenario 4 dapat dilihat pada Table 4.4.

Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Skenario 4

no	Parameter	Kelas dewasa	Akurasi pengujian	Waktu komputasi
1	<i>Correlation</i>	Pria	100%	11.06 detik
		Wanita	80%	
2	<i>variance</i>	Pria	100%	12.12 detik
		Wanita	100%	

3	Sum average	Pria	100%	9.23 detik
		Wanita	80%	
4	Sum variance	Pria	100%	9.18 detik
		wanita	90%	

Hasil Pengujian Skenario 4 dilihat dari Tabel 4.4 dapat diketahui bahwa parameter yang digunakan akan mempengaruhi akurasi pengujian. Parameter yang baik digunakan yaitu pada parameter *variance*. Karena pada kondisi inilah didapatkan akurasi pengujian tertinggi yaitu 100% untuk kelas pria dewasa dan 100% untuk kelas wanita dewasa. Untuk kelas dewasa parameter satuan yang digunakan sangat bagus untuk menentukan pria dan wanita terlihat pada parameter *variance* yang dapat mengenali pria dan wanita dengan benar semua.

5.1. Simpulan Dan Saran

5.1. Simpulan

Dari hasil penelitian dan pembahasan yang dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan ekstraksi ciri jarak antarmata dan jarak tepi wajah dapat digunakan untuk mendeteksi *gender* dan kelompok usia.
2. Dari hasil fitur ekstraksi dapat dilihat nilai fitur-fitur pada GLCM sangat mempengaruhi hasil untuk tingkat akurasinya.
3. Berdasarkan hasil pengujian GLCM, nilai akurasi terbaik terdapat pada parameter *variance* yang mendapatkan akurasi 100% untuk pria dewasa dan wanita dewasa.
4. Pemilihan parameter ekstraksi ciri mempengaruhi factor-faktor tingkat pengenalan citra masukan.

5.2. Saran

1. Pengujian dengan jumlah data citra yang lebih banyak dapat melihat kemampuan sistem dalam mengklasifikasi kelas citra.
2. Untuk mengklasifikasikan *gender* dan kelompok usia dapat dilihat pada bagian yang memiliki perbedaan paling menonjol, yaitu pada ciri *variance*.
3. Untuk yang ingin mengambil gambar secara manual, disarankan untuk melakukannya ditempat yang memiliki tingkat kecahayaan tidak terlalu terang dan juga tidak terlalu gelap, kemudian sebaiknya diambil di latar belakang tidak banyak memiliki objek.

Daftar Pustaka:

- [1] A. Aprilia Ayu, Catur Edi Widodo, dan Kusworo Adi, "Perancangan sistem identifikasi biometrik jari tangan menggunakan Laplacian of Gaussian dan ekstraksi kontur," vol. 6, pp. 304–314, 2017.
- [2] Gender, B., Usia, D. A. N., & Wibowo, B. T. (2017). *Sistem identifikasi wajah manusia berdasarkan gender dan usia*, 22(1), 48–53
- [3] A. K. Jain, Patrick Flynn, Arun A. Ross, "Handbook of Biometrics," . "handb. Biometrics". 2008, 2008.
- [4] M. Mohsen, Ali Heydarzadegan, Mehrdad Moradi, Alireza Toorani, "Biometric Recognition Systems: A Survey," *Int. Res. J. Appl. Basic Sci.*, 2013.
- [5] hanif al Fatta, "Konver Format Citra RGB ke Format Grayscale Menggunakan Visual Basic," *Semin. Nas. Teknol.*, 2007.
- [6] P. m diwsnanto, teguh bharata adji, bondhan winduratna, "Sistem Deteksi Wajah dengan Menggunakan Metode Viola-Jones," *Semin. Nas. Sci. Eng. Technol.*, 2012.
- [7] Andrianus and H. Dachlan, Sholeh Hadi Pramono dan Harry S, "Penggunaan Metode Viola-Jones dan Algoritma Eigen Eyes dalam Sistem Kehadiran Pegawai," *EECCIS*, vol. 8, 2014.
- [8] K. Academic, "Robust Real-Time Face Detection," *Int. J. Comput. Vis.*, pp. 137–154, 2014.
- [9] Jong Jek Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan Dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. 2009.
- [10] Z. F. M. Ramli, "Detection Of Concentration Conditions Based On Eeg Signals With Stimulation Of Al-Quran Recitation," 2018
- [11] Widyaningsih, M. (n.d.). Identifikasi Kematangan Buah Apel dengan Gray Level Cooccurrence Matrix(GLCM), (114).