

Pengembangan Identifikasi Wajah Menggunakan Fitur Citra Mata Menggunakan Eigenface

Rosyidah Siregar

Universitas Harapan Medan
Jl. Imam Bonjol No. 35 Medan
rosyidah_siregar.unhar@harapan.ac.id

Nenna Irsa Syahputri

Universitas Harapan Medan
Jl. Imam Bonjol No. 35 Medan
nenna_irsya.unhar@harapan.ac.id

Abstract— Deteksi atau identifikasi wajah merupakan kegiatan yang sangat populer di dunia biometrika, Fitur pengenalan wajah (*face recognition*) merupakan suatu fitur yang memungkinkan pengidentifikasian seseorang dari gambar digital atau video. Fitur ini didasarkan pada kemampuan untuk mengenali wajah seseorang dengan memetakan berbagai ciri khas suatu wajah, hal ini dikarenakan setiap wajah memiliki karakteristik atau fitur tersendiri yang membedakan satu dengan lainnya. Penelitian ini mengusulkan *skin detection* model RGB untuk meningkatkan akurasi identifikasi wajah berdasarkan ekstraksi fitur mata, sistem dibangun dengan menggunakan salah satu library OpenCV yang mengimplementasikan metode *Haar Classifier* untuk mendeteksi keberadaan fitur pada sebuah citra. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan secara langsung (*real time*) menggunakan webcam pada dataset yang bersumber dari 100 responden. Hasil pengujian penerapan *skin detection* model RGB pada identifikasi wajah dengan fitur mata memberikan pengaruh yang signifikan terhadap akurasi, dimana menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85.54% dibandingkan tanpa *skin detection* dengan akurasi sebesar 75.68%, namun jarak wajah terhadap webcam dalam proses pelatihan dan pengujian memberikan pengaruh terhadap tingkat akurasi.

Kata Kunci— *Identifikasi Wajah, Skin Detection, OpenCV, Haar Classifier*

I. PENDAHULUAN

Deteksi wajah merupakan kegiatan yang sangat populer di dunia biometrika. Fitur pengenalan wajah (*face recognition*) merupakan suatu fitur yang memungkinkan pengidentifikasian seseorang dari gambar digital atau video. Fitur ini didasarkan pada kemampuan untuk mengenali wajah seseorang dengan memetakan berbagai ciri khas suatu wajah sehingga dapat digunakan dalam berbagai bidang seperti otentifikasi identitas, akses kontrol, interaksi manusia komputer, komersial dan penegakan hukum [1], hal ini dikarenakan setiap wajah memiliki karakteristik atau fitur tersendiri yang membedakan satu dengan lainnya [2]. Secara umum ada dua pendekatan dalam pengenalan wajah, yaitu berbasis fitur dan secara global [3]. Pendekatan secara global menggunakan seluruh gambar sebagai pola untuk diklasifikasi, akan tetapi sangat sensitif terhadap variasi gambar sehingga membutuhkan waktu

komputasi yang tinggi untuk identifikasi, sedangkan pendekatan berbasis fitur umumnya diproses dengan mengambil satu set fitur dari gambar (hidung, mata dan lainnya) untuk diklasifikasi [4].

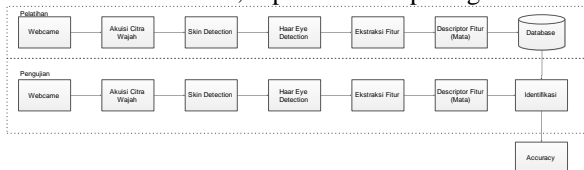
Identifikasi wajah dengan menggunakan pendekatan berbasis fitur mata banyak diterapkan dalam berbagai aplikasi, dengan normalisasi jarak dan posisi titik referensi, semua wajah dapat diubah menjadi dimensi yang sama dan posisi. Metode *Principal Component Analysis* (PCA) [5], *Linear Discriminant Analysis* (LDA) [3], *Co-occurrence Histograms* (CH) [7], *K-Means Clustering* [8] merupakan metode klasifikasi dan identifikasi yang banyak diusulkan peneliti. Metode klasifikasi PCA, LDA terbukti akurat dalam identifikasi wajah, namun fitur yang diekstraksi secara global, sehingga tidak optimal untuk membedakan satu kelas dengan kelas yang lain [9], sedangkan metode CH, K-Means efisien dalam identifikasi objek yang berbeda dalam

citra digital, namun memiliki kelemahan dalam tingkat akurasi dan ketergantungan pada representasi warna pada objek citra [8].

OpenCV merupakan salah satu library berisi fungsi-fungsi pemrograman untuk teknologi computer vision secara real time yang banyak digunakan untuk pengenalan dan identifikasi wajah, OpenCV menggunakan metode Haar Classifier. Metode Haar Classifier menggunakan Haar Features untuk mendeteksi keberadaan fitur. Setiap fitur merupakan hasil dari pengurangan sumarisasi dari piksel citra pada area piksel putih dari area piksel hitam. Proses pembacaan fitur dimulai dari sudut kiri atas citra dan pembacaan terus dilanjutkan sampai sudut kanan bawah citra, sehingga perlu membuat ruang warna untuk mengatasi batas daerah kulit dan non-kulit yang kabur dengan ukuran kernel yang berbeda. Pada penelitian ini kami menggunakan ruang warna (*skin detection*) model RGB yang dinormalisasikan untuk mendapatkan informasi warna piksel mata pada sistem identifikasi wajah dengan memanfaatkan library OpenCV, kemudian akan dianalisa pengaruh tingkat akurasi sistem.

II. METODE YANG DIUSULKAN

Penelitian ini kami mengusulkan pendekatan *skin detection* dengan model RGB untuk mengoptimalkan akurasi identifikasi wajah pada sistem yang diusulkan, citra wajah diambil menggunakan webcam, kemudian dilakukan akuisi wajah dan proses *skin detection* untuk mengoptimalkan proses identifikasi fitur mata, seperti terlihat pada gambar 1.



Gambar 1 Model yang diusulkan

Skin Detection

Tahapan *skin detection* digunakan untuk pengelompokan yang mendefinisikan ruang biner dalam representasi ruang warna, sehingga setiap piksel diklasifikasikan sebagai piksel kulit atau bukan kulit [10]. Dalam penelitian ini kami mengusulkan model RGB, dalam model RGB setiap tingkat warna piksel kulit harus memenuhi aturan RGB, kemudian dilakukan normalisasi ruang warna RGB.

$$R > 95 \text{ and } G > 40 \text{ and } B > 20 \quad (1.1)$$

$$\max R, G, B - \min R, G, B > 15 \quad (1.2)$$

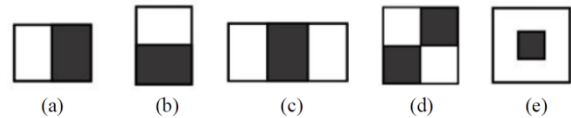
$$R - G > 15 \quad (1.3)$$

$$R > G \text{ and } R > B \quad (1.4)$$

Haar Features

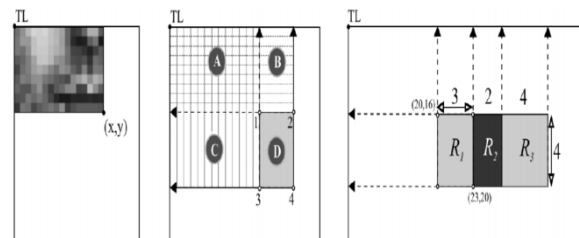
Metode *Haar* secara konsep menggunakan tapis persegi yang dikonvolusikan kedalam citra untuk memperoleh fitur *Haar*. Fasel [6] menawarkan tapis

yang telah digunakan dengan baik di beberapa penelitian [7].



Gambar 2 Tapis Fasel

Untuk proses komputasi yang efektif, Viola[8] mengemukakan teknik untuk mengekstraksi integral image pada area wajah seperti yang dapat dilihat pada gambar 2 berikut.



Gambar 3 Contoh Integral Image [7]

Eigenfaces

Eigenfaces menggunakan unsupervised statistical technique yang cukup populer, yaitu Principal Component Analysis (PCA). Metode PCA atau yang biasa dikenal dengan metode Karhunen-Loven, berusaha melakukan proyeksi dari ruang citra dengan dimensi yang lebih tinggi ke ruang ciri dengan dimensi yang lebih rendah. Reduksi dimensi dari ruang citra ke ruang ciri dilakukan untuk meningkatkan efisiensi dalam proses komputasi dan mengurangi storage yang diperlukan [8, 9, 10]. Selain itu reduksi dimensi dari vektor citra dengan dimensi yang lebih tinggi ke vektor ciri dengan dimensi yang lebih rendah akan memaksimalkan jarak antara semua kelas wajah.

Algoritma Eigenface adalah sebagai berikut:

1. Membuat matriks basis data citra wajah **I**

Sebuah citra wajah berukuran $w \times h$ (lebar x tinggi) adalah matriks piksel yang elemennya berisi nilai tertentu yang merepresentasikan intensitas warna pada piksel tersebut. Matriks piksel tersebut dapat direpresentasikan dalam vektor berdimensi n yang disebut juga vektor citra wajah x_i , dimana n adalah $w \times h$, dan i adalah index citra wajah. Matriks basis data citra wajah **I** adalah matriks berukuran $N \times n$ yang setiap barisnya berisi vektor-vektor citra wajah x_i , dimana N adalah jumlah citra wajah. Representasi matriks **I** dapat dilihat pada Gambar 4.

$$I = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ \dots \\ X_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} & \dots & X_{2n} \\ X_{31} & X_{32} & X_{33} & \dots & X_{3n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{N1} & X_{N2} & X_{N3} & \dots & X_{Nn} \end{pmatrix}$$

Gambar 4 Matriks Basis Data Citra Wajah

- Membuat matriks rata-rata μ
Rumus penghitungan matriks rata-rata adalah sebagai berikut:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

Dengan menggunakan rumus tersebut akan didapatkan $\mu = [\mu_1 \mu_2 \mu_3 \mu_4 \dots \mu_n]$.

- Membuat matriks selisih **A**
Matriks selisih **A** dibuat dengan mengurangi setiap elemen matriks **I** pada kolom ke-*i* dengan μ_i . Representasi matriks **A** dapat dilihat pada Gambar 2.2

$$A = \begin{pmatrix} x_{11}-\mu_1 & x_{12}-\mu_2 & x_{13}-\mu_3 & \dots & x_{1n}-\mu_n \\ x_{21}-\mu_1 & x_{22}-\mu_2 & x_{23}-\mu_3 & \dots & x_{2n}-\mu_n \\ x_{31}-\mu_1 & x_{32}-\mu_2 & x_{33}-\mu_3 & \dots & x_{3n}-\mu_n \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{N1}-\mu_1 & x_{N2}-\mu_2 & x_{N3}-\mu_3 & \dots & x_{Nn}-\mu_n \end{pmatrix}$$

Gambar 5 Matriks Selisih

- Membuat matriks kovarian
Rumus penghitungan matriks kovarian atau *total scatter* matriks **S_T** adalah sebagai berikut:

$$S_T = A^T A$$

S_T adalah matriks berdimensi **n x n**.

- Mengitung vektor eigen dan nilai eigen dari matriks kovarian
Rumus untuk menghitung vektor eigen dan nilai eigen dari matriks kovarian adalah sebagai berikut:

$$S_T v = \lambda v$$

Pada rumus diatas **v** adalah vektor eigen, dan λ adalah nilai eigen.

- Memilih principal component
Pada proses 5 akan dihasilkan **n** vektor eigen dan **n** nilai eigen. Dari **n** vektor eigen diambil **m** vektor eigen **v** yang memiliki nilai eigen terbesar. Karena vektor *eigen* ini memiliki dimensi yang sama dengan citra awal, maka vektor *eigen* ini juga biasa disebut *eigenpicture* atau Eigenface.

III. PEMBAHASAN

Percobaan dilakukan dengan spesifikasi platform intel core i5 2,5 GHz CPU, 8 Gb RAM dan menggunakan sistem operasi WIN 10 64 bit, aplikasi dibuat menggunakan C# 2010 dengan kombinasi framework

OpenCV yang merupakan salah satu library teknologi computer vision dengan menerapkan metode *Haar Classifier*. Dataset yang akan diidentifikasi adalah wajah berdasarkan hasil ekstraksi fitur mata, dimana akusisi data untuk pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dengan rasio 75:25. Untuk data pelatihan digunakan sebanyak 100 wajah yang berasal 100 responden dengan proses pengambilan citra wajah secara langsung (realtime) menggunakan webcam. sedangkan untuk kebutuhan pengujian dilakukan secara langsung (*real time*) menggunakan webcam, kemudian dilakukan proses pre-processing, eigenface untuk identifikasi wajah. Pada tabel 1 sebahagian data citra wajah yang digunakan untuk pelatihan.

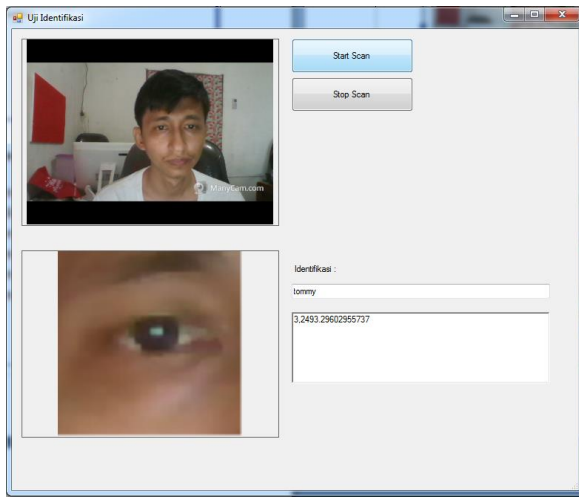
Tabel 1 Contoh Dataset Citra Wajah



Pada gambar 6 merupakan tahapan aplikasi yang digunakan untuk proses pelatihan dan pengambilan citra wajah terhadap responden. Proses pengambilan citra menggunakan webcam, kemudian dilakukan akusisi wajah, pemisahan piksel wajah dan piksel non wajah, ekstraksi fitur dan scaling dengan ukuran citra 100x100, kemudian dilakukan identifikasi menggunakan metode eigenface, hasil identifikasi akan disimpan pada database. pada gambar 7 merupakan tahapan pengujian sistem.



Gambar 6 Tahapan Pelatihan



Gambar 7 Tahapan Pengujian.

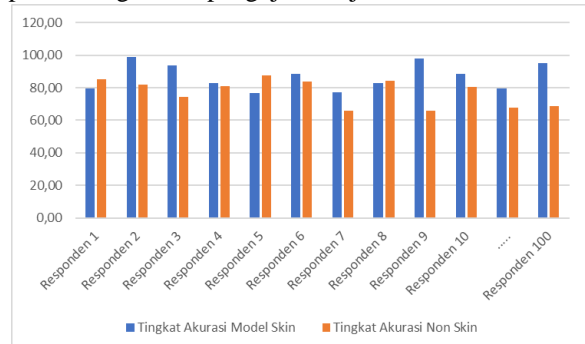
Pada tahapan pengujian pada wajah 100 responden dilakukan secara langsung (*real time*) dimana setiap responden akan diarahkan ke arah kamera webcam, kemudian sistem akan melakukan akuisi citra wajah, *skin detection*, ekstraksi fitur mata, identifikasi dengan metode *eigenface*. Pada tabel 2 hasil pengujian 100 wajah responden terhadap sistem yang diusulkan, dimana hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi 85.54% untuk penerapan model RGB, sedangkan hasil pengujian tanpa model RGB 75.68%, hal ini membuktikan penerapan model RGB menghasilkan pengaruh yang signifikan terhadap tingkat akurasi identifikasi wajah berdasarkan ekstraksi fitur mata. Hasil perbandingan identifikasi wajah ditunjukkan dalam bentuk grafik pada gambar 8.

Tabel 2 Hasil Pengujian

No.	Citra Wajah	Tingkat Akurasi	
		Model Skin	Non Skin
1	Responden 1	79,59	85,04
2	Responden 2	98,87	81,91
3	Responden 3	93,73	74,26
4	Responden 4	83,04	80,93
5	Responden 5	76,64	87,45
6	Responden 6	88,49	84,06
7	Responden 7	77,08	65,90
8	Responden 8	83,07	84,54
9	Responden 9	97,90	65,84
10	Responden 10	88,71	80,77
..	79,73	67,87
100	Responden 100	95,28	68,76

Pada tabel 2 hasil pengujian terhadap 100 wajah responden untuk indentifikasi wajah berdasarkan ekstraksi fitur mata, dari hasil pengujian jarak responden terhadap kamera webcam untuk proses

akuisis citra pada pelatihan dan pengujian sangat berpengaruh terhadap akurasi, sehingga perlu menjadi pertimbangan dan pengujian lanjutan.



Gambar 8 Grafik Hasil Pengujian

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, pendekatan *skin detection* model RGB terhadap identifikasi wajah berdasarkan ekstraksi fitur mata menggunakan library open source OpenCV pada sistem yang diusulkan memberikan pengaruh yang signifikan terhadap tingkat akurasi yakni sebesar 85.54% dibandingkan tanpa model RGB dengan tingkat akurasi 75.68%, namun jarak wajah terhadap webcam sangat berpengaruh terhadap akurasi identifikasi sehingga perlu dilakukan penelitian lanjutan, selain itu masih perlu mempertimbangkan model-model lainnya seperti model HSV, YCbCr dan lainnya.

REFERENSI

- [1] Husein, A M., Harahap, M., Pengenalan Multi Wajah Berdasarkan Klasifikasi Kohonen SOM Dioptimalkan dengan Algoritma Discriminant Analysis PCA, QUERY: Jurnal Sistem Informasi Volume: 01, Number: 02, October 2017 ISSN 2579-5341 (online), pp 33-39. 2017.
- [2] Ahmad, F., Najam, A., & Ahmed, Z. Image-based Face Detection and Recognition: "State of the Art". IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 9, Issue 6, No 1, November 2012, ISSN (Online): 1694-0814. 2012.
- [3] H. Gupta, A. K. Agrawal, T. Pruthi, C. Shekhar, and R. Chellappa, "An Experimental Evaluation of Linear and Kernel-Based Methods for Face Recognition", Proceedings of the Sixth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 0-7695-1858-03. 2002.
- [4] Husein, A M., Harahap, M., Penerapan Metode Distance Transform Pada Kernel

- Discriminant Analysis Untuk Pengenalan Pola Tulisan Tangan Angka Berbasis Principal Component Analysis. Sinkron, Vol 2, No 2, pp 31-36, e-ISSN:2541-2019, p-ISSN:2541- 044X. 2017
- [5] Harahap, M., Husein, A M., Darma, A., Identifikasi Tanda Tangan Dengan Kohonen SOM berbasis Principal Component Analysis. Seminar Nasional APTIKOM (SEMNASSTIKOM), pp 333-337. 2017.
- [6] Wajaya, B A., Husein, A M., Harahap, M., Harahap, M K, Implementation Distance Transform Method in Kernel Discriminant Analysis for Face Recognition Using Kohonen SOM, International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), Vol. 6 Issue 10., ISSN: 2278-0181. Pp 28-31, October – 2017.
- [7] Siregar R, Analisis Akurasi K-Means Clustering Dan Cooccurrence Histogram Pada Kasus Identifikasi Buah, Jurnal Logika Volume:IX Number: 17, Januari 2016 ISSN: 2087-3018, pp 51-60,2016.
- [8] Siregar R, Analisis Akurasi Cooccurrence Histogram Pada Identifikasi Objek Dan Karakter, Jurnal Logika Volume:IX Number: 18, Juli 2016 ISSN: 2087-3018, pp 83-90, 2016.
- [9] Siregar R, Analisis Implementasi Character Recognition Menggunakan Cooccurrence Histogram Menggunakan Domain Warna Dan Jarak. Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi(SNASTIKOM), pp 366-370. 2017.
- [10] Hajraoui, A., Sabri, M., Face Detection Algorithm based on Skin Detection, Watershed Method and Gabor Filters, International Journal of Computer Applications, Volume 94 – No 6, May 2014.
- [11] Parte, R. A Survey on Eye Tracking and Detection. International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology. 2015.
- [12] Padilla, R., Filho, C. C., & Costa, M. Evaluation of Haar Cascade Classifiers Designed for Face Detection. World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Computer and Information Engineering Vol:6, No:4, 2012.
- [13] Singh, V., Shokeen, V., & Singh, B. Face Detection By HAAR Cascade Classifier With Simple And Complex Backgrounds Images Using OpenCV Implementation. International Journal of Advanced Technology in Engineering and Science, Volume No.01, Issue No. 12, December 2013, ISSN (online): 2348 – 7550. 2013.
- [14] Agarwal, M., Jain, N., Kumar, M., & Agrawal, H. (2010). Face Recognition Using Eigen Faces and Artificial Neural Network. International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 2, No. 4, 1793-8201, August, 2010.
- [15] I. Fasel, B. Fortenberry and J. Movellan, “A generative framework for real time object detection and classification”, Computer Vision and Image Understanding, vol. 98, pp. 182-210, 2005.
- [16] Xu, W., & Lee, E.-J. (2013). Eye Detection and Tracking Using Rectangle Features and Integrated Eye Tracker by Web Camera. International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering, Vol. 8, No. 4, July, 2013.
- [17] Jalled, F. Face Recognition Machine Vision System Using Eigenfaces. Cornell University Library, 1705.02782v1. 2017
- [18] P., V., & M., J. Robust real-time object detection. International Journal of Computer Vision, vol. 2, (2004), pp. 137-154. 2004.
- [19] Turk, M., & Pentland, A. (1991). Eigenfaces for Face Detection/Recognition. Journal of Cognitive. 1991.