

# **SISTEM PENDETEKSIAN DAN PENGENALAN EKSPRESI PADA WAJAH SECARA REAL-TIME MENGUNAKAN FITUR HARALICK DAN FITUR HAAR**

Risawandi<sup>1</sup>, Karina Olivia<sup>2</sup>, Yesy Afrillia<sup>3</sup>

#Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas  
Malikussaleh, Jl. Batam, Bukit Indah – Lhokseumawe, Aceh, Indonesia

karina.180170012@mhs.unimail.ac.id

**Abstrak** — Mendeteksi dan mengenali ekspresi wajah adalah tugas yang sangat sulit. Pelacakan objek wajah secara *realtime* disebabkan oleh sifat dan lokasi yang terbatas di mana ia terjadi. Pengenalan wajah adalah langkah utama dalam sistem pengenalan wajah. Deteksi wajah berarti bahwa gambar tertentu diproses untuk menentukan wajah manusia, posisi dan ukurannya, serta keakuratan posisi itu secara langsung mempengaruhi efek deteksi wajah. Saat ini, metode pengenalan wajah terutama didasarkan pada metode fitur geometris, pendekatan berbasis model warna kulit, dan metode berbasis teori statistik. Karena perkembangan teknologi citra digital begitu pesat, maka dari itu perlu dikembangkannya sebuah kecerdasan buatan untuk pendeteksian pengenalan ekspresi pada wajah secara *realtime*. Dalam kasus tersebut peneliti tertarik untuk mencoba ekstraksi fitur haralick dan fitur haar dalam pendeteksian dan pengenalan ekspresi wajah secara *realtime* dengan menggunakan pemodelan haarcascade untuk klasifikasinya. Dalam penelitian ini hasil implementasi yang sudah dilakukan dari data testing menggunakan fitur haralick dengan ekspresi senang nilai persentasenya 94.429%, ekspresi sedih persentasenya 38.777%, ekspresi marah persentasenya 49.3777%. lalu data testing menggunakan fitur haar dengan ekspresi senang nilai persentasenya 78.329%, ekspresi sedih persentasenya 36.292%, ekspresi marah persentasenya 39.517%.

**Kata kunci**— Deteksi Wajah; Ekspresi Wajah; Fitur Haar; Fitur Haralick; Haarcascade

## **REAL-TIME FACIAL EXPRESSION DETECTION AND RECOGNITION SYSTEM USING HARALICK AND HAAR FEATURES**

**Abstract** — Detecting and recognizing facial expressions is a very difficult task. Realtime tracking of facial objects due to its limited nature and location where it occurs. Face recognition is

the main step in facial recognition system. Face detection means that certain images determine to determine the human face, its position and size, as well as the accuracy of the position directly affect the effect of face detection. Currently, facial recognition methods are based on geometric feature methods, skin color model-based approaches, and statistical theory-based methods. Due to the rapid development of digital image technology, it is necessary to develop an artificial intelligence to detect facial expression recognition in real time. In this case, the researcher is interested in trying the extraction of haralick features and haar features in the detection and recognition of facial expressions in realtime using haarcascade modeling for classification. In this study, the results of the implementation that have been carried out from testing data using the haralick feature with happy expressions the percentage value is 94,429%, the percentage of sad expressions is 38,777%, the percentage of angry expressions is 49,3777%. After testing the data using the Haar feature, the percentage value of happy expression is 78.329%, percentage expression is 36.292%, and percentage of angry expression is 39.517%.

*Keywords*— Face Detection; Facial Expression; Haarcascade; Haar Feature; Haralick Feature

## I. PENDAHULUAN

Belakangan ini *Deep Learning* menjadi sorotan dalam pengembangan *Machine Learning*. Alasannya karena *Deep Learning* telah mencapai hasil yang luar biasa dalam visi komputer. *Deep Learning* merupakan suatu metode pembelajaran yang dilakukan mesin untuk dapat memahami dan mengklasifikasi suatu objek, yakni utamanya dalam aplikasi yang dibangun ini adalah wajah yang ditangkap dalam bentuk citra [1]. Deteksi dan pengenalan ekspresi wajah merupakan suatu tugas yang sangat menantang, karena pelacakan objek wajah secara *realtime* mempunyai sifat yang terbatas dan dimana tempat itu terjadi. Deteksi wajah (*face detection*) adalah langkah utama dari sistem pengenalan wajah (*face recognition*).

Beberapa metode analisis citra dapat diterapkan untuk mengidentifikasi objek pada sebuah citra. Salah satu metode analisis citra yang dapat digunakan untuk menganalisis bentuk objek pada citra adalah ekstrasi fitur yang telah banyak dikembangkan untuk pengenalan fitur objek yaitu ekstrasi fitur Haralick (*Haralick Feature Extraction*) yang dikenalkan oleh Haralick dkk [2], Choudhary & Shukla menggunakan ekstrasi fitur dan pemilihan fitur untuk pengenalan emosi menggunakan ekspresi wajah [3], Pusaningrum dkk menggunakan fitur haar untuk deteksi wajah [4]. Berdasarkan uraian diatas, dari penelitian sebelumnya maka penulis tertarik untuk merancang sistem pendeteksian dan pengenalan ekspresi pada wajah secara *realtime* menggunakan ekstrasi dari Fitur Haralick dan Fitur Haar dengan mengaplikasikan *library OpenFace* untuk memperdalam tentang *deep learning* dan mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan menggunakan *Haarcascade*.

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan, maka rumusan masalah yang timbul adalah sistem pendeteksian wajah yang dilakukan secara *real-time*. Pada penelitian sebelumnya beberapa peneliti tidak ada yang mengarah kepada bagian yang

lebih spesifik dalam mendeteksi area wajah seperti ekspresi yang terkandung dalam wajah seseorang dengan menggunakan Fitur Haralick dan Fitur Haar. Analisis citra dilakukan untuk mendeteksi wajah dan ekspresi secara *realtime* akan direalisasikan dengan menggunakan Fitur Haralick dan Fitur Haar serta menggunakan *Haarcascade* untuk klasifikasinya.

Untuk mendukung penelitian yang dikaji, maka penulis mengambil beberapa referensi yang berasal dari jurnal, yang akan disajikan dalam bentuk tabel sebagai berikut.

TABEL 1  
 Penelitian Terdahulu

No.	Nama	Judul Jurnal	Tahun	Keterangan
1.	Fika Rusilawati, Hardianing Wahyu Kinasih, Gasim	Perbandingan Tingkat Akurasi Bentuk Frame Menggunakan <i>Template Matching</i> Pada Pengenalan Wajah	2017	Dilakukan pada pengenalan wajah tingkat keberhasilan deteksi wajah menggunakan <i>frame</i> dan <i>template matching</i> dipengaruhi oleh bentuk <i>frame</i> , hal ini terlihat bahwa <i>frame</i> segiempat memiliki nilai yang paling tinggi yaitu 97% dibanding tiga <i>frame</i> lainnya, sedangkan <i>frame</i> segitiga memberikan tingkat akurasi paling rendah yaitu 68%. [5]
2.	Harris Simaremare, Agung Kurniawan	Perbandingan Akurasi Pengenalan Wajah Menggunakan Metode <i>LBPH</i> dan <i>Eigenface</i> Dalam Mengenali Tiga Wajah Sekaligus Secara <i>Realtime</i> .	2019	Dilakukan pada deteksi wajah dengan metode <i>LBPH</i> menghasilkan akurasi <i>hit rate</i> 93,54% kemudian menggunakan metode <i>Eigenface</i> 63.54% menghasilkan akurasi <i>hit rate</i> 97,48%. [6]
3.	Vikki Aria Dinata	Deteksi Wajah Menggunakan Segmentasi Warna Kulit dan <i>Template Matching</i> Menggunakan Metode <i>Modified Chamfer Matching Algorithm</i>	2018	Dilakukan pada pendeteksian wajah menggunakan metode <i>template matching (modified chamfer matching algorithm)</i> yang menggunakan warna YCbCr untuk proses

				<p>segmentasi kulit. Metode ini menghasilkan tingkat akurasi 30%, untuk wajah yang terdeteksi keseluruhan 23.33%, untuk wajah yang terdeteksi keseluruhan tapi terdapat objek lain selain wajah yang terdeteksi. [7]</p>
4.	Maharani Dessy Wulandari, Irawan Afrianto	Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i> dan <i>Learning Vector Quantization</i> Pada Pengenalan Wajah	2018	<p>Dilakukan pada proses pengenalan wajah menggunakan metode <i>backpropagation</i> menghasilkan akurasi 37,33% dan metode LVQ menghasilkan akurasi 37,63%. Dari hasil pegujian dapat direkomendasikan dari segi akurasi dan waktu. [8]</p>
5.	Alfharuki Riansyah	Perbandingan Antara Metode Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i> dan <i>Support Vector Machine</i> Pada Pengenalan Citra Ekspresi Wajah	2018	<p>Dilakukan pada pengenalan dan ekspresi wajah pada pelatihan yang diuji pada <i>Backpropagation</i> yaitu 61,9% sedangkan hasil data pelatihan yang diuji pada <i>Support Vector Machine</i> yaitu 88,09%. Maka dapat disimpulkan bahwa dari kedua metode tersebut metode <i>SVM</i> lebih baik dalam mengenali citra ekspresi wajah baik data <i>training</i> maupun data yang diujikan. [9]</p>

Dari tabel diatas, merupakan metode yang dipakai oleh peneliti terdahulu untuk mendapatkan akurasi dari pendeteksian dan pengenalan wajah. Setiap algoritma memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Untuk menganalisis akurasi pendeteksian wajah dan ekspresi sehingga didapatkan hasilnya manakah yang lebih efektif dalam mendeteksi wajah dan ekspresi. Oleh karena itu peneliti akan mencoba mengimplementasikan algoritma Fitur Haralick dan fitur Haar untuk mendeteksi wajah

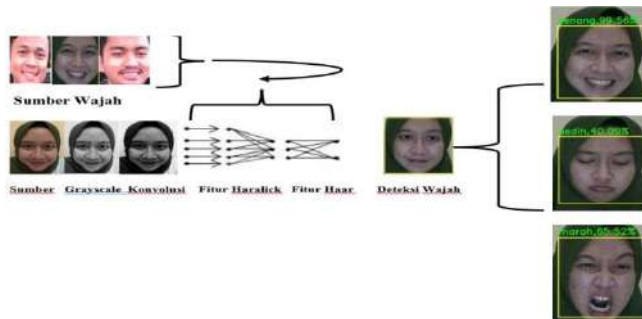
serta ekspresi wajah dengan menggunakan pemodelan klasifikasi *Haarcascade* untuk mendapatkan akurasi.

## II. METODE PENELITIAN

Metode penelitian dimulai dari perumusan masalah, studi literatur dari berbagai sumber jurnal, buku internet dan lainnya. Penelitian ini menggunakan sampel ekspresi wajah yang berasal dari Kaggle Dataset Publik FER2013.

### A. Skema Sistem

Skema sistem pendeteksian wajah yang dibangun dalam penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 1



GAMBAR 1. Skema sistem pendeteksi ekspresi wajah secara realtime

Adapun tahapan yang dilakukan setelah sistem menerima input *image* adalah tahapan *grayscale*, *konvolusi*, dan uji pengenalan pola wajah dan ekspresi melalui ekstraksi Fitur Haralick dan Fitur Haar. Setelah itu dilanjutkan dengan proses deteksian tepi melalui proses konvolusi. Pada proses utama, komputasi menggunakan Fitur Haralick dan Fitur Haar, vektor pola wajah akan dilatih untuk mendapatkan sebuah matriks bobot, yang selanjutnya digunakan sebagai matriks pengujian.

### B. Skema Fitur Haralick

Berdasarkan pada GLCM yang telah dinormalisasi, Berikut fitur matriks GLCM dengan rumus sebagai berikut [10]:

1. **Contrast (CON)** merupakan sebuah pengukuran intensitas atau variasi dari derajat keabuan antara piksel yang berbeda dan piksel tetangganya. penglihatan visual mungkin berbeda dengan munculnya dua bidang atau lebih yang terlihat secara serempak.

$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j}(ij)^2 \quad (1)$$

2. *Homogeneity* adalah ukuran perulangan struktur yang bobot nilainya merupakan *invers* dari *contrast*.

$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (2)$$

3. *Energy* mengukur tentang keseragaman atau sering juga disebut *Angular Second Moment* (ASM). Energi adalah penjumlahan pangkat dari elemen matriks GLCM.

$$\sum_{i,j=0}^{level-1} P_{i,j}^2 \quad (3)$$

4. *Correlation* menyatakan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

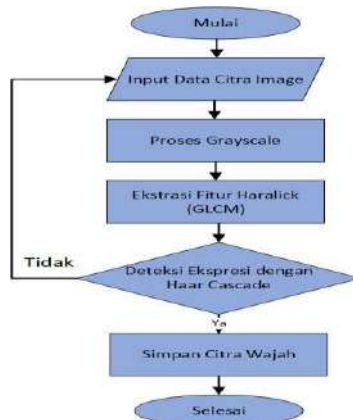
$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \quad (4)$$

Dimana:

$i$  = nilai baris matriks

$j$  = nilai kolom matriks

$p(i,j)$  = nilai elemen Co-occurrence Matriks baris ( $i$ ) dan kolom ( $j$ )



GAMBAR 2. Diagram Alir Fitur Haralick

Berikut ini adalah alur dalam Sistem Pendeteksian dan Pengenalan Ekspresi Pada Wajah Secara *realtime* dengan Fitur Haralick

1. Input data citra image ekspresi wajah senang, sedih, dan marah
2. Citra akan di proses dengan grayscale

3. Setelah itu citra melewati proses ekstraksi dengan Fitur Haralick
4. Lalu citra akan mendeteksi ekspresi melalui pemodelan *Haarcascade*
5. Simpan citra wajah yang telah terdeteksi ekspresi
6. Selesai

### C. Skema Fitur Haar

Berikut ini merupakan tahapan-tahapan dari Fitur Haar

1. persamaan *gray level* pada *haar-like feature* sebagai berikut [11]:

$$f(x) = \text{Sum Black Rectangle} - \text{Sum White Rectangle} \quad (5)$$

2. Integral Image

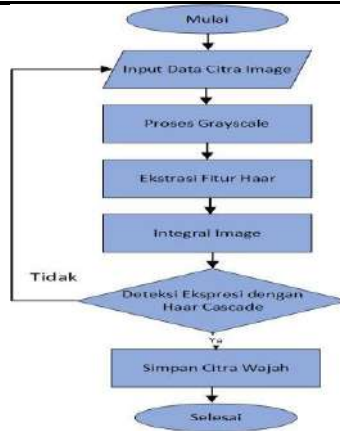
$$D = (A + B + C + D) - (A + B) - (A + C) + A \quad (6)$$

3. Adaboost

Viola dan Jones menggunakan sebuah metode *machine learning* yang disebut *Adaboost*. *Adaboost* menggabungkan banyak *classifier* lemah untuk membuat sebuah *classifier* kuat. Lemah disini berarti urutan filter pada *classifier* hanya mendapatkan jawaban benar lebih sedikit. Jika keseluruhan *classifier* lemah digabungkan maka akan menjadi *classifier* yang lebih kuat. *Adaboost* memilih sejumlah *classifier* lemah untuk disatukan dan menambahkan bobot pada setiap *classifier*, sehingga akan menjadi *classifier* yang kuat. Viola Jones menggabungkan beberapa *Adaboost classifier* sebagai rangkaian filter yang cukup efisien untuk menggolongkan daerah *image*. Masing-masing filter adalah satu *Adaboost classifier* terpisah yang terdiri *classifier* lemah atau satu filter fitur [12].

4. Cascade Classifier

*Cascade Classifier* merupakan suatu metode pengklasifikasian bertingkat, dimana *input* dari setiap tingkatan merupakan *output* dari tingkatan sebelumnya. Pada *classifier* tingkat pertama, yang menjadi *inputan* adalah seluruh citra *sub-window*. Semua citra *sub-window* yang berhasil melewati *classifier* pertama akan dilanjutkan ke *classifier* ke dua, dan seterusnya. Apabila suatu *sub-window* berhasil melewati semua tingkat *classifier*, maka *sub-window* tersebut dinyatakan sebagai wajah. Sedangkan untuk *sub-window* yang gagal melewati suatu tingkat *classifier* akan langsung dieliminasi dan dinyatakan sebagai bukan wajah (di berhentikan prosesnya dan menuju *sub-window* selanjutnya). Hal ini sangat mempercepat proses pengklasifikasian, karena jumlah masukan yang diterima di setiap *classifier* akan semakin berkurang. Berikut ini merupakan tahapan dari *cascade classifier*.



GAMBAR 3. Diagram Alir Fitur Haar

Berikut ini adalah alur dalam Sistem Pendeteksian dan Pengenalan Ekspresi Pada Wajah Secara *realtime* dengan Fitur Haar

1. **Input data citra image ekspresi wajah senang, sedih, dan marah**
2. **Citra akan di proses dengan grayscale**
3. **Setelah itu citra melewati proses ekstrasi dengan Fitur Haar**
4. **Lalu hasil dari ekstrasi dengan Fitur Haar akan di integralkan citranya.**
5. **Lalu citra akan mendeteksi ekspresi melalui pemodelan *Haarcascade***
6. **Simpan citra wajah yang telah terdeteksi ekspresi**
7. **Selesai**

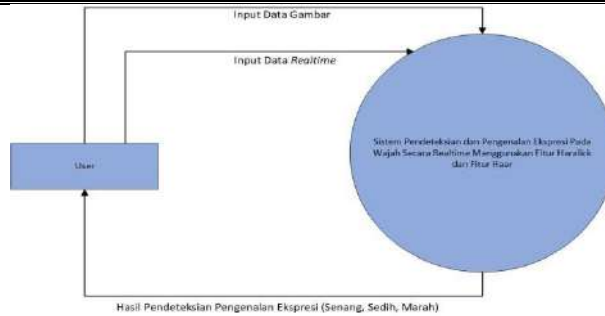
### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan suatu yang dimana mengimplementasikan hasil analisa yang sudah dilakukan ke dalam bentuk visualisasi alur kerja yang menggunakan DFD (*Data flow diagram*) sebagai berikut:

1. **Diagram Konteks**

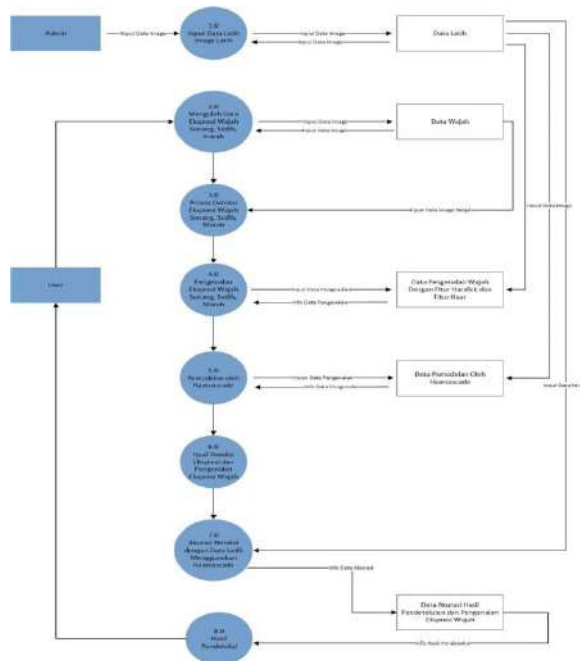




GAMBAR 4. Diagram Konteks

Pada diagram ini proses sistem digunakan oleh *user* dengan menginput data gambar maupun data *realtime* kedalam sistem pendeteksian dan pengenalan ekspresi pada wajah dengan fitur haralick dan fitur haar menggunakan proses klasifikasi *haarcascade*, setelah diproses oleh sistem, inputan data dari user maka akan ditampilkan hasil pendeteksian pengenalan ekspresi dari wajah senang, sedih, dan marah dari fitur haralick dan fitur haar kepada user.

2. DFD Level 0



GAMBAR 5. DFD Level 0











Pada tahapan tahapan DFD level 0 diatas terdapat 8 proses yang dilakukan yaitu:

1. Proses 1.0 merupakan proses input gambar senang, sedih, marah oleh admin yang disimpan kedalam database.
2. Proses 2.0 merupakan proses mengolah ekspresi data wajah senang sedih dan marah yang diinput oleh user yang akan disimpan kedalam database.
3. Proses 3.0 merupakan proses deteksi ekspresi wajah senang, sedih, dan marah dari database inputan wajah untuk penyesuaian masuk kedalam sistem pendeteksian dan pengenalan ekspresi wajah.
4. Proses 4.0 merupakan proses pengenalan ekspresi wajah senang, sedih, dan marah dengan data latih kemudian disimpan kedalam database.
5. Proses 5.0 merupakan proses pembelajaran oleh *Haarcascade* dan melatih data latih gambar kemudian disimpan kedalam database.
6. Proses 6.0 merupakan proses hasil deteksi wajah dan pengenalan ekspresi wajah yang dikirimkan oleh *Haarcascade*.
7. Proses 7.0 merupakan proses akurasi cari inputan data latih untuk hasil akurasi pendeteksian, kemudian disimpan kedatabase.
8. Proses 8.0 merupakan hasil pendeteksian dan pengenalan ekspresi wajah beserta akurasi dengan data latih yang dikirmkan kepada user.

### B. Sampel Yang Digunakan

Sampel data latih yang digunakan pada penelitian ini adalah sampel dataset Fer2013 kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/ananthu017/emotion-detection-fer>) dimana pada website tersebut berisi dataset latih (Senang 1.774), (Sedih 1.247), dan marah (Marah 958). Data ini bertujuan sebagai sampel data latih dalam mengenali pola-pola ekspresi wajah yang nantinya akan disimpan kedalam database sehingga akan diakses ketika nantinya akan dilakukan proses deteksi wajah dan pengenalan ekspresi wajah. Ukuran gambar pada website ini 48x48 pixel.

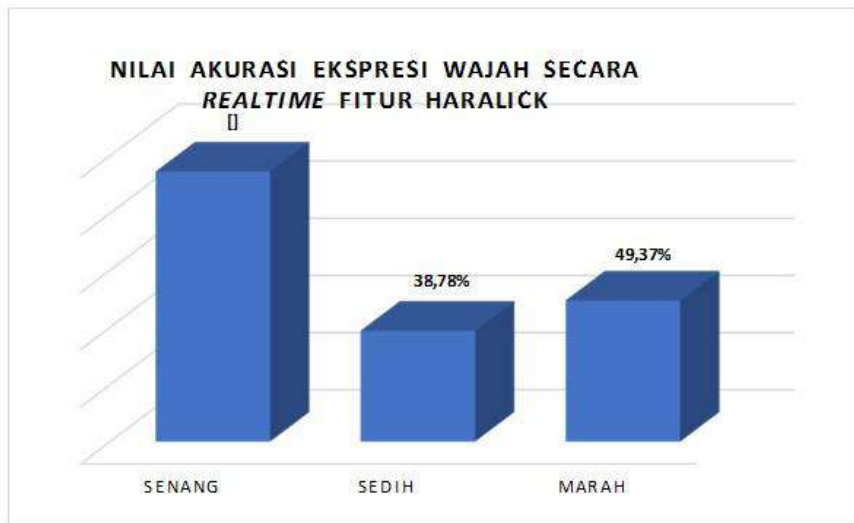
TABEL 2  
Contoh Dataset Fer2013

Ekspresi	Contoh Citra					Jumlah Sampel
Senang						1.000
Sedih						500



*C. Hasil Pengujian Sampel Deteksi dan Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Fitur Haralick*

Bahwa hasil deteksi dan pengenalan ekspresi pada wajah secara *realtime* mendeteksi benar pada ekspresi senang sebanyak 10 sampel, ekspresi sedih sebanyak 10 sampel, dan ekspresi marah sebanyak 10 sampel. Pada deteksi salah masing-masing ekspresi senang, sedih, dan marah 0 sampel, serta tidak terdeteksi pada ekspresi senang, sedih, dan marah 0 sampel. Dengan rata-rata akurasi pada ekspresi wajah senang yaitu: 94.429%, rata-rata ekspresi wajah sedih yaitu: 38.777% dan rata-rata ekspresi wajah marah yaitu: 49.37%. Dapat dilihat pada grafik unjuk kerja sistem dibawah ini yang menggambarkan perbandingan akurasi dari ekspresi wajah senang, sedih, dan marah dari fitur haralick.

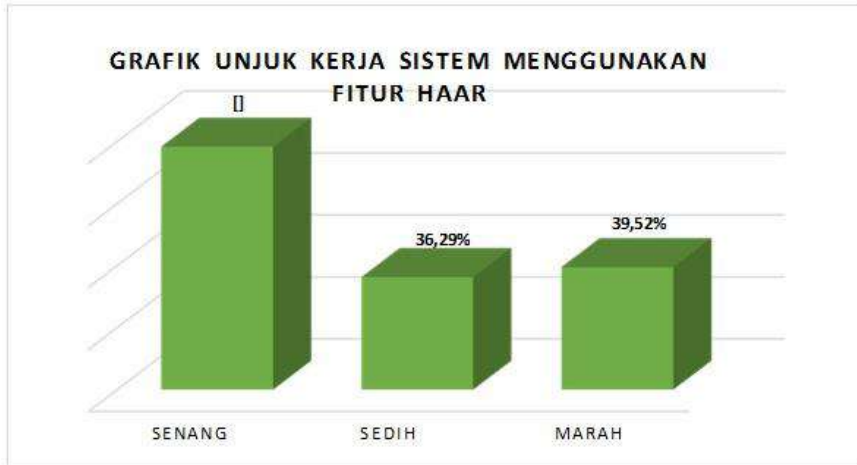


GAMBAR 6. Grafik Unjuk Kerja Sistem Menggunakan Fitur Haralick

*D. Hasil Pengujian Sampel Deteksi dan Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Fitur Haar*

Bahwa hasil deteksi dan pengenalan ekspresi pada wajah secara *realtime* mendeteksi benar pada ekspresi senang sebanyak 10 sampel, ekspresi sedih sebanyak 10 sampel, dan ekspresi marah sebanyak 10 sampel. Pada deteksi salah masing-masing ekspresi senang, sedih, dan marah 0 sampel, serta tidak terdeteksi pada ekspresi senang, sedih, dan marah 0 sampel. Dengan rata-rata akurasi pada ekspresi wajah senang yaitu:

78.392%, rata-rata ekspresi wajah sedih yaitu: 36.292% dan rata-rata ekspresi wajah marah yaitu: 39.517%. Dapat dilihat pada grafik unjuk kerja sistem dibawah ini yang menggambarkan perbandingan akurasi dari ekspresi wajah senang, sedih, dan marah dari fitur haar.



GAMBAR 7. Grafik Unjuk Kerja Sistem Menggunakan Fitur Haar

#### E. Hasil Perbandingan Sampel Pengujian Deteksi dan Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Fitur Haralick dan Fitur Haar

Berdasarkan penjelasan hasil dari Fitur Haralick dan Fitur Haar diatas, maka dapat diambil hasil akhir, yaitu berupa kesimpulan dalam proses implementasi pemodelan *Haarcascade* yang di optimasi dengan teknologi *Artificial Intelligence*. Maka kesimpulannya adalah:

TABEL 3. Hasil Pendeteksian dan Pengenalan Ekspresi Pada Wajah Menggunakan Fitur Haralick dan Fitur Haar Secara Realtime

Jenis Sampel	Ekspresi Wajah	Hasil Deteksi			Total
		Senang	Sedih	Marah	
Fitur Haralick	Benar	10 Sampel	10 Sampel	10 Sampel	30 Sampel
	Salah	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel
	Tidak Terdeteksi	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel

	<b>Nilai Persentase</b>	<b>94.429%</b>	<b>38.777%</b>	<b>49.377%</b>	<b>60.861%</b>
Fitur Haar	Benar	10 Sampel	10 Sampel	10 Sampel	30 Sampel
	Salah	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel
	Tidak Terdeteksi	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel	0 Sampel
	<b>Nilai Persentase</b>	<b>78.392%</b>	<b>36.292%</b>	<b>39.517%</b>	<b>51.400%</b>

Dari pemaparan tabel tersebut maka dapat disimpulkan bahwa nilai dari presentasi pemodelan dari kedua jenis sampel Fitur Haralick dan Fitur Haar telah didapatkan yaitu nilai presentasi dari Fitur Haralick totalnya adalah 60.861%, kemudian nilai presentasi dari total Fitur Haar totalnya adalah 51.400%. Dapat dikatakan bahwa dengan menggunakan pemodelan klasifikasi *Haarcascade* pada sistem deteksi dan pengenalan ekspresi pada wajah menggunakan Fitur Haralick pada sistem ini menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan klasifikasi *Haarcascade* pada Fitur Haar.

IV. SIMPULAN

Hasil implementasi yang sudah dilakukan dari data testing masing-masing 10 sampel wajah, menggunakan fitur haralick dengan ekspresi senang 0°(tampak depan) nilai persentasenya 94.429%, ekspresi sedih 0°(tampak depan) persentasenya 38.777% dan ekspresi marah 0°(tampak depan) persentasenya 49.377%. Lalu pada data testing menggunakan fitur haar dengan ekspresi senang 0°(tampak depan) nilai persentasenya 78.329%, ekspresi sedih 0°(tampak depan) persentasenya 36.292% dan ekspresi marah 0°(tampak depan) persentasenya 39.517%.

Jumlah sampel masing-masing ekspresi wajah pada data latih sangat berpengaruh. Karena semakin banyak jumlah sampel maka semakin tinggi akurasi yang dihasilkan. Pencahayaan sangat penting untuk pengujian citra. Semakin terang intensitas cahayanya maka persentase pengenalannya semakin tinggi dan sebaliknya bila intensitas cahaya kurang maka persentase tingkat pengenalannya kurang. Lalu pengaruh background pada saat pengujian sistem juga sangat berpengaruh terhadap persentase.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. P. P. and Primandari, "Rancang Bangun Aplikasi Absensi Online Berbasis Android Menggunakan Metode Deep Learning Pada PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero)," 2020.

- [2] H. R. M., K. Shanmugam, and I. Denstien, "Textural Features for Image Classification," *SEG Tech. Progr. Expand. Abstr.*, vol. 34, pp. 1811–1815, 2015, doi: 10.1190/segam2015-5927230.1.
- [3] D. Choudhary and J. Shukla, "Feature Extraction and Feature Selection for Emotion Recognition using Facial Expression," *Proc. - 2020 IEEE 6th Int. Conf. Multimed. Big Data, BigMM 2020*, pp. 125–133, 2020, doi: 10.1109/BigMM50055.2020.00027.
- [4] E. Y. Puspaningrum and W. S. J. Saputra, "Deteksi Wajah Dengan Boosted Cascade Classifier," *SCAN - J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 13, no. 3, pp. 1–4, 2018, doi: 10.33005/scan.v13i3.1367.
- [5] F. Rusilawati, H. W. Kinasih, and Gasim, "Perbandingan Tingkat Akurasi Bentuk Frame Menggunakan Template Matching," *J. Ilm. Inform. Glob.*, vol. 8, no. 2, pp. 1–6, 2017.
- [6] H. Simaremare and A. Kurniawan, "Perbandingan Akurasi Pengenalan Wajah Menggunakan Metode LBPH dan Eigenface dalam mengenali Tiga Wajah Sekaligus secara Real-time," vol. 14, No.1, 2019.
- [7] V. A. Dinata, S. Saporudin, and J. Supardi, "Deteksi Wajah Menggunakan Segmentasi Warna Kulit dan Template Matching Menggunakan Metode Modified Chamfer Matching Algorithm," *Generic*, pp. 9–16, 2018, [Online]. Available: <http://generic.ilkom.unsri.ac.id/index.php/generic/article/view/80>.
- [8] M. D. Wuryandari and I. Afrianto, "Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah," *Komputa*, vol. 1, no. 1, pp. 45–51, 2018.
- [9] A. Riansyah, "Perbandingan Antara Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Support Vector Machine Pada Pengenalan Citra Ekspresi Wajah," 2019.
- [10] E. Dodi, "Ekstraksi Fitur Haralick Menggunakan Citra Mikroskop Digital Trinocular Untuk Proses Identifikasi Cacing Penyakit Kaki Gajah," 2015.
- [11] S. Chau, J. Banjarnahor, D. Irfansyah, S. Kumala, and J. Banjarnahor, "Analysis of Face Pattern Detection Using the Haar-Like Feature Method," *J. Inf. Technol. Educ. Res.*, vol. 2, no. 2, pp. 70–76, 2019, doi: 10.31289/jite.v2i2.2133.
- [12] N. Iswanti, "Implementasi Algoritma Viola-Jones Untuk Deteksi Wajah Tampak Depan," 2019.