ISSN: 2988-4594 43

Pengenalan Citra Wajah sebagai Identifier Menggunakan Eigenface, Support Vector Machine, dan Haar Cascade Classifier

Recognition of Face Image as Identifier Using Eigenface, Support Vector Machine, and Haar Cascade Classifier

Muhammad Zulfikri¹, Husain², Moch. Syahrir³, Wirajaya Kusuma ⁴

Universitas Bumigora, Mataram, Indonesia^{1,2,3,4}

Article Info

Article history:

Diterima 11 Juli 2023 Direvisi 31 Juli 2023 Disetujui 31 Juli 2023

Kata Kunci:

Eigenface Haar Cascade Classifier Pengenalan Wajah Support Vector Machine

ABSTRAK

Pengenalan wajah merupakan sebuah proses identifikasi atau validasi seseorang dengan membandingkan atau menilai kecocokan citra wajah yang tersimpan di dalam *database*. Pengenalan citra wajah ini dapat digunakan untuk pendataan data diri di berbagai tempat seperti kantor, sekolah dan sebagainya. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat pengenalan citra wajah secara *real time* dengan cara menggabungkan beberapa metode berbeda untuk mendapatkan hasil yang maksimal. Metode yang digunakan yaitu *Eigenface*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Haar Cascade Classifier* yang telah dilatih hingga sebanyak 20 kali. Penelitian ini dapat mengenali wajah dalam kondisi siang dan malam hari. Tingkat akurasi yang didapatkan pada kondisi siang hari mendapatkan sebesar 87%, sedangkan untuk kodisi malam hari mendapatkan hasil akurasi sebesar 81%.

ABSTRACT

Face recognition is a process of identifying or validating a person by comparing or assessing the suitability of facial images stored in a database. This facial image recognition can be used to collect personal data in various places such as offices, schools and so on. This study aims to determine the level of facial image recognition in real time by combining several different methods to get maximum results. The methods used are Eigenface, Support Vector Machine (SVM), and Haar Cascade Classifier which have been trained up to 20 times. This research can recognize faces in day and night conditions. The level of accuracy obtained in daytime conditions is 87%, while for night conditions an accuracy of 81%.



Copyright ©2023 JOMI: Journal of Millennial Informatics. This is an open access article under the <u>CC BY-SA</u> license.

Penulis Korespondensi:

Muhammad Zulfikri Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Bumigora, Mataram, Indonesia Email: mzulfikri@universitasbumigora.ac.id 44 🌣 ISSN: 2988-4594

1 PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi terus bermunculan dengan berbagai fitur canggih. Hal tersebut mempengaruhi teknologi dalam sistem pengenalan diri (biometrik). Salah satunya yaitu pengenalan wajah yang telah banyak menarik perhatian yang sangat signifikan dalam beberapa tahun terakhir karena potensinya untuk berbagai macam aplikasi seperti untuk pengawasan dan keamanan, perpustakaan digital, interaksi manusia dan komputer [1]. Pemanfaatan pengolahan citra pada bidang biometrika menjadi salah satu bidang yang banyak diteliti dan dikembangkan, karena kemampuan untuk dapat mengenali identitas seseorang melalui citra wajah. Pengenalan wajah (*face recognition*) tentu sangat mudah apabila dilakukan oleh manusia. Namun dalam penggunaan teknologi komputer yang belum dilengkapi sistem cerdas. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem cerdas yang dapat melakukan pemrosesan pengenalan wajah. Dalam sistem pengenalan wajah, dilakukan dengan beberapa proses, diantaranya yaitu segmentasi/deteksi, ekstraksi ciri dan pengenalan wajah [2].

Dalam beberapa tahun terakhir, dalam pengenalan wajah dilakukan dengan beberapa metode, seperti metode *Local Binary Pattern* dan SVM, yang digunakan untuk merancang sebuah sistem untuk mengidentifikasi atau mengenai wajah. *Input* yang digunakan berupa citra wajah menggunakan *webcam* [3]–[5]. Pengenalan wajah dapat dilakukan dengan kondisi berbeda yang dapat dimanfaatkan sebagai absensi secara online menggunakan metode *eigenface* dan *PCA* [6]–[9]. Untuk mendapatkan hasil kualitas citra wajah berdasarkan parameter lumians dan jarak dapat dengan menerapkan algoritma *Support Vector Machine* dan *Sobel Edge Detection*, dengan cara mencari hasil klasifikasi dari hasil perbandingan jumlah dataset yang telah diinputkan. Dalam pengujian pengenalan wajah dengan input data citra baru, didapatkan akurasi sebesar 78% dengan menggunakan dataset sebanyak 10 dan 20 data. Kemudian mendapatkan akurasi sebesar 89% dengan 30, 40 dan 50 data yang digunakan [10]. Pengembangan aplikasi pengenalan wajah dapat diintegrasikan dengan kombinasi metode *Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis* (TDLDA) dan *SVM* yang dapat mengoptimalkan tingkat akurasi pengenalan antara 84,18% sampai 100% dengan uji coba menggunakan basis data ORL, YALE, dan BERN [11]. Dalam pengenalan wajah, dapat dilakukan dengan berdasarkan nilai sederhana pada fitur wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* yang diusulkan oleh *Viola Jones* yang dikombinasikan dengan metode *deep learning* dengan pengambilan citra yang bervariasi dan menggunakan dataset sebanyak 500 gambar. Dari hasil yang teridentifikasi secara benar dengan tingkat akurasi yaitu 99,6% [12]–[18].

Dalam penelitian yang telah dilakukan, dalam pengenalan wajah menggunakan beberapa metode, baik itu menggunakan satu metode atau kombinasi, didapatkan hasil yang beragam dengan kelebihan dari masing-masing metode. Namun, dari beberapa metode tersebut, penggunaan metode *Eigenface*, SVM dan *Haar Cascade Classfier*, memiliki akurasi yang efektif dalam pengenalan wajah. Sehingga, dalam penelitian ini dilakukan pengenalan wajah menggunakan kombinasi metode *Eigenface*, SVM dan *Haar Cascade Classfier*.

2 METODE PENELITIAN

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumya, bahwa metodologi pada penelitian ini mengadopsi tahapan pengengembangan sistem dari model *metode waterfall*.

2.1. Tahap Penelitian

Untuk dalam melakukan suatu penelitian, diperlukan suatu metode untuk menjadi panduan dasar dalam melakukan penelitian. Pada penelitian ini metode yang digunakan adalam metode *eigenface*, *SVM*, dan *Haar Cascade Classifier* yang akan menjadi metode yang digunakan sebagai acuan pada proses pengembangan dan perencanaan sistem pengenalan wajah.

Berikut merupakan tahapan proses penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Tahapan analisis
- 2. Tahapan pengujian

2.2. Use Case Diagram Pengenalan Wajah

Use Case mendefinisikan sebuah interaksi antara suatu atau lebih faktor dengan sistem informasi yang akan dibuat. *Use Case* diagram digunakan untuk mengetahui fungsi apa saja yang ada di dalam sebuah sistem informasi dan apa saja yang berhak menggunakan fungsi – fungsi itu (lihat Gambar 1).

Dalam *Use Case* diatas menjelaskan bahwa pengguna akan memberikan nama pengguna yang akan dilakukan oleh admin kemudian akan dilakukan pembuatan folder dan pengambilan *dataset* pengguna oleh admin untuk disimpan dalam database, admin akan membagi *dataset* menjadi 2 bagian dimana ada data latih dan tes data, dan yang terakhir melakukan pengenalan wajah apakah user dapat dikenali sesuai dengan nama yang sudah didaftarkan dalam sistem.

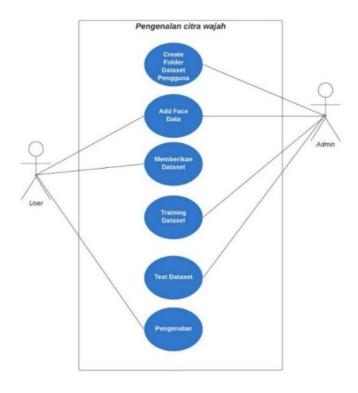
2.3. Connfusion Matrix

Tahap pengujian confusion matrix pengujian yang dilakukan untuk memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya. Confusion matrix berbentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada serangkaian data uji yang nilai sebenarnya diketahui. [1]

JoMI: *Journal of Millennial Informatics* Vol. 1, No. 2, Agustus 2023: 43 - 52

2.4. Accuracy Test

Pengujian akurasi ini dilakukan adalah untuk mengetahu tingkat akurasi dari sistem yang telah dibuat, pengujian tingkat akurasi dilakukan dalam 2 kondisi yaitu kondisi siang dan kondisi malam hari dengan hasil akurasi yang cukup tinggi [19].



Gambar 1. Use Case Diagram Pengenalan Wajah

3 HASIL DAN ANALISIS

3.1. Pengujian Data Latih (Training)

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui hasil dari tingkat akurasi dari program yang telah dibuat, dan melakukan pengetesan terhadap model *SVM* yang dihasilkan menggunakan tes *dataset* serta mendapatkan hasil *calculate Clasification Report*, sehingga bisa didapatkan *Accuracy, Precission, Recall* dan *F1 Score* (lihat Gambar 2).

Predicting people's names on the test set 0.8840579710144928 done in 0.001s

Classification Report :

crassrireacron nepore	•			
	precision	recall	f1-score	support
				_
Dafa	1.00	0.83	0.91	6
Didik	0.89	0.89	0.89	9
Giovani	0.73	0.80	0.76	10
Megawati_Sukarnoputri	0.88	0.78	0.82	9
Tony_Blair	0.92	0.94	0.93	35
accuracy			0.88	69
macro avg	0.88	0.85	0.86	69
weighted avg	0.89	0.88	0.88	69

Gambar 2. Hasil klasifikasi

46 C ISSN: 2988-4594

3.2. Pengujian Data Uji

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui hasil dari prediksi dari beberapa citra yang didalam folder tes *dataset*, hasil dari diatas terlihat di beberapa input gambar wajah dihasilkan prediksi yang salah, hal ini berkaitan dengan level akurasi yang hanya mencapai 60%

3.3. Pengujian Terhadap Satu Orang yang ada dalam Dataset

Pengujian ini dilakukan menggunakan kamera komputer/laptop dengan beberapa posisi wajah yang berbeda dengan tingkat kemiringan rendah. Tabel 1 menunjukkan hasil pengujian pengenalan berdasarkan posisi wajah yang ada dataset.

Tabel 1. Pengujian terhadap posisi wajah ada dataset

No	Posisi dan Kondisi Wajah	Tampilan Hasil Pengenalan Wajah yang sudah ada dalam dataset
1	Menghadap Kamera	Dikenali
2	Menghadap ke Kanan	Dikenali
3	Menghadap ke Kiri	Dikenali
4	Menghadap ke Atas	Dikenali
5	Menghadap ke Bawah	Dikenali
6	Menutup Mata	Dikenali
Tingkat Akurasi Hasil Pengenalan		100%

3.4. Pengujian Terhadap Satu Orang yang Tidak Ada didalam Dataset

Pengujian ini dilakukan sama seperti sebelumnya tetapi data wajah pengguna tidak terdaftar pada dataset. Tabel 2 menunjukkan hasil pengujian pengenalan berdasarkan posisi wajah tanpa ada dataset.

Tabel 2. Pengujian terhadap posisi wajah tanpa ada dataset

No	Posisi dan Kondisi Wajah	Tampilan Hasil Pengenalan Wajah yang sudah ada dalam dataset
1	Menghadap Kamera	Tidak Dikenali
2	Menghadap ke Kanan	Tidak Dikenali
3	Menghadap ke Kiri	Tidak Dikenali
4	Menghadap ke Atas	Tidak Dikenali
5	Menghadap ke Bawah	Tidak Dikenali
6	Menutup Mata	Tidak Dikenali
Tingkat Akurasi Hasil Pengenalan		100%

3.5. Pengujian Terhadap Jumlah Dataset

Pengujian ini dilakukan berdasarkan jumlah dataset yang digunakan mulai dari 25, 50, hingga 100 dataset untuk mengetahui tingkat akurasi dari sistem yang telah dibuat (lhat Tabel 3).

Tabel 3. Pengujian terhadap posisi wajah tanpa ada dataset

No	Nama Dataset	Jumlah Dataset	Hasil
1	Giovani	25	Berhasil
2	Ghali	25	Berhasil
3	Dafa	25	Gagal
4	Didik	25	Gagal
5	Giovani	50	Gagal
6	Ghali	50	Berhasil
7	Dafa	50	Gagal
8	Didik	50	Berhasil
9	Giovani	100	Berhasil
10	Ghali	100	Gagal
11	Dafa	100	Berhasil
12	Didik	100	Berhasil

3.6. Pengujian Terhadap Jarak yang Ditentukan Dengan Kondisi Siang

Pengujian ini dilakukan menggunakan kamera komputer/laptop dengan beberapa jarak wajah yang berbeda dengan tingkat kecerahan yang berbeda yang dilakukan pada siang hari (lihat Tabel 4).

Nama Jarak Hasil No Berhasil dataset 100 200 Gagal 150 Giovani 1 1 2 0 3 Dafa 1 4 Didik 1 1 Ghali 3 Total sampel 16 Berhasil diidentifikasi 14 Tidak teridentifikasi

Tabel 4. Pengujian Terhadap Jarak Yang Ditentukan dengan Kondisi Siang

$$Akurasi = \frac{Jumlah \ Hasil \ Uji \ Coba}{Total \ Uji \ Coba} x 100\% \tag{1}$$

$$Akurasi = \frac{14}{16} x 100\%$$

$$Akurasi = 87\%$$

3.7. Pengujian Terhadap Jarak yang Ditentukan Dengan Kondisi Malam

Pengujian ini dilakukan menggunakan kamera komputer/laptop dengan beberapa jarak wajah yang berbeda dengan tingkat kecerahan yang berbeda yang dilakukan pada malam hari (lihat Tabel 5).

Tabel 5. Pengujian Terhadap Jarak Yang Ditentukan dengan Kondisi Malam

No	Nama		Jarak			Hasil	
No	dataset	50	100	150	200	Berhasil	Gagal
1	Giovani	1	1	1	1	4	0
2	Dafa	1	1	0	1	3	1
3	Didik	1	0	1	0	2	2
4	Ghali	1	1	1	0	3	1
Total Sampel						16	
Berhasil Diidentifikasi						13	
Tidak Teridentifikasi						3	

$$Akurasi = \frac{14}{16}x100\%$$

Akurasi = 87%

3.8. Pengujian Tambahan Melalui Data Wajah 2 Dimensi

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah sistem mampu mengenali dalam pengenalan wajah dengan wajah 2 dimensi seperti foto melalui *smartphone*. Gambar 3 merupakan sampel data wajah yang ada dalam dataset.



Gambar 3. Sampel Data Wajah yang Ada dalam Dataset

Beberapa sampel daya pada Gambar 3 telah dilakukan pengujian secara langsung dengan menyimpan sampel data tersebut di dalam *Smartphone* terlebih dahulu, lalu *smartphone* tersebut dengan perantara dalam melakukan proses pengenalan yang dilakukan dengan menghadapkannya di depan kamera laptop. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 6.

48 \(\cdot\) ISSN: 2988-4594

Tabel 6. Hasil pengujian data wajah 2 dimensi

Nama	Dataset	Hasil
Didik		Berhasil
Dafa		Gagal
Ghali		Berhasil
Tony blair		Berhasil
Megawati		Berhasil
Dafa		Berhasil

3.9. Analisis dan Perhitungan Akurasi dari Data Uji

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi kinerja sistem keseluruhan berdasarkan sampel data uji, maka dilakukan pendekatan statistik yang berhubungan dengan efektivitas sistem dengan melakukan perbandingan variable pengujian sehingga diperoleh 4 variabel pengujian yang dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Pengujian sampel data test

No Sampel Wajah		Jumlah Sampel	Hasil Identifikasi	
		Data Uji	Dikenali	Tidak
1		4	3	1
2		4	4	0
3		4	4	0

No Sampel Wajah		Jumlah Sampel	Hasil Identifikasi	
No San	Data Uji		Dikenali	Tidak
4		4	2	0
5		4	4	0
6		4	3	1
7		4	4	0
Total Sampel Data Pengujian		an	28	
Berhasil Diide			24	
Gagal Diident	tifikasi		4	

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Hasil\ Uji\ Coba\ yang\ Benar}{Total\ Uji\ Coba} x 100\%$$

$$Akurasi = \frac{24}{28} x 100\%$$

$$Akurasi = 85\%$$

3.10. Pengujian Menggunakan Algoritma Confusion Matrix

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi kinerja sistem keseluruhan berdasarkan sampel data uji, maka dilakukan pendekatan statistik yang berhubungan dengan efektivitas sistem dengan melakukan perbandingan variabel pengujian sehingga diperoleh empat variabel pengujian yang dapat dilihat pada Tabel 8

Tabel 1. Persamaan Confusion Matrix

Data Sel	oenarnya	Hasil Identifikasi		
Dikenal (Ada	Tidak Dikenal	Sistem Berhasil	Sistem Gagal	
di Dataset	(Tidak ada di	Dalam	Dalam	
ui Dataset	Dataset	Mengenali	Mengenali	
True Positif	True Negatif	True Positif	False Negatif	
(TP)	(TN)	(TP)	(FP)	
False Positif	False Negatif	True Negatif	False Negatif	
(FP)	(FN)	(TN)	(FN)	

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FP}x \ 100\%$$

Keterangan:

- 1. *True Positif* (TP): Kondisi dimana citra wajah yang dikenal (ada di *dataset*) berhasil diidetifikasi oleh sistem sesuai yang ada pada *dataset*.
- 2. False Positif (FP): kondisi dimana citra wajah yang dikenal (ada dalam dataset) gagal mengidentifikasi oleh sistem sesuai yang ada pada dataset, atau sistem salah mengenali citra wajah tesebut.

50 🌣 ISSN: 2988-4594

3. *True Negatf* (TN): Kondisi dimana citra wajah tidak dideteksi (tidak ada dalam *dataset*) berhasil dikenali oleh sistem sebagai tidak terdeteksi.

4. False Negatif (FN): kodisi dimana citra wajah tidak dikenali (tidak ada dalam dataset) gagal diidentifikasi oleh sistem sebagai tidak dikenal, atau justru teridentifikasi dengan data milik orang lain yang sudah ada dalam dataset

Variabel – variabel pengujian diatas akan digunakan untuk menentukan akurasi secara keseluruhan berdasarkan hasil pengujian dari *data test*. Untuk hasil pengujian yang diambil dari sampel data uji ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 2. Hasil pengujian menggunakan algoritma Confusion Matrix

entifikas FP	
ГГ	FN
0	0
1	0
0	0
2	0
1	0
0	0
0	0
0	2
16	
1	1 0 2 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0

Dari Tabel 9, diperoleh nilai – nilai variabel pengujian sebagai berikut:

TP: = 25 FP: = 4 TN: = 0 FN: = 3

Untuk menghitung akurasi secara keseluruhan, ditentukan berdasarkan sampel data uji, maka dapat menggunakan rumus Confusion Matrix.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FP}x100\%$$

$$kurasi = \frac{25 + 0}{25 + 4 + 0 + 3}x100\%$$

$$kurasi = \frac{25}{32}x100\%$$

$$Akurasi = 78\%$$

Dari pengujian yang telah dilakukan berdasarkan sampel data uji sebanyakk 32 sampel. Maka mendapatkan persentase akurasi pengujian sistem dalam mengidentifikasi wajah yaitu sebesar 78 %.

4 KESIMPULAN

Sistem pengenalan wajah ini yang dibangun menggunakan metode *eigenface*, *SVM*, dan *Haar Cascade Classifier* dan telah dilakukan proses pelatihan sebanyak 20 kali, mendapatkan model terbaik dengan nilai akurasi validasi sebesar 71% serta loss sebesar 29%. Pengujian dilakukan dengan 2 kondisi yang berbeda, yaitu untuk pada siang hari dengan mendapatkan tingkat akurasi sebesar 87% dan malam hari mendapatkan akurasi sebesar 81%. Pengujian sistem dilakukan melalui 2 tahapan yaitu pengujian pengenalan wajah untuk mengetahui kemampuan sistem apakah dapat melakukan pengenalan wajah atau tidak. Pada pengujian ini, diperoleh akurasi sebesar 90% dan pengujian pengenalan wajah menggunakan data wajah 2 dimensi yaitu melalui *Smartphone* dapat melakukan pengenalan wajah mendapatkan tingkat akurasi sebesar 50%.

Penelitian ini belum sepenuhnya sempurna, sehingga kedepannya pengenalan wajah dapat menggunakan kamera dengan resolusi lebih tinggi. Selain itu, dapat menambahkan metode pengenalan wajah yang lebih akurat dalam melakukan pengenalan dengan sistem dapat mengambil citra dan mengenali wajah dengan jelas pada jarak yang lebih jauh (>2 Meter sampai 4 Meter).

REFERENSI

- [1] L. Novamizanti, N. V. De Lima, and E. Susatio, "Sistem Pengenalan Wajah 3D Menggunakan ICP dan SVM," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 6, p. 601, 2019, doi: 10.25126/jtiik.2019661609.
- [2] A. Budi, S. Suma'inna, and H. Maulana, "Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA)," *J. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, 2018, doi: 10.15408/jti.v9i2.5608.
- [3] K. Mujib, A. Hidayatno, and T. Prakoso, "Pengenalan Wajah Menggunakan Local Binary Pattern (Lbp) Dan Support Vector Machine (Svm)," *Transient*, vol. 7, no. 1, p. 123, 2018, doi: 10.14710/transient.7.1.123-130.
- [4] Y. Kortli, M. Jridi, A. Al Falou, and M. Atri, "A novel face detection approach using local binary pattern histogram and support vector machine," in 2018 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (IC_ASET), 2018, pp. 28–33. doi: 10.1109/ASET.2018.8379829.
- [5] K. G. Shanthi, S. Sesha Vidhya, K. Vishakha, S. Subiksha, K. K. Srija, and R. Srinee Mamtha, "Haar Cascade Face Detection and Local Binary Pattern Histogram Face Recognition based Drone," in 2022 8th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS), 2022, pp. 295–298. doi: 10.1109/ICACCS54159.2022.9785051.
- [6] T. Susim and C. Darujati, "Pengolahan Citra untuk Pengenalan Wajah (Face Recognition) Menggunakan OpenCV," *J. Heal. Sains*, vol. 2, no. 3, pp. 534–545, 2021, doi: 10.46799/jsa.v2i3.202.
- [7] D. E. Pratiwi and A. Harjoko, "Implementasi Pengenalan Wajah Menggunakan PCA (Principal Component Analysis)," *Ijeis*, vol. 3, no. 2, pp. 175–184, 2013.
- [8] A. L. Machidon, O. M. Machidon, and P. L. Ogrutan, "Face Recognition Using Eigenfaces, Geometrical PCA

52 🌣 ISSN: 2988-4594

Approximation and Neural Networks," in 2019 42nd International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), 2019, pp. 80–83. doi: 10.1109/TSP.2019.8768864.

- [9] T. Mantoro, M. A. Ayu, and Suhendi, "Multi-Faces Recognition Process Using Haar Cascades and Eigenface Methods," in 2018 6th International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2018, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICMCS.2018.8525935.
- [10] M. S. Hidayatulloh, A. Y. Permana, H. Kristanto, and P. Wajah, "Pengenalan Wajah dengan Algoritma Support Vector Machine dan Sobel Edge Detection Berbasis Computer Vision dan Caffe Framework," *J. Ilm. Komputasi*, vol. 19, no. 4, pp. 535–544, 2020, doi: 10.32409/jikstik.19.4.372.
- [11] F. Damayanti, A. Z. Arifin, and R. Soelaiman, "Pengenalan Citra Wajah Menggunakan Metode Two-Dimensional Linear Discriminant," vol. 5, no. 3, pp. 147–156, 2010.
- [12] G. Qorik Oktagalu Pratamasunu, O. Ilmandira Ratu Farisi, and M. Jannah, "Pengenalan Wajah Mahasiswa Universitas Nurul Jadid pada Video Menggunakan Metode Haar Cascade dan Deep Learning," *Kecedasan Buatan, Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 25–34, 2020.
- [13] M. Zulfikri, E. Yudaningtyas, K. Kendaraan, H. Cascade, and J. Teknologi, "Sistem Penegakan Speed Bump Berdasarkan Kecepatan Kendaraan yang Diklasifikasikan Haar Cascade Classifier," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 12–18, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.1.2019.12-18.
- [14] M. Zulfikri, S. Hadi, and M. N. Fadli, "Speed Bump Enforcement System Based on Vehicle Speed Classified at Night by Haar Cascade Classifier," 2023.
- [15] M. Zulfikri, K. A. Latif, H. Hairani, A. Ahmad, R. Hammad, and M. Syahrir, "Deteksi dan Estimasi Kecepatan Kendaraan dalam Sistem Pengawasan Lalu Lintas Menggunakan Pengolahan Citra," *Techno.Com*, vol. 20, no. 3, pp. 455–467, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i3.4588.
- [16] P. Viola and M. J. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 57, no. 2, pp. 137–154, May 2004, doi: 10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb.
- [17] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 1, pp. 511–518, 2001, doi: 10.1109/CVPR.2001.990517.
- [18] A. R. Syafira and G. Ariyanto, "Sistem Deteksi Wajah dengan Modifikasi Metode Viola Jones," *Emit. J. Tek. Elektro*, vol. 17, no. 1, pp. 26–33, Mar. 2017, doi: 10.23917/emitor.v17i1.5964.
- [19] A. Zein, "Pendeteksian Multi Wajah dan Recognnition Secara Real Time Menggunakan Metoda Principle Component Analysis (PCA) dan Eigenface," *J. Teknol. Inf. ESIT*, vol. 12, no. 01, pp. 1–7, 2018.