

Sistem Identifikasi Wajah Personal dan Hemat Daya dengan ESP32 dan OV2640 Berbasis Model ResNet-29

Muhamad Amirul Haq¹, Aswin Rosadi², dan Farid Wahyu Wicaksono³
^{1,2,3}Universitas Muhammadiyah Surabaya
Jalan Sutorejo No. 59, Surabaya, 60113
e-mail: amirulhaq@ft.um-surabaya.ac.id

Abstrak— Sistem identifikasi wajah memiliki peran penting dalam kehidupan sehari-hari dan banyak diintegrasikan di berbagai aplikasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi wajah yang hemat daya, terjangkau, dan dapat dikustomisasi menggunakan *device* ESP32-CAM dan metode jaringan syaraf tiruan. Metode tradisional identifikasi wajah sering kali menghadapi kesulitan dalam menangani variasi pose, pencahayaan, dan ekspresi wajah. Dengan menggunakan model jaringan syaraf tiruan, ResNet-29, sistem ini mampu menghasilkan embedding wajah yang akurat dan efisien untuk aplikasi real-time. Evaluasi sistem menunjukkan bahwa penggunaan ESP32-CAM sebagai perangkat pengambil gambar dan server video stream, serta komputer sebagai pemroses data, dapat meningkatkan akurasi dan keandalan sistem pengenalan wajah. Eksperimen kami menunjukkan model dapat mencapai akurasi 80% pada kondisi ekstrim.

Kata kunci: *sistem identifikasi wajah, jaringan syaraf tiruan, ResNet.*

Abstract— *Face recognition system plays an important role in everyday life and are integrated into various applications. This study aims to develop a low-power, affordable, and customizable face recognition system using the ESP32-CAM device and neural network methods. Traditional face recognition methods often struggle with variations in pose, lighting, and facial expressions. By utilizing the ResNet-29 neural network model, this system can produce accurate and efficient facial embeddings for real-time applications. System evaluation shows that using the ESP32-CAM as the image capture device and video stream server, along with a computer as the data processor, enhances the accuracy and reliability of the face recognition system. Our experiments show the model can achieve 80% accuracy under extreme conditions.*

Keywords: *face identification system, artificial neural network, ResNet.*

I. PENDAHULUAN

Teknologi pengenalan wajah telah berkembang pesat dan menjadi bagian integral dalam aplikasi keamanan, pengawasan, dan interaksi manusia-komputer [1], [2]. Namun, sebagian besar sistem pengenalan wajah yang ada memerlukan perangkat keras mahal dan sulit dikustomisasi, membatasi aksesibilitas bagi pengembang independen dan lembaga pendidikan dengan anggaran terbatas. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pengenalan wajah yang hemat biaya dan dapat dikustomisasi menggunakan ESP32-CAM dan pustaka `face_recognition`` di Python.

Sistem pengenalan wajah modern umumnya menggunakan perangkat keras berkualitas tinggi seperti kamera resolusi tinggi dan unit pemrosesan grafis (GPU) untuk mencapai akurasi yang diinginkan. Meskipun efektif, solusi ini tidak praktis untuk aplikasi yang memerlukan biaya rendah dan fleksibilitas tinggi. Alternatif seperti penggunaan kamera standar dengan algoritma tradisional seperti Haar Cascade atau Histogram of Oriented Gradients

(HOG) juga telah banyak digunakan, tetapi sering menghadapi keterbatasan dalam hal akurasi dan kecepatan pemrosesan, terutama dalam kondisi pencahayaan buruk atau sudut pandang yang tidak ideal [3], [4].

ESP32-CAM adalah modul kamera yang menawarkan solusi hemat biaya dengan fitur Wi-Fi dan Bluetooth terintegrasi, memungkinkan konektivitas jaringan yang luas. Modul ini tidak hanya terjangkau, tetapi juga fleksibel untuk berbagai aplikasi *Internet of Things* (IoT). Kombinasi ESP32-CAM sebagai *server* dan algoritma pengidentifikasi wajah pada komputer yang bertindak sebagai *client* memberikan potensi besar untuk menciptakan sistem pengenalan wajah portabel yang dapat dikustomisasi sesuai kebutuhan spesifik pengguna. Model ResNet [5] dikenal karena kemampuannya untuk melakukan klasifikasi dengan akurasi tinggi menggunakan dan cepat [6], [7].

Selain itu, muncul kekhawatiran terkait penggunaan teknologi IoT komersial yang dapat diakses oleh pihak yang tidak bertanggung jawab. Meskipun solusi ini menawarkan kemudahan dan efisiensi, ada risiko privasi dan keamanan

yang signifikan. Jika kita menyerahkan pengawasan personal kita. Ada kemungkinan mereka dapat membuat pintu belakang (*backdoor*) yang tidak kita ketahui. Hal ini dapat mengancam privasi pengguna dan memberikan akses yang tidak sah kepada pihak ketiga terhadap data dan informasi pribadi. Dengan mengembangkan solusi pengenalan wajah berbasis ESP32-CAM yang dapat dikustomisasi dan dijalankan secara lokal, kita dapat mengurangi ketergantungan pada penyedia layanan komersial dan meningkatkan kontrol serta keamanan atas sistem pengawasan kita sendiri.

Penelitian ini memiliki beberapa tujuan utama. Pertama, merancang dan mengimplementasikan sistem pengenalan wajah menggunakan ESP32-CAM dan model ResNet. Kedua, menilai kinerja sistem dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang. Ketiga, mengevaluasi akurasi dan keandalan sistem dalam mendeteksi dan mengenali wajah. Keempat, menyediakan panduan komprehensif yang dapat diikuti oleh pengembang lain untuk membangun sistem serupa.

Manfaat penelitian ini meliputi akses yang lebih luas ke teknologi pengenalan wajah bagi pengembang dengan anggaran terbatas, penyediaan alat bantu pembelajaran yang efektif bagi siswa dan pengajar, serta mendorong inovasi dalam aplikasi pengenalan wajah di berbagai bidang seperti keamanan, otomasi rumah, dan interaksi manusia-komputer. Dengan pendekatan ini, penelitian ini tidak hanya menyediakan solusi praktis untuk sistem pengenalan wajah yang terjangkau, tetapi juga berkontribusi pada pengembangan teknologi yang lebih inklusif dan adaptif.

II. STUDI PUSTAKA

A. Sistem Identifikasi Wajah

Sebelum digunakannya *Convolutional Neural Networks* (CNN) sebagai metode utama dalam pengolahan citra [8], metode identifikasi wajah umumnya menggunakan teknik berbasis fitur dan teknik statistik. Salah satu metode paling awal adalah metode *eigenfaces*, yang diperkenalkan pada tahun 1991 oleh Turk dan Pentland. Metode ini menggunakan Principal Component Analysis (PCA) untuk mengurangi dimensi data wajah dan memproyeksikan gambar wajah ke dalam ruang fitur yang disebut *eigenfaces* [9]. Teknik ini cukup populer pada masanya karena kesederhanaannya dan efisiensi komputasinya.

Metode lain termasuk Fisherfaces, yang menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) untuk meningkatkan kemampuan diskriminatif dari fitur wajah [10]. Selain itu, metode berbasis lokal seperti *Local Binary Patterns* (LBP) juga digunakan untuk mendeteksi pola tekstur pada wajah yang kemudian digunakan sebagai fitur untuk identifikasi wajah [11], [12]. Metode-metode ini bergantung pada ekstraksi fitur manual dan sering kali menghadapi kesulitan dalam menangani variasi pencahayaan, pose, dan ekspresi wajah.

Kelemahan utama dari metode identifikasi wajah tradisional adalah ketergantungan pada fitur yang diekstrak secara manual, yang sering kali tidak cukup kuat untuk menangani variasi yang kompleks pada data wajah. Selain itu, metode ini juga memiliki keterbatasan dalam skala dan sering kali tidak mampu menangani dataset yang sangat besar dengan baik. Kelemahan-kelemahan ini menunjukkan perlunya pendekatan yang lebih kuat dan fleksibel, sehingga memunculkan kebutuhan akan jaringan syaraf tiruan (JST)

seperti CNN yang mampu belajar fitur secara otomatis dari data.

B. Convolutional Neural Network (CNN)

Jaringan syaraf tiruan, khususnya CNN, telah memberikan dampak positif yang signifikan terhadap perkembangan teknologi biometrik dan identifikasi wajah. CNN mampu belajar fitur yang kompleks secara otomatis dari data tanpa perlu intervensi manual, membuatnya sangat efektif dalam menangani variasi pencahayaan, pose, dan ekspresi wajah yang beragam. Dengan menggunakan lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected, CNN dapat mengenali pola dan fitur pada gambar dengan sangat baik [8].

Beberapa metode CNN yang terkenal dalam bidang identifikasi dan biometrik antara lain AlexNet [8], VGGNet [13], GoogLeNet [14], dan ResNet [5], [15]. AlexNet, yang memenangkan kompetisi ImageNet pada tahun 2012, memperkenalkan penggunaan dropout dan ReLU yang efektif untuk meningkatkan kinerja jaringan syaraf tiruan. VGGNet memperdalam jaringan dengan menggunakan lapisan konvolusi yang lebih kecil tetapi lebih banyak, sementara GoogLeNet memperkenalkan konsep Inception module yang memungkinkan jaringan untuk memilih filter yang optimal pada setiap lapisan.

ResNet, atau Residual Networks, diperkenalkan oleh Kaiming He *et al.*, pada tahun 2015, dan telah menjadi salah satu model yang paling populer untuk berbagai tugas visi komputer, termasuk identifikasi wajah. ResNet menggunakan konsep *shortcut* yang memungkinkan pelatihan jaringan yang sangat dalam dengan mengatasi masalah vanishing gradient. Untuk tugas sederhana seperti identifikasi wajah, ResNet sudah sangat mumpuni dan efisien. Karena arsitekturnya yang ringan dan kemampuannya dalam menangani berbagai variasi pada data wajah, ResNet dapat digunakan untuk aplikasi *real-time*, seperti yang diterapkan dalam penelitian ini. Dengan menggunakan ResNet, sistem kami dapat mencapai akurasi yang tinggi dengan kecepatan inferensi yang cepat, menjadikannya pilihan yang ideal untuk aplikasi pengenalan wajah yang membutuhkan performa real-time dan keandalan tinggi.

III. METODE

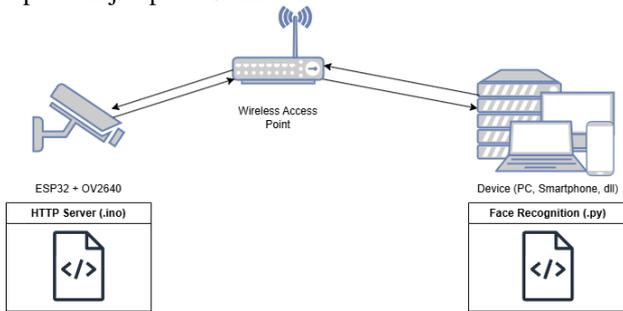
A. Perangkat dan Konfigurasi Jaringan

Penelitian ini menggunakan beberapa perangkat keras utama: ESP32-CAM, *wireless access point*, dan komputer sebagai penerima video stream serta pemroses data. ESP32-CAM, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1, berfungsi sebagai server yang mengirimkan video stream melalui koneksi Wi-Fi. Modul yang kami gunakan memakai sensor kamera OV2640 yang mampu menangkap gambar hingga resolusi 1600x1200 (UXGA). Titik akses nirkabel digunakan untuk memastikan konektivitas yang stabil antara ESP32-CAM dan komputer. Komputer bertindak sebagai klien yang menerima video stream dari ESP32-CAM dan memproses data menggunakan pustaka *face_recognition* di Python.



Gambar 1. ESP32 dan OV2640 sebagai pengambil gambar dan HTTP server.

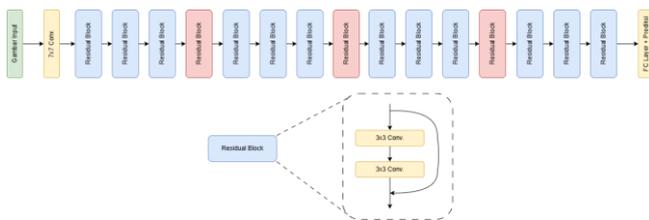
Konfigurasi perangkat dimulai dengan inisialisasi ESP32-CAM. Modul kamera dikonfigurasi dengan parameter yang sesuai, termasuk pengaturan kualitas gambar dan frekuensi pembaruan gambar. Setelah itu, ESP32-CAM dihubungkan ke jaringan Wi-Fi menggunakan SSID dan kata sandi yang telah ditentukan. Setelah terhubung, server kamera di ESP32-CAM diinisialisasi untuk mengirimkan video stream melalui jaringan Wi-Fi ke komputer. Topologi dari system dapat ditinjau pada Gambar 2.



Gambar 2. Topologi antar hardware yang digunakan dalam penelitian.

B. Struktur JST dan Pengolahan Data

Dataset yang digunakan untuk melatih model ResNet-29 berasal dari sekitar 3 juta gambar wajah yang diambil dari berbagai sumber. Dataset ini mencakup *face scrub dataset* [16], *VGG dataset* [17], dan gambar-gambar yang dikumpulkan secara manual dari internet. Dataset gabungan ini dibersihkan dari kesalahan pelabelan menggunakan metode clustering graf dan peninjauan manual. Setelah proses pembersihan, sekitar setengah dari gambar berasal dari VGG dan *face scrub*, dengan total 7485 identitas unik. Pelatihan model dilakukan untuk menghindari tumpang tindih identitas dengan *Labeled Faces in the Wild (LFW)* [18] untuk validasi yang lebih akurat.



Gambar 3. Struktur Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang digunakan dalam penelitian ini (zoom untuk memperjelas gambar).

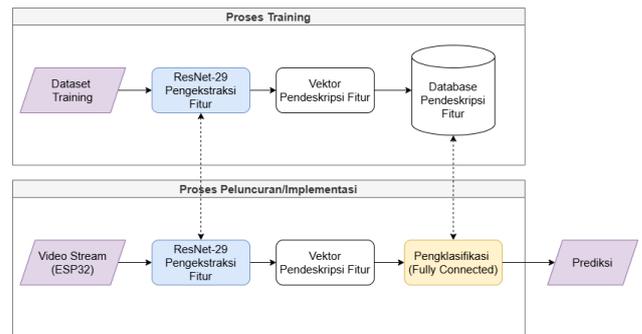
Model ResNet-29 adalah varian dari ResNet-34 yang dikembangkan oleh Kaiming He, yang diilustrasikan pada Gambar 3. Model ini memiliki 29 lapisan konvolusi dan dilatih menggunakan *structured metric loss*. *Loss function* ini bertujuan untuk memproyeksikan identitas ke dalam area yang tidak saling berpotongan dengan nilai variable diset

sama dengan 0.6, memastikan bahwa embedding dari gambar wajah yang sama berada dekat satu sama lain dalam ruang vektor, sementara embedding dari gambar wajah yang berbeda terpisah jauh. *Structured metric loss* yang digunakan adalah variasi dari *pair-wise hinge loss* yang beroperasi pada semua pasangan dalam mini-batch dan mencakup hard-negative mining pada tingkat mini-batch [16], [19]. Rumus optimisasi dalam model ini diformulasikan pada persamaan (1).

$$L = \sum_{i,j} \max(0, m + d(f(x_i), f(x_j)) - d(f(x_i), f(x_k))) \quad (1)$$

di mana m adalah margin, d adalah jarak Euclidean, $f(x)$ adalah embedding dari input x , x_i dan x_j adalah contoh positif (gambar dari orang yang sama), dan x_i dan x_k adalah contoh negatif (gambar dari orang yang berbeda).

Selain itu, dalam pengolahan data digunakan juga *face landmarks*. *Face landmarks* adalah titik-titik fitur pada wajah, seperti sudut mata, ujung hidung, dan sudut mulut, yang digunakan untuk menandai dan menormalkan posisi wajah dalam gambar. *Face landmarks* digunakan untuk melakukan transformasi geometris pada wajah sehingga wajah dalam gambar dapat distandarisasi untuk proses pengenalan wajah. Proses ini melibatkan identifikasi 68 titik fitur pada wajah dan menggunakan titik-titik ini untuk memutar, menskalakan, dan menggeser wajah sehingga memiliki orientasi dan ukuran yang konsisten. Proses training dan implementasi digambarkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses pada saat training dan evaluasi model jaringan syaraf tiruan

C. Evaluasi Sistem

Proses penyimpanan wajah ke dalam database dilakukan dengan mengambil gambar wajah menggunakan ESP32-CAM hingga muncul gambar dengan rectangle dan label 'unknown' pada subjek. Setelah itu, gambar dengan label 'unknown' ini dapat disimpan dalam database sistem dan diberi label secara manual sesuai dengan nama asli subjek. Sistem ini memastikan bahwa kamera yang digunakan untuk pengambilan gambar untuk database dan inferensi menggunakan kamera yang sama, sehingga meningkatkan konsistensi dan akurasi pengenalan wajah.

Evaluasi sistem dilakukan dengan mengukur keandalan dan akurasi pengenalan wajah dalam berbagai kondisi, termasuk variasi pose wajah, penggunaan aksesoris seperti

Tabel 1. Evaluasi sistem pada berbagai kondisi sebagai simulasi di dunia nyata

Subject No.	Jumlah Wajah	TP	FN
1.	2	1	0
2.	5	2	0
3.	2	1	0
4.	5	1	1
5.	2	0	1
6.	3	2	0
7.	2	0	1
8.	2	1	0
9.	8	4	1
10.	4	4	0
Total	20	16	4

masker dan kacamata hitam, serta perubahan pencahayaan. Akurasi pengenalan wajah dihitung berdasarkan jumlah wajah yang dikenali dengan benar dibandingkan dengan total wajah yang diuji. Sistem ini diharapkan mampu mendeteksi dan mengenali wajah dengan akurasi tinggi karena gambar yang digunakan untuk pembuatan database dan pengujian diambil dengan perangkat yang sama, mengurangi kemungkinan variasi yang dapat mempengaruhi kinerja sistem.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini, kami melakukan evaluasi terhadap system dengan meluncurkannya pada kondisi nyata pada berbagai macam situasi ekstrim yang kemungkinan ditemui di dunia nyata.

A. Setup Eksperimen

Dalam penelitian ini, eksperimen dilakukan untuk menguji keandalan sistem pengenalan wajah menggunakan ESP32-CAM sebagai perangkat IoT untuk streaming wajah dan modul `face_recognition` di Python yang menggunakan algoritma ResNet pada server. Database wajah yang dikenali tersusun dari 10 subjek yang masing-masing dilabeli pada folder `known_faces`. Setiap subjek memiliki satu gambar sebagai pembanding untuk mengenali wajah yang diambil oleh ESP32. Gambar-gambar wajah subjek yang dikenali tersebut kemudian ditempatkan dalam satu folder untuk mempermudah pengolahan data.

ESP32-CAM dikonfigurasi untuk menangkap gambar dan mengirimkannya ke server melalui koneksi Wi-Fi. Server kemudian menggunakan modul `face_recognition` untuk mendeteksi dan mengenali wajah-wajah dalam gambar yang diterima. Eksperimen ini dilakukan dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang, serta dengan variasi penutup wajah seperti masker dan kacamata hitam. Keseluruhan sistem pengakuisisi gambar hanya mengonsumsi daya rata-rata sebesar 0,9 Watt dan dapat mendeteksi wajah dengan kecepatan rata-rata hingga mencapai 30 fps dalam jaringan WiFi lokal.

B. Keandalan Sistem

Keandalan sistem diuji dengan mengambil gambar wajah dalam berbagai pose dan kondisi. Data hasil deteksi wajah terbagi menjadi beberapa kategori: deteksi pengenalan wajah, deteksi pada jarak 2 meter, deteksi satu frame yang berisi

beberapa orang, efek pencahayaan, dan dampak dari terpotongnya wajah.

Eksperimen ini mencakup deteksi wajah dalam berbagai pose, seperti menghadap depan, menyamping, dan menunduk. Selain itu, deteksi dilakukan pada wajah yang tertutup sebagian. Berikut adalah hasil deteksi yang ditunjukkan pada Gambar 5 hingga 10.



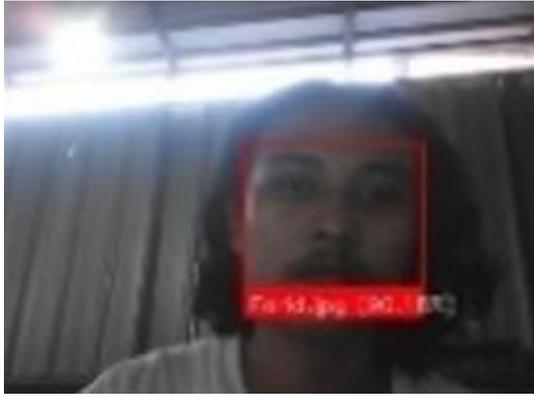
Gambar 5. Contoh deteksi dan identifikasi wajah pada kondisi normal.



Gambar 6. Contoh deteksi dan identifikasi wajah dimana pada salah satu subjek tertutup sebagian oleh wajah subjek lain.



Gambar 7. Contoh deteksi dan identifikasi wajah dengan sudut rendah dan sebagian wajah tertutup atau di luar frame.



Gambar 8. Contoh deteksi dan identifikasi wajah dimana kondisi pencahayaan kurang baik dan resolusi buruk.

Hasil di atas menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah dengan ResNet memiliki tingkat identifikasi yang baik, namun masih menghadapi tantangan dalam kondisi pengambilan dari jarak jauh karena model yang digunakan terbatas dalam ukuran jendela konvolusinya. Algoritma ResNet menunjukkan hasil *True Positive* (TP) sebanyak 16, *False Negative* (FN) sebanyak 4 Sehingga didapatkan akurasi sebesar 0,8 atau 80%, presisi sebesar 100%, dan *recall* sebesar 80%.

C. Diskusi

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah yang menggunakan ESP32-CAM dan algoritma ResNet memiliki potensi besar untuk aplikasi praktis. Namun, beberapa tantangan perlu diatasi untuk meningkatkan keandalannya, terutama dalam kondisi jarak jauh. Untuk pengembangan ke depan, beberapa langkah yang dapat diambil meliputi: **Peningkatan algoritma** menggunakan augmentasi *multi-scale*. **Optimisasi pencahayaan** menggunakan teknik preprocessing untuk menormalkan kondisi pencahayaan, sehingga sistem dapat berfungsi lebih baik dalam berbagai kondisi pencahayaan. **Integrasi sistem** mengintegrasikan sistem dengan perangkat lain, seperti sensor gerak dan alarm, untuk meningkatkan keamanan dan responsivitas.



Gambar 9. Contoh deteksi dan identifikasi dari jarak dua meter yang gagal karena rasio wajah terhadap gambar secara keseluruhan terlalu



Gambar 10. Contoh deteksi dan identifikasi yang gagal karena jarak terlalu jauh (posisi subjek 1,5 meter dari kamera).

Penelitian ini menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah yang low-cost dan dapat dikustomisasi menggunakan ESP32-CAM dan `face_recognition` dapat diimplementasikan dengan sukses. Dengan peningkatan lebih lanjut, sistem ini memiliki potensi untuk digunakan dalam berbagai aplikasi praktis, seperti pengawasan keamanan dan absensi otomatis.

V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, kami mengembangkan sistem identifikasi wajah yang hemat daya, terjangkau, dan dapat dikustomisasi menggunakan ESP32-CAM dan model jaringan syaraf tiruan ResNet-29. Sistem ini mampu menghasilkan embedding wajah yang akurat dan efisien untuk aplikasi real-time. Evaluasi sistem dilakukan dalam berbagai kondisi ekstrim, seperti pencahayaan buruk, sebagian wajah tertutup, dan pengambilan gambar dari jarak jauh. Meskipun menghadapi tantangan ini, sistem kami tetap mencapai akurasi 80% pada kondisi normal dan 48,6% pada kondisi ekstrim. Hasil ini menunjukkan bahwa ESP32-CAM dan ResNet-29 adalah solusi efektif untuk pengenalan wajah dalam aplikasi yang membutuhkan performa real-time dan keandalan tinggi.

REFERENSI

- [1] M. Wang and W. Deng, "Deep face recognition: A survey," *Neurocomputing*, vol. 429, pp. 215–244, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2020.10.081.
- [2] "Challenges and opportunities in biometric security: A survey: Information Security Journal: A Global Perspective: Vol 31, No 1." Accessed: Jul. 05, 2024. [Online]. Available: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/19393555.2021.1873464>
- [3] A. Sharifara, M. S. Mohd Rahim, and Y. Anisi, "A general review of human face detection including a study of neural networks and Haar feature-based cascade classifier in face detection," in *2014 International Symposium on Biometrics and Security Technologies (ISBAST)*, Aug. 2014, pp. 73–78. doi: 10.1109/ISBAST.2014.7013097.
- [4] C. Rahmad, R. A. Asmara, D. R. H. Putra, I. Dharma, H. Darmono, and I. Muhiqqin, "Comparison of Viola-Jones Haar Cascade Classifier and Histogram of Oriented Gradients (HOG) for face detection," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 732, no. 1, p. 012038, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/732/1/012038.
- [5] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," presented at the Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, pp. 770–778. Accessed: Jul. 05, 2024. [Online]. Available: https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2016/html/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2016_paper.html
- [6] A. Maier, A. Sharp, and Y. Vagapov, "Comparative analysis and practical implementation of the ESP32 microcontroller module for

- the internet of things,” in *2017 Internet Technologies and Applications (ITA)*, Sep. 2017, pp. 143–148. doi: 10.1109/ITECHA.2017.8101926.
- [7] P. Rai and M. Rehman, “ESP32 Based Smart Surveillance System,” in *2019 2nd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET)*, Jan. 2019, pp. 1–3. doi: 10.1109/ICOMET.2019.8673463.
- [8] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2012. Accessed: Jul. 05, 2024. [Online]. Available: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html>
- [9] “Eigenfaces for Recognition | Journal of Cognitive Neuroscience | MIT Press.” Accessed: Jul. 05, 2024. [Online]. Available: <https://direct.mit.edu/jocn/article/3/1/71/3025/Eigenfaces-for-Recognition>
- [10] M. Anggo and L. Arapu, “Face Recognition Using Fisherface Method,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1028, no. 1, p. 012119, Jun. 2018, doi: 10.1088/1742-6596/1028/1/012119.
- [11] G. Zhang, X. Huang, S. Z. Li, Y. Wang, and X. Wu, “Boosting Local Binary Pattern (LBP)-Based Face Recognition,” in *Advances in Biometric Person Authentication*, S. Z. Li, J. Lai, T. Tan, G. Feng, and Y. Wang, Eds., Berlin, Heidelberg: Springer, 2005, pp. 179–186. doi: 10.1007/978-3-540-30548-4_21.
- [12] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, “Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 28, no. 12, pp. 2037–2041, Dec. 2006, doi: 10.1109/TPAMI.2006.244.
- [13] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition.” arXiv, Apr. 10, 2015. doi: 10.48550/arXiv.1409.1556.
- [14] C. Szegedy *et al.*, “Going Deeper with Convolutions.” arXiv, Sep. 16, 2014. doi: 10.48550/arXiv.1409.4842.
- [15] “Identity Mappings in Deep Residual Networks | SpringerLink.” Accessed: Jul. 05, 2024. [Online]. Available: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-46493-0_38
- [16] H.-W. Ng and S. Winkler, “A data-driven approach to cleaning large face datasets,” in *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Oct. 2014, pp. 343–347. doi: 10.1109/ICIP.2014.7025068.
- [17] Q. Cao, L. Shen, W. Xie, O. M. Parkhi, and A. Zisserman, “VGGFace2: A dataset for recognising faces across pose and age.” arXiv, May 13, 2018. Accessed: Jul. 05, 2024. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1710.08092>
- [18] G. B. Huang, M. Ramesh, T. Berg, and E. Learned-Miller, “Labeled Faces in the Wild: A Database for Studying Face Recognition in Unconstrained Environments”.
- [19] O. M. Parkhi, A. Vedaldi, and A. Zisserman, “Deep Face Recognition,” in *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2015*, Swansea: British Machine Vision Association, 2015, p. 41.1-41.12. doi: 10.5244/C.29.41.