

Perbandingan Kinerja Algoritma Haar Cascade dan Convolutional Neural Network pada ESP32 Cam dengan Raspberry Pi Sebagai Sistem Presensi Rekognisi Wajah

Melia Sari¹, M. Renaldi Nugraha², Abdul Haris Dalimunthe³, Puspa Kurniasari⁴

¹⁻⁴ Jurusan Teknik Elektro, Universitas Sriwijaya

Jalan Palembang-Prabumulih, KM 32 Inderalaya, Kabupaten Ogan Ilir, Sumatera Selatan

Email: meliasari@ft.unsri.ac.id

ABSTRAK

Sistem presensi perkuliahan yang digunakan di Universitas Sriwijaya saat ini menggunakan dua cara, yaitu manual (tanda tangan di buku presensi) dan online melalui sistem e-learning. Kedua metode ini masih memiliki kelemahan, karena masih ada celah bagi mahasiswa untuk melakukan kecurangan pengisian presensi. Mahasiswa dapat mengisi presensi dengan cara diwakilkan oleh mahasiswa lain atau mahasiswa bersangkutan dapat mengisi absensi e-learning tanpa mengikuti kegiatan perkuliahan. Implementasi teknologi deep learning dapat digunakan untuk mencegah kecurangan pada pengisian presensi. Pada penelitian ini, menggunakan mikrokontroler ESP32 Cam karena modul tersebut lebih efisien serta memiliki beberapa koneksi bawaan seperti wifi dan Bluetooth, sehingga dapat dikembangkan menjadi IoT (Internet of Things) dan terintegrasi dengan database. Selain itu dilakukan pula perbandingan kinerja algoritma pada Raspberry Pi 4 yang terhubung dengan Web Camera. Untuk pembacaan data diolah dengan algoritma deep learning Haar Cascade dan CNN (Convolutional Neural Network). Sistem bekerja dengan cara merekam terlebih dahulu identitas wajah seluruh pengguna yang disimpan dalam database. Lalu pada saat pengambilan absen, sistem akan memanggil data yang tersimpan pada database dan mencocokkan data tersebut. Jika pengguna sudah terdaftar maka absen valid dan otomatis tersimpan pada database. Jika belum terdaftar, maka absensi tidak valid. Variable yang tersimpan pada database MySQL seperti id user, nama user, jam saat mengakses sistem presensi, dan rekam wajah. Berdasarkan data pengujian dengan lima metrik yaitu Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, dan F1 Score bahwa model CNN bekerja lebih baik dengan menggunakan Raspberry Pi (Web Camera) dibandingkan menggunakan ESP32 Cam. Sistem pengenalan wajah berbasis Convolutional Neural Network (CNN) memiliki kinerja yang bergantung pada perangkat keras yang digunakan.

Kata kunci: Sistem Presensi, Convolutional Neural Network, Haar Cascade, Deep Learning, ESP32 Cam

ABSTRACT

The attendance system currently used at Sriwijaya University employs two methods: manual (signing an attendance book) and online through the e-learning system. Both methods have weaknesses, as they allow students to commit fraud. Students can either have their attendance signed by someone else or log it in the e-learning system without attending the lectures. The implementation of deep learning technology can be used to prevent fraudulent attendance logging. This study utilises the ESP32-CAM microcontroller because it is more efficient and includes built-in connectivity options such as Wi-Fi and Bluetooth, making it suitable for Internet of Things (IoT) applications and database integration. Additionally, the study compares the algorithm's performance on a Raspberry Pi 4 connected to a Web Camera. Data processing uses deep learning algorithms, namely Haar Cascade and Convolutional Neural Network (CNN). The system operates by first recording the facial identities of all users, which are stored in a database. During attendance logging, the system retrieves stored data from the database and matches it. If the user is registered, the attendance is marked as valid and automatically saved in the database. Otherwise, the attendance is deemed invalid. Variables stored in the MySQL database include user ID, user name, timestamp of system access, and facial recordings. Based on testing with five metrics—Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, and F1 Score—it was found that the CNN model performs better using a Raspberry Pi (Web Camera) compared to the ESP32-CAM. The performance of the CNN-based facial recognition system depends significantly on the hardware used.

Keywords: Attendance System, Convolutional Neural Network, Haar Cascade, Deep Learning, ESP32 Cam

Pendahuluan

Di era digital saat ini, pertumbuhan teknologi informasi dan komunikasi berkembang sangat pesat sehingga telah membawa perubahan besar dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu perkembangan TIK juga dirasakan di dunia pendidikan.

Sistem pengajaran sudah banyak menerapkan TIK itu sendiri, sehingga menjadi bagian penting dalam proses belajar mengajar.

Pendekatan yang lebih canggih dan terintegrasi diperlukan untuk menghadapi tantangan pendidikan yang semakin kompleks. Sebagian besar pemberkasan di lingkungan universitas, sudah mulai digitalisasi. Termasuk salah satunya sistem presensi atau kehadiran perkuliahan.

Sistem presensi perkuliahan yang digunakan di Universitas Sriwijaya saat ini menggunakan dua cara, yaitu manual (tanda tangan di buku presensi) dan online melalui sistem e-learning. Kedua metode ini masih memiliki kelemahan, karena masih ada celah bagi mahasiswa untuk melakukan kecurangan pengisian presensi. Mahasiswa dapat mengisi presensi dengan cara diwakilkan oleh mahasiswa lain atau mahasiswa bersangkutan dapat mengisi absensi e-learning tanpa mengikuti kegiatan perkuliahan. Sementara presensi memiliki bobot persentase penilaian pada setiap mata kuliah.

Implementasi teknologi yang dapat digunakan untuk mencegah kecurangan pada pengisian presensi yakni sistem absensi finger print dan RFID[1]–[3]. Sedangkan teknologi yang akhir-akhir ini banyak dikembangkan karena keakuratan dan keamanan yang lebih tinggi yaitu fitur rekognisi atau pengenalan wajah melalui kamera. Ada banyak metode yang dapat digunakan untuk membentuk sistem presensi rekognisi wajah. Mulai dari penggunaan komponen, perangkat lunak, program, dan algoritma.

Salah satu algoritma pada deep learning adalah Convolutional Neural Network. CNN banyak digunakan untuk klasifikasi dan pengenalan gambar (citra)[4]–[6]. Algoritma ini bekerja pada tiga dimensi, width, height, dan depth. Teknik khusus yang digunakan pada algoritma ini adalah convolution. Prinsip kerja convolution yaitu filter berada di atas input lalu menggabungkan nilai input dan nilai filter pada peta fitur[7]–[9].

Sedangkan komponen untuk mengolah citra dapat menggunakan mikrokontroler ESP32 Cam. Modul ini memiliki keunggulan seperti built-in camera dan memiliki konektivitas bawaan wifi dan Bluetooth, sehingga modul tersebut dapat dikembangkan secara optimal[10]–[13].

Beberapa penelitian telah melakukan studi merancang sistem presensi menggunakan algoritma CNN. Pada penelitian yang dilakukan oleh [14] penerapan algoritma deep learning CNN dilakukan pada sistem absensi berbasis website tetapi sistem belum menggunakan Liveness Detection dan pengujian akurasi. Hasil penelitian sebelumnya juga dilakukan oleh [15], [16] mengimplementasikan algoritma CNN pada sistem absensi berbasis pengenalan wajah dengan tingkat akurasi yang baik sebesar 91%, namun sistem belum memiliki user interface dan database agar pengguna dapat mengelola data absensi secara real time[17], [18].

Di dalam usulan penelitian ini kami mengusulkan untuk membangun sistem presensi rekognisi wajah menggunakan ESP32 Cam dan Algoritma CNN berbasis website sebagai user interface. Sebelumnya peneliti telah melakukan penelitian membangun sistem presensi berbasis QR Code, dimana prototype sudah diujicobakan pada lingkungan Fakultas Teknik Universitas Sriwijaya yaitu pada Seminar Nasional AVoER 2023. Pada tahun ini kami mengusulkan optimasi dari sistem sebelumnya dengan fitur rekognisi wajah agar sistem lebih akurat dan aman[19]–[21].

Dari permasalahan yang telah dipaparkan sebelumnya, maka pada penelitian ini, peneliti akan membahas tentang “Sistem Presensi Rekognisi Wajah Menggunakan ESP32 Cam dan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Website.”

Metode Penelitian

Sistem presensi rekognisi wajah menggunakan mikrokontroler ESP32-CAM sebagai otak utama sistem, lalu gambar atau citra yang ditangkap diolah dengan algoritma Haar Cascade dan CNN[22]–[25]. Selanjutnya data pada sistem akan tersimpan pada database. Sistem memiliki interface website. Sistem website yang akan dibuat memiliki lima variable data yang disimpan pada database yaitu: No ID Mahasiswa atau dosen, nama, jam masuk, jam keluar, dan tangkapan foto wajah. Penelitian yang dilaksanakan telah menghasilkan rancangan prototype Sistem Rekognisi Wajah menggunakan Raspberry Pi dengan algoritma CNN dan Haar Cascade. Program yang dirancang sudah berhasil diintegrasikan pada Raspberry Pi. Sistem rekognisi wajah telah dapat dijalankan dan berhasil melakukan identifikasi wajah data yang sudah dilatih sebelumnya. Nilai confidence rata-rata yang didapat diatas 0.75, bergantung pada kejelasan citra yang digunakan. Sementara, website sistem presensi pada Laboratorium Teknik Telekomunikasi dan Informasi Jurusan Teknik Elektro Universitas Sriwijaya sedang tahap pengembangan, dimana halaman dashboard, data pengunjung, dan database sudah berhasil dibuat. Semua proses pada setiap tahapan metode penelitian ini dilakukan sehingga mencapai hasil yang diharapkan.

Hasil Dan Pembahasan

Prototype Alat

Alur kerja sistem yaitu sebagai berikut:

Pengguna mendekati kamera lalu Web camera menangkap gambar.

Deteksi wajah dengan Haar Cascade dengan Teknik memotong area wajah.

Proses pengenalan wajah dengan CNN, ekstraksi fitur mendalam dilakukan, dan hasilnya dibandingkan dengan database.

Data kehadiran dicatat dalam *database*.

Hasil pengenalan ditampilkan di *website*.



Gambar 1. Prototype Raspberry Pi yang Terhubung ke Web Camera

Alur Kerja ESP 32 Cam:

Pengguna berdiri di depan ESP32-CAM.

Gambar diambil, lalu diproses menggunakan algoritma CNN.

Data dikirim ke server untuk dibandingkan dengan database.

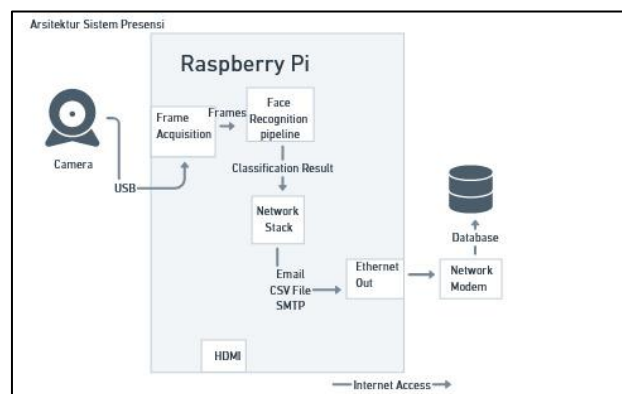
Hasil pengenalan dikirim ke website dan database.

Administrator atau pengguna dapat melihat data presensi melalui website



Gambar 2. Prototype ESP32 Cam

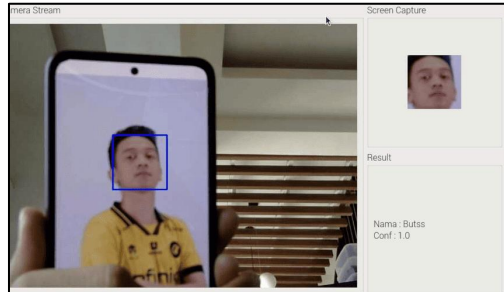
Setiap gambar yang diambil oleh ESP32CAM dikirim ke server atau diproses langsung pada perangkat untuk dikenali. Model CNN melakukan prediksi untuk menentukan apakah wajah yang tertangkap cocok dengan data pengguna yang terdaftar atau tidak.



Gambar 3. Diagram rangkain prototype

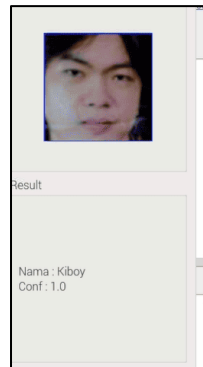
Gambar tersebut menunjukkan arsitektur sistem presensi berbasis pengenalan wajah menggunakan Raspberry Pi sebagai inti pemrosesan. Kamera terhubung melalui port USB untuk menangkap citra wajah (frame acquisition), yang kemudian diproses melalui pipeline pengenalan wajah (face recognition pipeline). Hasil klasifikasi wajah dari sistem ini dikirim ke network stack, yang selanjutnya dapat dikonversi ke berbagai format seperti email, file CSV, atau dikirim menggunakan protokol SMTP. Raspberry Pi juga terhubung ke database melalui modem jaringan menggunakan koneksi Ethernet untuk menyimpan data hasil presensi secara online.

Selain itu, terdapat dukungan output HDMI jika ingin menampilkan data langsung ke monitor. Dalam konteks perbandingan algoritma, arsitektur ini dapat digunakan untuk menguji performa Haar Cascade versus Convolutional Neural Network (CNN) dengan menggunakan ESP32-CAM dan Raspberry Pi, di mana Raspberry Pi berfungsi sebagai pusat pengolahan dan pengelolaan data yang lebih kompleks dibandingkan ESP32 yang lebih ringan. Sistem ini memungkinkan integrasi antara perangkat keras dan perangkat lunak secara efisien untuk kebutuhan absensi otomatis berbasis wajah.



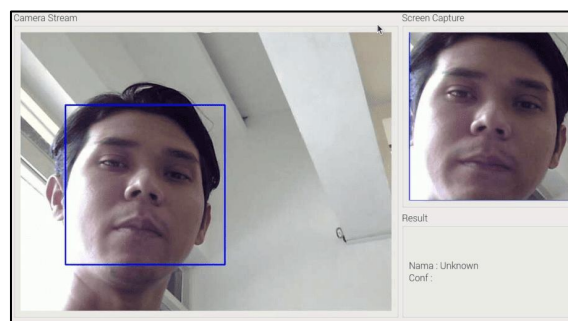
Gambar 4. Sistem Berhasil Merekognisi Wajah yang Sudah Dilatih Dengan Nilai Conf.1.0

Pada gambar 5. Sistem berhasil merekognisi wajah yang sudah dilatih dengan menampilkan nama pemilik foto wajah. Jika akurasi sistem tinggi dan citra yang digunakan jelas maka sistem memiliki nilai Confidence 1.0.



Gambar 5. Percobaan Kedua Sistem Berhasil Merekognisi Wajah yang Sudah Dilatih Dengan Nilai Conf.1.0

Pada gambar 7. Sistem Kembali berhasil merekognisi salah satu wajah yang sudah dilatih sebelumnya dengan nilai confidence 1.0.

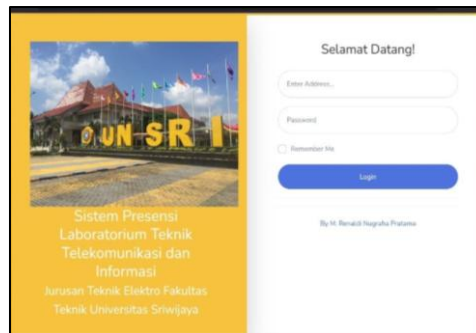


Gambar 6. Sistem Tidak Dapat Merekognisi Wajah yang Belum Dilatih (Unknown)

Lalu digunakan data uji wajah pengguna yang belum ada pada data training. Tampak sistem menampilkan keterangan Unknown (Tidak diketahui). Wajah pengguna tersebut belum dikenali sehingga sistem tidak dapat menampilkan nama pengguna.

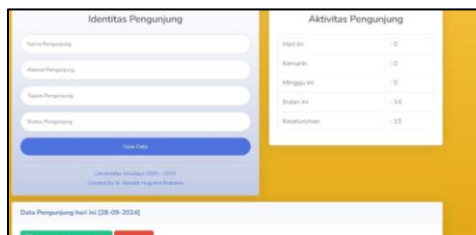
Antarmuka Website

Setelah melakukan pengkodean algoritma, tahap selanjutnya yaitu membangun website sebagai user interface dengan pengguna seperti dosen, mahasiswa, dan admin, agar lebih memudahkan saat pengambilan absen. Selain itu data presensi akan langsung disimpan pada database.



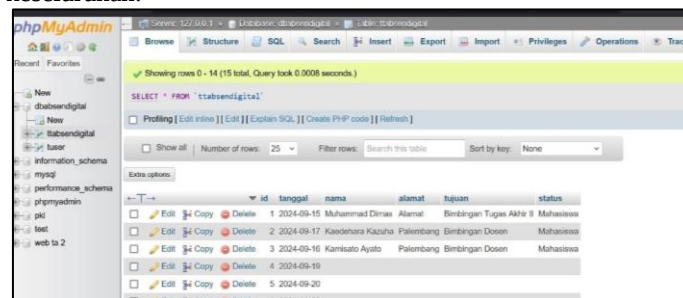
Gambar 7. Halaman Login Sistem Presensi

Gambar 9. Merupakan halaman login sistem, dimana data yang dibutuhkan agar dapat masuk ke sistem adalah alamat E-mail (*E-mail Address*) dan Password. Dimana setiap pengguna harus terdaftar lebih dahulu pada sistem.



Gambar 8. Halaman Pengisian Identitas Pengunjung

Gambar 10. Merupakan halaman pengisian identitas pengunjung. Agar pengguna terdaftar pada sistem maka pengguna harus terdaftar lebih dahulu dengan mengisi data seperti Nama, Alamat, Tujuan pengunjung, Status pengunjung. Selain itu terdapat pula menu rekapitulasi pengunjung. Admin dapat melihat jumlah pengunjung per hari, minggu, bulan dan keseluruhan.



Gambar 9. Database Sistem Presensi

Gambar 11. Merupakan database sistem presensi rekognisi wajah. Pada database terdapat beberapa elemen data yang disimpan seperti tanggal, nama, alamat, tujuan, status, dan foto rekam wajah

Pengujian Sistem

Pengujian Kinerja Algoritma CNN

Pengujian ini bertujuan untuk mengukur akurasi dan kinerja model CNN yang diterapkan pada ESP32CAM dalam mengenali wajah. Pengujian difokuskan pada seberapa baik model mengenali wajah dalam kondisi nyata dengan berbagai variasi, seperti pencahayaan, sudut pandang, dan ekspresi wajah.

Pengumpulan Data Pengujian

Dataset uji sekitar 20-30% dari dataset total yaitu 100 gambar unik untuk setiap kelas untuk wajah yang terdaftar dan tidak terdaftar. Skenario Pengujian dilakukan dengan kondisi yang bervariasi untuk mereplikasi kondisi nyata, seperti: Variasi Pencahayaan: Pencahayaan rendah, sedang, dan terang. Variasi sudut Pandang Wajah: Wajah dilihat dari depan, samping, dan dengan kemiringan tertentu.

Analisis Akurasi

Dalam penelitian ini, terdapat lima metrik utama yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja sistem pengenalan wajah, yaitu *Confusion Matrix*, *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score*. Berikut perhitungan masing-masing metrik.

Confusion Matrix

Confusion matrix adalah matriks yang digunakan untuk memvisualisasikan hasil klasifikasi model. Matriks ini digunakan untuk menyajikan hasil pengujian dalam bentuk tabel yang menampilkan jumlah *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*. Matriks ini menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah dalam empat kategori utama:

Tabel 1. Label Confusion Matrix

No.	Hasil Prediksi	Aktual	Klasifikasi
1	Dikenali	Dikenali	<i>True Positive (TP)</i>
2.	Tidak Dikenali	Tidak Dikenali	<i>True Negative (TN)</i>
3.	Dikenali	Tidak Dikenali	<i>False Positive (FP)</i>
4.	Tidak Dikenali	Dikenali	<i>False Negative (FN)</i>

True Positive (TP) : Prediksi benar untuk wajah yang terdaftar (wajah dikenali dengan benar).

True Negative (TN) : Prediksi benar untuk bukan wajah yang terdaftar (wajah tidak dikenali, dan ini benar).

False Positive (FP) : Prediksi salah di mana wajah yang tidak terdaftar dikenali sebagai wajah terdaftar (*False Alarm*).

False Negative (FN) : Prediksi salah di mana wajah yang terdaftar tidak dikenali oleh sistem.

Berikut tabel hasil pengujian algoritma CNN dan Haar Cascade pada ESP32 Cam dan Raspberry Pi dengan 100 data uji:

Tabel 2. Hasil Confusion Matrix

Label	ESP 32 Cam	Raspberry Pi (Web Cam)
<i>True Positive (TP)</i>	65	75
<i>True Negative (TN)</i>	10	15
<i>False Positive (FP)</i>	15	5
<i>False Negative (FN)</i>	10	5

Precision

Precision mengukur akurasi prediksi positif, yaitu seberapa banyak dari seluruh wajah yang dikenali benar-benar adalah wajah terdaftar.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{Precision ESP 32 Cam} = \frac{65}{65+15} = 0.8125 = 81.25\%$$

$$\text{Precision Raspberry Pi} = \frac{75}{75+5} = 0.9375 = 93.75\%$$

Precision 81.25% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi wajah terdaftar adalah benar, dengan sedikit kesalahan mendeteksi wajah yang tidak terdaftar. Nilai *Precision* tinggi menunjukkan bahwa sistem jarang salah mengidentifikasi wajah yang tidak terdaftar sebagai terdaftar. Ini penting untuk menghindari kesalahan false positive. *Precision* yang tinggi menunjukkan model memiliki tingkat salah deteksi (false positives) yang rendah, yang penting untuk menghindari error dalam pengambilan keputusan.

Recall

Recall mengukur sensitivitas sistem dalam mendeteksi semua wajah yang terdaftar di database. Ini adalah rasio wajah yang benar-benar terdaftar yang dikenali oleh sistem.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$\text{Recall ESP 32 Cam} = \frac{65}{65+10} = 0.8667 = 86.67\%$$

$$\text{Recall Raspberry Pi} = \frac{75}{75+5} = 0.9375 = 93.75\%$$

Recall 86.67% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi hampir semua wajah terdaftar, meskipun ada beberapa yang terlewatkan. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa sistem efektif dalam mengenali wajah terdaftar dan meminimalkan kesalahan false negative (wajah terdaftar yang tidak dikenali). Recall yang tinggi menunjukkan sensitivitas model yang baik, namun false negatives (wajah terdaftar yang tidak dikenali) tetap perlu diminimalkan agar pengguna tidak kehilangan kepercayaan pada sistem. Trade-off antara precision dan recall terlihat dari adanya kesalahan prediksi wajah (FP dan FN). Untuk aplikasi presensi, recall yang tinggi lebih penting untuk memastikan semua individu terdaftar dikenali.

F1 Score

F1 Score adalah rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*. Metrik ini memberikan keseimbangan antara precision dan recall, terutama ketika keduanya perlu dipertimbangkan secara bersamaan.

$$F1 \text{ Score} = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

$$\begin{aligned} F1 \text{ Score ESP 32 Cam} &= 2 \cdot \frac{0.8125 \cdot 0.8667}{0.8125 + 0.8667} \\ &= 0.8398 \\ &= 83.98\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F1 \text{ Score Raspberry Pi} &= 2 \cdot \frac{0.9375 \cdot 0.9375}{0.9375 + 0.9375} \\ &= 0.9375 \\ &= 93.75\% \end{aligned}$$

F1 Score sangat berguna jika sistem memerlukan keseimbangan antara akurasi pengenalan wajah yang benar dan kepekaan dalam mendeteksi wajah. Nilai F1 Score mendekati 1 menunjukkan kinerja yang baik dari sistem pengenalan wajah.

Tabel 3. Nilai Matrix Score pada ESP32 Cam dan Raspberry Pi

Metrik	Nilai ESP32 Cam	Nilai Raspberry Pi (Web Cam)
Accuracy	75%	90%
Precision	81.25%	93.75%
Recall	86.67%	93.75%
F1 Score	83.98%	93.75%

Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN bekerja lebih baik dengan menggunakan Raspberry Pi (Web Camera) dibandingkan menggunakan ESP32 Cam. Sistem pengenalan wajah berbasis Convolutional Neural Network (CNN) memiliki kinerja yang bergantung pada perangkat keras yang digunakan.

ESP 32 Cam memiliki keterbatasan daya komputasi, sehingga sebagian besar proses CNN dilakukan di server atau cloud. ESP 32Cam cocok digunakan untuk aplikasi real-time sederhana dan lingkungan dengan sumber daya terbatas. Kurang ideal untuk pengolahan gambar resolusi tinggi karena keterbatasan memori dan CPU.

Web Camera memiliki resolusi kamera lebih tinggi, menghasilkan gambar berkualitas lebih baik untuk pengolahan CNN. Dengan dukungan Raspberry Pi, sebagian proses CNN dapat dilakukan secara lokal, mengurangi ketergantungan pada server. Lebih ideal digunakan untuk aplikasi yang membutuhkan presisi tinggi dan gambar berkualitas.

Simpulan

Berdasarkan data pengujian dengan lima metrik yaitu Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, dan F1 Score bahwa model CNN bekerja lebih baik dengan menggunakan Raspberry Pi (Web Camera) dibandingkan menggunakan ESP32 Cam. Sistem pengenalan wajah berbasis Convolutional Neural Network (CNN) memiliki kinerja yang bergantung pada perangkat keras yang digunakan. Raspberry Pi mendukung fleksibilitas dalam pengembangan dan pengintegrasian dengan perangkat keras lainnya. ESP32-CAM dapat digunakan jika biaya dan daya terbatas. Sedangkan Web Camera dengan Raspberry Pi digunakan untuk kinerja dan akurasi tinggi yang lebih tinggi. Selain itu dapat disimpulkan pula kombinasi Haar Cascade dan CNN menghasilkan proses yang efisien. Haar Cascade berfungsi untuk deteksi cepat dan CNN untuk pengenalan presisi tinggi. Sistem ini cocok untuk aplikasi di lingkungan dengan kebutuhan teknologi presensi otomatis yang handal, seperti perusahaan, sekolah, atau institusi lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] H. Z. Ilmadina, D. Apriliani, and..., "Deteksi Pengendara Mengantuk dengan Kombinasi Haar Cascade Classifier dan Support Vector Machine," *J. Inform.* ..., 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.poltekharber.ac.id/index.php/informatika/article/view/3346>
- [2] A. Hanafie, N. P. Husain, H. Kumkelo, and..., "Aplikasi Ekstraksi Wajah Menggunakan Algoritma Viola Jones," *ILTEK J. Teknol.*, 2023, [Online]. Available: <http://iltek.ft-uim.ac.id/index.php/ILTEK/article/view/130>
- [3] O. Pribadi, "Aplikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma Haar Cascade Classifier Dan Local

- Binary Pattern Histogram,” *J. TIMES*, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.stmik-time.ac.id/index.php/jurnalTIMES/article/view/691>
- [4] Y.Wu, “CNN-based fault diagnosis of high-speed train with imbalance data: A comparison study,” *Chinese Control Conference, CCC*, vol. 2019. pp. 5053–5058, 2019. doi: 10.23919/ChiCC.2019.8866182.
- [5] S. M. A.Musa Kazmi, M. A.Mohamed, andB.Mertsching, *Feature-Agnostic Low-Cost Place Recognition for Appearance-Based Mapping*, vol. 11754 LNCS. 2019. doi: 10.1007/978-3-030-34995-0_5.
- [6] C.-M.Yu andY.-H.Lin, “Realization Of Object Tracking For A Visual Intelligent Guidance System Of Autonomous Underwater Vehicle | 自主式水下無人載具在視覺智能導引系統目標追蹤的實現,” *J. Taiwan Soc. Nav. Archit. Mar. Eng.*, vol. 41, no. 1, pp. 29–41, 2022.
- [7] I.Madhavi, S.Chamishka, R.Nawaratne, V.Nanayakkara, D.Alahakoon, andD.DeSilva, “A Deep Learning Approach for Work Related Stress Detection from Audio Streams in Cyber Physical Environments,” in *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA*, 2020, pp. 929–936. doi: 10.1109/ETFA46521.2020.9212098.
- [8] R.Komala, T. W.-eProceedings, and undefined2019, “Analisis Strategi Pemasaran Menggunakan Analisis SWOT Studi Pada Eduplex Coworking Space Bandung,” ... *.telkomuniversity.ac.id*, Accessed: Aug.25, 2021. [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/management/article/view/9012>
- [9] R.Prasasti, N.Wilis, A. Z.-S. J.Sains, and undefined2021, “Segementasi Citra Menggunakan Metode Watershed Transform dengan Kombinasi Thershold, HSV, Grayscale dan Morphology Untuk Mendeteksi Sebaran API,” *ejournal.uin-suska.ac.id*, vol. 19, no. 1, pp. 49–54, 2021, Accessed: Jun.05, 2022. [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/sitekin/article/view/14880>
- [10] L.Farokhah, “Perbandingan Metode Deteksi Wajah Menggunakan OpenCV Haar Cascade, OpenCV Single Shot Multibox Detector (SSD) dan DLib CNN,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. ...)*, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.iaii.or.id/index.php/RESTI/article/view/3125>
- [11] R. T.Puteri andF.Utaminigrum, “Deteksi kantuk menggunakan kombinasi haar cascade dan convolutional neural network,” *J. Pengemb. Teknol. ...*, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/7049>
- [12] R. Labib, S.Hadi, and..., “Low Cost System for Face Mask Detection Based Haar Cascade Classifier Method,” *MATRIK J. ...*, 2021, [Online]. Available: <https://journal.universitasbumigora.ac.id/index.php/matrik/article/view/1187>
- [13] B. T. Utomo, I. Fitri, and E.Mardiani, “Penerapan Face Recognition pada Aplikasi Akademik Online,” ... *JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan ...)* pdfs.semanticscholar.org, 2021. [Online]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/d565/1a0ce667e56c9fd9be0911369fea5c715735.pdf>
- [14] Z.Lv, J.Guo, and H.Lv, “Safety Poka Yoke in Zero-Defect Manufacturing Based on Digital Twins,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, 2022, doi: 10.1109/TII.2021.3139897.
- [15] S. Yulina, “Implementation of Haar Cascade Classifier for Face Detection and Grayscale Image Transformation Using OpenCV,” *J. Komput. Terap.*, 2021, [Online]. Available: <https://www.neliti.com/publications/471371/implementation-of-haar-cascade-classifier-for-face-detection-and-grayscale-image>
- [16] A. I.Pradana, “Deteksi Ketepatan Penggunaan Masker Wajah dengan Algoritma CNN dan Haar Cascade,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Inf. ...)*, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/2912>
- [17] V.Dores, “Identifikasi masker pada face detection dengan menggunakan metode Haar Cascade dan CNN,” *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, 2022, [Online]. Available: <http://www.jsisfotek.org/index.php/JSisfotek/article/view/154>
- [18] G. Q. O.Pratamasunu, O. I. R.Farisi, and..., “Pengenalan Wajah Mahasiswa Universitas Nurul Jadid Pada Video Menggunakan Metode Haar Cascade Dan Deep Learning,” *COREAI J. ...*, 2020, [Online]. Available: <http://ejournal.unuja.ac.id/index.php/core/article/view/1642>
- [19] R. Prathivi and Y.Kurniawati, “Sistem Presensi Kelas Menggunakan Pengenalan Wajah Dengan Metode Haar Cascade Classifier,” *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro ...* jurnal.umk.ac.id, 2020. [Online]. Available: <https://jurnal.umk.ac.id/index.php/simet/article/download/3754/2070>
- [20] M. W.Septyanto, H.Sofyan, H.Jayadianti, and..., “Aplikasi Presensi Pengenalan Wajah Dengan Menggunakan Algoritma Haar Cascade Classifier,” *Telemat. J. ...*, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.upnyk.ac.id/index.php/telematika/article/view/3182>
- [21] S.Yulina, “Penerapan Haar Cascade Classifier dalam Mendeteksi Wajah dan Transformasi Citra Grayscale Menggunakan OpenCV,” *J. Komput. Terap.*, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/article/view/3411>
- [22] R. J.Subita, I. H.Rahman, M. R.Pratama, and..., “Pengujian Identifikasi Jumlah Kerumunan Face Recognition Menggunakan Haar Cascade Clasifier,” *J. Ilm. ...*, 2023, [Online]. Available:

- <https://journal.admi.or.id/index.php/JUKIM/article/view/432>
- [23] D. I.Mulyana, Y. Y. A.Saputry, and..., "Penerapan Face Recognition Dengan Algoritma Haar Cascade Untuk Sistem Absensi Pada Yayasan Pusat Pengembangan Anak Jakarta," *J. Cahaya ...*, 2023, [Online]. Available: <https://ojs.cahayamandalika.com/index.php/jcm/article/view/1284>
- [24] R. A. Pahlevi and B. Setiaji, "... of Application Haar Cascade Classifier and Local Binary Pattern Histogram Algorithm in Recognising Faces With Real-Time Grayscale Images Using Opencv," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*. [pdfs.semanticscholar.org](https://pdfs.semanticscholar.org/8c6a/fe067eae96292115c24241e454694becf9a4.pdf), 2023. [Online]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/8c6a/fe067eae96292115c24241e454694becf9a4.pdf>
- [25] A. Y. P.Bayu, "Sistem Pemantauan Penggunaan Protokol Kesehatan Covid-19 Menggunakan Metode Haar Cascade Dan Neural Network," *J. Qua Tek.*, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.unisbablitar.ac.id/index.php/qua/article/view/1686>