

Pengembangan Model Pengenalan Wajah Menggunakan Arsitektur *MobileNetV2* untuk Presensi Murid Pengajian

^{1*}Fajar Ardillah, ²Umi Mahdiyah, ³Wahyu Cahyo Utomo

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹fajarardillah354@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com, ³wahyu.utomo@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Fajar Ardillah

Abstrak—Proses presensi murid pengajian yang masih dilakukan secara manual berpotensi menimbulkan kesalahan pencatatan dan membutuhkan waktu yang relatif lama. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model pengenalan wajah berbasis *MobileNetV2* untuk mendukung sistem presensi otomatis murid pengajian. Metode yang digunakan adalah deep learning dengan pendekatan transfer learning. Dataset berupa citra wajah murid pengajian melalui tahap pra pemrosesan yang meliputi pemotongan wajah, perubahan ukuran citra, normalisasi, dan augmentasi data. Model dilatih menggunakan *MobileNetV2* dan dievaluasi menggunakan accuracy, precision, Recall, serta F1 Score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* mampu mencapai accuracy 97%, precision 97%, recall 97%, dan F1-Score 97%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *MobileNetV2* efektif digunakan untuk pengenalan wajah dengan tingkat akurasi yang tinggi dan kompleksitas komputasi yang rendah sehingga berpotensi diterapkan pada sistem presensi otomatis di lingkungan pengajian.

Kata Kunci—deep learning, *MobileNetV2*, pengenalan wajah, presensi otomatis, transfer learning.

Abstract—The manual attendance process used in Quranic learning classes is prone to recording errors and requires considerable time. This study aims to develop a face recognition model based on *MobileNetV2* to support an automated attendance system for students. The research employed a deep learning approach using transfer learning. The dataset consisted of facial images of students that underwent preprocessing stages, including face cropping, image resizing, normalization, and data augmentation. The model was trained using *MobileNetV2* and evaluated through accuracy, precision, Recall, and F1 Score metrics. The testing results showed that the *MobileNetV2* model achieved an accuracy of 97%, precision of 97%, recall of 97%, and an F1-score of 97%. These results indicate that *MobileNetV2* is effective for face recognition tasks, providing high classification performance while maintaining low computational complexity. Therefore, the proposed model has strong potential to be implemented in an automated attendance system for Islamic learning (pengajian) environments.

Keywords—deep learning, face recognition, *MobileNetV2*, transfer learning, automated attendance.

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) khususnya pada bidang computer vision telah mendorong pemanfaatan teknologi pengenalan wajah (*face recognition*) dalam berbagai aplikasi seperti sistem keamanan, pengawasan, autentikasi pengguna, dan presensi otomatis. Teknologi biometrik berbasis wajah dinilai lebih praktis dibandingkan metode

identifikasi konvensional karena mampu mengenali individu berdasarkan karakteristik unik yang dimiliki setiap orang. Pada lingkungan pendidikan nonformal seperti pengajian, proses pencatatan kehadiran peserta masih banyak dilakukan secara manual sehingga rentan terhadap kesalahan pencatatan, manipulasi data, serta membutuhkan waktu yang relatif lama. Oleh karena itu, diperlukan suatu solusi yang mampu melakukan identifikasi peserta secara otomatis, cepat, dan akurat guna meningkatkan efisiensi proses presensi.

Kemajuan *deep learning* telah memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan performa sistem pengenalan wajah. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) karena memiliki kemampuan dalam mengekstraksi fitur citra secara otomatis. Di antara berbagai arsitektur CNN yang tersedia, *MobileNetV2* menjadi salah satu model yang banyak digunakan karena menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. *MobileNetV2* menerapkan konsep *depthwise separable convolution* dan *inverted residual block* yang mampu mengurangi jumlah parameter serta kebutuhan komputasi tanpa mengurangi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi citra secara efektif [[1].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memiliki performa yang baik pada berbagai tugas pengenalan wajah dan klasifikasi citra. Penelitian oleh [2] menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu menghasilkan akurasi tinggi pada proses identifikasi wajah dengan waktu inferensi yang relatif cepat. Penelitian lain oleh [3] memanfaatkan *transfer learning* *MobileNetV2* untuk meningkatkan performa klasifikasi pada dataset yang terbatas. Selanjutnya, penelitian [4] membandingkan *MobileNetV2* dengan beberapa arsitektur CNN lainnya dan menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memiliki ukuran model yang lebih ringan dengan tingkat akurasi yang kompetitif. Hasil serupa juga dilaporkan pada penelitian [5] dan [6] yang menunjukkan bahwa *MobileNetV2* efektif diterapkan pada sistem pengenalan wajah berbasis perangkat bergerak maupun sistem real-time karena memiliki kebutuhan sumber daya yang lebih rendah dibandingkan model CNN konvensional.

Meskipun *MobileNetV2* telah banyak digunakan dalam penelitian pengenalan wajah, penerapannya pada identifikasi peserta pengajian masih terbatas. Selain itu, variasi pencahayaan, pose wajah, dan karakteristik dataset dapat memengaruhi performa model sehingga diperlukan evaluasi lebih lanjut pada kasus yang lebih spesifik. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan model pengenalan wajah berbasis *MobileNetV2* dengan pendekatan *transfer learning* untuk mengidentifikasi peserta pengajian serta mengevaluasi performanya menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hipotesis penelitian menyatakan bahwa *MobileNetV2* mampu menghasilkan performa pengenalan wajah yang tinggi dengan kompleksitas komputasi yang rendah.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan *deep learning* untuk mengembangkan model pengenalan wajah berbasis arsitektur *MobileNetV2*. Tahapan penelitian meliputi identifikasi permasalahan, pengumpulan dataset, pra-pemrosesan citra, pembagian data, pembangunan model menggunakan *transfer learning*, proses pelatihan (*training*), serta evaluasi performa model. Metode ini dipilih karena *MobileNetV2* telah terbukti mampu menghasilkan performa yang baik pada berbagai tugas klasifikasi citra dengan kebutuhan komputasi yang relatif rendah dibandingkan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) lainnya [7].



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

A. Identifikasi Permasalahan

Proses presensi murid pengajian umumnya masih dilakukan secara manual menggunakan daftar hadir, sehingga memerlukan waktu yang relatif lama serta rentan terhadap kesalahan pencatatan dan manipulasi data kehadiran. Selain itu, proses rekapitulasi kehadiran menjadi kurang efisien ketika jumlah murid semakin banyak. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan suatu metode identifikasi otomatis yang mampu mengenali setiap murid secara cepat dan akurat. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan model pengenalan wajah menggunakan arsitektur *MobileNetV2* yang diharapkan mampu mendukung proses presensi secara lebih efektif dan efisien.

B. Dataset dan pengumpulan data

Dataset yang digunakan berupa kumpulan citra wajah murid pengajian yang diperoleh melalui proses pengambilan gambar menggunakan kamera digital. Setiap citra merepresentasikan satu identitas murid sehingga membentuk dataset klasifikasi multikelas. Dataset kemudian dikelompokkan ke dalam beberapa kelas sesuai identitas masing-masing murid. Untuk meningkatkan kualitas model, pengambilan gambar dilakukan dengan variasi pose wajah, ekspresi, dan kondisi pencahayaan sehingga model dapat mempelajari karakteristik wajah secara lebih baik. Seluruh data kemudian disimpan dalam format citra digital dan digunakan sebagai data penelitian. Secara keseluruhan, dataset terdiri dari 25 kelas yang merepresentasikan 25 identitas murid pengajian. Namun, pada Tabel 1 hanya ditampilkan 4 kelas sebagai sampel untuk memberikan gambaran mengenai struktur dan distribusi dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Dataset Murid Pengajian

Nama	Jumlah	Gambar
Faqih	200	
Irsyad	200	
Zahrah	200	
Kayyis	200	

C. Pra-pemrosesan Data

Sebelum digunakan pada proses pelatihan model, seluruh citra wajah melalui tahap pra-pemrosesan. Tahapan ini meliputi deteksi dan pemotongan (*cropping*) area wajah, perubahan ukuran citra menjadi 224×224 piksel sesuai kebutuhan input *MobileNetV2*, normalisasi nilai piksel, serta *augmentasi* data [8]. Teknik *augmentasi* yang digunakan meliputi rotasi, *zoom*, *horizontal flip*, dan pergeseran posisi citra. Tujuan *augmentasi* adalah meningkatkan variasi data pelatihan sehingga dapat mengurangi risiko *overfitting* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model [9]. Contoh hasil proses *cropping* wajah ditunjukkan pada Tabel 2.

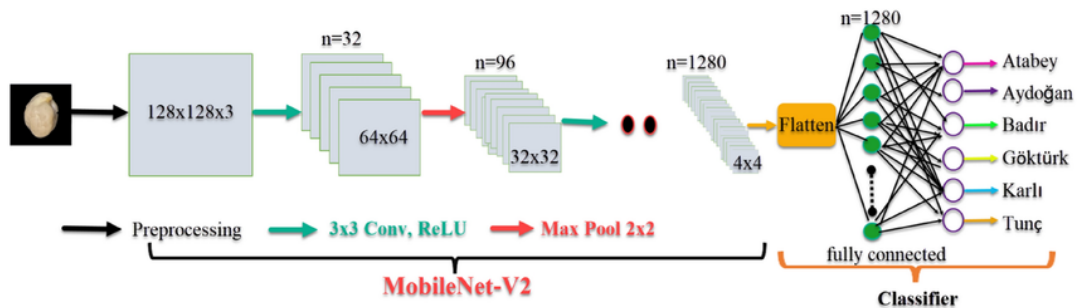
Tabel 2. Contoh Cropping

Faqih	Irsyad	Zahrah
		

Berdasarkan Tabel 2, proses *cropping* berhasil memisahkan area wajah dari latar belakang sehingga fitur-fitur wajah yang relevan dapat lebih fokus dipelajari oleh model *MobileNetV2* selama proses pelatihan.

D. Arsitektur Model

Penelitian ini menggunakan arsitektur *MobileNetV2* yang diawali dengan tahap *preprocessing* untuk menyesuaikan ukuran citra masukan sebelum diproses sebagai ekstraktor fitur utama. *MobileNetV2* mengekstraksi fitur citra melalui serangkaian lapisan *konvolusi* dan *max pooling* sehingga menghasilkan representasi fitur yang lebih ringkas dan informatif. Fitur yang diperoleh kemudian diubah menjadi vektor satu dimensi menggunakan lapisan *flatten* dan diteruskan ke lapisan *fully connected* sebagai *classifier*. Pada tahap akhir, fungsi aktivasi *Softmax* digunakan untuk menghasilkan probabilitas setiap kelas sehingga citra dapat diklasifikasikan sesuai dengan kategori yang telah ditentukan. Penggunaan *MobileNetV2* memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara efektif dengan kebutuhan komputasi yang relatif rendah serta tetap mampu menghasilkan performa yang baik pada tugas pengenalan wajah. Susunan lengkap arsitektur beserta jumlah parameter yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Model MobileNetV2

E. Proses Pelatihan Model

Dataset dibagi menjadi tiga bagian yaitu data pelatihan (*training*), data validasi (*validation*), dan data pengujian (*testing*). Pada tahap awal, lapisan dasar *MobileNetV2* dibekukan (*freeze*) dan hanya lapisan klasifikasi yang dilatih. Setelah model mencapai konvergensi, dilakukan *fine-tuning* dengan membuka sebagian lapisan *MobileNetV2* untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur yang lebih spesifik terhadap dataset wajah murid pengajian [10]. Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan fungsi *loss categorical crossentropy* karena permasalahan yang diselesaikan merupakan klasifikasi multikelas [11]. Fungsi *loss* yang digunakan pada proses pelatihan model adalah Categorical Crossentropy yang dirumuskan sebagai berikut:

$$L = - \sum_{i=1}^n y_i \log(\hat{y}_i) \dots \dots \dots (1)$$

dengan (y_i) merupakan label sebenarnya dan ($\hat{y}_i$) merupakan probabilitas hasil prediksi model.

F. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data pengujian yang tidak terlibat pada proses pelatihan. Kinerja model diukur menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* yang umum digunakan pada permasalahan klasifikasi. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi model secara keseluruhan, *Precision* digunakan untuk mengukur ketepatan klasifikasi pada setiap kelas, *Recall* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data pada kelas tertentu, sedangkan *F1-score* digunakan sebagai ukuran keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi model pada setiap kelas sehingga dapat diketahui kelas-kelas yang masih mengalami kesalahan klasifikasi. Berikut adalah *Accuracy* yang dihitung menggunakan Persamaan (3):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \dots\dots\dots (3)$$

dengan (TP) (*True Positive*), (TN) (*True Negative*), (FP) (*False Positive*), dan (FN) (*False Negative*).

Precision dihitung menggunakan Persamaan (4):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots\dots\dots (4)$$

Recall dihitung menggunakan Persamaan (5):

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots (5)$$

Sedangkan *F1-score* dihitung menggunakan Persamaan (6):

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (6)$$

G. Alur Penelitian

Sebelum proses pelatihan dilakukan, dataset wajah murid pengajian dibagi menjadi data *training*, *validation*, dan *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model dalam mengenali pola dan karakteristik wajah, data *validation* digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan serta mengurangi risiko *overfitting*, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proses pelatihan dilakukan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan ukuran citra masukan 224×224 piksel, *optimizer* Adam, dan fungsi *loss categorical crossentropy* yang sesuai untuk klasifikasi multikelas. Konfigurasi parameter yang digunakan selama proses *training* dan *fine-tuning* ditunjukkan pada Tabel 3. Parameter-parameter tersebut dipilih untuk menghasilkan model yang memiliki keseimbangan antara tingkat akurasi, kecepatan pelatihan, dan efisiensi komputasi.

Tabel 3. Parameter Pelatihan Model MobileNetV2

Parameter	Nilai
Arsitektur Model	<i>MobileNetV2</i>
Ukuran Citra Input	224 x 224 piksel
Jumlah Kelas	15
Batch Size	25
Epoch	30
Optimazer	Adam

Tabel 3 menunjukkan bahwa penelitian menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan ukuran citra masukan sebesar 224×224 piksel. Model dilatih menggunakan optimizer Adam dan menggunakan Epoch 30 yang cocok untuk permasalahan klasifikasi multikelas.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model pengenalan wajah berbasis *MobileNetV2* berhasil dilatih menggunakan dataset wajah murid pengajian yang telah melalui proses pra-pemrosesan dan *augmentasi* data. Pendekatan *transfer learning* digunakan untuk memanfaatkan bobot awal dari dataset ImageNet sehingga proses pelatihan dapat dilakukan secara lebih efektif. Setelah melalui tahap *training* dan fine-tuning, model mampu menghasilkan performa yang baik dalam mengenali wajah pada seluruh kelas yang digunakan dalam penelitian.

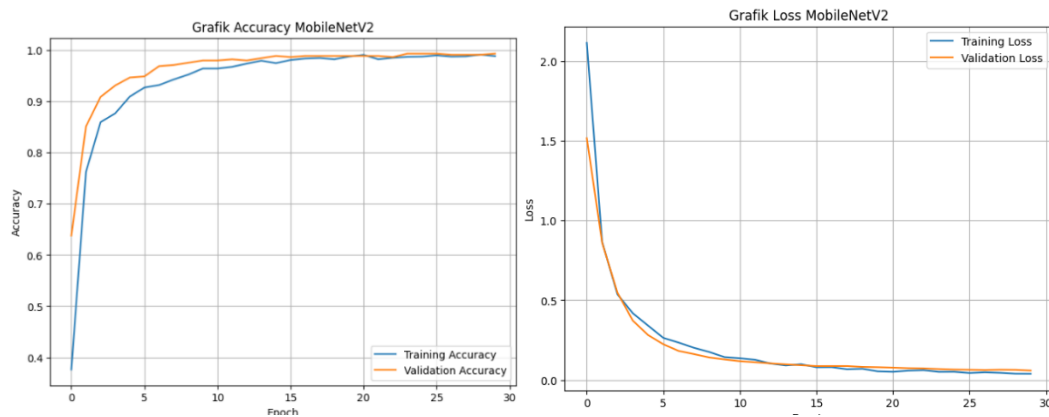
Tabel 4. Hasil Evaluasi Model MobileNetV2

Metrik Evaluasi	Nilai
<i>Accuracy</i>	97%
<i>Precision</i>	97%
<i>Recall</i>	97%
<i>F1-score</i>	97%

Berdasarkan Tabel 4, model *MobileNetV2* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97%. Nilai *precision* sebesar 97% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi yang dilakukan model sesuai dengan kelas sebenarnya. Selain itu, nilai *Recall* sebesar 97% menunjukkan kemampuan model dalam mengenali data wajah pada setiap kelas dengan tingkat keberhasilan yang tinggi. Nilai *F1-score* sebesar 97% mengindikasikan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *Recall* sehingga model memiliki performa klasifikasi yang stabil.

A. Analisis Proses Pelatihan

Perkembangan performa model selama proses pelatihan dapat diamati melalui grafik *accuracy* dan *loss*. Grafik hasil pelatihan ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Accuracy dan Loss Selama Proses Pelatihan

Berdasarkan Gambar 3, nilai *accuracy* pada data *training* dan *validation* mengalami peningkatan secara bertahap seiring bertambahnya epoch pelatihan. Pada saat yang sama, nilai *loss* menunjukkan tren penurunan yang mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari karakteristik data wajah dengan baik. Selisih antara *accuracy training* dan *validation* yang relatif kecil menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang signifikan dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

B. Pembahasan Hasil Penelitian

Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* mampu memberikan performa yang sangat baik dalam tugas pengenalan wajah murid pengajian. Tingginya tingkat akurasi yang diperoleh menunjukkan bahwa kombinasi *transfer learning*, *augmentasi* data, dan proses *fine-tuning* berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur wajah yang relevan. Temuan ini mendukung hipotesis penelitian bahwa *MobileNetV2* dapat digunakan sebagai model pengenalan wajah yang efektif dengan kompleksitas komputasi yang relatif rendah. Hasil penelitian ini juga sejalan dengan berbagai penelitian sebelumnya yang melaporkan bahwa *MobileNetV2* mampu menghasilkan akurasi tinggi pada tugas klasifikasi citra maupun pengenalan wajah. Dibandingkan dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang lebih kompleks seperti VGG dan *ResNet*, *MobileNetV2* memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit sehingga lebih efisien untuk diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Oleh karena itu, model yang dikembangkan tidak hanya mampu memberikan hasil pengenalan wajah yang akurat, tetapi juga memiliki potensi yang besar untuk diimplementasikan pada sistem presensi berbasis wajah secara real-time dengan kebutuhan komputasi yang lebih ringan.

C. Implikasi dan Keterbatasan Penelitian

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* mampu menghasilkan performa yang baik dalam pengenalan wajah dengan nilai akurasi mencapai 97%. Temuan ini menunjukkan bahwa model memiliki potensi untuk diterapkan pada sistem presensi murid pengajian berbasis pengenalan wajah. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena model belum

mampu mengenali seluruh wajah secara konsisten pada kondisi tertentu meskipun tingkat akurasi yang diperoleh tergolong tinggi. Keterbatasan tersebut diduga dipengaruhi oleh jumlah dan variasi dataset yang masih terbatas, sehingga model belum sepenuhnya mampu mengakomodasi perbedaan pose, pencahayaan, maupun kualitas citra yang beragam. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada penambahan jumlah dataset dan peningkatan variasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model serta performa pengenalan wajah pada kondisi nyata.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model pengenalan wajah menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan pendekatan *transfer learning* untuk mendukung proses identifikasi murid pengajian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu mengenali wajah murid dengan baik dan memiliki kemampuan klasifikasi yang efektif pada dataset yang digunakan. Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh nilai *Accuracy* sebesar 97%, *Precision* sebesar 97%, *Recall* sebesar 97%, dan *F1-score* sebesar 97%, yang menunjukkan performa klasifikasi yang tinggi dan stabil. Temuan ini membuktikan bahwa arsitektur *MobileNetV2* dapat dimanfaatkan sebagai solusi pengenalan wajah yang ringan dan efisien untuk mendukung pengembangan sistem presensi otomatis berbasis biometrik. Meskipun demikian, performa model masih dapat ditingkatkan melalui penambahan jumlah serta variasi dataset agar kemampuan generalisasi model terhadap berbagai kondisi wajah dan lingkungan menjadi lebih baik. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi dalam penerapan teknologi *deep learning* khususnya *MobileNetV2* pada bidang pengenalan wajah serta dapat menjadi dasar pengembangan sistem presensi yang lebih akurat dan efisien pada lingkungan pendidikan nonformal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Dharmaputra, M. Cahyanti, M. R. D. Septian, and E. R. Swedia, "Aplikasi Face Mask Detection Menggunakan Neural Network *MOBILENETV2* berbasis Android," *Sebatik*, vol. 25, no. 2, pp. 382–389, Dec. 2021, doi: 10.46984/sebatik.v25i2.1503.
- [2] S. Satwikayana, S. A. Wibowo, and N. Vendyansyah, "Sistem Presensi Mahasiswa Otomatis pada Zoom Meeting Menggunakan *Face Recognition* dengan Metode Convolutional Neural Network berbasis Web," 2021.
- [3] T. Akter *et al.*, "Improved transfer-learning-based facial recognition framework to detect autistic children at an early stage," *Brain Sci.*, vol. 11, no. 6, Jun. 2021, doi: 10.3390/brainsci11060734.
- [4] K. H. Teoh, R. C. Ismail, S. Z. M. Naziri, R. Hussin, M. N. M. Isa, and M. S. S. M. Basir, "Face recognition and Identification using Deep learning Approach," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Mar. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1755/1/012006.
- [5] Q. Zhu, H. Zhuang, M. Zhao, S. Xu, and R. Meng, "A study on expression recognition based on improved *MobileNetV2* network," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-58736-x.
- [6] Y. Kortli, M. Jridi, A. Al Falou, and M. Atri, "Face recognition Systems: A Survey," *Sensors*, vol. 20, no. 2, p. 342, 2020, doi: 10.3390/s20020342.
- [7] X. Zhao, L. Wang, Y. Zhang, X. Han, M. Deveci, and M. Parmar, "A review of convolutional neural networks in computer vision," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 57, no. 4, Apr. 2024, doi: 10.1007/s10462-024-10721-6.

- [8] K. Maharana, S. Mondal, and B. Nemade, "A review: Data pre-processing and data augmentation techniques," *Global Transitions Proceedings*, vol. 3, no. 1, pp. 91–99, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.gltp.2022.04.020.
- [9] A. Al Bataineh, D. Kaur, M. Al-khassaweneh, and E. Al-sharoa, "Automated CNN Architectural Design: A Simple and Efficient Methodology for Computer Vision Tasks," *Mathematics*, vol. 11, no. 5, Mar. 2023, doi: 10.3390/math11051141.
- [10] A. Hosna, E. Merry, J. Gyalmo, Z. Alom, Z. Aung, and M. A. Azim, "Transfer learning: a friendly introduction," *J. Big Data*, vol. 9, no. 1, Dec. 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00652-w.
- [11] G. Zhou *et al.*, "Optimizing *MobileNetV2* for improved accuracy in early gastric cancer detection based on dynamic pelican optimizer," *Heliyon*, vol. 10, no. 16, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e35854.