

PENERAPAN ALGORITMA MOBILENETV2 UNTUK KLASIFIKASI HURUF HIJAIYAH BERBASIS GESTUR TANGAN

Muh. Riswan¹⁾, Titin Wahyuni²⁾, Chyquitha Danuputri³⁾, Emil Agusalim Habi Talib⁴⁾, Muhammad Faisal⁵⁾, Lukman Anas⁶⁾, Andi Agung⁷⁾

1. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
email: 105841104821@student.unismuh.ac.id
2. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
email: titinwahyuni@unismuh.ac.id
3. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
email: chyquithadanuputri@unismuh.ac.id
4. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
email: emil@unismuh.ac.id
5. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
email: muhfaisal@unismuh.ac.id
6. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
email: lukmananas@unismuh.ac.id
7. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
email: andi.agung@unismuh.ac.id

Abstract

The digitalization of religious education offers significant opportunities to enhance Hijaiyah letter learning, particularly for the hearing-impaired community through visual gesture recognition. This study aims to develop and evaluate a real-time web-based classification system for 28 Hijaiyah hand gestures using the MobileNetV2 architecture. The research methodology involves a quantitative approach utilizing transfer learning with a balanced dataset of augmented images. The model was trained using fine-tuning techniques and deployed on a web platform using TensorFlow.js and MediaPipe for efficient on-device inference. Experimental results demonstrate that the model achieved an overall accuracy of 84% on the independent test set, with specific classes reaching near-perfect detection in real-time scenarios, although misclassification persisted among visually similar gestures. The system effectively balances computational efficiency with classification performance, minimizing latency during user interaction. In conclusion, the implementation of MobileNetV2 facilitates a responsive and accessible educational tool, proving the viability of computer vision in creating inclusive religious learning environments without requiring complex server-side infrastructure.

Kata Kunci : *MobileNetV2, Hijaiyah Letters, Hand Gesture Recognition, Transfer Learning, Real-time Classification*

A. PENDAHULUAN

Transformasi digital dan kemajuan teknologi computer vision telah membuka peluang signifikan untuk menciptakan alat bantu pendidikan yang lebih interaktif dan inklusif [1]. Dalam konteks pendidikan agama di Indonesia, penguasaan huruf Hijaiyah merupakan fondasi literasi Al-Qur'an, namun metode pembelajaran konvensional seringkali kurang efektif bagi penyandang tunarungu yang sangat bergantung pada komunikasi visual [2]. Oleh karena itu, sistem pengenalan gestur tangan (hand gesture recognition) menjadi pendekatan solutif untuk memfasilitasi pembelajaran ini. Integrasi teknologi ini ke dalam platform berbasis web dengan memanfaatkan webcam menawarkan aksesibilitas yang luas, memungkinkan pembelajaran mandiri yang fleksibel tanpa terbatas oleh instalasi perangkat lunak yang rumit [3].

Tantangan teknis utama dalam pengembangan sistem berbasis web adalah kebutuhan akan algoritma yang efisien secara komputasi namun tetap mempertahankan akurasi tinggi. Algoritma MobileNetV2 dipilih dalam penelitian ini karena arsitekturnya yang ringan dan terbukti unggul dalam kecepatan pelatihan dibandingkan model CNN lain seperti VGG16 atau ResNet [4]. Meskipun demikian, terdapat kesenjangan implementasi di mana performa model sering menurun drastis saat menghadapi variasi kondisi dunia nyata, seperti pencahayaan dan latar belakang yang dinamis, dibandingkan dengan hasil pengujian laboratorium [5]. Berdasarkan konteks tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah: bagaimana menerapkan algoritma MobileNetV2 untuk mengenali 28 huruf Hijaiyah berbasis gestur tangan secara real-time, dan bagaimana performa model tersebut divalidasi melalui analisis Confusion Matrix.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang, melatih, dan mengimplementasikan model MobileNetV2 yang optimal untuk klasifikasi gestur huruf Hijaiyah pada platform web. Studi ini tidak hanya berfokus pada metrik akurasi pelatihan, tetapi juga mengevaluasi keandalan sistem sebagai alat bantu pembelajaran yang adaptif dan robust melalui pengujian real-time. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penyediaan solusi teknologi edukasi yang menjembatani kesenjangan aksesibilitas bagi komunitas tunarungu, serta memperkaya literatur mengenai penerapan transfer learning dan deployment model deep learning pada sistem isyarat huruf Hijaiyah dalam lingkungan penggunaan yang nyata [6].

B. METODE PENELITIAN

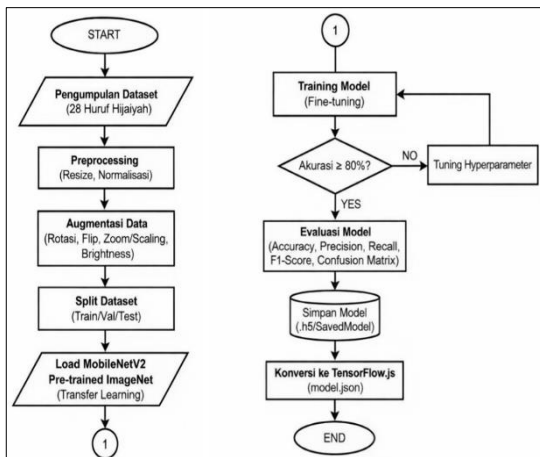
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental untuk mengembangkan dan menguji performa model klasifikasi citra. Fokus utama penelitian adalah penerapan algoritma MobileNetV2 dalam mengenali gestur tangan yang merepresentasikan 28 huruf Hijaiyah. Objek penelitian berupa dataset citra digital yang dikumpulkan secara mandiri, mencakup variasi posisi tangan untuk setiap kelas huruf [7].

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi langsung menggunakan kamera smartphone dan webcam laptop dengan latar belakang netral dan pencahayaan terkontrol. Total data yang dikumpulkan kemudian diolah melalui teknik preprocessing dan augmentasi untuk memastikan keragaman data latih [8]. Analisis data dilakukan secara kuantitatif menggunakan Confusion Matrix untuk menghitung metrik performa model, serta pengujian fungsional secara real-time pada aplikasi web.

Perancangan dan pelaksanaan sistem penelitian ini dibagi menjadi tiga tahapan utama yang divisualisasikan melalui diagram alir berikut:

1. Alur Pengembangan Model (Model Training)

Tahap pengembangan aplikasi mencakup seluruh siklus hidup pengolahan data hingga terbentuknya model yang siap digunakan [9]. Proses ini diimplementasikan menggunakan bahasa Python dengan framework TensorFlow/Keras.



Gambar 1. Proses Pelatihan Model

a. Pengumpulan dan Pra-pemrosesan

Dataset citra 28 huruf Hijayah dikumpulkan dan dinormalisasi. Citra diubah ukurannya (resize) menjadi 224x224 piksel dan nilai piksel disesuaikan ke rentang 0-1.

b. Augmentasi Data

Untuk mencegah overfitting, dilakukan manipulasi data latih meliputi rotasi, pembalikan horizontal (flip), zoom, dan penyesuaian kecerahan (brightness) [10]. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih (training), validasi, dan uji (test).

c. Transfer Learning & Fine-tuning

Model dilatih menggunakan teknik Transfer Learning dengan memuat bobot pre-trained ImageNet pada arsitektur MobileNetV2, diikuti dengan fine-tuning pada lapisan akhir [11].

d. Evaluasi Iteratif

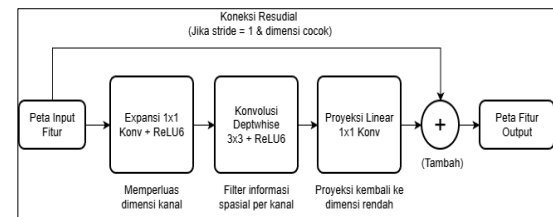
Model dievaluasi setiap epoch. Jika akurasi validasi <80%, dilakukan penyesuaian hyperparameter. Jika target tercapai, model dievaluasi menggunakan data uji independen.

e. Konversi Model

Model final disimpan dalam format .h5 dan dikonversi menjadi format model.json menggunakan TensorFlow.js Converter untuk kebutuhan integrasi web.

2. Arsitektur MobileNetV2

Efisiensi komputasi sistem didukung oleh penggunaan arsitektur MobileNetV2. Struktur utama yang digunakan adalah blok Inverted Residual yang memungkinkan model tetap ringan namun akurat [12], seperti diilustrasikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Struktur Inverted Residual Block pada MobileNetV2

Mekanisme kerja blok pada Gambar 2 meliputi:

a. Ekspansi (Expansion)

Dimensi kanal input diperluas menggunakan konvolusi 1x1 dengan aktivasi ReLU6 untuk menangkap fitur yang lebih kompleks.

b. Depthwise Convolution

Dilakukan penyaringan spasial menggunakan konvolusi 3x3 secara terpisah per kanal (channel-wise), yang secara signifikan mengurangi beban komputasi [13].

c. Proyeksi Linear

Fitur diproyeksikan kembali ke dimensi rendah menggunakan konvolusi 1x1 tanpa aktivasi non-linear (linear

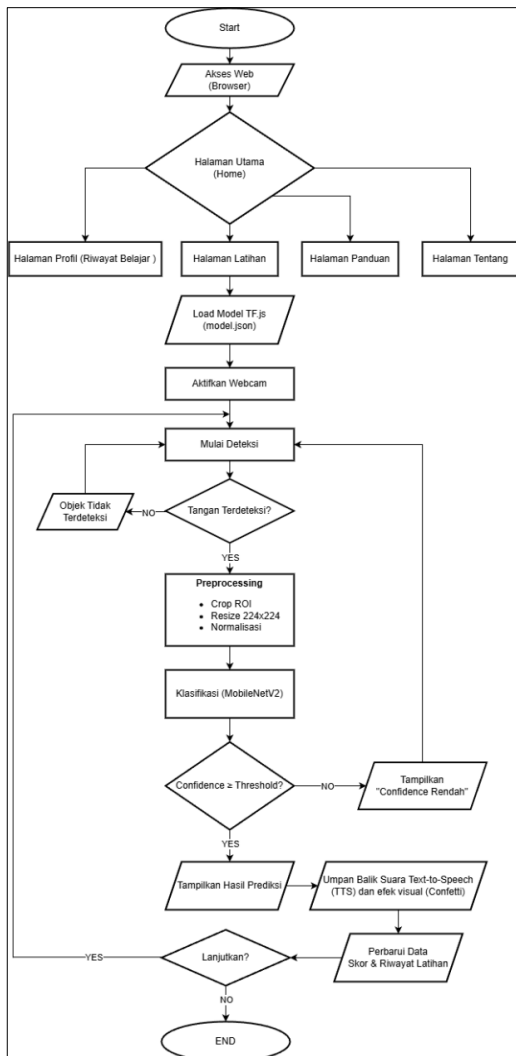
bottleneck) untuk mencegah hilangnya informasi fitur penting.

d. Koneksi Residual

Menghubungkan input dan output blok secara langsung (jika dimensi cocok) untuk memperlancar aliran gradien saat pelatihan.

8. Implementasi Sistem Aplikasi Web

Model yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis Next.js dan TensorFlow.js untuk memungkinkan interaksi pengguna secara langsung. Alur kerja sistem aplikasi ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Sistem Aplikasi Web

Berdasarkan Gambar 3, mekanisme sistem berjalan sebagai berikut:

a. Inisialisasi

Saat pengguna mengakses fitur latihan, sistem memuat model (model.json) secara asinkron dan meminta izin akses kamera.

b. Deteksi Real-time

Sistem menangkap frame video secara kontinu. Jika tangan terdeteksi, area tangan (Region of Interest) dipotong (crop) dan diproses sesuai standar input model.

c. Klasifikasi

Citra diproses oleh model di sisi klien (client-side). Sistem menghasilkan prediksi kelas huruf beserta nilai probabilitasnya (confidence score).

d. Umpan Balik

Jika confidence score \geq ambang batas (0.8), sistem menampilkan hasil prediksi, memutar audio pelafalan, dan memberikan efek visual. Jika di bawah ambang batas, sistem memberikan instruksi perbaikan posisi tangan.

9. Teknik Analisis Data

Evaluasi keberhasilan penelitian dilakukan menggunakan analisis kuantitatif terhadap hasil prediksi model pada data uji [14]. Instrumen analisis utama adalah Confusion Matrix, yang digunakan untuk menghitung metrik evaluasi standar meliputi:

- a. Accuracy: Persentase total prediksi yang benar.
- b. Precision: Tingkat ketepatan prediksi positif model.
- c. Recall: Kemampuan model menemukan kembali informasi positif yang benar.
- d. F1-Score: Rata-rata harmonis antara presisi dan recall [15].

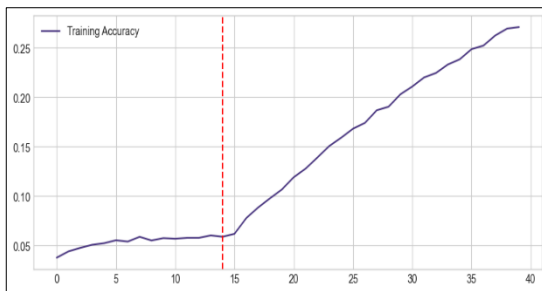
Selain itu, dilakukan pengujian validasi real-time untuk mengukur konsistensi akurasi model saat digunakan langsung pada aplikasi web dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang dinamis.

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Kinerja Model MobileNetV2 dan Efektivitas Transfer Learning

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi gestur huruf Hijaiyah yang beroperasi secara real-time pada lingkungan peramban web. Temuan utama menunjukkan bahwa model MobileNetV2 yang dilatih menggunakan strategi transfer learning mampu mencapai akurasi keseluruhan sebesar 84% pada data uji independen. Hasil ini mengonfirmasi bahwa arsitektur lightweight CNN seperti MobileNetV2 memiliki kapasitas representasi yang memadai untuk menangkap fitur geometris kompleks dari gestur tangan, meskipun dengan parameter komputasi yang terbatas [16].

Dinamika pelatihan model memperlihatkan pola konvergensi yang stabil, di mana penerapan strategi warmup diikuti oleh deep fine-tuning terbukti efektif [17]. Grafik loss yang menurun secara asimtotik mendekati nol pada data latih dan validasi mengindikasikan bahwa model berhasil menghindari overfitting, sebuah tantangan umum pada dataset citra dengan variasi tinggi.



Gambar 4. Grafik Riwayat Pelatihan (Akurasi dan Loss) pada Fase Fine-tuning

Hal ini diperkuat oleh penggunaan teknik augmentasi data (rotasi dan zoom) yang memberikan ketahanan model terhadap variasi posisi tangan pengguna, yang merupakan faktor krusial untuk implementasi di dunia nyata.

Secara teoritis, keberhasilan ini menegaskan bahwa fitur visual universal

(seperti tepi dan bentuk dasar) yang dipelajari dari dataset besar (ImageNet) dapat ditransfer secara efektif ke domain spesifik seperti bahasa isyarat [18]. Namun, penelitian ini juga menemukan bahwa kinerja model tidak seragam di seluruh kelas, mengindikasikan adanya gradasi kompleksitas visual antar huruf Hijaiyah yang mempengaruhi kemampuan generalisasi model.

2. Analisis Kesalahan Klasifikasi dan Tantangan Visual

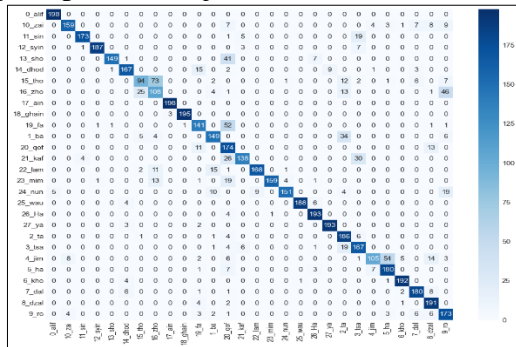
Analisis mendalam terhadap Confusion Matrix mengungkapkan evaluasi pola pada hasil klasifikasi [19]. Model menunjukkan performa superior dengan skor F1 mencapai 0.99 pada huruf-huruf dengan bentuk gestur yang sangat distingtif, seperti Alif (ا), 'Ain (ع), dan Ghain (غ). Tingginya akurasi pada kelas-kelas ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 sangat efektif dalam mengenali fitur global yang tegas dan tidak ambigu.

Tabel 1. Ringkasan Performa Klasifikasi Berdasarkan Kelas Huruf (Precision, Recall, F1-Score)

No	Label Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
1	0_alif	0.98	1.00	0.99	198
2	1_ba	0.81	0.75	0.78	198
3	2_ta	0.69	0.94	0.80	198
4	3_tsa	0.72	0.84	0.78	198
5	4_jim	0.90	0.53	0.67	198
6	5_ha	0.74	0.91	0.82	198
7	6_kho	0.96	0.97	0.96	198
8	7_dal	0.89	0.91	0.90	198
9	8_dzal	0.79	0.96	0.87	198
10	9_ro	0.66	0.87	0.75	198
11	10_zai	0.93	0.80	0.86	198
12	11_sin	0.97	0.87	0.92	198
13	12_syin	0.99	0.94	0.97	198
14	13_sho	0.99	0.75	0.85	198
15	14_dhod	0.90	0.84	0.87	198
16	15_tho	0.74	0.47	0.58	198
17	16_zho	0.52	0.55	0.53	198
18	17_ain	0.99	1.00	0.99	198
19	18_ghain	0.99	0.98	0.99	198
20	19_fa	0.78	0.71	0.74	198
21	20_qof	0.49	0.88	0.63	198
22	21_kaf	0.91	0.70	0.79	198
23	22_lam	0.95	0.85	0.90	198
24	23_mim	0.99	0.80	0.89	198
25	24_nun	0.96	0.76	0.85	198
26	25_wau	0.99	0.95	0.97	198
27	26_Ha	0.91	0.97	0.94	198
28	27_ya	0.96	0.97	0.96	198

No	Label Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Accuracy			0.84	5544	0.84
Macro Average		0.86	0.84	0.84	5544
Weighted Average		0.86	0.84	0.84	5544

Sebaliknya, penurunan performa yang signifikan teridentifikasi pada pasangan huruf yang memiliki kemiripan visual tinggi. Kasus paling menonjol ditemukan pada huruf *Zho* (ظ) yang mencatat F1-Score terendah sebesar 0.53, di mana model sering salah mengklasifikasikannya sebagai *Tho* (ث). Secara morfologi gestur, kedua huruf ini memang sangat identik dan hanya dibedakan oleh detail kecil pada posisi satu jari [20].



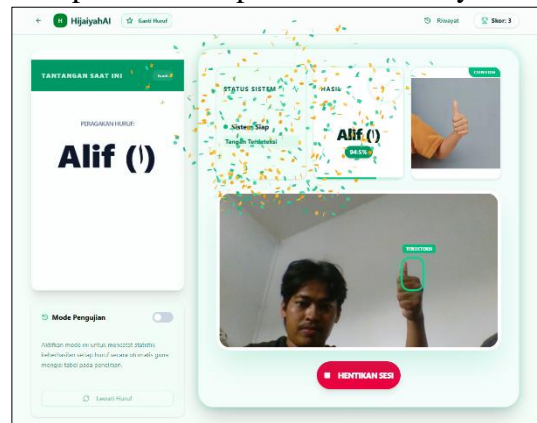
Gambar 5. Visualisasi Confusion Matriks

Temuan ini menyoroti keterbatasan inheren dari arsitektur CNN standar dalam membedakan fitur fine-grained (detail halus) ketika resolusi input direduksi (224x224 piksel) untuk efisiensi komputasi.

Interpretasi dari data ini adalah bahwa meskipun akurasi global tinggi, sistem masih menghadapi tantangan pada "zona ambiguitas visual". Hal ini memberikan wawasan akademik bahwa untuk klasifikasi bahasa isyarat dengan nuansa bentuk yang subtil, pendekatan komputasi masa depan mungkin memerlukan mekanisme atensi (attention mechanism) yang lebih spesifik atau input resolusi yang lebih tinggi pada area Region of Interest (ROI) tangan [21].

3. Implementasi Sistem dan Implikasi Edukatif

Pengujian pada lingkungan produksi (real-time) melalui aplikasi web menunjukkan hasil yang konsisten dengan tahap pelatihan. Sebagian besar huruf berhasil dideteksi dengan tingkat kepercayaan (confidence score) di atas 80%, membuktikan bahwa model yang dikonversi ke format TensorFlow.js tetap mempertahankan presisi inferensinya.



Gambar 6. Tampilan Antarmuka Deteksi Real-time dengan Umpan Balik Visual

Meskipun terdapat sedikit penurunan performa pada kondisi pencahayaan yang tidak ideal, sistem tetap responsif dengan latensi rendah.

Kontribusi signifikansi dari hasil ini terletak pada demokratisasi teknologi asistif. Dengan membuktikan bahwa model Deep Learning yang kompleks dapat dijalankan langsung di browser sisi klien (client-side), penelitian ini menawarkan solusi untuk mengatasi hambatan aksesibilitas [22]. Pengguna, khususnya penyandang tunarungu, tidak lagi memerlukan perangkat keras khusus (GPU) atau instalasi perangkat lunak yang rumit untuk mengakses alat bantu belajar.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini tidak hanya memvalidasi efektivitas teknis algoritma MobileNetV2, tetapi juga menawarkan kerangka kerja implementatif bagi pengembangan media pembelajaran agama inklusif. Transformasi dari metode manual ke

sistem deteksi otomatis berbasis web ini merepresentasikan langkah maju dalam integrasi kecerdasan buatan ke dalam pendidikan agama Islam, membuka peluang bagi metode pedagogi yang lebih interaktif dan mandiri.

D. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi gestur huruf Hijaiyah berbasis web menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan strategi transfer learning. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi global sebesar 84% pada data uji independen, dengan performa deteksi real-time yang responsif dan efisien di sisi klien. Temuan ini menjawab tujuan penelitian dengan membuktikan bahwa algoritma lightweight CNN efektif untuk mengenali fitur geometris gestur tangan yang kompleks tanpa memerlukan infrastruktur komputasi berat. Secara praktis, sistem ini menawarkan solusi teknologi asistif yang inklusif dan mudah diakses, mendukung demokratisasi media pembelajaran agama bagi penyandang tunarungu melalui platform web yang tidak memerlukan instalasi perangkat lunak tambahan.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan dalam menangani ambiguitas visual pada pasangan huruf dengan kemiripan tinggi, seperti Tho dan Zho, serta penurunan performa pada kondisi pencahayaan ekstrem. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi teknik augmentasi yang lebih agresif atau mengintegrasikan mekanisme attention guna meningkatkan diskriminasi fitur fine-grained. Selain itu, pengembangan dataset yang lebih beragam dan optimasi model lebih lanjut, seperti kuantisasi, dapat dilakukan untuk meningkatkan ketahanan sistem pada berbagai kondisi lingkungan penggunaan nyata [23].

E. REFERENSI

- [1] C. del R. Navas-Bonilla, J. A. Guerra-Arango, D. A. Oviedo-Guado, and D. E. Murillo-Noriega, "Inclusive education through technology: a systematic review of types, tools and characteristics," 2025, *Frontiers Media SA*. doi: 10.3389/feduc.2025.1527851.
- [2] D. Priyanto and Hairani, "A Hijaiyah Letters Sign Language Recognition Approach utilizing Deep Learning," *Engineering, Technology and Applied Science Research*, vol. 15, no. 3, pp. 22452–22458, Jun. 2025, doi: 10.48084/etasr.10285.
- [3] R. Saputra *et al.*, "Sistem Klasifikasi Alfabet Bahasa Isyarat Indonesia ... 237." [Online]. Available: <https://data.mendeley.com/datasets/ywnjpbcz8m/1>.
- [4] Y. Brianorman and R. Munir, "Perbandingan Pre-Trained CNN: Klasifikasi Pengenalan Bahasa Isyarat Huruf Hijaiyah," *J. Sistem Info. Bisnis*, vol. 13, no. 1, pp. 52–59, Jul. 2023, doi: 10.21456/vol13iss1pp52-59.
- [5] R. Haris Alfikri *et al.*, "PEMBANGUNAN APLIKASI PENERJEMAH BAHASA ISYARAT DENGAN METODE CNN BERBASIS ANDROID," 2022. [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>
- [6] N. T. Adam, Z. A. Tyas, and T. Hardiani, "Deteksi Gestur Sistem

- Isyarat Bahasa Indonesia Menggunakan Metode Deep learning SSD MobileNet V2 FPNLite,” *Sainteks*, vol. 21, no. 2, p. 129, Oct. 2024, doi: 10.30595/sainteks.v21i2.24006.
- [7] G. Latif, N. Mohammad, J. Alghazo, R. AlKhalaf, and R. AlKhalaf, “ArASL: Arabic Alphabets Sign Language Dataset,” *Data Brief*, vol. 23, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.dib.2019.103777.
- [8] S. Suki, C. Lubis, and J. Pragantha, “IMPLEMENTASI VIRTUAL MOUSE BERBASIS HAND GESTURE RECOGNITION DENGAN MEDIAPIPE DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*, vol. 10, no. 1, pp. 40–51, May 2025, doi: 10.24252/instek.v10i1.53138.
- [9] M. Faisal, Rahman, F. Shabir, and Ida, “Design and Implementation of Plantation Commodities Price Information Broadcaster via Autoreply Short Message Service on Smartphone,” in *Proceedings - 2nd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology: Internet of Things for Industry, EIConCIT 2018, IEEE*, Nov. 2018, pp. 212–217. doi: 10.1109/EIConCIT.2018.8878575.
- [10] Ricky Putra Sardika and W. Widhiarso, “Klasifikasi Otomatis Tingkat Kerusakan Retak Bangunan pada Citra Digital Menggunakan MobileNetV2 dan Augmentasi Data,” *Arcitech: Journal of Computer Science and Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 1, pp. 108–124, Jun. 2025, doi: 10.29240/arcitech.v5i1.13938.
- [11] N. M. K. K. Handayani, E. Y. Hidayat, M. Naufal, and P. L. W. E. Putra, “Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2 dan EfficientNet-B0 dalam Memprediksi Perkelahian,” *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 8, no. 1, p. 106, Jan. 2024, doi: 10.30865/mib.v8i1.7048.
- [12] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, “MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks,” Mar. 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1801.04381>
- [13] L. N. Hayati, A. N. Handayani, W. S. G. Irianto, R. A. Asmara, D. Indra, and N. S. Damanhuri, “Improving Indonesian Sign Alphabet Recognition for Assistive Learning Robots Using Gamma-Corrected MobileNetV2,” *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 7, no. 3, pp. 350–361, Sep. 2025, doi: 10.12928/biste.v7i3.13300.
- [14] M. Faisal et al., “A Hybrid MOO, MCGDM, and Sentiment Analysis Methodologies for Enhancing Regional Expansion Planning: A Case Study Luwu - Indonesia,” *Int. J. Math. Eng. Manag. Sci.*, vol. 10, no. 1, pp. 163–188, Feb. 2025, doi: 10.33889/IJMEMS.2025.10.1.010.
- [15] I. U. W. Mulyono, E. H. Rachmawanto, C. A. Sari, and M. K. Sarker, “A high accuracy of deep learning based CNN

- architecture: classic, VGGNet, and RestNet50 for Covid-19 image classification,” *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol. 22, no. 5, pp. 1187–1195, Oct. 2024, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v22i5.26017.
- [16] A. Alnuaim, M. Zakariah, W. A. Hatamleh, H. Tarazi, V. Tripathi, and E. T. Amoatey, “Human-Computer Interaction with Hand Gesture Recognition Using ResNet and MobileNet,” *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/8777355.
- [17] M. B. Subkhi, M. Yuda Trinurais, R. Kuncoro, A. Wibowo, and B. R. Prakosa, “Program Studi Teknik Informatika,” 2024.
- [18] M. Faisal, T. K. A. Rahman, I. Mulyadi, K. Aryasa, Irmawati, and M. Thamrin, “A Novelty Decision-Making Based on Hybrid Indexing, Clustering, and Classification Methodologies: An Application to Map the Relevant Experts Against the Rural Problem,” *Decis. Mak. Appl. Manag. Eng.*, vol. 7, no. 2, pp. 132–171, Feb. 2024, doi: 10.31181/dmame7220241023
- [19] D. E. Putri, J. Jumadi, and E. Nurlatifah, “Klasifikasi Pengenalan Huruf Hijaiyah Pada Bahasa Isyarat Arab Menggunakan Transfer Learning EfficientNetB1,” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 1371–1384, Mar. 2025, doi: 10.29100/jupi.v10i2.6174.
- [20] D. Mulya, “Classification of Hijaiyah Letters Using Hybrid CNN-CatBoost,” *Intelmatix*, vol. 3, no. 2, pp. 39–44, Aug. 2023, doi: 10.25105/itm.v3i2.17521.
- [21] N. S. W. Nugroho and M. P. K. Putra, “LEVERAGING DEEP LEARNING APPROACH FOR ACCURATE ALPHABET RECOGNITION THROUGH HAND GESTURES IN SIGN LANGUAGE,” *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 6, no. 1, pp. 259–268, Feb. 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.1.3912.
- [22] B. Kurniawan Pratama, S. Lestanti, and Y. Primasari, “Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk Mendeteksi Bahasa Isyarat SIBI,” *Jurnal ProTekInfo* /, vol. 11, no. 2, 2024.
- [23] R. Kuncoro, A. Wibowo, A. Sanjaya, U. Mahdiyah, U. Nusantara, and P. Kediri, “Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi) 139 Implementasi YOLOv8 Pada Pengenalan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia,” Online, 2024.