

PENGEMBANGAN APLIKASI WEB PENGENALAN HURUF BAHASA ISYARAT INDONESIA (BISINDO) *REAL-TIME* MENGUNAKAN MOBILENETV2

Nazwah Thalbiatul Ilmi Rahman^{1*}, Bayyinahtun Dwi Sumatri², Muhammad Rifqi Adityama³, Sri Wahyuni Ningsi⁴, Fitriah Rahmawati⁵, Aditya Irawan⁶, Bintang Alnur Ikhsan⁷, Ilham Julian Efendi⁸

^{1,2,3,4,5,6,7,8}Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Halu Oleo

e-mail : ^{1*}nazwahilmi05@gmail.com, ²bynthdwi@gmail.com,

³muhammadrifkyadiyatna99@gmail.com, ⁴wahyunisriningsijaja@gmail.com,

⁵rahmawatifitrah85@gmail.com, ⁶adityaasmin00@gmail.com, ⁷bintangalnur88@gmail.com,

⁸ilham.julian.efendi@uho.ac.id

Komunikasi merupakan kebutuhan dasar manusia, namun penyandang tunarungu sering menghadapi kendala karena keterbatasan alat penerjemah bahasa isyarat secara real-time dan rendahnya pemahaman masyarakat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi web untuk mengenali huruf Bahasa Isyarat Indonesia secara real-time menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Data terdiri dari 2.288 gambar huruf A-Z yang dikumpulkan dari sumber publik dan secara manual. Data telah diproses melalui normalisasi, perubahan ukuran, dan augmentasi untuk meningkatkan generalisasi model. Model dilatih dengan membekukan 100 lapisan awal dari bobot ImageNet dan menyesuaikan lapisan akhir untuk klasifikasi 26 huruf. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi pengujian sebesar 99% dengan nilai loss 0,03. Model ini diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web dengan arsitektur client-server menggunakan Flask dan Laravel, yang memungkinkan pengenalan bahasa isyarat secara langsung melalui kamera pengguna. Hasil penelitian menunjukkan solusi potensial untuk mendukung komunikasi penyandang tunarungu.

Kata Kunci: Aplikasi Web, Bahasa Isyarat Indonesia, MobileNetV2, Real-Time, Transfer Learning

I. PENDAHULUAN

Manusia pada dasarnya adalah makhluk sosial yang tidak dapat lepas dari aktivitas komunikasi. Komunikasi merupakan aspek mendasar dalam kehidupan sosial karena menjadi sarana utama untuk menyampaikan ide, perasaan, serta menjalin hubungan antarmanusia. Proses komunikasi sendiri merupakan aktivitas pertukaran pesan antara pengirim dan penerima, yang dapat melampaui batas ruang dan waktu, misalnya melalui media elektronik atau tulisan [1].

Umumnya, komunikasi terbagi menjadi dua kategori simbol bahasa, yaitu simbol verbal dan simbol nonverbal.

Simbol verbal dapat terdiri dari suara, tulisan, atau kombinasi keduanya. Sementara itu, simbol nonverbal mencakup ekspresi wajah, gerakan tubuh, atau isyarat tangan, seperti simbol jempol yang menunjukkan persetujuan, atau gerakan tangan lain yang dipakai dalam aktivitas sehari-hari [2].

Namun, tidak semua individu memiliki kemampuan untuk berkomunikasi secara verbal. Sebagian masyarakat, seperti penyandang tunarungu dan tunawicara, memiliki keterbatasan fisik yang menghambat komunikasi verbal, sehingga mereka mengandalkan komunikasi nonverbal melalui gerakan tubuh, khususnya tangan. Komunikasi ini dikenal dengan bahasa isyarat. Di Indonesia, salah satu bentuk bahasa isyarat yang digunakan secara luas adalah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) [3].

Sayangnya, pemahaman masyarakat umum terhadap BISINDO masih sangat minim [4]. Hal ini menyebabkan kendala komunikasi yang cukup serius bagi penyandang tunarungu dalam berinteraksi dengan lingkungan sosialnya. Akibatnya, terjadi kesenjangan komunikasi yang dapat berdampak pada aksesibilitas informasi, pendidikan, layanan publik, hingga partisipasi sosial mereka dalam masyarakat [5].

Bahasa isyarat memainkan peran krusial, terutama dalam mendukung perkembangan bahasa, kognitif, dan kematangan sosial individu tunarungu. Bagi penyandang tunarungu dan tunawicara, bahasa isyarat berfungsi sebagai sarana utama untuk berkomunikasi dengan lingkungan sekitar, dikarenakan mereka memiliki keterbatasan dalam mendengar dan berbicara. Bahasa isyarat yang memanfaatkan gerakan tangan, ekspresi wajah, dan bahasa tubuh ini sangat krusial dalam mendukung proses pembelajaran siswa berkebutuhan khusus di sekolah [6].

Menurut Survei Kesehatan Indonesia (2023), disabilitas pendengaran menempati urutan kedua tertinggi bersama disabilitas berjalan, dengan prevalensi sebesar 0,4%. Diperkirakan lebih dari 2 juta orang di Indonesia mengalami gangguan pendengaran. Namun, dukungan

teknologi terhadap BISINDO masih sangat terbatas, baik dari segi ketersediaan maupun akurasi sistem pengenalannya [7].

Ketidakcukupan alat yang dapat menerjemahkan bahasa isyarat secara langsung menjadi salah satu faktor utama penghalang komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat luas. Situasi ini memperluas jurang sosial dan menghalangi terbentuknya masyarakat yang inklusif. Oleh karena itu, diperlukan inovasi teknologi yang mampu menghubungkan komunikasi tersebut dan memperbaiki inklusi sosial bagi penyandang disabilitas pendengaran [8].

Saat ini, berbagai inovasi dalam deteksi tangan dan pengenalan gerakan berkembang pesat dan telah digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti interaksi manusia-komputer, pengenalan bahasa isyarat, analisis tindakan tangan, pemantauan perilaku pengemudi, hingga realitas virtual [9].

Berdasarkan perkembangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan BISINDO berbasis web dengan menggunakan metode transfer learning melalui arsitektur MobileNetV2. Arsitektur tersebut dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan model yang ringan dan efisien, sehingga cocok diimplementasikan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya, seperti *smartphone* [10]. Sistem ini diharapkan dapat membantu proses pengenalan BISINDO secara otomatis, cepat, dan akurat, sehingga memudahkan komunikasi antara penyandang tunarungu dengan masyarakat luas.

II. METODE PENELITIAN

Alur metode pada Gambar 1 menggambarkan proses penelitian berbasis data yang digunakan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan isyarat tangan BISINDO melalui transfer learning dengan arsitektur MobileNetV2. Data gambar dikumpulkan dari berbagai sumber dan diproses melalui tahapan pra-pemrosesan, seperti pembagian dataset, normalisasi, dan pengubahan ukuran data. Selanjutnya dilakukan augmentasi data dan pelatihan model. Evaluasi dilakukan untuk mengukur akurasi klasifikasi, dan model terbaik diimplementasikan dalam sistem web agar dapat digunakan secara real-time oleh pengguna. Pendekatan ini menghasilkan sistem klasifikasi BISINDO yang efektif dan andal.

A. Data Collection

Pada tahap ini, data dikumpulkan dari dua sumber utama, yaitu secara manual dan melalui dataset yang

tersedia di platform Kaggle. Pengumpulan manual dilakukan dengan mengambil gambar isyarat tangan menggunakan kamera. Semua dataset ini kemudian digabungkan, dan total data yang diperoleh berjumlah 2.288 gambar. Masing-masing label kelas dari huruf A sampai Z terdiri dari 88 gambar, yang mewakili isyarat tangan dalam BISINDO. Data ini menjadi dasar dalam proses pelatihan model klasifikasi yang akan dikembangkan pada tahap selanjutnya.

B. Data Preprocessing

Pada tahap ini, dilakukan serangkaian proses untuk mempersiapkan gambar agar dapat digunakan secara optimal dalam pelatihan model. Langkah-langkah utama dalam pra-pemrosesan ini mencakup pembagian data (*split data*), penyesuaian skala (*rescale*), dan penyesuaian ukuran (*resize*).

1. Split Data

Proses pemisahan dataset menjadi tiga bagian, yaitu data latih, data uji, dan data validasi. Pembagian ini bertujuan agar model dapat belajar dengan baik dan diuji secara akurat sebelum diterapkan.

2. Rescale

Proses mengubah nilai piksel dalam gambar ke rentang 0-1, sehingga memungkinkan model memproses data secara lebih efektif.

3. Resize

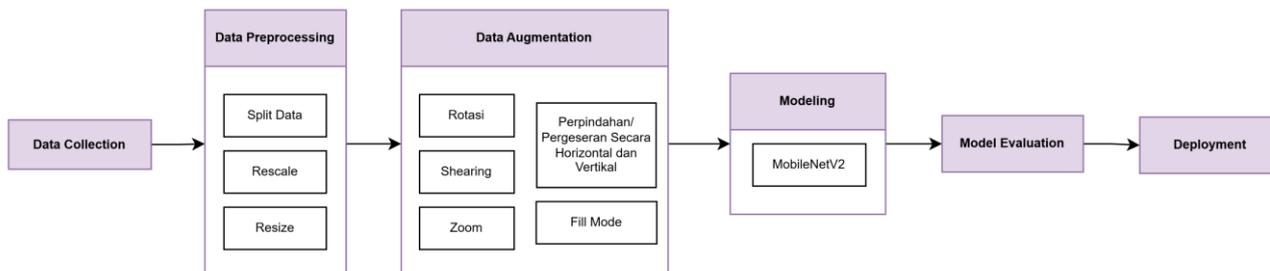
Proses menyeragamkan ukuran gambar agar sesuai dengan spesifikasi model. Gambar dapat diperbesar atau diperkecil sesuai dengan kebutuhan proses pembelajaran.

C. Data Augmentation

Augmentasi data bertujuan untuk meningkatkan keberagaman dan jumlah data latih tanpa perlu mengumpulkan data baru. Teknik ini membantu model pembelajaran mesin agar lebih mampu melakukan generalisasi dan mengurangi risiko *overfitting*. Augmentasi data dilakukan menggunakan metode transformasi sederhana, diantaranya:

1. Rotasi Gambar

Gambar diputar secara acak dalam rentang sudut tertentu. Tujuannya adalah agar model dapat mengenali bentuk isyarat tangan meskipun posisinya sedikit miring dari posisi ideal.



Gambar 1. *Workflow* Metode Penelitian

2. Perpindahan Gambar Secara Horizontal dan Vertikal

Gambar digeser ke kiri, kanan, atas, atau bawah hingga persentase tertentu dari lebar atau tinggi gambar. Teknik ini membantu model mengenali isyarat meskipun posisi tangan dalam gambar tidak selalu berada di tengah.

3. Zoom

Gambar diperbesar atau diperkecil dalam skala kecil. Hal ini meniru kondisi nyata di mana jarak tangan ke kamera bisa bervariasi.

4. Shearing

Shearing adalah proses menggeser sebagian gambar seolah-olah dilihat dari sudut miring. Transformasi ini membantu model mengenali isyarat dalam sudut pandang yang tidak sepenuhnya tegak lurus terhadap kamera.

5. Fill Mode

Fill mode digunakan untuk mengisi bagian gambar yang kosong akibat transformasi di atas seperti rotasi atau perpindahan. Misalnya, dengan mengisi area kosong menggunakan warna terdekat atau interpolasi piksel sekitar, agar tidak menimbulkan *noise* atau gangguan visual pada gambar hasil augmentasi.

D. Modeling

Pada tahap ini, proses pemodelan dilakukan menggunakan arsitektur MobileNetV2, sebuah model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang khusus untuk perangkat dengan keterbatasan sumber daya, seperti *smartphone* atau aplikasi berbasis *web*. MobileNetV2 memiliki keunggulan dalam hal efisiensi komputasi dan ukuran model yang ringan, namun tetap mempertahankan akurasi yang tinggi.

Dalam penelitian ini, pendekatan *transfer learning* diterapkan dengan memanfaatkan bobot *pretrained weights* dari MobileNetV2 yang telah dilatih pada dataset ImageNet. *Layer-layer* awal model digunakan sebagai *feature extractor* yang telah terlatih menangkap pola visual umum dari gambar, sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi klasifikasi pada data spesifik BISINDO. Sementara itu, beberapa layer akhir dimodifikasi dan disesuaikan dengan jumlah kelas pada dataset BISINDO yang digunakan. Pendekatan ini memungkinkan model untuk lebih cepat beradaptasi terhadap data baru tanpa perlu dilatih dari awal.

E. Model Evaluation

Setelah proses pelatihan model selesai, tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model dalam mengenali bahasa isyarat BISINDO, khususnya dalam menggeneralisasi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi ini mencakup pengukuran akurasi klasifikasi, yaitu persentase prediksi yang tepat terhadap seluruh data uji. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk melihat distribusi prediksi benar dan salah pada tiap kelas, sehingga dapat diidentifikasi kelas-kelas yang sering mengalami misklasifikasi. Selanjutnya, *classification report* dianalisis untuk mendapatkan metrik

evaluasi yang lebih mendetail seperti nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* pada setiap kelas. Nilai *loss* pada data uji juga diperhitungkan guna menilai tingkat kesalahan prediksi secara keseluruhan.

F. Deployment

Tahap implementasi dilakukan setelah model berhasil dilatih dan dievaluasi. Model yang telah mencapai performa optimal kemudian diintegrasikan ke dalam sistem berbasis *web* agar dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Tujuan dari implementasi ini adalah untuk menyediakan alat bantu komunikasi penyandang tunarungu dengan menerjemahkan bahasa isyarat BISINDO ke dalam bentuk huruf alfabet A hingga Z secara otomatis.

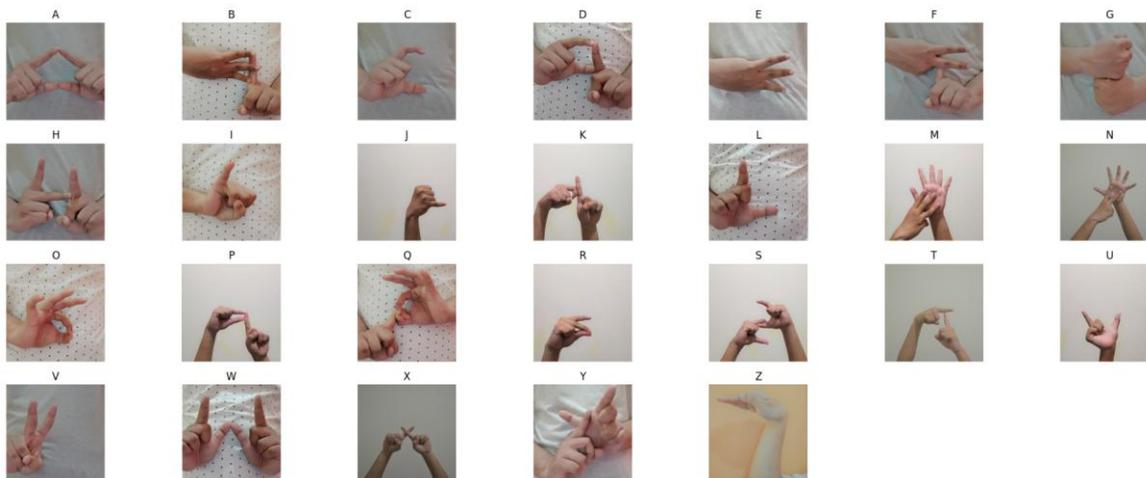
Proses implementasi mencakup penyimpanan model hasil pelatihan dan pemanggilan model tersebut di sisi *backend* menggunakan *framework* yaitu Flask sebagai REST API. Selanjutnya, antarmuka pengguna dirancang agar pengguna dapat mengaktifkan kamera untuk pengenalan secara *real-time*. Gambar yang masuk akan diproses terlebih dahulu sebelum diklasifikasikan. Hasil klasifikasi kemudian ditampilkan pada halaman *website* dalam bentuk huruf alfabet yang dikenali, disertai dengan nilai *confidence* atau tingkat keyakinan dari prediksi model terhadap huruf tersebut.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data Collection

Proses pengumpulan data dilakukan dengan menggabungkan beberapa sumber dataset Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO), baik dari sumber eksternal seperti Kaggle maupun dataset yang dibuat secara mandiri. Dataset ini berisi gambar-gambar yang merepresentasikan huruf-huruf alfabet A hingga Z dalam bentuk isyarat tangan sesuai standar BISINDO. Setiap gambar menampilkan satu huruf dengan pose tangan yang relatif konsisten, namun berasal dari individu yang berbeda dan dalam berbagai kondisi pencahayaan. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan variasi data serta memperkuat kemampuan generalisasi model.

Secara keseluruhan, dataset yang dikumpulkan mencakup 2.288 gambar, dengan rata-rata 88 gambar untuk setiap huruf alfabet. Seluruh gambar dikelompokkan dalam folder utama, yang di dalamnya terdapat subfolder sesuai dengan huruf yang direpresentasikan. Struktur ini digunakan sebagai dasar pemberian label kelas dalam tahap pelatihan model, sehingga memungkinkan pemrosesan data yang lebih sistematis. Contoh visualisasi dataset BISINDO dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Dataset BISINDO

B. Data Preprocessing

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan bahwa citra yang digunakan siap untuk tahap pelatihan model. Langkah pertama dalam proses ini adalah membagi dataset yang berjumlah 2.288 gambar ke dalam tiga subset yaitu data latih sebesar 70% (1.601 gambar), data validasi 15% (344 gambar), dan data uji 15% (343 gambar). Pembagian ini dilakukan dengan metode stratifikasi guna menjaga keseimbangan distribusi gambar di setiap kelas, sehingga model dapat belajar secara optimal dari seluruh kategori yang tersedia. Setelah itu, dilakukan normalisasi nilai piksel dengan teknik *rescaling* menggunakan faktor $1./255$, sehingga seluruh nilai piksel berada dalam rentang $[0, 1]$. Selain itu, setiap citra disesuaikan ukurannya menjadi resolusi 128×128 piksel agar kompatibel dengan lapisan input dari arsitektur MobileNetV2.

C. Data Augmentation

Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, dilakukan proses augmentasi data dengan memanfaatkan ImageDataGenerator. Teknik ini memungkinkan penciptaan variasi tambahan dari data latih tanpa perlu menambah jumlah data secara eksplisit. Beberapa transformasi yang diterapkan mencakup rotasi citra sebesar ± 10 derajat, shearing atau distorsi sudut dengan faktor 0,05, serta zooming atau perbesaran hingga 10%. Selain itu, gambar juga mengalami pergeseran horizontal dan vertikal masing-masing sebesar 10%, dengan metode pengisian (*fill mode*) menggunakan pendekatan ‘nearest’ untuk mengisi area kosong akibat transformasi.

Selain meningkatkan keragaman data latih, penerapan augmentasi ini juga memperluas ruang kemungkinan representasi data yang mungkin muncul di dunia nyata. Dengan demikian, model dapat belajar mengenali isyarat tangan secara lebih adaptif, bahkan ketika terdapat variasi dalam posisi, orientasi, atau skala citra. Augmentasi ini juga membantu mengurangi risiko *overfitting*, sehingga model dapat memiliki performa yang lebih baik saat diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

D. Modeling

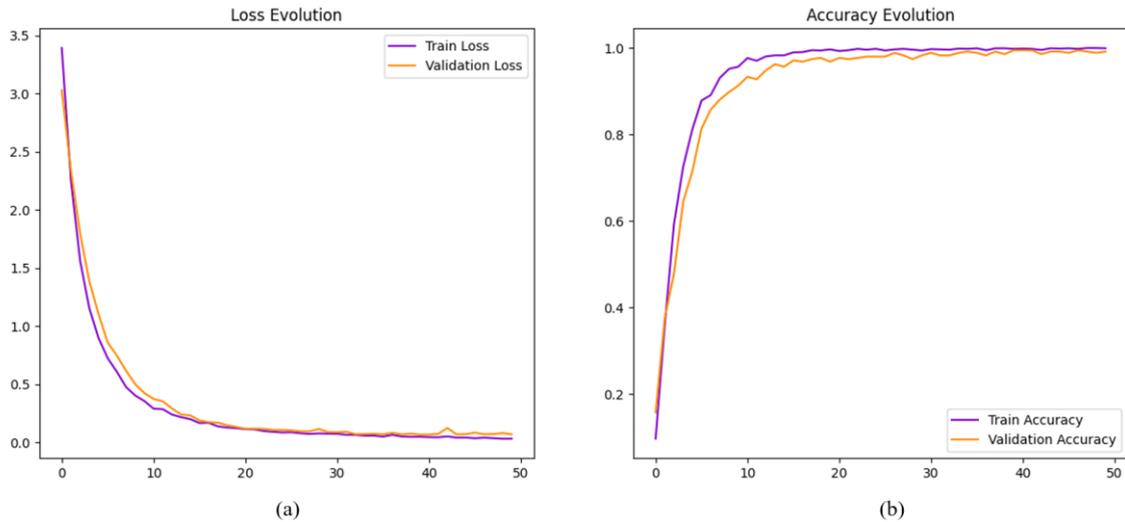
Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah MobileNetV2, sebuah arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang ringan dan efisien, dirancang untuk aplikasi dengan keterbatasan komputasi, seperti pengenalan isyarat tangan secara *real-time*. Dalam pengembangannya, diterapkan teknik *transfer learning* dengan memanfaatkan bobot pralatih dari dataset ImageNet. Untuk menyesuaikan dengan karakteristik dataset BISINDO, sebanyak 100 lapisan awal MobileNetV2 dibekukan (*non-trainable*), sementara sisanya dilatih ulang agar dapat mengadaptasi pola dan fitur dari citra isyarat tangan yang digunakan.

Model akhir dirancang dengan menambahkan beberapa lapisan setelah MobileNetV2, termasuk *GlobalAveragePooling2D* untuk mereduksi dimensi fitur, diikuti oleh *Dense layer* dengan 128 unit neuron, *BatchNormalization*, serta fungsi aktivasi ReLU. Selain itu, diterapkan mekanisme *Dropout* sebesar 0,5 guna mengurangi risiko *overfitting*. Lapisan output terdiri dari *Dense layer* dengan jumlah unit yang sesuai dengan jumlah kelas (26 kelas huruf A–Z) dan menggunakan aktivasi *softmax* untuk kebutuhan klasifikasi multikelas.

Proses kompilasi model dilakukan dengan menggunakan *optimizer* Adam, dengan *learning rate* sebesar 0,0001 dan fungsi *loss categorical_crossentropy*. Selain itu, beberapa *callback* seperti *ReduceLROnPlateau*, *EarlyStopping*, dan *ModelCheckpoint* diterapkan untuk meningkatkan efisiensi pelatihan. Model kemudian dilatih selama 50 *epoch* dengan memanfaatkan teknik augmentasi data dan validasi untuk mengoptimalkan kinerja. Model terbaik kemudian disimpan dalam format *.tflite* untuk keperluan implementasi.

E. Model Evaluation

Evaluasi performa model dilakukan untuk menilai seberapa efektif model dalam mengenali citra isyarat tangan BISINDO. Hasil evaluasi performa pelatihan model MobileNetV2 pada data latih dan validasi dapat dilihat pada Gambar 3.



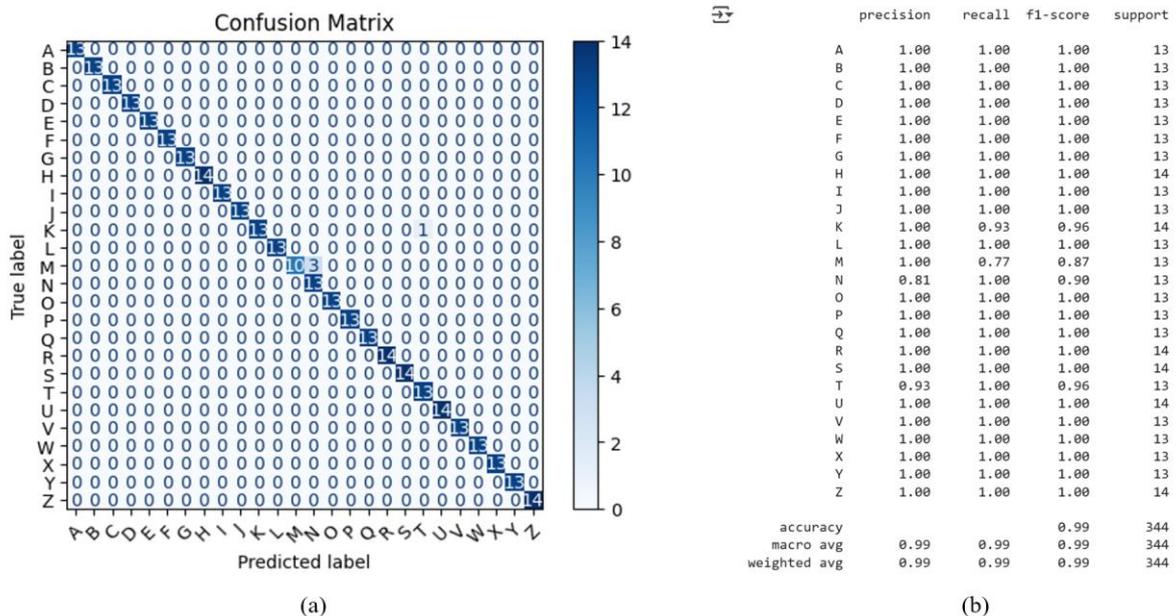
Gambar 3. Kurva Loss (a) dan Akurasi (b) Model Selama Pelatihan

Kurva pada Gambar 3 menunjukkan perkembangan performa model selama 50 epoch pelatihan. Grafik 3(a) memperlihatkan penurunan nilai loss secara signifikan pada awal epoch, yang kemudian stabil mendekati nol. Hal ini menunjukkan bahwa model semakin baik dalam memprediksi data dengan tingkat kesalahan yang semakin kecil. Grafik 3(b) menggambarkan peningkatan akurasi model sejak awal pelatihan hingga mencapai nilai mendekati 1,0 pada data latih dan validasi. Kestabilan kurva ini tanpa adanya kesenjangan mencolok antara train accuracy dan validation accuracy mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting serta mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru.

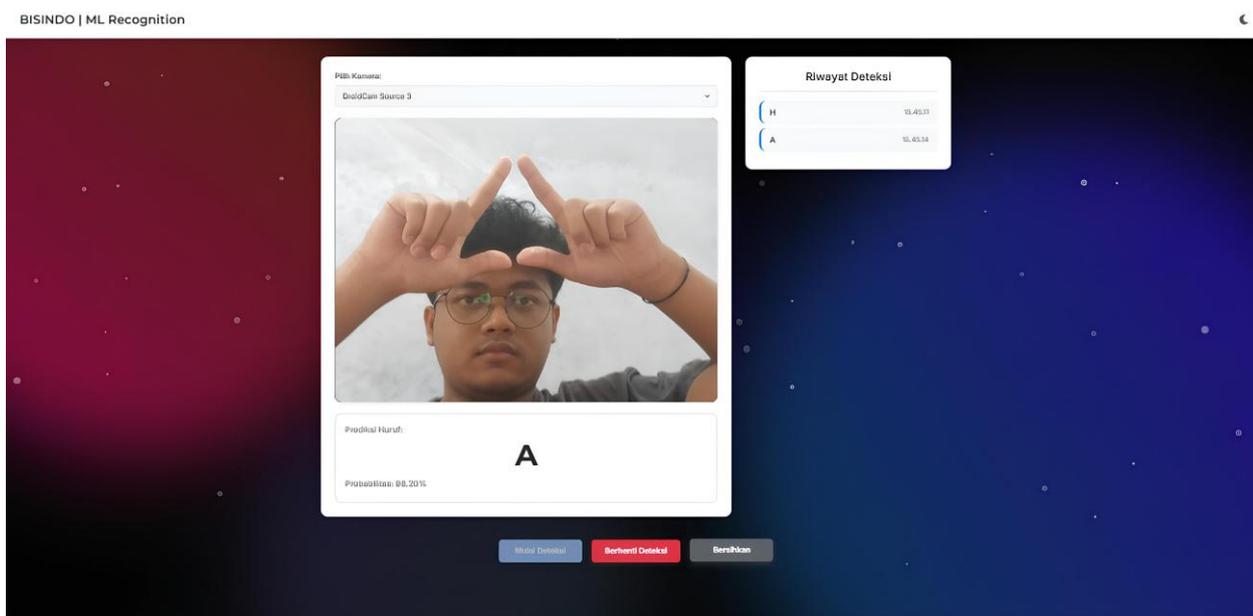
Evaluasi lebih lanjut dilakukan menggunakan data uji untuk mengukur kinerja akhir model. Berdasarkan hasil pengujian, model mencapai tingkat akurasi 99% dengan nilai loss sebesar 0,03. Secara keseluruhan, model mampu mengklasifikasikan hampir semua huruf alfabet dengan benar. Namun, terdapat beberapa kesalahan prediksi,

seperti huruf M yang teridentifikasi sebagai N serta huruf K yang diklasifikasikan sebagai T. Kesalahan ini kemungkinan terjadi karena kemiripan bentuk visual antar huruf pada citra isyarat tangan yang digunakan. Visualisasi hasil klasifikasi pada data uji disajikan dalam bentuk confusion matrix dan classification report yang dapat dilihat pada Gambar 4.

Berdasarkan hasil evaluasi pada data latih, validasi, dan uji, dapat disimpulkan bahwa metode transfer learning dengan arsitektur MobileNetV2 yang dipadukan dengan teknik augmentasi terbukti efektif dalam mengenali citra isyarat tangan BISINDO. Model tidak hanya mencapai akurasi tinggi tetapi juga menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik, sehingga berpotensi untuk diterapkan dalam sistem pengenalan isyarat tangan secara real-time.



Gambar 4. Confusion Matrix (a) dan Classification Report (b) Hasil pengujian Model



Gambar 5. Tampilan Antarmuka Web Pengenalan Huruf BISINDO

F. Deployment

Setelah proses pelatihan dan evaluasi model selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah penerapan model ke dalam *platform* aplikasi *web* yang memungkinkan interaksi secara *real-time* dengan pengguna. Model terbaik yang telah dikonversi ke dalam format `.tflite` diintegrasikan dalam sistem berbasis arsitektur *client-server*, dimana proses inferensi dijalankan pada sisi *backend* menggunakan *framework* Flask yang dikembangkan sebagai REST API. API ini bertugas menerima input berupa citra tangan, memprosesnya melalui model TensorFlow Lite, dan menghasilkan keluaran berupa huruf alfabet disertai nilai *confidence*.

Pada sisi *frontend*, sistem dirancang menggunakan *framework* Laravel yang dikombinasikan dengan HTML, CSS, dan JavaScript. Antarmuka ini memungkinkan pengguna mengakses layanan melalui *browser*, mengaktifkan kamera untuk menangkap citra tangan secara periodik, lalu mengirimkannya ke server melalui API. Hasil klasifikasi kemudian ditampilkan secara langsung kepada pengguna.

Sistem ini dilengkapi dengan beberapa fitur untuk meningkatkan fungsionalitas dan kenyamanan penggunaan. Fitur-fitur tersebut antara lain:

1. Pemilihan sumber kamera dinamis (internal/eksternal).
2. Menampilkan hasil prediksi huruf beserta nilai probabilitas.
3. Menampilkan riwayat deteksi huruf lengkap dengan penanda waktu (*timestamp*).
4. Tersedia mode tampilan terang dan gelap (*light/dark mode*).

Pengujian sistem dilakukan secara *real-time* menggunakan *webcam* laptop terhadap 26 huruf alfabet BISINDO. Setiap huruf diuji sebanyak 10 kali, sehingga total terdapat 260 percobaan. Pengujian tersebut dilakukan untuk mengukur kinerja model dalam kondisi nyata. Berdasarkan hasil pengujian, sistem berhasil

mengenali 252 isyarat tangan dengan benar dan menghasilkan akurasi *real-time* sebesar 96,92%. Kesalahan klasifikasi terjadi pada huruf C, I, J, M, dan Z. Huruf C, M, dan Z masing-masing mengalami dua kesalahan prediksi, sementara huruf I dan J masing-masing mengalami satu kesalahan. Sebagian besar kesalahan disebabkan oleh kemiripan visual antar isyarat, posisi tangan yang kurang ideal, atau pencahayaan yang tidak konsisten saat pengambilan gambar oleh kamera.

Dengan rancangan antarmuka yang intuitif serta proses inferensi yang efisien, sistem ini berpotensi menjadi alat bantu komunikasi berbasis web yang responsif dan mudah digunakan bagi penyandang tunarungu dalam mengenali huruf BISINDO. Ilustrasi antarmuka sistem dapat dilihat pada Gambar 5.

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model pengenalan huruf Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) berbasis arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning berhasil mencapai akurasi pengujian sebesar 99% dan nilai *loss* sebesar 0,03, serta menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Model ini telah diimplementasikan ke dalam aplikasi web berbasis arsitektur *client-server* dan diuji secara *real-time* menggunakan *webcam* laptop terhadap 26 huruf alfabet BISINDO, masing-masing sebanyak 10 kali, sehingga total terdapat 260 percobaan. Berdasarkan pengujian tersebut, sistem berhasil mengenali 252 isyarat tangan dengan benar dan menghasilkan akurasi *real-time* sebesar 96,92%, dengan kesalahan klasifikasi pada huruf C, I, J, M, dan Z. Kesalahan tersebut umumnya disebabkan oleh kemiripan visual antar isyarat, posisi tangan yang kurang ideal, atau pencahayaan yang tidak stabil. Secara keseluruhan, sistem menunjukkan kinerja yang sangat baik dan responsif dalam mengenali huruf isyarat secara langsung, serta

berpotensi menjadi solusi praktis untuk mendukung komunikasi inklusif bagi penyandang tunarungu di masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Dyatmika, *Ilmu Komunikasi* (Book Style) Yogyakarta: Zahir Publishing (2021) 1-2.
- [2] D. F. Sjoraida, A. R. Nugraha, B. W. K. Guna, M. Ali, A. H. Arifin, A. P. Nomleni, H. Hendrik and D. Pasaribu, "Exploring the Role of Nonverbal Communication in Interpersonal Relationships: A Study of Gestures, Postures, And Proxemics," *eScience Humanity Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 565–573, 2024, doi: 10.37296/esci.v4i2.179.
- [3] L. Arisandi and B. Satya, "Sistem Klarifikasi Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo) Dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Jurnal Sistem Cerdas*, vol. 5, no. 3, pp. 135–146, 2022, doi: 10.37396/jsc.v5i3.262.
- [4] L. D. Saputra and R. W. Putra, "Perancangan Aplikasi Permainan 'Bisindoku' Sebagai Media Komunikasi Pengenalan Bahasa Isyarat," *KARTALA VISUAL STUDIES*, vol. 4, no. 2, pp. 12–26, 2024.
- [5] A. Nasution and F. Indra, "Komunikasi Nonverbal Dalam Pendidikan Inklusif: Studi Kasus Di S1b Abc Melati Aisyiah Deli Serdang," *Jurnal Ilmu Komunikasi UHO: Jurnal Penelitian Kajian Ilmu Komunikasi dan Informasi*, vol. 9, no. 3, pp. 756–770, 2024, doi: 10.52423/jkuho.v9i3.222.
- [6] A. M. Irchamna, V. N. F. Amira, N. Oktavianti, and M. Mintowati, "Pengaruh Bahasa Isyarat Terhadap Pembelajaran Komunikasi Lisan Tunaganda (Tunarungu dan Tunawicara)," *EUNOIA (Jurnal Pendidikan Bahasa Indonesia)*, vol. 5, no. 1, pp. 40–49, 2025, doi: 10.30821/eunioia.v5i1.4200
- [7] E. F. Santika. (2024, July 16). Ini Prevalensi Disabilitas Indonesia pada 2023 [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/layanan-konsumen-kesehatan/statistik/66a13e9eb02df/ini-prevalensi-disabilitas-indonesia-pada-2023>
- [8] Dunia Tanpa Suara. (2024, September 11). Fakta Penting Tentang Penyandang Disabilitas Rungu Wicara di Indonesia [Online]. Available: <https://www.kompasiana.com/duniatanpasuara/66e177a8ed6415119617f352/fakta-penting-tentang-penyandang-disabilitas-rungu-wicara-di-indonesia>
- [9] M. Arif, G. S. Haryono, N. F. Arsyad, R. Ramadhani, A. Sahid, and P. Rosyani, "Sistem Pendeteksi Tangan Berbasis Mediapipe Dan OpenCV Untuk Pengenalan Gerakan," *Biner: Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia*, vol. 2, no. 2, pp. 173–177, 2024.
- [10] R. Saputra, G. W. N. Wibowo, and A. K. Zyen, "Sistem Klasifikasi Alfabet Bahasa Isyarat Indonesia Menggunakan CNN dengan MobileNetV2 berbasis Android," *Jurnal JUPITER*, vol. 17, no. 1, pp. 237–248, 2025, doi: 10.5281/zenodo.14686025.