

Development of a Sign Language Detection System Using TensorFlow and CVzone

Dinda Putri Ramadani

Department of Informatics, Dinamika Bangsa University, Jambi, Indonesia

E-mail: dindaputriramadani2@gmail.com

*Corresponding Author

Prayitno

Department of Informatics, Dinamika Bangsa University, Jambi, Indonesia

E-mail: prayitno4704@gmail.com

Praditya Oktanza Djaduk Wibisono

Department of Informatics, Dinamika Bangsa University, Jambi, Indonesia

E-mail: pradityaadit95@gmail.com

Mochammad Rizky Abadi Sutoyo

Study Program of Electrical Engineering, Faculty of Science and Technology, Universitas Jambi, Jambi, Indonesia

E-mail: rizkyabadi@unja.ac.id

Received: 9 January, 2025; Accepted: 27 June, 2026; Published: 31 July, 2025

Abstract: Sign language is a communication system used to help deaf people interact with each other. In Indonesia, there are two main sign languages, namely Indonesian Sign Language (BISINDO) and Indonesian Sign Language System (SIBI), each of which has differences in the use of hands. This research develops a SIBI-based sign language recognition system using TensorFlow and CVzone. This system uses computer vision technology and machine learning to recognize SIBI alphabet hand gestures. The model is developed using a dataset captured by a camera and trained with TensorFlow to enable real-time gesture recognition, while CVzone facilitates effective gesture tracking. Test results show that the average accuracy in recognizing the SIBI alphabet reaches more than 90%, which reflects the system's good performance in recognizing the alphabet. It is expected that the accuracy of detecting hand gestures in sign language will be improved to support communication for the deaf community in Indonesia.

Keywords: SIBI, Sign Language Recognition, TensorFlow, CVzone, Hand Gesture Recognition, Computer Vision

I. Introduction

Komunikasi adalah proses penyampaian informasi dari satu pihak ke pihak lain agar terjadi saling memengaruhi di antara keduanya. Bagi para penyandang tunarungu dan tunawicara, komunikasi merupakan hal yang sangat penting. Komunikasi yang paling efektif bagi penyandang tunarungu adalah komunikasi non-verbal (nonlisan), yaitu komunikasi yang menggunakan bahasa isyarat, baik berupa gerakan isyarat tangan maupun isyarat tubuh dan mimik wajah [1]. Oleh karena itu, bahasa isyarat menjadi alat komunikasi yang sangat penting dan efektif bagi penyandang tunarungu dan tunawicara yang mengalami keterbatasan dalam kemampuan berbicara dan mendengar.

Bahasa isyarat merupakan bahasa yang tidak mengeluarkan suara (non-verbal) dan menggunakan tangan sebagai sarana berkomunikasi [2]. Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) merupakan salah satu media yang membantu komunikasi sesama kaum tunarungu di dalam masyarakat yang lebih luas. Wujudnya adalah tatanan yang sistematis atas seperangkat isyarat jari, tangan, dan berbagai gerak yang melambangkan kosakata bahasa Indonesia [3]. Di Indonesia dikenal dua sistem isyarat, yaitu SIBI dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO), yang memiliki perbedaan dalam penggunaan tangan [15]. Masyarakat pada umumnya kurang memahami bahasa isyarat karena bahasa tersebut terbentuk dan berkembang secara alami di lingkungan para penyandang tunarungu dan tunawicara [4].

SIBI dan BISINDO memiliki karakteristik yang berbeda. SIBI bersifat baku dan disusun mengikuti struktur bahasa Indonesia sehingga banyak digunakan dalam lingkungan pendidikan formal, sedangkan BISINDO berkembang secara alami di kalangan komunitas tunarungu. Penelitian ini berfokus pada SIBI, khususnya pengenalan abjad, karena abjad merupakan dasar penyusunan kata dan kalimat dalam komunikasi isyarat. Dengan mengenali abjad secara akurat, sistem dapat menjadi fondasi bagi pengembangan penerjemah bahasa isyarat yang lebih lengkap.

Proses komunikasi antara penyandang tunarungu dan tunawicara dengan masyarakat umum sering menghadapi

kendala, salah satunya kurangnya pemahaman masyarakat terhadap bahasa isyarat. Akibatnya, sering terjadi miskomunikasi dalam interaksi di antara kedua pihak. Masalah ini dapat diatasi dengan menggunakan kamus bahasa isyarat atau jasa penerjemah, namun solusi tersebut membutuhkan biaya dan waktu [5].

Perkembangan teknologi visi komputer dan kecerdasan buatan membuka peluang untuk menghadirkan teknologi asistif yang mampu menjembatani komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum. Sistem pengenalan bahasa isyarat otomatis dapat menerjemahkan gestur tangan menjadi teks atau simbol yang mudah dipahami sehingga mengurangi ketergantungan pada penerjemah manusia. Teknologi semacam ini berpotensi meningkatkan kemandirian serta partisipasi sosial penyandang tunarungu dan tunawicara dalam berbagai aktivitas sehari-hari.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan teknologi deteksi Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) menggunakan TensorFlow dan CVzone [6]. Deteksi objek (object detection) merupakan teknik dalam bidang visi komputer yang bertujuan mengenali dan menentukan lokasi objek pada gambar atau video. Proses ini umumnya menggunakan algoritma berbasis pembelajaran mesin atau pembelajaran mendalam untuk menghasilkan keluaran yang relevan dan akurat [7]. TensorFlow merupakan salah satu framework pembelajaran mendalam sekaligus pustaka data science yang bersifat sumber terbuka (open source) dan dikembangkan oleh tim peneliti Google. TensorFlow dapat digunakan pada berbagai bidang, termasuk object detection melalui TensorFlow Object Detection API yang mempermudah proses pembangunan, pelatihan, dan penerapan model deteksi objek [8].

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem pengenalan bahasa isyarat menggunakan pendekatan visi komputer dan pembelajaran mendalam. Angkoso, Fuad, dan Hadiwineka [13] mengenali abjad SIBI menggunakan kamera depth, sedangkan Fatjriyatun dkk. [14] merancang sistem komunikasi SIBI berbasis pengenalan suara. Pada ranah yang lebih luas, pengenalan gestur tangan secara real-time menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) juga telah menunjukkan hasil yang menjanjikan [12]. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan berbasis pembelajaran mesin efektif untuk mengenali gestur tangan, sekaligus membuka peluang penerapannya pada pengenalan abjad SIBI. Penelitian ini menawarkan pendekatan yang lebih praktis dengan memanfaatkan Teachable Machine sehingga proses pelatihan model dapat dilakukan tanpa memerlukan keahlian pemrograman yang mendalam.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pendeteksi bahasa isyarat berbasis Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) secara otomatis menggunakan teknologi TensorFlow dan CVzone. Tujuan utamanya adalah meningkatkan pemahaman masyarakat terhadap bahasa isyarat sekaligus mempermudah komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum. Kontribusi penelitian ini adalah menghadirkan sistem pengenalan abjad SIBI secara real-time yang dibangun dengan memanfaatkan Teachable Machine untuk pelatihan model serta CVzone Hand Tracking Module untuk meningkatkan akurasi deteksi. Dengan demikian, sistem ini diharapkan menjadi solusi yang efektif dalam menjembatani kesenjangan komunikasi dan menciptakan interaksi yang lebih inklusif bagi penyandang tunarungu dan tunawicara.

2. Research Method

2.1. Experiment Setup

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi huruf alfabet dengan gestur tangan pada SIBI menggunakan TensorFlow dan CVzone, serta memanfaatkan Teachable Machine untuk proses pelatihan model. Adapun tahapan-tahapan yang diperlukan untuk mencapai tujuan penelitian ini dirancang dalam bentuk alur penelitian yang ditampilkan pada Fig. 1.

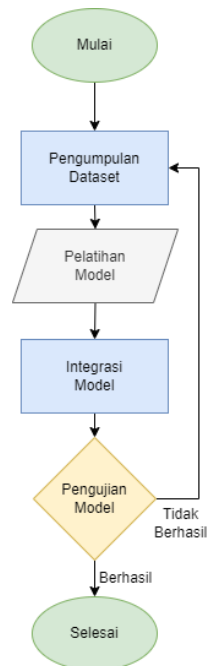


Fig. 1. Experiment Setup

Fig. 1 merupakan diagram eksperimen yang dirancang khusus untuk penelitian ini. Proses penelitian dibagi menjadi beberapa tahap yang terpisah, yaitu pengumpulan dataset, pelatihan model, integrasi model, dan pengujian model.

- Tahap pengumpulan dataset dilakukan dengan mengumpulkan gestur tangan untuk setiap huruf alfabet menggunakan kamera dengan bantuan kode Python. Proses pengumpulan data dilakukan secara real-time, di mana gambar yang diperoleh secara otomatis dilabeli sesuai huruf yang direpresentasikan. Dataset yang telah dikumpulkan disusun dan dikelompokkan ke dalam folder terpisah berdasarkan kelas huruf alfabet.
- Tahap pelatihan model, yaitu dataset yang telah terkumpul diunggah ke platform Teachable Machine untuk dilakukan proses pelatihan model. Pada tahap ini, data dikelompokkan berdasarkan kelas masing-masing huruf alfabet, dan algoritma pelatihan diterapkan untuk membangun model yang mampu mengenali pola pada setiap gestur tangan. Hasil dari tahap ini adalah model yang dilatih secara optimal dan diekspor ke dalam format TensorFlow.js atau TensorFlow Lite untuk memungkinkan integrasi lebih lanjut.
- Integrasi model. Tahap ini bertujuan untuk mengintegrasikan model yang telah dilatih ke dalam sistem aplikasi Python. Integrasi dilakukan dengan memanfaatkan pustaka TensorFlow dan CVzone, yang memungkinkan sistem menjalankan deteksi gestur tangan secara real-time menggunakan kamera. Proses ini memastikan model yang telah dilatih dapat berfungsi secara efisien dalam lingkungan produksi untuk memenuhi kebutuhan deteksi huruf alfabet.
- Pengujian Model. Sistem yang telah terintegrasi diuji untuk mengevaluasi performa model dalam mendeteksi huruf alfabet berbasis gestur tangan. Pengujian dilakukan menggunakan data uji baru yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan. Evaluasi melibatkan pengukuran metrik seperti akurasi, presisi, dan sensitivitas model. Jika performa model tidak memadai, maka penelitian kembali ke tahap pengumpulan dataset untuk menambah variasi data atau meningkatkan kualitas dataset sebelum pelatihan ulang dilakukan.

2.2. Dataset

Penelitian ini mengumpulkan dataset gestur tangan alfabet SIBI menggunakan kamera dengan bantuan kode Python. Dataset diperoleh secara real-time, di mana setiap gambar yang diambil secara otomatis dilabeli dengan huruf alfabet. Untuk meningkatkan kualitas dataset, digunakan CVzone. Di dalam modul CVzone terdapat pustaka Hand Tracking Module yang berfungsi mirip dengan MediaPipe, yaitu mampu mendeteksi ruas-ruas tangan sehingga menampilkan kerangka tangan. Terdapat 1.300 gambar gestur tangan alfabet SIBI yang diklasifikasikan menjadi 24 kategori, yaitu A, B, C, D, E, F, G, H, I, K, L, M, N, O, P, Q, R, S, T, U, V, W, X, dan Y. Fig. 2 menampilkan folder yang berisi dataset SIBI untuk setiap alfabet.

Fig. 2. Folder Dataset Setiap Abjad

Pada Fig. 2, setiap folder mewakili satu huruf alfabet dan berisi kumpulan gambar gestur tangan untuk huruf tersebut. Struktur ini memastikan data untuk setiap kelas terpisah dengan jelas sehingga mendukung pelatihan model dengan akurasi tinggi. Penamaan folder disesuaikan dengan huruf alfabet untuk mempermudah proses klasifikasi dan pengelolaan dataset. Selanjutnya, Fig. 3 menampilkan bahwa setiap gambar yang dikumpulkan telah dilengkapi hand tracking dari pustaka CVzone.

Fig. 3. Gambar Dataset A

Dari 1.300 gambar yang dikumpulkan, setiap kelas huruf memiliki jumlah citra yang relatif seimbang, yaitu sekitar 54 gambar per huruf. Pengambilan gambar dilakukan pada kondisi pencahayaan yang cukup dengan latar belakang yang relatif polos agar kerangka tangan yang dihasilkan oleh CVzone terlihat jelas. Setiap gambar merepresentasikan satu gestur huruf dengan variasi posisi dan orientasi tangan yang wajar sehingga model dapat mempelajari pola gestur secara lebih robust.

CVzone merupakan pustaka visi komputer berbasis Python yang menyederhanakan penggunaan OpenCV dan MediaPipe. Modul Hand Tracking Module pada CVzone mampu mendeteksi 21 titik landmark pada tangan, meliputi ujung jari dan persendian, kemudian menggambarkannya sebagai kerangka tangan pada citra. Informasi landmark ini membantu model memfokuskan perhatian pada bentuk dan posisi tangan sehingga meningkatkan konsistensi fitur yang dipelajari selama pelatihan.

2.3. Pelatihan Model

Dataset yang telah terkumpul diunggah ke platform Teachable Machine untuk proses pelatihan model. Pada tahap ini, data dikelompokkan berdasarkan kelas masing-masing huruf alfabet, dan algoritma pelatihan diterapkan untuk membangun model yang mampu mengenali pola pada setiap gestur tangan. Hasil dari tahap ini adalah model yang dilatih secara optimal dan diekspor ke dalam format model.h5 untuk memungkinkan integrasi lebih lanjut.

2.4. Proposed Method

Teachable Machine adalah alat berbasis web yang dikembangkan oleh Google untuk mempermudah pelatihan model pembelajaran mesin tanpa memerlukan keahlian teknis yang mendalam. Dalam klasifikasi gambar, alat ini menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) yang efektif dalam ekstraksi fitur visual seperti garis, tepi, dan pola tekstur [11]. Melalui pendekatan transfer learning, model pra-latih seperti MobileNet atau EfficientNet milik TensorFlow digunakan sebagai dasar untuk pelatihan ulang pada data spesifik pengguna, sehingga menghemat waktu dan meningkatkan akurasi tanpa memerlukan dataset yang besar [9]. Keunggulan khusus Teachable Machine adalah dataset yang digunakan untuk pelabelan dapat ditangkap secara langsung melalui webcam atau diunggah dalam bentuk berkas gambar melalui antarmuka drag-and-drop yang disediakan. Selain itu, model yang dihasilkan dapat diunduh dalam bentuk model TensorFlow yang dapat digunakan pada aplikasi web, mobile, maupun perangkat mikrokontroler [10].

Fig. 4. Teachable Machine

Dengan memanfaatkan struktur hierarkis CNN, Teachable Machine mampu mengenali pola visual yang kompleks secara efisien. Antarmuka interaktifnya memudahkan pengguna non-teknis untuk melatih model pembelajaran mesin, sementara transfer learning memberikan fleksibilitas dalam adaptasi ke berbagai domain. Keunggulan ini menjadikan Teachable Machine alat yang ideal untuk pengenalan pola pada gambar.

Convolutional Neural Network bekerja dengan mengekstraksi fitur secara bertingkat melalui lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan terhubung penuh (fully connected). Lapisan awal menangkap fitur sederhana seperti tepi dan sudut, sedangkan lapisan yang lebih dalam menangkap pola yang lebih kompleks. Melalui transfer learning, bobot model pra-latih yang telah mempelajari fitur umum dari dataset berskala besar digunakan kembali, kemudian disesuaikan dengan dataset gestur tangan SIBI. Pendekatan ini memungkinkan model mencapai akurasi tinggi meskipun jumlah data pelatihan relatif terbatas.

2.5. Environment Setup

Eksperimen dalam penelitian ini dilaksanakan pada sebuah komputer dengan sistem operasi Windows 11 64-bit serta spesifikasi perangkat keras berupa prosesor AMD Ryzen 5 5600H dengan Radeon Graphics (12 CPU, 3,3 GHz) dan RAM 16 GB. Perangkat lunak yang digunakan meliputi Visual Studio Code sebagai editor utama, Python sebagai bahasa pemrograman, dan Teachable Machine untuk pelatihan model. Ringkasan spesifikasi lingkungan penelitian disajikan pada Table 1.

Table 1. Spesifikasi lingkungan penelitian

Komponen	Spesifikasi
Sistem operasi	Windows 11 64-bit
Prosesor	AMD Ryzen 5 5600H with Radeon Graphics (12 CPU, 3,3 GHz)

RAM	16 GB
Editor kode	Visual Studio Code
Bahasa pemrograman	Python
Platform pelatihan	Teachable Machine
Pustaka utama	TensorFlow, CVzone

3. Results and Discussion

3.1. Integrasi Model

Pada tahap ini, model yang telah dilatih menggunakan Teachable Machine dengan konfigurasi berupa epoch sebanyak 50, batch size 16, dan learning rate 0,001 diintegrasikan ke dalam aplikasi Python. Konfigurasi pelatihan tersebut dirangkum pada Table 2. Proses integrasi memanfaatkan pustaka TensorFlow untuk membaca dan menjalankan model hasil pelatihan, serta CVzone untuk mendeteksi gestur tangan secara real-time. Model yang telah dilatih diimpor ke dalam kode Python dan dihubungkan dengan kamera untuk mendeteksi serta mengklasifikasikan gestur tangan berdasarkan huruf alfabet SIBI. Pengujian awal dilakukan untuk memastikan model berjalan tanpa kendala sebelum melanjutkan ke tahap evaluasi performa.

Pada proses deteksi real-time, setiap frame yang ditangkap kamera diproses untuk mendeteksi keberadaan tangan menggunakan CVzone. Setelah tangan terdeteksi, area tangan dipotong (crop) dan diteruskan ke model klasifikasi untuk diprediksi kelas hurufnya. Hasil prediksi beserta tingkat keyakinannya kemudian ditampilkan pada layar secara langsung. Proses ini berlangsung terus-menerus sehingga pengguna dapat melihat hasil pengenalan huruf secara seketika saat memperagakan gestur.

Table 2. Konfigurasi pelatihan model

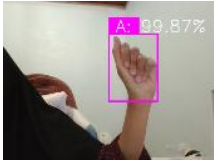
Parameter	Nilai
Epoch	50
Batch size	16
Learning rate	0,001
Arsitektur	Convolutional Neural Network (CNN)
Platform pelatihan	Teachable Machine
Format model	model.h5

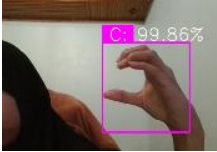
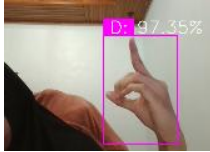
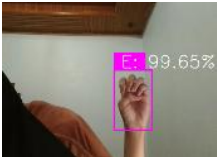
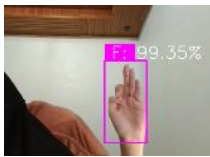
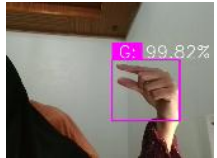
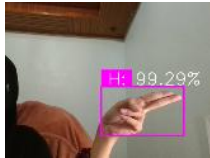
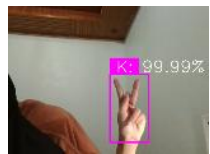
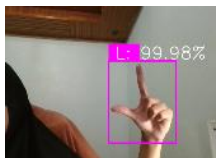
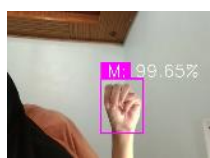
3.2. Hasil Pengujian Model

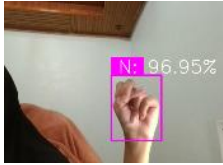
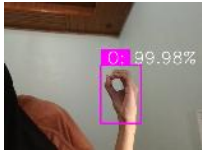
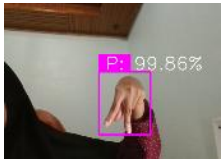
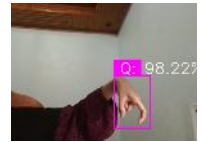
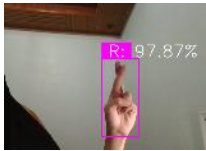
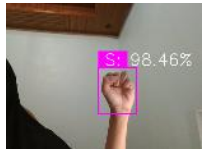
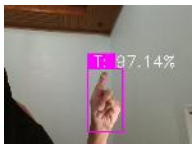
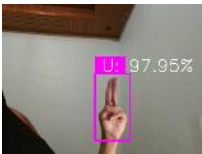
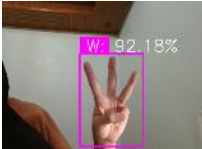
Tahap pengujian model dilakukan untuk mengevaluasi akurasi sistem dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan gestur tangan alfabet SIBI. Pengujian menggunakan data uji yang belum digunakan selama proses pelatihan. Model yang telah diintegrasikan diuji secara real-time menggunakan kamera, dan hasil klasifikasi dibandingkan dengan label sebenarnya.

Akurasi dihitung sebagai persentase jumlah prediksi yang benar terhadap seluruh data uji. Selain akurasi, kualitas model juga dapat ditinjau melalui presisi, yaitu proporsi prediksi positif yang benar, serta recall atau sensitivitas, yaitu kemampuan model menemukan seluruh gestur yang seharusnya dikenali. Dalam penelitian ini, akurasi digunakan sebagai metrik utama karena setiap huruf diuji secara terpisah dan jumlah data antarkelas relatif seimbang.

Evaluasi performa dilakukan berdasarkan nilai akurasi, yang dihitung sebagai persentase prediksi yang benar terhadap total data uji. Apabila nilai akurasi yang diperoleh tidak memenuhi target, proses kembali ke tahap pengumpulan dataset untuk memperbaiki atau menambah data guna meningkatkan performa model. Tahap pengujian ini merupakan langkah akhir untuk memastikan model berfungsi dengan baik sesuai tujuan penelitian. Hasil pengujian selengkapnya dapat dilihat pada Table 3.

Huruf	Pengujian	Nilai Akurasi	Penjelasan	Huruf	Pengujian	Nilai Akurasi	Penjelasan
A		99,87%	Akurasi tinggi menunjukkan bahwa model dapat mengenali gestur tangan huruf A dengan baik.	B		100,00%	Model mengenali gestur tangan untuk huruf B dengan sempurna.

C		99,86%	Huruf C terdeteksi dengan akurasi tinggi dan konsisten.	D		97,35%	Huruf D teridentifikasi dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi.
E		99,65%	Sistem mengenali huruf E dengan akurasi yang sangat baik dan konsisten.	F		99,35%	Deteksi huruf F menunjukkan performa yang kuat dan optimal.
G		99,82%	Huruf G terdeteksi hampir sempurna dengan skor tinggi.	H		99,29%	Sistem mampu mengenali huruf H dengan sangat baik, menunjukkan bahwa skor akurasi tinggi.
I		100,00 %	Gestur tangan pada huruf I menunjukkan skor akurasi yang sempurna.	K		99,99%	Huruf K terdeteksi dengan skor akurasi yang tinggi.
L		99,98%	Sistem menunjukkan skor akurasi mendekati sempurna untuk huruf L.	M		99,65%	Deteksi huruf M berjalan sangat baik dengan konsistensi yang tinggi.

N		96,95%	Huruf N terdeteksi dengan baik dan memiliki akurasi stabil.	O		99,98%	Akurasi skor pada huruf O sangat tinggi.
P		99,86%	Model mengenali huruf P dengan dengan baik.	Q		98,22%	Huruf Q terdeteksi dengan baik dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi.
R		97,87%	Deteksi huruf R menunjukkan akurasi yang tinggi	S		98,46%	Sistem mendeteksi huruf S dengan akurasi yang sangat baik.
T		97,14%	Huruf T dikenali dengan tingkat akurasi yang cukup baik.	U		97,95%	Deteksi huruf U menunjukkan hasil yang stabil dengan akurasi tinggi.
V		99,75%	Huruf V menunjukkan akurasi sangat baik dan akurasi yang tinggi	W		92,18%	Huruf W dikenali dengan cukup baik, meskipun akurasi lebih rendah dibanding huruf lainnya.

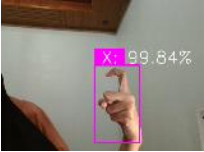
X		99,84%	Sistem mendeteksi huruf X dengan akurasi yang sangat tinggi.	Y		99,80%	Huruf Y terdeteksi dengan baik dan memiliki akurasi nilai yang tinggi.
---	---	--------	--	---	--	--------	--

Table 3. Hasil Pengujian

3.3. Hasil

Berdasarkan hasil pengujian model pada Table 3, nilai akurasi tertinggi mencapai 100% (huruf B dan I) dan terendah 92,18% (huruf W), dengan rata-rata akurasi seluruh huruf di atas 90%. Hal ini menunjukkan bahwa model hasil pelatihan Teachable Machine yang diintegrasikan dengan TensorFlow dan CVzone mampu memberikan akurasi yang tinggi dalam mengenali abjad SIBI.

Hasil pada Table 3 memperlihatkan bahwa sebagian besar huruf dikenali dengan akurasi di atas 97%. Huruf dengan gestur yang bentuknya khas dan berbeda jelas dari huruf lain, seperti B dan I, memperoleh akurasi tertinggi. Sebaliknya, huruf dengan gestur yang mirip huruf lain atau memiliki bentuk tangan yang lebih kompleks, seperti W, cenderung memperoleh akurasi yang sedikit lebih rendah. Pola ini menunjukkan bahwa tingkat kemiripan antargestur menjadi salah satu faktor yang memengaruhi performa deteksi.

3.4. Pembahasan

Capaian akurasi rata-rata di atas 90% pada penelitian ini sejalan dengan hasil penelitian terdahulu yang menerapkan CNN maupun transfer learning untuk pengenalan bahasa isyarat [3], [6], [12]. Pemanfaatan Teachable Machine yang dipadukan dengan CVzone Hand Tracking Module terbukti mampu menghasilkan model yang akurat sekaligus mudah dikembangkan. Dibandingkan pendekatan yang mengharuskan perancangan arsitektur CNN dari awal, pemanfaatan Teachable Machine menawarkan proses yang lebih cepat dan ramah bagi pengguna non-teknis, meskipun dengan fleksibilitas arsitektur yang lebih terbatas.

Meskipun demikian, sistem ini memiliki sejumlah keterbatasan. Model belum dapat mengenali huruf J dan Z yang bersifat dinamis karena keduanya melibatkan gerakan, sedangkan pendekatan yang digunakan berfokus pada citra statis. Selain itu, performa deteksi masih dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan, latar belakang, resolusi kamera, dan jarak pengambilan gambar. Keterbatasan ini menjadi arah pengembangan pada penelitian selanjutnya, misalnya dengan memperbesar dataset, menerapkan pendekatan berbasis video untuk huruf dinamis, serta menguji sistem pada beragam kondisi lingkungan.

Secara praktis, sistem pengenalan abjad SIBI ini dapat dimanfaatkan sebagai media pembelajaran bahasa isyarat maupun sebagai komponen awal dari aplikasi penerjemah isyarat. Karena dibangun menggunakan perangkat lunak yang umum dan tidak memerlukan perangkat keras khusus, sistem berpotensi diterapkan secara luas, termasuk pada lingkungan pendidikan bagi penyandang tunarungu dan tunawicara.

4. Conclusion

Berdasarkan hasil penelitian, sistem deteksi bahasa isyarat berbasis TensorFlow dan CVzone yang dikembangkan berhasil diimplementasikan untuk mendeteksi gestur tangan secara real-time dan mengklasifikasikan 24 objek berupa huruf alfabet SIBI. Sistem ini menggunakan CVzone Hand Tracking Module untuk mendeteksi gestur tangan dan membedakan huruf-huruf yang telah dimodifikasi, yaitu A, B, C, D, E, F, G, H, I, K, L, M, N, O, P, Q, R, S, T, U, V, W, X, dan Y. Dataset terdiri dari 1.300 citra tangan yang dilatih menggunakan Teachable Machine dari Google dengan parameter pelatihan berupa epochs sebanyak 50, batch size sebesar 16, dan learning rate 0.001. Hasil pelatihan berupa file model dengan format "model.h5" diintegrasikan ke dalam aplikasi Python menggunakan pustaka TensorFlow untuk membaca model dan CVzone untuk meningkatkan akurasi deteksi melalui modul pelacak tangan.

Pengujian dilakukan secara real-time menggunakan kamera webcam, menghasilkan tingkat keberhasilan deteksi yang bervariasi. Huruf dengan tingkat keberhasilan deteksi tertinggi, yaitu 100%, adalah B dan I. Huruf dengan tingkat keberhasilan 99% meliputi A, C, E, F, G, H, K, L, M, O, P, V, X, dan Y. Tingkat keberhasilan 98% dicapai pada huruf Q dan S, sementara huruf D, R, T, dan U mencapai tingkat keberhasilan di atas 97%. Huruf N memiliki tingkat keberhasilan 96%, dan huruf W menunjukkan tingkat keberhasilan 92%. Meskipun model berhasil mendeteksi 24 huruf alfabet secara efektif, tingkat akurasi pendeteksian dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti resolusi kamera, pencahayaan, latar

belakang, jarak dari kamera, dan kondisi lingkungan lainnya.

Namun, model ini memiliki keterbatasan dalam mendeteksi huruf J dan Z karena kedua huruf tersebut melibatkan gerakan sebagai bagian dari isyaratnya. Selain itu, model mengalami kesulitan mendeteksi gestur apabila terdapat objek lain di latar belakang yang dapat mengganggu akurasi deteksi. Intensitas cahaya serta jenis perangkat yang digunakan juga memengaruhi tingkat akurasi deteksi. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah variasi dan jumlah dataset, menangani huruf dinamis seperti J dan Z melalui pendekatan berbasis video, serta menguji sistem pada kondisi pencahayaan dan perangkat yang lebih beragam.

Acknowledgment

Penelitian ini didukung oleh Universitas Dinamika Bangsa, Jambi, Indonesia

References

- [1] D. Rofifah, E. Zulpicha, and M. Rofiandaru, "Sistem Pembelajaran Bahasa Isyarat (SIBI) Menggunakan Metode Komunikasi Total untuk Penyandang Tunarungu di SLBN Semarang," *Jurnal Analisa Sosiologi*, vol. 6, no. 1, pp. 100-109, 2020. [Online]. Available: <https://core.ac.uk/download/pdf/35378171.pdf>
- [2] E. N. Azizah, M. G. Resmi, and S. Alam, "Penerapan Metode Design Thinking pada Perancangan User Interface Aplikasi Mobile Pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)," *Jurnal Mnemonic*, vol. 6, no. 1, pp. 71-76, 2023. DOI: 10.36040/mnemonic.v6i1.5711
- [3] M. A. Imaddudin, I. W. Hamzah, and S. Astuti, "Simulasi Penerjemah SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan TensorFlow dan Convolutional Neural Network (CNN)," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 6, pp. 3911-3918, 2022.
- [4] A. S. Nugraheni, A. P. Husain, and H. Unayah, "Optimalisasi Penggunaan Bahasa Isyarat dengan SIBI dan BISINDO pada Mahasiswa Difabel Tunarungu di Prodi PGMI UIN Sunan Kalijaga," *Jurnal Holistika*, vol. 5, no. 1, pp. 28-33, 2023. DOI: 10.24853/holistika.5.1.28-33
- [5] M. B. Subkhi, M. Y. Trinurais, R. K. A. Wibowo, and B. R. Prakosa, "Deteksi Bahasa Isyarat Berdasarkan SIBI (Sistem Bahasa Isyarat) Menggunakan Transfer Learning," *Seminar Nasional Teknologi dan Sains*, vol. 3, no. 1, pp. 361-369, 2024. DOI: 10.29407/stains.v3i1.4347
- [6] I. B. A. Peling, I. M. P. A. Ariawan, and G. B. Subiksa, "Deteksi Bahasa Isyarat Menggunakan TensorFlow Lite dan American Sign Language (ASL)," *Jurnal Krisnadana*, vol. 3, no. 2, pp. 90-100, 2024. DOI: 10.58982/krisnadana.v3i2.534
- [7] D. Permana and J. Sutopo, "Aplikasi Pengenalan Abjad Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dengan Algoritma YOLOv5," *Jurnal Simantec*, vol. 11, no. 2, pp. 231-240, 2023. DOI: 10.21107/simantec.v11i2.19783
- [8] I. Maryati, "Website Perpustakaan 'Library HUB' dengan Pencarian Buku Berdasarkan Gambar Menggunakan Google MLKit," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 4, pp. 1821-1831, 2021. DOI: 10.35957/jatisi.v8i4.1269
- [9] H. Kacorri, "Teachable Machines for Accessibility," *ACM SIGACCESS Accessibility and Computing*, no. 119, pp. 10-18, 2017. DOI: 10.1145/3167902.3167904
- [10] Darmatasia, "Pengenalan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Menggunakan Gradient-Convolutional Neural Network," *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*, vol. 6, no. 1, p. 56, 2021. DOI: 10.24252/instek.v6i1.18637
- [11] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *Communications of the ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84-90, 2017. DOI: 10.1145/3065386
- [12] J. P. Sahoo, A. J. Prakash, P. Plawiak, and S. Samantray, "Real-Time Hand Gesture Recognition Using Fine-Tuned Convolutional Neural Network," *Sensors*, vol. 22, no. 3, art. 706, 2022. DOI: 10.3390/s22030706
- [13] C. V. Angkoso, M. Fuad, and D. R. Hadiwineka, "Pengenalan Abjad Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Berbasis Kamera Depth," *LINK*, vol. 24, no. 1, p. 6, 2018. DOI: 10.31090/link.v24i1.4
- [14] D. Fatjriyatun, K. Joni, A. Ubaidillah, M. Ulum, and R. Alfita, "Rancang Bangun Komunikasi Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) bagi Anak Tunarungu/Wicara Berbasis Speech Recognition," *Jurnal Arus Elektro Indonesia*, vol. 7, no. 2, p. 35, 2021. DOI: 10.19184/jaei.v7i2.23614
- [15] R. A. Mursita, "Respon Tunarungu terhadap Penggunaan Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dalam Komunikasi," *INKLUSI: Journal of Disability Studies*, vol. 2, no. 2, p. 221, 2015. DOI: 10.14421/ijds.2202

Authors' Profiles



Dinda Putri Ramadan lahir di Medan, Indonesia, pada 25 Oktober 2004. Saat ini, ia sedang menempuh pendidikan S1 di Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dinamika Bangsa, Jambi, Indonesia. Bidang studi yang ditekuni meliputi bidang Teknik Informatika.



Prayitno lahir di Sarolangun, Indonesia, pada 07 April 2004. Saat ini, ia sedang menempuh pendidikan S1 di Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dinamika Bangsa, Jambi, Indonesia. Bidang studi yang ditekuni meliputi bidang Teknik Informatika.



Praditya Oktanza Djaduk Wibisono lahir di Batam, Indonesia, pada 01 Oktober 2004. Saat ini, ia sedang menempuh pendidikan S1 di Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dinamika Bangsa, Jambi, Indonesia. Bidang studi yang ditekuni meliputi bidang Teknik Informatika.