

PISTON: Jurnal Teknologi

http://piston-jt.uho.ac.id/



ISSN: 2502-7018 Technical Report

Vol. 0x(0y) mm 20yy, hal. 0x – 0y https://dx.doi.org/10.xx/xx.xyz

Klasifikasi Huruf Bahasa Isyarat BISINDO Menggunakan Computer Vision

Ayang Nova Anggraeni¹, Julia Ayu Dewi Siagian², ¹Jurusan Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang ²Jurusan Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang

^{2,3}Universitas Singaperbangsa Karawang

Riwayat Artikel:

Diajukan: 30/05/2025 Diterima: dd/mm/yyyy Daring: dd/mm/yyyy Terbit:dd/mm/yyyy

Kata Kunci: Bahasa Isyarat BISINDO Computer Vision CNN Klasifikasi Huruf Fingerspelling

Abstrak

Bahasa isyarat merupakan alat komunikasi utama bagi komunitas Teman Tuli untuk berinteraksi dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu bahasa isyarat yang digunakan di Indonesia adalah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO), yang menyampaikan informasi melalui gerakan tangan, ekspresi wajah, dan posisi tubuh. Namun, masih banyak masyarakat umum yang tidak memahami BISINDO, sehingga menyebabkan hambatan komunikasi antara Teman Tuli dan Teman Dengar. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi huruf BISINDO (A-Z) berbasis Computer Vision menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Sistem ini dapat mengenali gestur tangan statis melalui kamera webcam secara real-time dan menerjemahkannya ke dalam bentuk teks. Data citra tangan yang digunakan berasal dari dataset publik berformat klasifikasi gambar dengan masing-masing label huruf A sampai Z. Model CNN dilatih menggunakan dataset tersebut dengan pembagian data pelatihan dan validasi sebesar 80:20. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mengenali beberapa huruf dengan tingkat akurasi tinggi, meskipun akurasi keseluruhan pada data validasi masih tergolong rendah. Sistem juga dilengkapi dengan fitur buffering huruf, ambang batas kepercayaan (confidence threshold), dan jeda waktu untuk menyusun kata demi kata. Kelebihan dari sistem ini adalah kemampuannya untuk mengenali huruf secara real-time dan membentuk rangkaian kata secara otomatis. Adapun kekurangannya terletak pada sensitivitas model terhadap pergerakan tangan dan keterbatasan data gesture per huruf yang seragam. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih beragam dan menambahkan fitur pengenalan gestur kata secara langsung agar sistem dapat digunakan lebih luas dan akurat.

Abstract

Sign language is the primary communication tool used by the Deaf community in daily interactions. In Indonesia, one of the most commonly used sign languages is Indonesian Sign Language (BISINDO), which conveys messages through hand gestures, facial expressions, and body movements. However, many people in the general public do not understand BISINDO, resulting in communication barriers between the Deaf and hearing communities. This research aims to develop a BISINDO letter classification system (A-Z) using a Computer Vision-based approach with a Convolutional Neural Network (CNN). The system is designed to recognize static hand gestures in real-time through a webcam and convert them into text. The hand image dataset used in this study is publicly available and organized into labeled folders from A to Z. The CNN model was trained with an 80:20 split between training and validation data. Training results show that the model can recognize several letters with high accuracy, although the overall accuracy on validation data remains relatively low. The system includes features such as letter buffering, a confidence threshold, and a time delay mechanism to assemble letters into words automatically. The system's strengths lie in its real-time recognition capability and its ability to construct words continuously. However, its weaknesses include sensitivity to hand movement and limited variation in gesture data. Future research is recommended to use more diverse datasets and incorporate direct gesture-to-word recognition features to improve the system's usability and accuracy.

Keywords:

Sign Language BISINDO Computer Vision CNN Image Classification

Pendahuluan

Pada bulan Mei 2022, jumlah penyandang tunarungu dan tunawicara di indonesia mencapai 19.392 atau setara dengan 9.14% penyandang disabilitas di Indonesia[1]. Bahasa isyarat merupakan alat komunikasi utama bagi komunitas Teman Tuli. Teman Tuli adalah istilah yang dipilih oleh tuna rungu di Indonesia sebagai identitas diri mereka. Mereka lebih senang dipanggil Teman Tuli karena menurut mereka istilah tuna rungu dipersepsikan sebagai sebuah kecacatan atau penyakit yang biasanya digunakan dalam istilah medis/kedokteran. Memanggil para Teman Tuli dengan sebutan tuna rungu membuat mereka merasa dianggap sakit. Kemudian, Teman Tuli menggunakan istilah "Teman Dengar" bagi individu yang tidak memiliki gangguan pendengaran (non-difabel)[2]. Di Indonesia, Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) menjadi salah satu bahasa visual yang digunakan. Bahasa isyaratnya biasanya dalam bentuk gerakan tangan, mimik, tubuh yang membentuk simbol-simbol yang mengartikan suatu huruf atau kata. Metode bahasa isyarat yang digunakan oleh penyandang tunarungu salah satunya adalah Bahasa Isyarat Indonesia(BISINDO)[3]. Ada beberapa jenis bahasa isyarat yang digunakan di Indonesia, seperti SIBI dan BISINDO, alasan kami memilih BISINDO sebagai objek penelitian adalah karena BISINDO lebih banyak digunakan dalam komunikasi sehari-hari (non-formal) dan lebih serba guna. BISINDO, Bahasa Isyarat Indonesia, didirikan oleh komunitas tuna rungu dan menunjukkan variasi regional yang mencerminkan asal-usul komunitas tersebut. Oleh karena itu, BISINDO dianggap sebagai sistem bahasa isyarat yang serbaguna[5]. Pada perbandingan tanggapan terhadap penggunaan BISINDO dan SIBI di Indonesia sebagai bahasa isyarat[6], dari 100 responden, 91% tuna rungu lebih memilih menggunakan BISINDO daripada SIBI karena mereka merasa kesulitan menggunakan SIBI daripada BISINDO, dan hanya 9% yang menggunakan SIBI. BISINDO mampu memperkaya ekspresi sehingga dapat menghidupkan suasana, memudahkan berhubungan dengan banyak teman, dan tidak ada hambatan dalam berkomunikasi[5].



Gambar 1. Gesture BISINDO dan SIBI

Sistem penerjemah bahasa isyarat ke teks menjadi salah satu solusi untuk membantu jembatan komunikasi antara komunitas Teman Tuli dan Teman Dengar yang tidak menguasai bahasa isyarat.

Dalam penelitian ini, dikembangkan sebuah sistem klasifikasi huruf BISINDO (A-Z) menggunakan pendekatan Computer Vision berbasis Convolutional Neural Network (CNN). CNN telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi gambar dan pengenalan pola visual[4]. Sistem ini dirancang untuk mengenali gesture dari huruf tunggal secara real-time melalui webcam lalu diterjemahkan ke dalam teks]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi huruf BISINDO menggunakan CNN berbasis citra tangan statis. Dengan demikian, hasil karya ini diharapkan dapat meningkatkan pemahaman dan aksesibilitas komunikasi antara penyandang tuli dan masyarakat umum. Hipotesis dari penelitian ini adalah CNN dapat mengklasifikasikan huruf BISINDO dengan akurasi tinggi. Strategi yang digunakan adalah pelatihan model CNN dengan dataset citra tangan dan menguji performa klasifikasi model.

Teori Dasar

Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) adalah bahasa isyarat alami yang digunakan dan diciptakan oleh komunitas Teman Tuli di Indonesia. Bahasa ini berbasis visual, menggunakan kombinasi gerakan tangan, ekspresi wajah, dan gerakan tubuh untuk menyampaikan informasi dan makna. BISINDO berkembang secara alami di komunitas Teman Tuli[7].

ANN (Artificial Neural Network) adalah Sistem pemodelan data nonlinier di mana model atau pola ditetapkan dalam hubungan rumit antara masukan dan keluaran dikenal sebagai jaringan saraf tiruan (ANN). Jaringan saraf memiliki kemampuan belajar yang unggul. Jaringan ini biasanya digunakan untuk tugas yang lebih kompleks seperti tulisan tangan dan pengenalan wajah. Jaringan saraf juga disebut sebagai "perceptron". Pertama kali muncul pada awal tahun 1940-an. Baru-baru ini, jaringan ini menjadi komponen penting kecerdasan buatan. Jaringan saraf dipandang sebagai perangkat tampilan data teramati nonlinier yang menunjukkan hubungan antara sumber data. Jaringan saraf terdiri dari dan aliran diilustrasikan, sebagai alternatif, jaringan saraf terdiri dari tiga lapisan unit saraf, dengan lapisan unit "input" yang digabungkan dengan lapisan unit "terbungkus". Ini berkorespondensi dengan lapisan unit "output"[9].

CNN (Convolutional Neural Network) adalah bagian dari deep learning. NN dirancang untuk secara otomatis dan adaptif mempelajari hierarki spasial fitur melalui backpropagation dengan menggunakan beberapa blok penyusun, seperti lapisan konvolusi, lapisan pengumpulan, dan lapisan yang terhubung sepenuhnya[12].

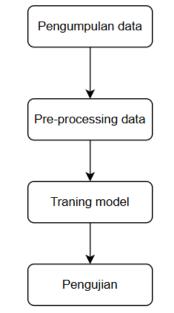
CV (Computer Vision) adalah bidang interdisipliner dalam kecerdasan buatan yang berfokus pada bagaimana komputer dapat memperoleh pemahaman tingkat tinggi dari gambar atau video digital. Tujuan utama dari CV adalah untuk mengembangkan metode yang memungkinkan komputer untuk "melihat" dan menafsirkan dunia visual, meniru kemampuan penglihatan manusia[13].

Fingerspelling (A-Z) atau ejaan alfabet adalah salah satu unsur penting dalam bahasa isyarat yang digunakan oleh komunitas tuna rungu-bisu, yang berfungsi mengeja katakata dalam bahasa lisan dengan menunjukkan setiap huruf secara individual menggunakan jari-jari tangan [11].

Pengolahan Citra Digital (Digital Image Processing) merupakan disiplin ilmu yang mempelajari teknik dalam mengolah citra, citra yang dimaksud adalah merupakan gambar diam (foto) atau gambar yang bergerak (seperti video yang direkam). Sedangkan arti digital adalah pengolahan citra/gambar dilakukan menggunakan komputer secara digital[10].

Metodologi

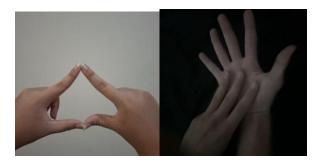
 $^{{}^{\}scriptscriptstyle 1}\!Korespondensi: ayang nova ang graeni 371@gmail.com$



Gambar 2. Diagram Alir / Flowchart

Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan adalah dataset publik yang berasal dari Mendeley Data[8]. Kumpulan data ini terdiri dari gambar huruf BISINDO dari A hingga Z, yang diambil menggunakan perangkat, latar belakang, dan individu yang berbeda, dengan variasi latar belakang yang menimbulkan tantangan selama praproses data untuk membedakan tangan dari elemen dunia nyata. Dikumpulkan dari relawan yang memberikan persetujuan dan persetujuan etis, kumpulan data ini dapat diakses secara terbuka oleh komunitas peneliti. Ini mencakup dua versi: gambar asli, yang lebih besar karena berasal langsung dari perangkat relawan, dan gambar terkompresi yang telah diproses sebelumnya dan berukuran lebih kecil. Kumpulan data ini, yang mewakili 26 huruf, cocok untuk tugas klasifikasi multikelas dalam visi komputer, khususnya dalam mengembangkan model pengenalan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)Kumpulan data ini mencakup berbagai jenis gambar, gambar dengan latar belakang, gambar dengan latar belakang dihapus yang memungkinkan pengembangan model yang dapat beradaptasi dengan kondisi dunia nyata. Contoh gambar dataset bisa dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Contoh Dataset Gesture BISINDO

Pre-procossing data

Pra-pemrosesan data pada penelitian ini dilakukan untuk mempersiapkan dataset agar sesuai dengan kebutuhan model CNN. Setiap gambar dalam dataset diresize menjadi ukuran 64×64 piksel untuk menyeragamkan dimensi input pada CNN. Selanjutnya, normalisasi piksel dilakukan dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255 sehingga rentangnya menjadi 0–1. Langkah ini penting untuk mempercepat konvergensi model saat pelatihan. Augmentasi data juga diterapkan menggunakan rotasi, flipping horizontal, dan zoom, sehingga variasi data menjadi lebih beragam dan model lebih robust terhadap data baru. Label kelas huruf (A-Z) diambil dari nama folder masing-masing gambar sebagai supervisi pada proses pelatihan.

Training Model

Pada tahap pelatihan model, dataset BISINDO yang telah dipra-proses kemudian digunakan dalam proses training menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Dataset ini diatur ke dalam folder induk yang berisi subfolder A-Z, di mana setiap folder berisi gambar-gambar statis gesture huruf BISINDO. Untuk memastikan kualitas data, dilakukan pengecekan dan penghapusan file yang rusak menggunakan library PIL. Selanjutnya, ImageDataGenerator digunakan untuk melakukan augmentasi data dan pembagian dataset menjadi 80% data latih dan 20% data validasi. Model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan: dua lapisan konvolusi (Conv2D) dengan filter 32 dan 64, diikuti max pooling, dan diakhiri dengan lapisan dense untuk klasifikasi ke 26 kelas (huruf A-Z). Model dilatih menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss categorical cross-entropy selama 35 epoch. Setelah pelatihan selesai, model disimpan dalam format .h5 beserta label kelas dalam file .npy.

Pengujian

Pengujian model dilakukan untuk mengevaluasi performa dan akurasi sistem klasifikasi huruf BISINDO yang telah dilatih. Pengujian dilakukan melalui dua metode: pengujian berbasis citra statis (gambar yang diambil dari dataset) dan pengujian real-time dengan input dari webcam.

Untuk pengujian citra statis, gambar-gambar dari dataset yang belum pernah digunakan pada saat pelatihan diimpor dan diproses melalui pipeline yang sama seperti pada saat pelatihan (resize, normalisasi, dan prediksi). Hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung akurasi dan mengevaluasi seberapa baik model dalam mengenali gesture huruf pada data yang "baru" bagi model.

Sementara itu, pengujian real-time dilakukan menggunakan webcam sebagai input langsung. Kamera akan menangkap video secara live, dan region of interest (ROI) ditentukan di area tertentu dari frame. ROI kemudian diproses (resize, normalisasi) dan diprediksi oleh model. Untuk meningkatkan stabilitas output, digunakan threshold confidence (70%) dan majority voting di beberapa frame berturut-turut. Sistem juga dilengkapi fitur penentuan jeda waktu (cooldown) untuk membedakan huruf yang sama secara berulang, serta buffer untuk membentuk kata demi kata.

Dengan pengujian live webcam, performa model dievaluasi secara praktis pada kondisi sebenarnya, yang merepresentasikan penggunaan di dunia nyata. Hasil pengujian ini digunakan untuk menilai keandalan model dalam mengenali gesture huruf secara akurat dan stabil, serta menilai kekurangan yang masih perlu diperbaiki, seperti sensitivitas terhadap pergerakan kecil.

Hasil dan Pembahasan

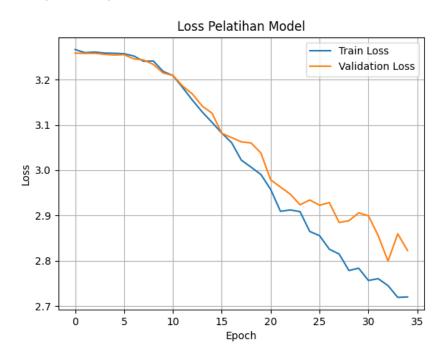
A. Hasil Perancangan Alat (9pt, spacing: Before 12pt, after 6pt)

Perancangan alat pada penelitian ini menghasilkan sebuah sistem klasifikasi huruf Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) berbasis computer vision dan model pembelajaran mesin *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem dirancang untuk mengenali gestur tangan huruf A–Z secara real-time melalui webcam, kemudian mengubahnya menjadi teks, dan membentuk kalimat berdasarkan urutan huruf yang terdeteksi.

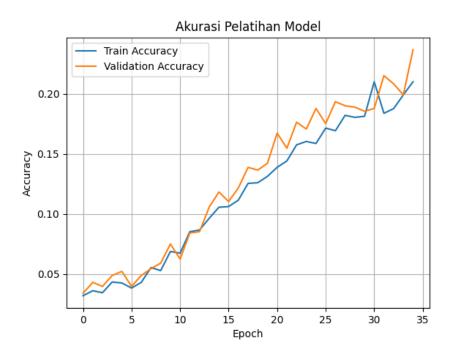
Dataset yang digunakan merupakan kumpulan gambar tangan statis dengan 26 label huruf alfabet (A-Z), disusun dalam folder sesuai nama huruf. Data diolah dengan teknik augmentasi (rotasi,

flipping, zoom, dan translasi) untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi citra.

Model CNN yang digunakan terdiri dari dua lapisan konvolusi diikuti dengan max pooling, flatten, dense layer, dan satu dropout layer. Proses pelatihan dilakukan selama maksimal 35 epoch, namun dilengkapi dengan callback *EarlyStopping* untuk menghentikan pelatihan lebih awal jika tidak ada peningkatan pada *validation loss*. Gambar hasil pelatihan model ditampilkan pada Gambar 4 dan Gambar 5. terlihat bahwa nilai loss untuk data latih dan validasi menurun secara bertahap seiring bertambahnya epoch, yang menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan baik dan tidak mengalami overfitting secara signifikan.

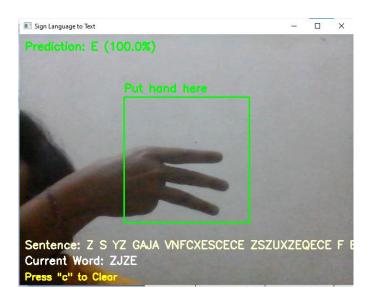


Gambar 4. Grafik Loss Pelatihan Model



Gambar 5. Grafik Akurasi Pelatihan Model

Beberapa kelebihan dari rancangan ini adalah sistem bersifat real-time, dapat berjalan pada perangkat sederhana seperti laptop tanpa memerlukan perangkat keras tambahan, serta memiliki fitur pembentukan kalimat dan buffer huruf. Namun, terdapat kekurangan seperti akurasi prediksi yang masih rendah dan sensitivitas kamera terhadap pencahayaan serta posisi tangan yang bervariasi.



Gambar 6. Contoh Output Predict Live Data

```
1/1 Os 199ms/step
Predicted letter: E
Prediction: 4
Confidence: 0.9982284
```

Gambar 7. Contoh Output Predict Recorded Data

Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan hasil pengujian dari sistem klasifikasi huruf Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) yang dikembangkan menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN).

Gambar 6 merupakan tampilan antarmuka sistem saat melakukan prediksi secara real-time melalui webcam. Sistem berhasil mendeteksi huruf E dengan tingkat kepercayaan (confidence) sebesar 100%, yang ditampilkan di bagian atas kiri jendela aplikasi. Sistem juga menyediakan fitur tampilan Current Word dan Sentence, yang memungkinkan pengguna menyusun huruf menjadi kata dan kalimat secara otomatis. Namun, masih terlihat adanya huruf yang terdeteksi secara tidak konsisten seperti deretan huruf acak pada kalimat (contohnya "Z S Y GAJA..."), yang menunjukkan bahwa sistem masih perlu ditingkatkan dalam hal kestabilan prediksi.

Gambar 7 menampilkan hasil uji coba sistem dengan input gambar statis menggunakan program predict_recorded.py. Gambar tersebut memperlihatkan bahwa sistem berhasil memprediksi huruf E dengan confidence sebesar 99.82%, yang menandakan bahwa model dapat mengenali gestur tangan statis dengan akurasi tinggi pada kondisi ideal.

B. Pengujian Kinerja Alat

Pengujian kinerja dilakukan dengan menjalankan program predict_live.py secara real-time menggunakan webcam internal laptop. Pada tahap ini, pengguna diminta untuk memperagakan gestur huruf-huruf BISINDO satu per satu di dalam area yang telah ditentukan (ROI) pada layar. Sistem kemudian melakukan klasifikasi gestur tersebut menjadi huruf alfabet A hingga Z menggunakan model CNN yang telah dilatih sebelumnya. Setiap prediksi ditampilkan langsung di layar beserta tingkat kepercayaan (confidence) dari model terhadap hasil klasifikasinya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengenali beberapa huruf dengan baik, namun masih

terdapat beberapa huruf yang tidak terdeteksi atau memiliki confidence rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa model cukup sensitif terhadap perubahan posisi tangan, pencahayaan, serta kemiripan gestur antar huruf. Pengujian ini bertujuan untuk mengamati sejauh mana kemampuan sistem dalam mengenali gestur secara langsung, serta untuk mengevaluasi stabilitas dan keakuratan prediksi dalam kondisi nyata.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Model Real Time

Letter Gesture	Predicted Letter	Confidence
A	A	11%
В	Not detected	-
С	Not detected	7%
D	Not detected	-
E	E	99%
F	F	6.2%
G	Not detected	-
Н	Н	6.5%
I	I	11.8%
J	J	8%
K	Not detected	-
L	L	10%
M	Not detected	-
N	Not detected	-
O	Not detected	-
P	Not detected	-
Q	Not detected	-
R	Not detected	
S	S	4%
T	Not detected	-
U	U	8.7%
V	V	16%
W	W	10%
X	Not detected	-
Y	Not detected	-
Z	Z	6.5%

Berdasarkan pengujian real-time terhadap model klasifikasi huruf BISINDO menggunakan webcam, diketahui bahwa performa model belum sepenuhnya stabil dan akurat. Dari 26 gesture huruf A hingga Z yang diuji satu per satu, hanya sebagian huruf yang berhasil dikenali oleh model. Huruf E merupakan huruf yang paling berhasil dikenali dengan tingkat kepercayaan (confidence) sebesar 99%, menunjukkan bahwa gesture tersebut sangat sesuai dengan pola yang telah dipelajari oleh model. Selain itu, huruf-huruf seperti V, U, dan I juga berhasil terdeteksi, meskipun dengan confidence yang masih relatif rendah, masing-masing 16%, 8.7%, dan 11.8%.

Namun, sebagian besar huruf lainnya tidak berhasil dideteksi sama sekali atau memiliki nilai confidence yang sangat rendah dan tidak melewati ambang batas prediksi minimum (threshold) yang ditentukan sebesar 70%. Hal ini menunjukkan adanya tantangan dalam membedakan gesture huruf-huruf tertentu, kemungkinan disebabkan oleh keterbatasan variasi data latih, gesture yang serupa antar huruf, pencahayaan yang kurang optimal saat pengujian, serta perbedaan sudut pengambilan gambar. Selain itu, penggunaan threshold yang cukup tinggi juga menyebabkan model mengabaikan prediksi dengan keyakinan menengah.

Model berhasil mengenali sebagian kecil gesture huruf namun masih mengalami kesulitan dalam membedakan gesture yang mirip, terutama dengan confidence rendah. Model sangat sensitif terhadap

posisi, sudut, dan penerangan. Threshold confidence (70%) mungkin terlalu tinggi dalam kasus ini, sehingga banyak huruf yang sebetulnya dikenali tapi diabaikan. Sistem perlu ditingkatkan dengan menambah jumlah dan variasi data latih, ,melakukan augmentasi data, menyesuaikan threshold atau menambahkan logika buffer confidence. Perbaikan pada aspek tersebut diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan stabilitas sistem, sehingga mampu mendeteksi lebih banyak huruf dengan tingkat keyakinan yang lebih tinggi secara real-time.

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem penerjemah hurufhuruf Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) ke dalam bentuk teks menggunakan pendekatan *Computer Vision* berbasis algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem ini mampu mendeteksi gestur tangan statis yang merepresentasikan huruf A hingga Z dan menerjemahkannya menjadi teks secara real-time melalui kamera webcam.

Hasil pelatihan model menunjukkan bahwa meskipun akurasi masih terbatas (sekitar 22% pada data validasi), sistem mampu mengenali beberapa huruf dengan tingkat kepercayaan tinggi, seperti huruf "E" yang berhasil dikenali dengan akurasi prediksi sebesar 99.8%. Sistem juga telah dilengkapi dengan fitur *buffering*, ambang batas kepercayaan (*confidence threshold*), serta pemisahan kata berdasarkan jeda waktu, yang meningkatkan kemampuan sistem dalam menyusun kata dari rangkaian huruf.

Karya ini memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan teknologi bantu komunikasi bagi komunitas Teman Tuli, khususnya dengan meningkatkan aksesibilitas antara pengguna Bahasa Isyarat dan masyarakat umum. Sistem ini juga berpotensi dikembangkan lebih lanjut untuk mengenali gestur kata atau kalimat secara langsung, serta diintegrasikan dengan perangkat keras (hardware) seperti layar OLED atau sistem IoT untuk keperluan implementasi di lingkungan publik atau pendidikan.

Dengan pengembangan lanjutan seperti peningkatan kualitas dan kuantitas dataset, pemanfaatan metode deteksi objek real-time (misalnya YOLO), dan optimasi model, sistem ini dapat diarahkan untuk mendukung inklusivitas dalam komunikasi sehari-hari maupun aplikasi industri yang mendukung penyandang disabilitas.

Daftar Pustaka

- [1] L. Arisandi dan 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.
- [2] G. Sutrisnadipraja, N. S. Kurniawan, S. P. Fitriani, Y. Yulianto, P. Handayani, dan W. P. Sembiring, "Intervensi Psikoedukasi dalam Mengatasi Stigma dan Hambatan Komunikasi pada Teman Tuli yang Tergabung dalam GERKATIN Kepemudaan," *Jurnal Bakti Masyarakat Indonesia*, vol. 2, no. 1, pp. 191-200, Mei 2019. doi:10.1590/1982-0216201719317116.
 - [3] R. I. Borman, B. Priopradono, and A. R. Syah, "Klasifikasi Objek Kode Tangan pada Pengenalan Isyarat Alphabet Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo)," *Seminar Nasional Informatika dan Aplikasinya (SNIA) 2017*, Cimahi, Indonesia, 27 September 2017, ISBN: 978-602-50525-0-7.
- [4] LeCun, Y., Bengio, Y. & Hinton, G. Deep learning. *Nature* 521, 436–444 (2015). https://doi.org/10.1038/nature14539
- [5] Pusbisindo, "Mengapa Belajar BISINDO?," Pusbisindo, 2023. [Online]. Tersedia di: https://www.pusbisindo.org/#mengapa. [Diakses: 29 Mei 2025].
- [6] R. A. Mursita, "Respon Tunarungu Terhadap Penggunaan Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (Sibi) dan Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo) dalam Komunikasi," *Inklusi*, vol. 2, no. 2, pp. 221, 2015, doi:10.14421/ijds.2202.
- [7] Rahmawati, D. Rosyidi, dan K. Kasmawati, "Implementasi Berkomunikasi Melalui BISINDO Antar Tuli dan Non Tuli di Lingkungan Masyarakat," PINISI Journal of Art, Humanity & Social Studies, vol. 2, no. 1, 2022.
- [8] Sanjaya, Samuel Ady (2024), "BISINDO Indonesian Sign Language: Alphabet Image Data", Mendeley Data, V1, doi: 10.17632/ywnjpbcz8m.1
- [9] Abiodun, I. Oludare, J. Aman, E. Abiodun Esther Omolara, K. Victoria Dada, A. Malah Umar, U. Linus Okafor, H. Arshad, A. Aminu Kazaure, U. Gana, and M. Ubale Kiru, "Comprehensive review of artificial neural network applications to pattern recognition," IEEE Access, vol. 7, 2019, pp. 158820-158846.
- [10] S. Ratna, "Pengolahan Citra Digital dan Histogram dengan Phyton dan Text Editor Phycharm," Jurnal Ilmiah Technologia, vol. 11, no. 3, pp. 181-186, Juli Sept. 2020.

- [11] A. R. Syulistyo, D. S. Hormansyah, dan P. Y. Saputra, "SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) translation using Convolutional Neural Network (CNN)," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 732, no. 1, 2020, doi:10.1088/1757-899X/732/1/012082.
- [12] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, dan K. Togashi, "Convolutional neural networks: an overview and application in radiology," *Insights into Imaging*, vol. 9, no. 4, pp. 611–629, Jun. 2018, doi: 10.1007/s13244-018-0639-9.
- [13] Z. Ma et al., "IEEE Access Special Section Editorial: Recent Advantages of Computer Vision," IEEE Access, vol. 6, pp. 31481–31485, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2844480.

Ucapan penghargaan

"Tidak tersedia"

Pernyataan Penulis

Penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan dalam publikasi artikel ini. Semua penulis menyetujui penerbitan artikel ini. Jangan dihapus bagian ini.

Lampiran

"Tidak tersedia"