

# Klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG16

Bayu Ade Prasetya<sup>1</sup>, Syamsul Dahlan<sup>2</sup>, Nur Cahyo Saputro<sup>3</sup>, Tinuk Agustin<sup>4</sup>

<sup>1234</sup>Prodi S1-Informatika, STMIK Amikom Surakarta

<sup>1234</sup>Sukoharjo Indonesia

Email: <sup>1</sup>[bayuade858@gmail.com](mailto:bayuade858@gmail.com), <sup>2</sup>[syamsul.10492@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:syamsul.10492@mhs.amikomsolo.ac.id),  
<sup>3</sup>[nurcahyo.10475@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:nurcahyo.10475@mhs.amikomsolo.ac.id), <sup>4</sup>[agustin.amikom@gmail.com](mailto:agustin.amikom@gmail.com)

## Abstract

*In Indonesia there are two sign languages namely Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) and Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) and SIBI as the official sign language taught in Special Schools but most deaf in Indonesia use BISINDO to communicate with each other. To overcome confusion due to language differences between deaf and hard of hearing with the general public we utilize the transfer learning method using the VGG16 architecture. The pre-trained VGG16 model is used as a feature extractor to improve the classification performance of the Convolutional Neural Network (CNN) architecture to translate BISINDO. In this study we obtained the results of the model performance reaching an accuracy value of 94,01%. With these results this model can be used to develop a computer vision system that allows direct translation of BISINDO using a camera.*

**Keywords:** sign language, BISINDO, CNN

## Abstraksi

*Di Indonesia terdapat dua bahasa isyarat yaitu Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan SIBI sebagai bahasa isyarat resmi yang diajarkan di Sekolah Luar Biasa namun kebanyakan tuna rungu di Indonesia menggunakan BISINDO untuk saling berkomunikasi. Untuk mengatasi kebingungan karena perbedaan bahasa antar tuna rungu maupun tunarungu dengan masyarakat umum kami memanfaatkan metode transfer learning menggunakan arsitektur VGG16. Model pre-trained VGG16 digunakan sebagai ekstraktor fitur untuk meningkatkan performa klasifikasi arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk menerjemahkan BISINDO. Dalam penelitian ini kami mendapat hasil performa model mencapai nilai akurasi 94,01%. Dengan hasil tersebut model ini bisa digunakan untuk mengembangkan sistem computer vision yang memungkinkan penerjemahan BISINDO secara langsung menggunakan kamera.*

**Kata Kunci:** bahasa isyarat, BISINDO, CNN

## 1. PENDAHULUAN

Tunarungu adalah istilah yang merujuk pada kondisi seseorang yang kehilangan pendengaran, mulai dari tingkat yang paling ringan hingga yang paling parah. Kondisi ini dapat dikelompokkan ke dalam dua kategori utama, yaitu gangguan pendengaran dan ketulian[1]. “Berkebutuhan khusus adalah istilah untuk individu yang mengalami keterlambatan dalam aspek fisik, kognitif, psikologis, atau emosional” [2]. Di Indonesia

terdapat dua bahasa isyarat yaitu Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Pemerintah mewajibkan SIBI sebagai bahasa pengantar resmi di Sekolah Luar Biasa untuk menunjang pendidikan. Menurut Permendiknas No 70 Tahun 2009, "Pendidikan inklusif adalah sistem pendidikan yang membuka kesempatan bagi semua peserta didik dengan kebutuhan khusus serta potensi kecerdasan dan bakat istimewa untuk belajar dalam lingkungan yang sama dengan peserta didik lain"[3][4]. Kebanyakan tunarungu di Indonesia lebih memilih menggunakan BISINDO karena BISINDO dibentuk oleh komunitas tuna rungu sendiri untuk saling berkomunikasi sesama tunarungu sedangkan SIBI dibuat oleh orang yang bisa mendengar untuk menyesuaikan bahasa isyarat dengan bahasa lisan Indonesia.

Pemahaman masyarakat tentang bahasa isyarat masih kurang dibandingkan dengan penyandang tunarungu. Menurut data, di Indonesia terdapat lebih dari 223 ribu penyandang tuli dan sekitar 73,5 ribu orang yang memiliki kondisi tuli dan bisu. Penyandang tuli dan bisu di Indonesia menghadapi kesulitan dalam mengakses informasi di tempat umum[5]. Karena di Indonesia memiliki dua bahasa isyarat dan bahasa yang sering digunakan oleh tuna rungu berbeda dengan bahasa yang dipelajari di Sekolah Luar Biasa berbeda menimbulkan kebingungan di antara tuna rungu dan membuat masyarakat umum kesulitan untuk mempelajari bahasa isyarat untuk berkomunikasi dengan tuna rungu[6].

Teknologi kecerdasan buatan sekarang telah berkembang pesat dan membantu manusia pada kehidupan sehari-hari salah satunya yaitu computer vision yang merupakan bidang kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk menganalisis dan mengartikan data visual dari gambar atau video digital yang digunakan pada fitur pengenalan wajah dan search by image pada google[7]. Salah satu algoritma yang bisa digunakan untuk membangun computer vision adalah Convolutional Neural Network (CNN) salah satu kelas dari deep learning yang mampu melakukan pengenalan gambar dan klasifikasi gambar .

Dalam penelitian ini kami mencoba menerjemahkan BISINDO menggunakan arsitektur CNN VGG16 dengan memanfaatkan bobot pra-latih yang telah dikembangkan dengan dataset bawaan, sehingga proses pelatihan dapat berjalan lebih efisien. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat mendukung pengembangan sistem penerjemah BISINDO yang lebih mudah diakses sebagai sarana komunikasi antara tuna rungu dan masyarakat umum.

## **2. TINJAUAN PUSTAKA**

Sebelum memulai pengembangan model, kami terlebih dahulu mengulas penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan. Peninjauan ini dilakukan untuk memahami pendekatan yang telah digunakan serta sejauh mana penelitian dalam bidang ini dikembangkan.

Pada penelitian yang dilakukan *computer vision* digunakan untuk menerjemahkan bahasa isyarat SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) ke dalam teks. Algoritma CNN

(*Convolutional Neural Network*) digunakan untuk melatih model dan diintegrasikan kedalam metode pengembangan *Agile*, dengan TensorFlow untuk penyimpanan model dalam format *.tflite* dan *Jetpack Compose* untuk desain antarmuka. Penelitian ini menghasilkan akurasi sampai dengan 81,48%. Pendekatan *Agile* memungkinkan peningkatan bertahap yang responsif terhadap kebutuhan pengguna dan perubahan teknis. Kelebihan dari penelitian ini adalah integrasi langsung ke aplikasi *Android* yang memudahkan deployment untuk pengguna akhir dan penggunaan format *.tflite* yang efisien untuk *mobile device*. Namun kelemahan yang teridentifikasi adalah ketika berada dalam kondisi cahaya rendah model mengalami kesulitan dalam mengenali pola, mengindikasikan kurangnya variasi dataset dalam berbagai kondisi pencahayaan [8].

Pada pengujian lain, penggunaan beberapa model sebagai bahan perbandingan namun model algoritma CNN yaitu LeNet-5 dan Alexnet memiliki pengaturan fitur yang lebih sedikit dibandingkan dengan metode transfer learning VGG16. Sehingga terdapat perbedaan dalam menangkap fitur-fitur yang dimiliki pada dataset yang digunakan untuk pengujian. Penelitian [9] menggunakan transfer learning VGG16 combined dengan *non-trainable parameters* untuk *SIBI recognition* mencapai akurasi 97.58% pada data training dan 100% pada validasi. Kelebihan pendekatan *transfer learning* ini adalah kemampuan memanfaatkan *pre-trained weights* dari ImageNet untuk ekstraksi fitur yang lebih robust, sehingga dapat mengatasi keterbatasan dataset yang terbatas. Namun, akurasi validasi yang mencapai 100% mengindikasikan adanya potensi *overfitting* yang dapat mempengaruhi performa model pada data yang benar-benar baru (*unseen data*).

Selanjutnya penelitian dengan judul "Pendeteksi Kata Dalam Bahasa Isyarat Menggunakan Algoritma Yolo Versi 8". Penelitian ini mengembangkan model deteksi bahasa isyarat *real-time* yang di uji dengan berbagai variasi YOLOv8 (YOLOv8n, YOLOv8s, YOLOv8m, dan YOLOv8l) serta optimasi parameter menggunakan beberapa algoritma optimasi seperti Adam, SGD, dan RMSProp. YOLOv8m memberikan hasil terbaik dengan akurasi 93,8%. Kelebihan pendekatan YOLO adalah kemampuan real-time detection dengan kecepatan inference yang tinggi, menjadikannya suitable untuk aplikasi yang membutuhkan respon cepat. Namun kelemahan yang ditemukan adalah model mungkin mengalami penurunan akurasi apabila kondisi lingkungan tidak sesuai dengan situasi pelatihan, seperti perubahan pencahayaan atau variasi posisi tangan [10][11].

Untuk bahasa isyarat BISINDO yang lebih banyak digunakan oleh komunitas tunarungu di Indonesia, beberapa penelitian telah dilakukan dengan pendekatan yang bervariasi. Dwijayanti et al.[12] mengembangkan arsitektur CNN khusus untuk BISINDO dengan dataset yang cukup besar yaitu 39,455 gambar dari 10 responden yang mempertimbangkan variasi pencahayaan dan perspektif. Model ini terdiri dari empat *convolutional layers*, tiga *pooling layers*, dan tiga *fully connected layers*, mencapai akurasi 98.3%. Kelebihan penelitian ini terletak pada ukuran dataset yang besar dengan variasi kondisi pengambilan gambar (*bright/dim lighting, first/second person perspectives*) yang meningkatkan *robustness* model. Kelemahan yang teridentifikasi adalah penelitian ini masih terbatas pada pengenalan alphabet (26 huruf) dan angka (10 digit) saja, belum

mencakup *vocabulary* atau *sentence-level recognition* yang lebih aplikatif untuk komunikasi sehari-hari.

Penelitian lain oleh Aljabar et al.[13] mengeksplorasi kombinasi CNN dan LSTM untuk BISINDO *recognition*, membandingkan tiga pendekatan yaitu CNN standalone (73% accuracy), LSTM standalone (81% accuracy), dan hybrid CNN+LSTM (96% accuracy dengan loss 17%). Kelebihan pendekatan hybrid ini adalah kemampuan menggabungkan *spatial feature extraction* dari CNN dan temporal modeling dari LSTM, sehingga dapat menangkap informasi sekuensial dari gesture. Namun, kelemahan utama adalah *real-time testing* gagal karena keterbatasan *environmental constraints* dan kompleksitas model yang tinggi memerlukan *computational resources* yang besar untuk *inference*.

Perkembangan terkini menunjukkan arah penelitian ke *sentence-level recognition*. Wiguna dan Rojali[14] menggunakan 3D CNN-LSTM dan 3D CNN-BiLSTM untuk *sentence-level BISINDO recognition* dengan dataset 900 video yang merepresentasikan 30 kalimat. Kelebihan pendekatan ini adalah kemampuan mengenali kalimat lengkap yang lebih praktis untuk percakapan *real-world* dibandingkan *isolated sign recognition*. Namun, hasil penelitian menunjukkan bahwa deeper network tidak selalu menjamin hasil yang lebih baik, dan ukuran dataset yang terbatas (hanya 30 kalimat) masih menjadi kendala utama untuk generalisasi model.

Secara global, penelitian *sign language recognition* juga telah berkembang pesat. Pada *Indian Sign Language* (ISL), implementasi VGG16 dengan *attention mechanism* mencapai akurasi hingga 99.8%, dimana *attention mechanism* memungkinkan model fokus pada *region of interest* yang paling relevan. Namun, kompleksitas arsitektur yang lebih tinggi dari *attention mechanism* dapat meningkatkan risiko *overfitting* pada dataset yang terbatas.

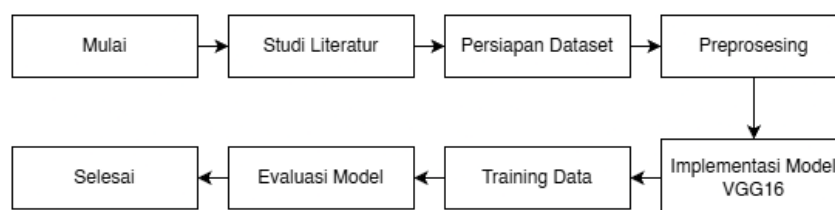
Berdasarkan tinjauan pustaka yang telah dilakukan, beberapa celah penelitian (*research gap*) dapat diidentifikasi. Pertama, mayoritas penelitian BISINDO menggunakan dataset yang relatif kecil dengan variasi yang terbatas, bahkan penelitian dengan dataset terbesar (39,455 images) masih terbatas pada alphabet dan numbers saja. Kedua, sebagian besar penelitian fokus pada *isolated sign recognition* dan belum banyak yang berhasil mengimplementasikan *continuous sign language recognition* untuk BISINDO dalam kondisi *real-time*. Ketiga, meskipun berbagai arsitektur CNN telah digunakan, belum ada penelitian yang secara sistematis mengoptimalkan *transfer learning* dengan teknik augmentasi data yang komprehensif dan *overfitting prevention* yang eksplisit untuk BISINDO alphabet *recognition* dengan dataset terbatas. Keempat, terdapat gap antara akurasi tinggi pada controlled dataset dengan performa pada *real-world implementation*, dimana faktor environmental seperti pencahayaan dan background menjadi tantangan yang belum sepenuhnya teratasi.

Penelitian ini memposisikan diri untuk mengisi celah yang teridentifikasi dengan fokus pada optimalisasi transfer learning VGG16 untuk klasifikasi BISINDO alphabet menggunakan dataset terbatas namun dengan penerapan strategi yang lebih *comprehensive*. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini secara spesifik

menerapkan: (1) augmentasi data yang lebih komprehensif (*flip*, *rotasi*, *zoom*, *random contrast*) untuk meningkatkan variasi dataset, (2) penggunaan *EarlyStopping callback* untuk mencegah *overfitting* secara eksplisit, yang tidak diterapkan pada penelitian VGG16 sebelumnya yang mengalami *overfitting* dengan validasi *accuracy* 100%, dan (3) analisis detail pada *confusion matrix* untuk mengidentifikasi *classes* yang *challenging* (seperti huruf N vs M) sebagai *insights* untuk *future improvements*. Dengan mencapai akurasi 96.07%, penelitian ini mendemonstrasikan bahwa model BISINDO *recognition* yang *robust* dapat dikembangkan bahkan dengan dataset yang terbatas melalui *strategic use of transfer learning* dan *comprehensive data augmentation*. Posisi penelitian ini adalah sebagai *proof-of-concept* bahwa *transfer learning approach* dapat efektif untuk *Indonesian sign language recognition* dalam kondisi *resource-constrained*, yang sangat relevan untuk konteks Indonesia dimana pengumpulan *large-scale annotated* dataset masih menjadi tantangan. Model ini diharapkan dapat menjadi *foundation* untuk pengembangan sistem BISINDO *recognition* yang lebih komprehensif di masa depan, termasuk pengembangan ke arah *wider vocabulary coverage* dan implementasi *real-time system*.

### 3. METODE PENELITIAN

Dalam metode penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan menguji seberapa baik model dapat mencapai akurasi dalam membaca gambar maupun pola dalam bahasa isyarat BISINDO. Alur penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Data yang digunakan adalah data sekunder yang berarti data tersebut telah dikumpulkan oleh pihak kedua yaitu berupa dataset BISINDO yang diperoleh dari website [www.kaggle.com/datasets/riestiyazain/bisindo2](https://www.kaggle.com/datasets/riestiyazain/bisindo2). Dataset haruslah data yang berisi informasi kelas-kelas dan semua atribut yang valid dan dapat digunakan sebagai objek penelitian[15].

Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 26 kelas dan terdapat total 2659 data dalam bentuk gambar yang terbagi menjadi 103 gambar per kelas dapat digunakan untuk melatih model seperti yang terlihat pada Gambar 2.

DATA	JUMLAH	DATA	JUMLAH
A	103	N	103
B	103	O	103
C	103	P	103
D	103	Q	103
E	103	R	103
F	103	S	103
G	103	T	103
H	103	U	103
I	103	V	103
J	103	W	103
K	103	X	103
L	103	Y	103
M	103	Z	103

Gambar 2. Gambaran format data yang digunakan

Pengujian model Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur VGG16 untuk mengevaluasi akurasi dan performa model dalam mengenali gerakan isyarat tangan, selain itu VGG16 bisa digunakan untuk pengujian gambar pada penelitian ini karena memiliki banyak lapisan atau layer yang dapat digunakan jika diperlukan untuk memperhitungkan fitur-fitur pada data gambar[16]. Pembagian data menggunakan parameter 0.2 yang artinya data sebanyak 80% digunakan sebagai bahan training model dan sisanya digunakan dalam validasi atau data test pada pengujian tersebut. Arsitektur VGG16, bertugas untuk tugas pengenalan gambar dan digunakan sebagai dasar model dengan bobot yang sudah dilatih pada dataset ImageNet untuk membantu meningkatkan akurasi prediksi dan mempercepat konvergensi pelatihan. Pada pengujian ini, lapisan-lapisan dasar VGG16 dibekukan untuk mencegah penyesuaian ulang selama pelatihan, sedangkan lapisan-lapisan tambahan terhubung ditambahkan untuk menyempurnakan klasifikasi bahasa isyarat. Setiap gambar yang diuji melewati lapisan konvolusi VGG16 yang menghasilkan fitur penting yang kemudian diklasifikasikan oleh lapisan fully connected baru.

Selama pengujian, gambar dari data\_folder diproses dan diubah ukurannya menjadi (224, 224), lalu dinormalisasi agar nilai piksel berada dalam rentang [0,1] untuk diuji sehingga model dapat mengeluarkan probabilitas prediksi untuk setiap kelas bahasa isyarat. Hasil prediksi disimpan dalam dua kategori, yaitu prediksi benar (jika prediksi sesuai dengan label) dan prediksi salah (jika tidak sesuai), yang disimpan dalam struktur data predictions\_dict. Selain itu, beberapa teknik pemrosesan digunakan untuk meningkatkan performa model, termasuk augmentasi data pada tahap pelatihan (menggunakan flip, rotasi, zoom, dan kontras acak) agar model lebih robust terhadap variasi visual. Teknik caching dan prefetching diterapkan untuk memastikan data siap diproses secara efisien, sementara callback EarlyStopping digunakan untuk menghindari overfitting dengan menghentikan pelatihan ketika peningkatan akurasi pada data validasi tidak terlihat lagi setelah beberapa epoch.

Setelah pelatihan selesai, hasil pengujian dihitung dengan membandingkan label prediksi dan label asli dari nama file, serta menampilkan jumlah prediksi benar dan salah untuk memberikan gambaran umum performa model. Dengan model arsitektur berbasis

VGG16 dimana teknik pemrosesan dan pengujian yang diterapkan, diharapkan dapat meningkatkan akurasi model dalam mengenali berbagai isyarat tangan BISINDO.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

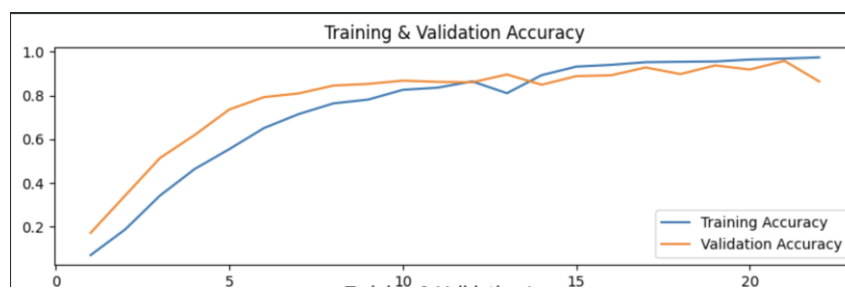
Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) menggunakan model CNN berbasis arsitektur VGG16 yang telah dilatih pada dataset isyarat tangan. Berdasarkan pengujian yang dilakukan, model CNN dengan transfer learning VGG16 menunjukkan performa yang baik dengan tingkat akurasi mencapai 94,01% pada data validasi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Tingkat akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasikan berbagai isyarat tangan BISINDO dengan baik. Arsitektur VGG16 membantu dalam mengekstraksi fitur-fitur visual penting dari gambar bahasa isyarat, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi.

```
accuracy = model.evaluate(val_ds, verbose=0)
print(f'Validation accuracy: {accuracy}')

Validation accuracy: [0.9414413571357727, 0.8644067645072937]
```

Gambar 3. Hasil Akurasi Model

Pada Gambar 3 dataset yang digunakan memiliki variasi dalam pose dan orientasi tangan, yang bertujuan untuk meningkatkan robustnes model terhadap variasi gambar. Penggunaan augmentasi data juga membantu model menjadi lebih tahan terhadap variasi visual yang mungkin muncul pada gambar bahasa isyarat. Gambar 4 menampilkan grafik akurasi, di mana model menunjukkan peningkatan akurasi yang stabil dan penurunan loss yang konsisten pada data pelatihan dan validasi seperti yang terlihat pada gambar 5. Hal ini menandakan bahwa model dapat belajar dengan efektif tanpa overfitting atau underfitting yang signifikan.

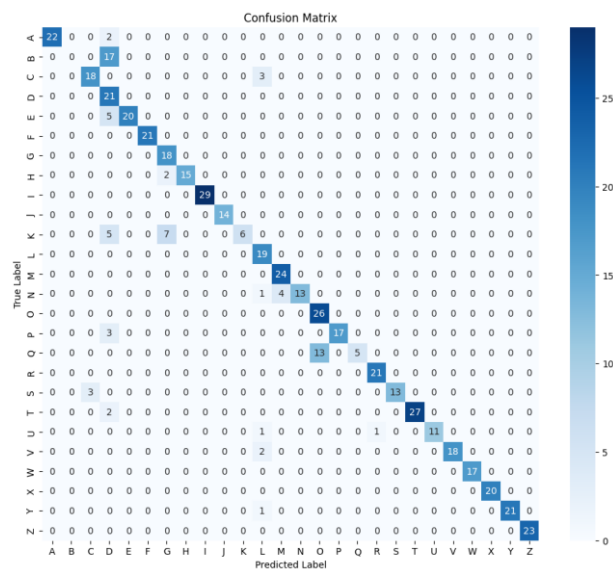


Gambar 4. Grafik Model Akurasi



Gambar 5. Grafik Loss

Confusion matrix yang disajikan pada Gambar 6 memberikan analisis lebih mendalam mengenai performa klasifikasi model, terutama dalam kasus multi-kelas. Confusion matrix menunjukkan bahwa model mampu mengenali kelas-kelas BISINDO dengan karakteristik yang unik secara baik. Namun, beberapa kesalahan klasifikasi masih terjadi pada kelas tertentu, terutama pada isyarat yang memiliki kesamaan dalam bentuk atau orientasi tangan. Meskipun mayoritas berada pada diagonal yang sesuai ada beberapa true label perlu beberapa kali percobaan agar dapat diprediksi dengan tepat. Pada percobaan prediksi Huruf A menunjukkan nilai 22 benar, huruf J memiliki nilai 29 benar. Namun, hal ini tidak terjadi pada huruf N yang bisa salah diprediksi sebagai huruf M maupun sebaliknya. Kesalahan ini menunjukkan bahwa model mungkin masih kesulitan dalam membedakan kelas-kelas yang memiliki kemiripan visual, sehingga diperlukan perbaikan lebih lanjut pada beberapa aspek.



Gambar 6. Matrix Confusion

Untuk meningkatkan performa model, beberapa langkah dapat dipertimbangkan, seperti memperluas dataset dengan variasi yang lebih beragam, menyeimbangkan jumlah gambar pada setiap kelas, dan melakukan tuning hyperparameter pada arsitektur CNN. Mengatasi ketidaksesuaian antara jumlah kelas dan label juga menjadi penting agar model dapat mengenali setiap isyarat dengan baik. Dengan peningkatan lebih lanjut, model ini memiliki potensi untuk digunakan dalam aplikasi penerjemahan bahasa isyarat BISINDO secara real-time yang dapat membantu komunikasi bagi penyandang disabilitas pendengaran.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN berbasis arsitektur VGG16 efektif dalam klasifikasi Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO), mencapai akurasi tinggi sebesar 94,01%. Hasil ini mengindikasikan bahwa model mampu mengenali isyarat tangan dengan baik, khususnya pada kelas dengan karakteristik visual yang unik, meskipun masih

terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas yang memiliki kemiripan bentuk isyarat. Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar huruf dapat diklasifikasikan dengan tepat, meskipun terdapat beberapa kasus misklasifikasi pada huruf-huruf tertentu seperti K-G-D, D-E, Q-P, dan N-M yang memiliki kemiripan dalam orientasi dan bentuk gerakan tangan. Temuan ini memberikan *insight* penting untuk perbaikan model pada iterasi selanjutnya. Penggunaan augmentasi data dan tuning arsitektur model berkontribusi pada peningkatan performa secara keseluruhan, namun potensi peningkatan akurasi masih ada melalui pengayaan dataset dan tuning hyperparameter lebih lanjut.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan melakukan optimalisasi dataset dengan menambah lebih banyak variasi gambar untuk kelas yang serupa dan mempertimbangkan eksplorasi arsitektur model yang lebih kompleks atau spesifik untuk klasifikasi isyarat, seperti Transformer atau model berbasis Attention. Dengan demikian, hasil penelitian ini dapat menjadi dasar pengembangan lebih lanjut menuju aplikasi penerjemah BISINDO yang efektif dan real-time.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Irma, D. Yanti, M. I. Wardhana, N. K. Wardani, and I. K. Hidayat, "Gestalt : Jurnal Desain Komunikasi Visual Penerapan Bahasa Isyarat Bisindo Pada Kalimat Sederhana Berbasis Animasi 3D", doi: 10.33005/gestalt.v6i2.226.
- [2] D. Pembangunan Daerah Jl Maulana Yusuf No, K. Tangerang, A. Anif Syaifudin, J. Shafira Wibiyanto, and A. Urfatunnisa Tasyaul Muizzah, "Dialektika Komunika: Jurnal Kajian Komunikasi Pola Komunikasi Teman Tuli Dalam Proses Pembelajaran Di Sekolah Luar Biasa (Slb) Abc Swadaya Kendal."
- [3] Y. A. Hasma and W. Silfianti, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Framework Tensorflow Dengan Metode Faster Regional Convolutional Neural Network Untuk Pendeteksian Jerawat," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 23, no. 2, pp. 89–102, 2018, doi: 10.35760/tr.2018.v23i2.2459.
- [4] Kemendikbud, "Kemendikbud ajak daerah tingkatkan pendidikan inklusif," <https://www.kemdikbud.go.id/main/blog/2019/07>.
- [5] A. Sri Nugraheni, A. Pratiwi Husain, and H. Unayah, "Optimalisasi Penggunaan Bahasa Isyarat Dengan Sibi Dan Bisindo Pada Mahasiswa Difabel Tunarungu Di Prodi Pgmi Uin Sunan Kalijaga."
- [6] R. Z. Fadillah, A. Irawan, M. Susanty, and I. Artikel, "Data Augmentasi Untuk Mengatasi Keterbatasan Data Pada Model Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)," *JURNAL INFORMATIKA*, vol. 8, no. 2, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- [7] 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.

- [8] A. G. Arrozaq and Latipah, "Implementasi Computer Vision untuk Terjemahkan Abjad Bahasa Isyarat SIBI pada Aplikasi Android," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 6, no. 2, pp. 297–303, Jan. 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i2.1260.
- [9] Suharjito, N. Thiracitta, and H. Gunawan, "SIBI Sign Language Recognition Using Convolutional Neural Network Combined with Transfer Learning and non-trainable Parameters," *Procedia Comput Sci*, vol. 179, pp. 72–80, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.12.011>.
- [10] D. S. Ariansyah and D. S. Ariansyah, "Pendeteksi Kata Dalam Bahasa Isyarat Menggunakan Algoritma Yolo Versi 8," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4904.
- [11] N. Dewi and F. Ismawan, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Cnn Untuk Sistem Pengenalan Wajah," *Faktor Exacta*, vol. 14, no. 1, p. 34, Mar. 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i1.8989.
- [12] S. Dwijayanti, S. Inas Taqiyyah, H. Hikmarika, and B. Yudho Suprpto, "Indonesia Sign Language Recognition using Convolutional Neural Network." [Online]. Available: [www.ijacsa.thesai.org](http://www.ijacsa.thesai.org)
- [13] A. Aljabar and Suharjito, "BISINDO (Bahasa isyarat indonesia) sign language recognition using CNN and LSTM," *Advances in Science, Technology and Engineering Systems*, vol. 5, no. 5, pp. 282–287, 2020, doi: 10.25046/AJ050535.
- [14] L. Katriel and R. Wiguna, "Sentence-Level Indonesian Sign Language (BISINDO) Recognition Using 3D CNN-LSTM and 3D CNN-BiLSTM Models (Indonesian Sign Language); 3D Convolutional Neural Network (3D CNN); Long Short-Term Memory (LSTM) Network; Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM); Connectionist Temporal Classification (CTC)." [Online]. Available: [www.ijacsa.thesai.org](http://www.ijacsa.thesai.org)
- [15] H. Nuraliza, O. N. Pratiwi, and F. Hamami, "Analisis Sentimen IMDb Film Review Dataset Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan Seleksi Feature Importance," 2022.
- [16] T. M. Arkan, A. Sugiharto, and H. A. Wibawa, "Optimizing VGG16 Architecture with Bayesian Hyperparameter Tuning for Tomato Leaf Disease Classification," *Jurnal Masyarakat Informatika*, vol. 16, no. 2, pp. 162–173, Jun. 2025, doi: 10.14710/jmasif.16.2.73168.