

Sistem Deteksi Tangan Untuk Bahasa Isyarat

Mochamad Risqi A¹, Andi Muhammad Dwi Kurniawan²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ^{*1} mrisqiandriansyah@gmail.com, ² wiyanndi001@gmail.com

Abstrak – Bahasa isyarat merupakan sarana komunikasi utama bagi penyandang tunarungu dan tunawicara, namun keterbatasan pemahaman masyarakat umum terhadap bahasa isyarat masih menjadi kendala dalam interaksi sehari-hari. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi tangan bahasa isyarat Indonesia (SIBI) berbasis visi komputer menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle dan terdiri atas 5.280 citra gestur tangan abjad A–Z. Tahapan penelitian meliputi preprocessing citra berupa resize, normalisasi, serta augmentasi data, kemudian dilanjutkan dengan pelatihan dan pengujian model menggunakan skema pembagian data latih dan uji. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ResNet50 mampu melakukan klasifikasi gestur tangan SIBI dengan akurasi sebesar 78,22%, presisi 78,70%, recall 78,22%, dan F1-score 78,14%. Tren peningkatan akurasi dan penurunan loss yang stabil selama pelatihan menunjukkan kemampuan generalisasi model yang cukup baik tanpa indikasi overfitting signifikan. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa penerapan CNN dengan arsitektur ResNet50 memiliki potensi sebagai dasar pengembangan sistem bantu komunikasi berbasis teknologi inklusif di Indonesia.

Kata Kunci — bahasa isyarat, CNN, ResNet50, SIBI, visi komputer

1. PENDAHULUAN

Bahasa isyarat merupakan salah satu bentuk komunikasi non-verbal yang digunakan oleh penyandang tunarungu dan tunawicara untuk menyampaikan pesan dan berinteraksi dengan lingkungan sekitarnya. Komunikasi ini memanfaatkan gerakan tangan, ekspresi wajah, serta gerak tubuh sebagai media utama penyampaian makna. Keberadaan bahasa isyarat sangat penting karena memungkinkan penyandang disabilitas pendengaran untuk berpartisipasi secara aktif dalam berbagai aspek kehidupan sosial, pendidikan, dan profesional [1].

Di Indonesia, terdapat dua sistem bahasa isyarat yang dikenal, yaitu Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). SIBI merupakan bahasa isyarat resmi yang telah distandarisasi oleh pemerintah dan digunakan secara formal, khususnya dalam kegiatan pendidikan di Sekolah Luar Biasa (SLB). SIBI mengadopsi konsep dari American Sign Language (ASL) dan memiliki karakteristik penggunaan satu tangan untuk membentuk pola atau simbol tertentu yang merepresentasikan huruf maupun isyarat [2].

Dalam praktiknya, komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum masih menghadapi berbagai kendala, terutama akibat rendahnya pemahaman masyarakat terhadap bahasa isyarat. Kondisi ini sering menimbulkan miskomunikasi dalam interaksi sehari-hari. Solusi konvensional seperti kamus bahasa isyarat atau jasa penerjemah dinilai kurang efisien karena membutuhkan waktu, biaya, serta keterbatasan ketersediaan [3]. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem berbasis teknologi yang mampu mendeteksi dan menerjemahkan bahasa isyarat secara otomatis.

Perkembangan teknologi Artificial Intelligence (AI), khususnya dalam bidang visi komputer dan pengolahan citra digital, telah mendorong lahirnya berbagai sistem pengenalan gestur tangan berbasis *Deep Learning*. Salah satu metode yang paling banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang memiliki kemampuan unggul dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis dan mengenali pola kompleks pada citra.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan keberhasilan CNN dalam pengenalan bahasa isyarat. LeCun et al. (1998) memperkenalkan CNN sebagai metode pembelajaran berbasis gradien untuk pengenalan pola citra, yang menjadi dasar pengembangan sistem pengenalan visual modern [9]. Selanjutnya, Nugroho dan Wibowo (2021) menerapkan CNN untuk klasifikasi gestur tangan bahasa isyarat berbasis citra dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 92,3%, menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengenali pola gerakan tangan [7].

Penelitian lain oleh Prasetyo dan Mahendra (2022) menyatakan bahwa penerapan preprocessing seperti normalisasi dan resize pada citra gestur tangan dapat meningkatkan stabilitas dan akurasi model CNN hingga di

atas **90%** [5]. Selain itu, pengembangan arsitektur CNN yang lebih dalam seperti *Residual Network* (ResNet) terbukti mampu meningkatkan performa klasifikasi. He et al. (2016) memperkenalkan ResNet yang mampu mengatasi permasalahan vanishing gradient pada jaringan dalam dan menghasilkan peningkatan akurasi signifikan pada berbagai tugas pengenalan citra [9].

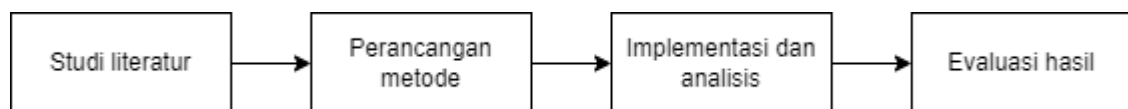
Dalam konteks pengenalan gestur tangan, penggunaan arsitektur *ResNet50* dilaporkan mampu mencapai akurasi tinggi. Beberapa studi menunjukkan bahwa *ResNet50* dapat menghasilkan akurasi di atas **94%** pada tugas klasifikasi citra berbasis gestur tangan dan objek visual, dengan kemampuan generalisasi yang lebih baik dibandingkan CNN konvensional [4].

Meskipun demikian, pengembangan sistem deteksi tangan untuk bahasa isyarat masih menghadapi sejumlah tantangan, seperti variasi bentuk tangan antar individu, perbedaan kondisi pencahayaan, latar belakang yang kompleks, serta variasi sudut pengambilan gambar. Faktor-faktor tersebut dapat memengaruhi akurasi sistem apabila tidak ditangani dengan baik melalui proses preprocessing dan pemilihan arsitektur model yang tepat [6].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi tangan untuk bahasa isyarat SIBI berbasis visi komputer menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *ResNet50*. Sistem yang dikembangkan diharapkan mampu mengenali gestur tangan secara otomatis dan akurat, sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum serta mendukung penerapan teknologi inklusif di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

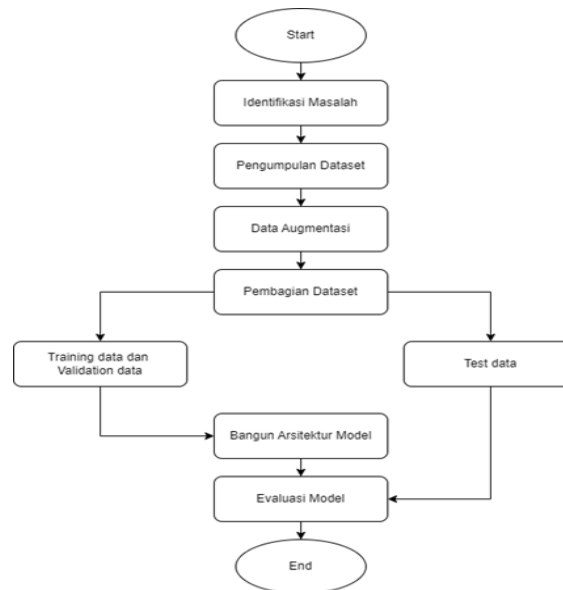
Metode penelitian ini dimulai dengan studi literatur, di mana informasi dianalisis secara sistematis. Selanjutnya, perancangan metode merinci alur proses penelitian. Setelah itu, penelitian diimplementasikan dan data dianalisis sesuai dengan perancangan metode. Terakhir, evaluasi hasil dilakukan untuk menilai signifikansi temuan dan menginterpretasikan hasil penelitian, sebagaimana dijelaskan pada gambar 1



Gambar 1. Metode Penelitian

2.2. Perancangan metode

Perancangan metode dimulai dengan dataset diunduh dari Kaggle sebagai input awal, kemudian dilakukan pengolahan data dengan membaca dataset, membaginya menjadi training, validation, dan testing. Untuk data training, dilakukan split data dengan porsi data training sebesar 70% dan data testing sebesar 30%. Selain itu, augmentasi diterapkan untuk memperkaya variasi data. Selanjutnya, model dibuat dan dilatih menggunakan data training dan data validasi untuk mengidentifikasi pola. Setelah itu, dilakukan pengujian pada model yang sudah dilatih untuk menilai sejauh mana model dapat memberikan prediksi yang akurat, sebagaimana dijelaskan pada gambar 2. Perancangan ini disusun dengan rinci, memiliki tujuan utama untuk menjamin bahwa setiap langkah proses terukur, efisien, dan secara tepat mendukung pencapaian tujuan penelitian.



Gambar 2. Rancangan Model

2.2. Persiapan data

Dataset yang diambil sebagai dasar penelitian berasal dari Kaggle dan dapat diakses melalui tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/alvinbintang/sibi-dataset>. Dataset ini terdiri dari gambar-gambar abjad A-Z yang dibentuk oleh tangan, dengan total 5.280 data gambar.

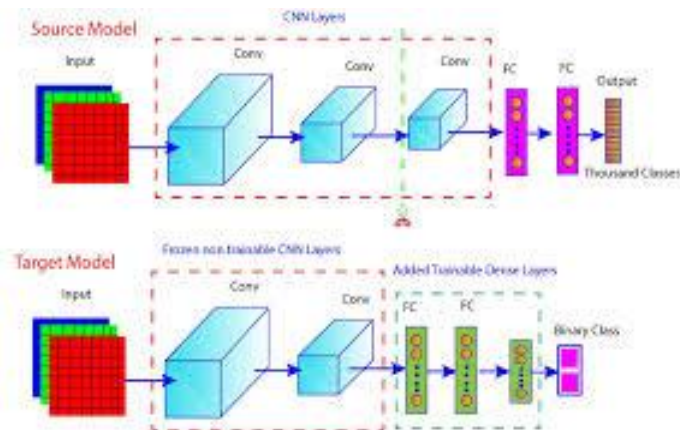
2.4. Augmentasi

Augmentasi data merupakan salah satu cara yang digunakan untuk memperbanyak varian citra, sementara pada citra asli tidak dilakukan augmentasi [8]. Dalam penelitian ini, diterapkan beberapa jenis augmentasi, termasuk rescale, horizontal flip, dan rotation range.

2.5 Arsitektur Algoritma

Proses dilakukan dengan menggunakan arsitektur *ResNet50* pada CNN. CNN dipilih karena metode tersebut paling optimal dalam kasus klasifikasi citra, yang mana salah satu kelebihanannya ialah ekstraksi fitur citra yang dilakukan secara otomatis, sehingga dapat menghemat waktu dan tenaga. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk menangani berbagai tugas, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi. CNN merupakan

pengembangan dari *Multi-Layer Perceptron* (MLP) dan menjadi salah satu algoritma unggulan dalam bidang *deep learning*. Algoritma ini pertama kali diperkenalkan oleh Yann LeCun, Léon Bottou, Yoshua Bengio, dan Patrick Haffner pada tahun 1998. *ResNet50* merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan akan *computing* data dalam jumlah yang besar. Perbedaan mendasar antara arsitektur *MobileNet* dan arsitektur CNN pada umumnya adalah penggunaan lapisan atau layer konvolusi dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari *input image*. *ResNet50* membagi konvolusi menjadi *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*.



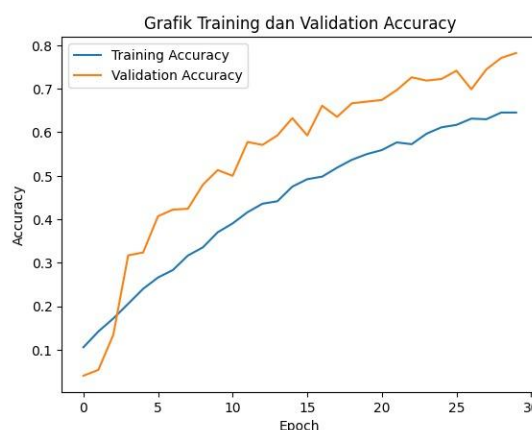
Gambar 3. CNN ResNet50 Architecture

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

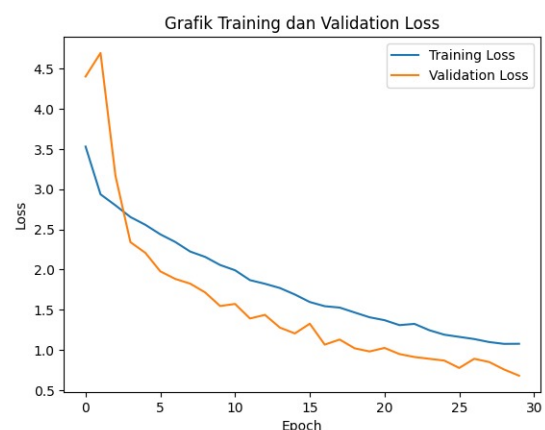
Pada penelitian ini, sistem deteksi tangan untuk bahasa isyarat Indonesia (SIBI) berbasis algoritma Convolutional Neural Network (CNN) berhasil diimplementasikan sebagai sistem klasifikasi citra. Sebelum proses pelatihan, dataset terlebih dahulu melalui tahap preprocessing yang meliputi pengubahan ukuran citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel, serta augmentasi data untuk meningkatkan variasi data latih.

Pengujian sistem dilakukan untuk memperoleh performa optimal dalam mengklasifikasikan gestur tangan bahasa isyarat SIBI dengan menggunakan arsitektur ResNet50. Evaluasi kinerja model difokuskan pada parameter accuracy dan loss untuk menilai tingkat ketepatan klasifikasi serta kestabilan proses pembelajaran model.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 5.280 citra gestur tangan bahasa isyarat SIBI yang terbagi ke dalam beberapa kelas sesuai dengan kategori isyarat yang diteliti. Pada tahap eksperimen, arsitektur ResNet50 diuji untuk melakukan klasifikasi citra gestur tangan tersebut dengan jumlah pelatihan sebanyak 30 epoch. Hasil pengujian selanjutnya disajikan dalam bentuk grafik akurasi dan loss untuk menggambarkan performa model selama proses pelatihan.



Gambar 4. Accuracy Grap



Gambar 5. Loss Grap

Berdasarkan grafik accuracy, terlihat bahwa baik akurasi pelatihan maupun akurasi validasi mengalami peningkatan yang konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch. Akurasi validasi cenderung berada di atas akurasi pelatihan, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak melibatkan dalam proses pelatihan. Perbedaan nilai akurasi antara data pelatihan dan validasi relatif stabil, sehingga tidak menunjukkan indikasi overfitting yang signifikan.

Pada grafik loss, nilai loss baik pada data pelatihan maupun validasi menunjukkan tren penurunan yang konsisten selama proses pelatihan. Penurunan nilai loss ini menandakan bahwa kesalahan prediksi model semakin

berkurang. Perbedaan nilai loss antara data pelatihan dan validasi juga relatif kecil, yang mengindikasikan bahwa model mampu belajar secara stabil dan memiliki performa yang baik pada data baru.

3.1 Evaluasi Model

Selain analisis grafik, evaluasi kinerja model juga dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 1. Evaluasi Model

Metrik Evaluasi	Nilai
Akurasi	78,22%
Presisi	78,70%
Recall	78,22%
F1-Score	78,14%

Hasil evaluasi tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup seimbang antara ketepatan dan kemampuan mengenali seluruh kelas gestur tangan. Nilai F1-score yang mendekati nilai presisi dan recall menandakan bahwa model bekerja secara konsisten dan stabil.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi tangan untuk bahasa isyarat Indonesia (SIBI) berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur *ResNet50* berhasil dikembangkan dan diimplementasikan sebagai sistem klasifikasi citra. Penerapan tahap preprocessing yang meliputi pengubahan ukuran citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi, serta augmentasi data terbukti membantu meningkatkan kestabilan proses pembelajaran model.

Pengujian terhadap dataset sebanyak 5.280 citra gestur tangan bahasa isyarat SIBI menunjukkan bahwa model mampu memberikan performa yang cukup baik. Hal ini ditunjukkan oleh tren peningkatan akurasi serta penurunan nilai loss yang konsisten pada data pelatihan dan validasi, tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Kondisi tersebut menandakan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Berdasarkan evaluasi kuantitatif, model memperoleh nilai akurasi sebesar 78,22%, presisi sebesar 78,70%, recall sebesar 78,22%, dan F1-score sebesar 78,14%. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa sistem memiliki keseimbangan yang baik antara ketepatan prediksi dan kemampuan mengenali seluruh kelas gestur tangan bahasa isyarat SIBI Secara keseluruhan,

hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur *ResNet50* pada sistem deteksi tangan bahasa isyarat SIBI memiliki potensi yang cukup baik untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai alat bantu komunikasi berbasis visi komputer. Dengan pengembangan lanjutan seperti penambahan jumlah dan variasi dataset serta optimasi parameter model, sistem ini diharapkan dapat mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dan diterapkan secara lebih luas dalam mendukung teknologi inklusif di Indonesia.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Pertama, disarankan untuk menambah jumlah dan variasi dataset citra gestur tangan bahasa isyarat SIBI, baik dari segi subjek pengguna, kondisi pencahayaan, latar belakang, maupun sudut pengambilan gambar, agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.

Kedua, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan arsitektur deep learning lainnya, seperti MobileNet, EfficientNet, atau DenseNet, serta melakukan perbandingan performa antar arsitektur untuk memperoleh model yang lebih optimal dari segi akurasi dan efisiensi komputasi.

Ketiga, evaluasi kinerja model dapat diperluas dengan menambahkan metrik lain seperti confusion matrix per kelas, precision, recall, dan F1-score untuk setiap kategori gestur tangan, sehingga analisis performa model dapat dilakukan secara lebih mendalam.

Keempat, pengembangan sistem ke dalam bentuk aplikasi berbasis web atau mobile juga disarankan agar hasil penelitian dapat dimanfaatkan secara langsung oleh masyarakat, khususnya sebagai alat bantu komunikasi antara penyandang tunarungu dan masyarakat umum.

Dengan adanya pengembangan lebih lanjut, diharapkan sistem deteksi tangan bahasa isyarat SIBI ini dapat memberikan kontribusi yang lebih besar dalam mendukung penerapan teknologi inklusif di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia, *Kamus Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI)*. Jakarta: Kemendikbud, 2017.
- [2] R. S. Suryani dan A. Pratama, “Perbandingan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dalam Pembelajaran,” *Jurnal Pendidikan Khusus*, vol. 15, no. 2, pp. 85–94, 2020.
- [3] M. A. Nugroho dan D. P. Wibowo, “Pengenalan Bahasa Isyarat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 3, pp. 412–419, 2021.
- [4] P. Swarnalatha, K. Rajesh, dan S. Kumar, “Hand Gesture Recognition Using Deep Learning and ResNet50 Architecture,” *International Journal of Computer Vision and Image Processing*, vol. 12, no. 1, pp. 33–41, 2025.
- [5] E. Prasetyo dan D. Mahendra, *Pengolahan Citra Digital dan Penerapannya*. Yogyakarta: Andi Publisher, 2022.
- [6] A. Salsabil, N. Aulia, dan M. Firmansyah, “Analisis Pengaruh Pencahayaan dan Latar Belakang terhadap Akurasi Klasifikasi Citra,” *Jurnal Sistem Cerdas*, vol. 4, no. 2, pp. 88–96, 2024.
- [7] A. Bintang, “SIBI Hand Sign Dataset,” Kaggle, 2023. [Online]. Tersedia: <https://www.kaggle.com/datasets/alvinbintang/sibi-dataset>
- [8] S. Siregar, H. Nasution, dan M. Harahap, “Penerapan Augmentasi Data pada Klasifikasi Citra Menggunakan CNN,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 7, no. 1, pp. 55–63, 2022.
- [9] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, dan P. Haffner, “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [10] K. He, X. Zhang, S. Ren, dan J. Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 770–778, 2016.