



SISTEM PEMBELAJARAN ISYARAT BAHASA INDONESIA (SIBI) MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Didik Trisianto¹, Michael Arthur Limantara²

¹Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Narotama, Kota Surabaya, Indonesia, Email: didik.trisianto@narotama.ac.id

²Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Narotama, Kota Surabaya, Indonesia

STATUS ARTIKEL

Dikirim 1 Agustus 2024
Direvisi 30 Agustus 2024
Diterima 15 September 2024

Kata Kunci:

Bahasa Isyarat, Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI), Computer Vision, Deep Learning, Convolutional Neural Network (CNN), Deteksi Gerakan Tangan

ABSTRAK

Bahasa isyarat adalah bentuk komunikasi yang mengandalkan gerakan tubuh dan ekspresi wajah untuk berinteraksi, terutama bagi penyandang tunarungu dan tunawicara. Di Indonesia, terdapat Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) yang digunakan sebagai bahasa isyarat yang resmi. Hingga saat ini masih terdapat kesenjangan komunikasi antara penyandang tunarungu dan tunawicara dengan orang normal. Pendekatan Computer Vision diharapkan dapat mengatasi masalah tersebut dengan pengembangan sistem pengenalan bahasa isyarat. Penelitian ini berfokus pada penerapan Deep Learning dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) atau Jaringan Saraf Konvolusional untuk mendeteksi gerakan tangan dalam bahasa isyarat abjad SIBI dan menerjemahkannya. Harapannya, hasil penelitian ini dapat menjadi landasan untuk pengembangan aplikasi pengenalan bahasa isyarat yang dioptimalkan khusus untuk SIBI, serta dapat mendukung penyandang disabilitas dan masyarakat umum untuk berkomunikasi secara lebih efektif.

1. PENDAHULUAN

Bahasa memiliki peran penting sebagai alat untuk berkomunikasi dalam interaksi sosial manusia. Bagi mereka yang mengalami disabilitas, seperti tunarungu atau tunawicara, komunikasi seringkali menjadi tantangan karena kesulitan dalam memahami dan menguasai bahasa secara lisan atau memperoleh keterampilan berbicara secara konvensional. Salah satu bentuk komunikasi yang umum digunakan oleh individu dengan tunarungu atau tunawicara adalah melalui bahasa isyarat. Namun, tidak semua orang memahami bahasa isyarat, karena jarang pengguna bahasa isyarat di kalangan masyarakat tanpa disabilitas. Meskipun penggunaan penterjemah manusia dapat efektif, terkadang dihindari karena pertimbangan biaya. Keadaan ini dapat membatasi komunikasi antara individu dengan disabilitas dan masyarakat umum.

Bahasa Isyarat merupakan alat komunikasi bagi individu dengan kebutuhan khusus, seperti tunarungu dan tunawicara, yang menggunakan gerakan tubuh dan tangan sebagai alternatif untuk berkomunikasi tanpa suara [1]. Bahasa ini mengandalkan gerakan fisik dan tangan untuk menyampaikan pesan [2]. Di Indonesia, terdapat dua bentuk bahasa isyarat yang umum digunakan yaitu Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) [3]. Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) didorong oleh Gerakan Kesejahteraan Tunarungu Indonesia (GERKATIN) dan dikembangkan oleh komunitas tunarungu, sedangkan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) yang secara resmi digunakan di Sekolah Luar Biasa (SLB) di bawah Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan [4].

SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) adalah media komunikasi untuk penyandang tunarungu yang memadukan antara bahasa lisan, isyarat, mimik dan gerak lainnya [5]. SIBI memiliki 26 ejaan jari yang menunjukkan 26 alphabet dengan 24 tanda berupa gerakan statis

serta 2 tanda berupa gerakan dinamis (J dan Z). Alfabet SIBI tersusun dari kombinasi bentuk jari dan tangan [6]. SIBI sengaja dibuat dan diresmikan oleh pemerintah Indonesia untuk mempresentasikan tata bahasa lisan Indonesia ke dalam isyarat buatan. Meskipun menjadi standar resmi, perbedaan persepsi antara pengguna bahasa isyarat dan individu normal sering menjadi tantangan dalam komunikasi.

Penerapan Deep Learning dalam pengenalan simbol SIBI membuka peluang dalam memperkuat komunikasi penyandang tunarungu di Indonesia. Deep Learning merupakan metode pembelajaran mesin yang memiliki kemampuan yang sangat baik dalam Computer Vision. Computer Vision merupakan ilmu komputer yang bekerja dengan cara meniru kemampuan visual manusia [7]. Deep Learning, terutama dalam Computer Vision, telah menunjukkan kemampuan yang signifikan dalam pengenalan visual, yang merupakan komponen utama dalam teknologi *Sign Language Recognition* (SLR). Dengan populasi tunarungu yang signifikan pada tahun 2018 [8], [9], pengembangan SLR menjadi penting dalam memfasilitasi komunikasi melalui bahasa isyarat dan gerakan tubuh.

Identifikasi citra merupakan langkah yang penting dalam pengenalan gerakan tangan. Pengenalan gerakan tangan memerlukan pengolahan citra dan ekstraksi ciri dilakukan untuk mengenali dan mengklasifikasi gerakan tangan dengan tingkat akurasi semaksimal mungkin, di mana Convolutional Neural Network (CNN) hadir sebagai solusi utama. CNN digunakan dalam penelitian ini untuk melatih sistem dalam mengenali huruf-huruf SIBI. Harapannya, penerapan CNN dapat meningkatkan akurasi pengenalan.

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode machine learning yang dapat digunakan untuk klasifikasi citra objek. CNN merupakan model Deep Learning yang dapat meniru kemampuan pengenalan citra dalam visual *cortex* manusia [10]. Kemampuan CNN dalam mengenali dan mengklasifikasi objek menjadi fokus utama dalam pengenalan gerakan tangan, sebagaimana terdapat pada bahasa isyarat SIBI [11]. Salah satu kelebihan CNN dianggap sebagai model terbaik untuk menyelesaikan masalah yang berhubungan dengan deteksi obyek dan pengenalan obyek karena tidak memerlukan komputasi yang besar dalam prosesnya. Meskipun menjadi salah satu metode terbaik dalam deteksi dan pengenalan objek, CNN juga memiliki kelemahan terkait durasi pelatihan model yang memakan waktu [12].

Berdasarkan permasalahan tersebut, dalam penelitian ini dibuatlah sebuah sistem untuk memahami bahasa isyarat dengan menerapkan teknologi Deep Learning menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Sistem ini mempermudah masyarakat dalam mempelajari dan memahami bahasa isyarat abjad Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). Beberapa tantangan yang dihadapi mencakup proses pelatihan data, penentuan posisi objek, variasi pose, pencahayaan, serta perbedaan latar belakang objek dalam konteks pengenalan bahasa isyarat [13], [14]. Dengan adanya sistem deteksi bahasa isyarat SIBI, diharapkan kesenjangan dalam komunikasi antara penyandang tunarungu dan mereka yang tidak memiliki disabilitas dapat diminimalkan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan suatu eksplorasi mendalam dalam pemanfaatan teknologi tingkat tinggi, terutama dengan memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN), dalam konteks pengembangan sistem deteksi bahasa isyarat. Dari segi metodologi, penelitian ini dapat diidentifikasi sebagai suatu studi eksperimental dengan pendekatan kuantitatif. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk mengumpulkan data empiris yang dapat diukur secara angka, sesuai dengan tujuan penelitian untuk menganalisis kinerja CNN dalam mendeteksi bahasa isyarat. Penelitian eksperimental cenderung fokus pada pengumpulan data empiris dan pengujian hipotesis. Penerapan kontrol variabel dan manipulasi variabel-variabel

tertentu dalam penelitian ini dimaksudkan untuk memahami dampak secara sistematis terhadap hasil eksperimen. Dengan pendekatan ini, penelitian tidak hanya mengarah pada pengembangan teknologi, tetapi juga pada pemahaman ilmiah yang lebih mendalam mengenai aspek kuantitatif dari penerapan teknologi tingkat tinggi pada sistem deteksi bahasa isyarat.

2.1 Desain Penelitian

Desain penelitian yang dapat digunakan adalah suatu strategi penelitian dengan pendekatan One-Group Pretest-Posttest. Pada tahap *pretest*, data awal dikumpulkan untuk memberikan gambaran awal mengenai pemahaman bahasa isyarat sebelum adanya intervensi (perubahan). Setelah itu, model deteksi bahasa isyarat dengan menggunakan CNN akan diterapkan. Setelah fase implementasi model, dilakukan pengukuran ulang variabel penelitian pada tahap *posttest*. Data yang terkumpul dari *posttest* akan memungkinkan peneliti mengevaluasi dampak efektivitas model deteksi bahasa isyarat dalam meningkatkan pemahaman bahasa isyarat.

2.2 Variabel Penelitian

1. Variabel Independen

Dalam penelitian ini, fokus utamanya mengarah pada pemanfaatan suatu pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai elemen utama dalam pengembangan sistem kecerdasan buatan. Secara khusus, implementasi CNN diadopsi sebagai teknik pembelajaran mendalam untuk menganalisis dan memproses data terkait bahasa isyarat. Pendekatan ini dirancang untuk menciptakan struktur yang efisien dan akurat dalam mengelola informasi isyarat tersebut.

2. Variabel Terikat

Pusat perhatian dalam penelitian ini terletak pada evaluasi kemampuan sistem untuk mengidentifikasi dan menginterpretasikan bahasa isyarat. Ini mencakup keakuratan dalam mengenali pola gerakan dan ekspresi isyarat, kemampuan sistem untuk memberikan arti pada isyarat, dan responsibilitas sistem dalam merespons dengan tepat. Oleh karena itu, variabel terikat ini mencerminkan sejauh mana integrasi CNN dapat meningkatkan kinerja sistem dalam memahami dan merespons bahasa isyarat secara efektif.

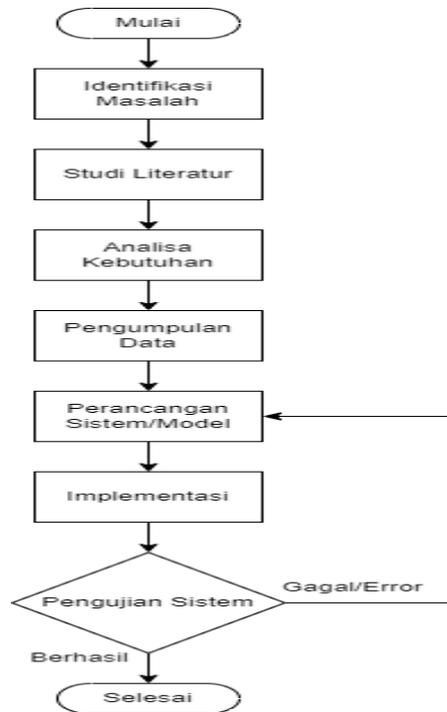
2.3 Prosedur Penelitian

Metode penelitian yang diterapkan pada laporan penelitian ini melibatkan sejumlah langkah yang dirancang secara sistematis. Pertama, penelitian dimulai dengan melakukan identifikasi masalah dan tinjauan pustaka untuk memahami kerangka teoritis dan literatur terkait. Langkah ini dilakukan untuk membangun landasan yang kuat bagi perumusan pertanyaan penelitian dan tujuan penelitian. Setelah tahap studi literatur, penelitian dilanjutkan dengan analisis kebutuhan dan pengumpulan data. Pada tahap ini, peneliti mengidentifikasi kebutuhan sistem, menyusun kerangka kerja, dan mengumpulkan data yang relevan. Analisis kebutuhan ini menjadi dasar bagi pengembangan model dan perangkat lunak yang akan dievaluasi lebih lanjut.

Tahap perancangan melibatkan penyusunan rencana rinci untuk implementasi sistem. Dalam konteks klasifikasi citra, penelitian menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) karena kemampuannya dalam mendeteksi fitur unik tanpa memerlukan langkah-langkah preprocessing dan kemampuannya untuk mengenali fitur otomatis tanpa pengawasan. Implementasi sistem melibatkan pelatihan data dan pembentukan model menggunakan CNN. Proses ini penting untuk memastikan bahwa model dapat memberikan

hasil yang akurat dan dapat diandalkan. Keberhasilan tahap ini akan mempengaruhi kualitas keseluruhan penelitian.

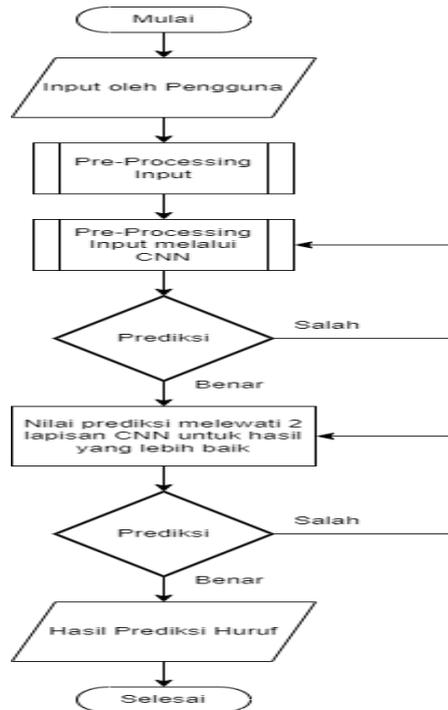
Terakhir, penelitian mencapai tahap pengujian sistem untuk mengevaluasi kinerja model yang dikembangkan. Proses ini melibatkan uji coba, evaluasi, dan validasi hasil. Dalam pengembangan perangkat lunak, penelitian mengadopsi pendekatan metode waterfall untuk memastikan bahwa setiap tahap dilakukan secara berurutan dan terdokumentasi dengan baik. Diagram alur penelitian, seperti yang terlihat pada Gambar 1, memberikan gambaran visual tentang serangkaian langkah penelitian.



Gambar 1 Alur Penelitian

2.4 Perancangan Sistem

Dalam tahap perancangan sistem pada penelitian ini, peneliti mengembangkan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang disesuaikan secara khusus untuk memenuhi kebutuhan deteksi bahasa isyarat. Proses ini melibatkan penentuan parameter-model optimal, termasuk jumlah lapisan konvolusi, ukuran kernel, dan fungsi aktivasi, dengan tujuan meningkatkan akurasi deteksi. Selanjutnya, untuk memahami implementasi deteksi bahasa isyarat, diterapkan *flowchart* klasifikasi abjad SIBI. Diagram ini menjelaskan dengan rinci proses pengenalan hingga klasifikasi abjad SIBI menggunakan data yang diperoleh dari *capture webcam* saat pengguna mengekspresikan bahasa isyarat SIBI. Rangkaian proses ini diilustrasikan pada Gambar 2 Pemrosesan data melibatkan interaksi antara pengguna dan sistem, yang bertujuan untuk memperkuat pemahaman model terhadap bahasa isyarat yang bersifat spesifik.



Gambar 2 Flowchart Klasifikasi Abjad SIBI

2.5 Implementasi

Setelah perancangan model, langkah berikutnya melibatkan penerapan model. Penyusunan dataset menjadi tahap yang sangat penting dalam implementasi ini. Setelah dataset disiapkan, langkah selanjutnya adalah melibatkan model CNN dalam proses pelatihan. Proses pelatihan melibatkan penyesuaian parameter model secara berulang, dengan tujuan meraih hasil deteksi bahasa isyarat yang optimal. Tahap pelatihan menjadi kunci untuk memastikan bahwa model mampu memberikan hasil yang akurat dan dapat diandalkan dalam skenario dunia nyata.

2.6 Pengujian Sistem

Selain penyesuaian parameter, penilaian hasil pelatihan juga dilakukan untuk mengukur kinerja model. Pertama-tama, hasil deteksi dinilai menggunakan metrik-metrik penting seperti akurasi, presisi, dan *recall*. Metrik-metrik ini memberikan pandangan menyeluruh tentang kemampuan model dalam mengidentifikasi bahasa isyarat dengan tingkat keakuratan dan efisiensi yang optimal. Proses validasi model menjadi langkah penting untuk memastikan bahwa model memiliki kemampuan yang umum dan dapat diandalkan dalam berbagai situasi. Validasi dilakukan melalui uji coba model pada dataset yang beragam, menjamin kemampuan model untuk mengenali bahasa isyarat secara konsisten dan akurat dalam berbagai konteks. Validasi ini juga membantu dalam mengidentifikasi potensi *overfitting* (Keadaan dimana model berusaha untuk mempelajari seluruh detail termasuk *noise* yang ada dalam data dan berusaha untuk mengikutsertakan semua *data point* ke dalam garis) atau *underfitting* (Keadaan dimana model Machine Learning tidak bisa mempelajari hubungan antara variabel dalam data serta memprediksi atau mengklasifikasikan *data point* baru) yang dapat mempengaruhi kinerja model.

2.7 Instrumen Penelitian

Penelitian ini menggunakan kombinasi *webcam* atau sensor visual dan perangkat lunak Deep Learning untuk menganalisis gerakan dan ekspresi bahasa isyarat. Instrumen ini

dirancang untuk mendapatkan pemahaman yang mendalam tentang interaksi bahasa isyarat dengan memanfaatkan teknologi canggih.

1. *Webcam* atau Sensor Visual

Instrumen penelitian ini memanfaatkan *webcam* atau sensor visual untuk merekam secara akurat gerakan dan ekspresi bahasa isyarat. Penggunaan teknologi ini memungkinkan pengambilan data yang lebih rinci dan *real-time*, menciptakan dasar yang kuat untuk analisis yang mendalam.

2. *Software Deep Learning*

Perangkat lunak Deep Learning digunakan untuk mengimplementasikan dan melatih model Convolutional Neural Network (CNN). Model ini dirancang khusus untuk mengenali pola gerakan tangan dan jari yang terkait dengan bahasa isyarat. Dengan mendalaminya melalui pelatihan, model ini dapat meningkatkan akurasi interpretasi, membantu dalam pengenalan isyarat yang kompleks, dan memberikan dasar untuk analisis berbasis data.

3. Validasi Manusia

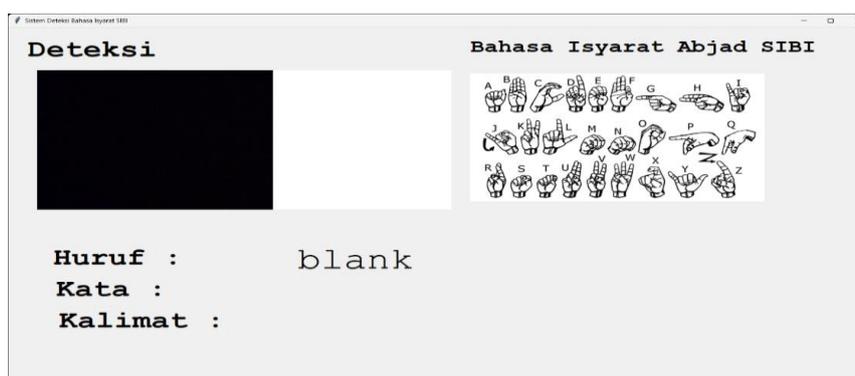
Untuk memastikan keakuratan interpretasi, hasil dari sistem otomatis akan divalidasi melalui partisipasi manusia yang memiliki keahlian dalam bahasa isyarat. Hal ini bertujuan untuk mengonfirmasi keakuratan dan keberlanjutan hasil analisis yang diperoleh dari model Deep Learning.

2.8 Analisis Data

Analisis data penelitian ini menggabungkan dua aspek penting, yaitu penerapan metode statistik untuk mengurai data dari pengukuran sebelum dan sesudah implementasi, serta penilaian kinerja model. Pada analisis statistik, berbagai teknik diterapkan untuk menyelidiki pola dalam data sebelum dan sesudah tindakan dilakukan. Penggunaan metode statistik yang sesuai membantu dalam mengidentifikasi perubahan signifikan dalam variabel yang diamati, memungkinkan pembuatan kesimpulan yang solid berdasarkan hasil observasi. Sementara itu, evaluasi kinerja model, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), memberikan wawasan mendalam tentang kemampuannya dalam mengenali bahasa isyarat. Melalui evaluasi kinerja model, penelitian ini tidak hanya memberikan temuan kualitatif tentang efektivitas model CNN, tetapi juga menyajikan dasar empiris untuk rekomendasi atau perbaikan lebih lanjut terhadap pendekatan yang diimplementasikan.

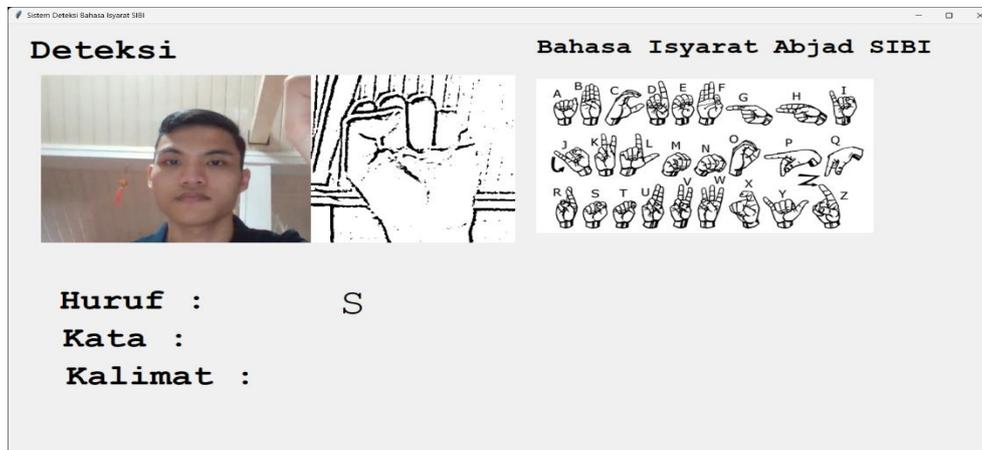
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari pengujian sistem deteksi bahasa isyarat SIBI dapat dilihat pada Gambar 3, 4, 5 dan 6



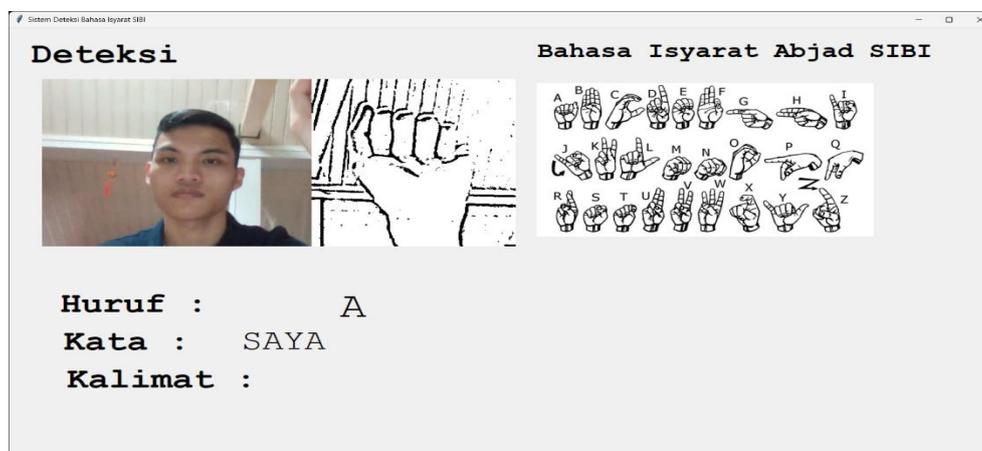
Gambar 3 Tampilan Antarmuka Sistem Deteksi Bahasa Isyarat Abjad SIBI

Pada Gambar 3, terlihat antarmuka pengguna dari sistem deteksi bahasa isyarat abjad SIBI. Sebuah kotak berwarna gelap digunakan untuk menampilkan gambar pengguna dari kamera, sementara kotak berwarna terang menampilkan gerakan tangan pengguna dalam skala hitam-putih. Di sisi kanan, terdapat gambaran gerakan bahasa isyarat abjad SIBI sebagai panduan. Pada bagian bawah, terdapat tiga elemen utama: "Huruf" menunjukkan karakter abjad yang sedang diperagakan, "Kata" menampilkan kata yang terbentuk dari susunan huruf, dan "Kalimat" menampilkan kalimat yang terbentuk dari susunan kata yang dibuat oleh pengguna.



Gambar 4 Sistem Deteksi Bahasa Isyarat Abjad SIBI Huruf A

Pada Gambar 4. terlihat sistem yang mengenali bahasa isyarat abjad A, sesuai dengan pergerakan tangan pengguna. Proses tersebut melibatkan pengguna yang melakukan gerakan bahasa isyarat abjad SIBI, yang kemudian direkam dalam format hitam-putih. Sistem selanjutnya dapat melakukan prediksi terhadap abjad yang sedang diperagakan dengan menggunakan dataset yang telah disiapkan sebelumnya. Hasil prediksi karakter ini akan ditampilkan di depan "Huruf" secara *real-time*.



Gambar 5 Sistem Menampilkan Kata dari Susunan Huruf

Pada Gambar 5 menampilkan sistem menyusun kata "SAYA". Dalam 50 frame awal, teks hasil prediksi disimpan dalam *backend*, dan karakter dengan prediksi paling tinggi ditampilkan di depan "Kata". Hasil prediksi untuk setiap frame diambil dan disimpan, membentuk teks sesuai dengan bahasa isyarat yang diperlihatkan. Ketika sistem mendeteksi perubahan ke layar

kosong, menandakan bahwa prediksi kata telah selesai, program menganggap kata tersebut selesai dan beralih ke karakter selanjutnya.

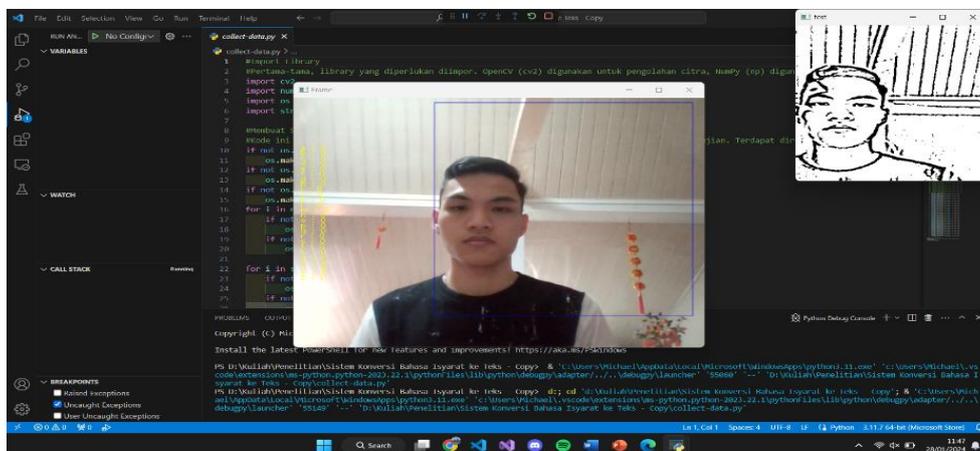


Gambar 6 Sistem Menampilkan Kalimat dari Susunan Kata

Setelah semua karakter diprediksi, kata lengkap ditampilkan di depan karakter, dan sistem mencari layar kosong untuk menentukan bahwa kata tersebut telah selesai. Jika layar tetap kosong, program menganggap bahwa kata telah selesai, dan kata dipindahkan ke depan kalimat. Dengan cara ini, program ini menyusun teks dari bahasa isyarat di *frontend*, menggunakan model untuk memprediksi teks, dan memiliki mekanisme untuk mendeteksi kapan sebuah kata atau kalimat selesai, sehingga hasilnya ditampilkan dengan tepat di layar.

3.1 Pembuatan Dataset

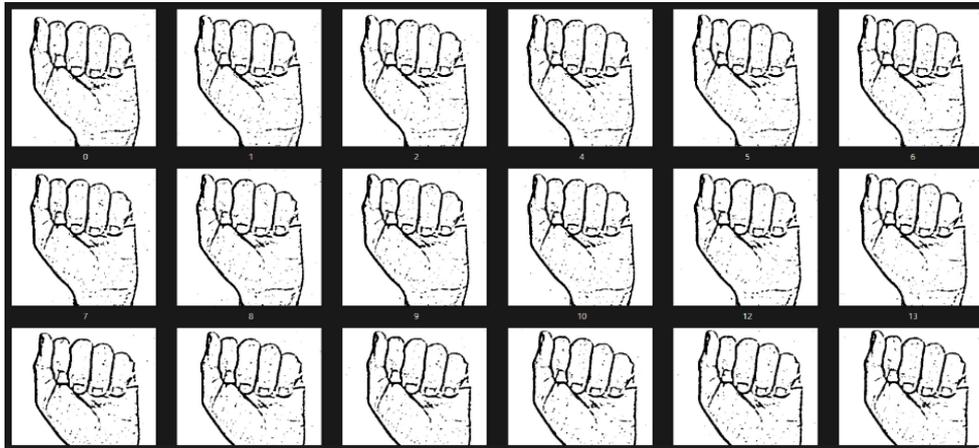
Penelitian ini menggunakan dataset baru yang melibatkan penggunaan *library* OpenCV, terdiri dari gambar yang diambil dengan menggunakan *webcam*. Dataset ini mencakup gambar peragaan bahasa isyarat SIBI mulai dari huruf A hingga Z dalam format file ".jpg". Jumlah gambar yang dikumpulkan sebanyak 2.600 citra, dengan 26 kelas yang merepresentasikan huruf-huruf abjad. Tiap kelas terdiri dari 100 citra. Proses pembuatan dataset dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Proses Pembuatan Dataset

Proses dimulai dengan menangkap setiap frame yang ditampilkan oleh *webcam*. Di setiap frame, wilayah minat (Region of Interest) didefinisikan dengan kotak berbatas biru. Dari

gambar utuh tersebut, ROI diekstrak dalam bentuk nilai RGB dan dikonversi menjadi gambar skala abu-abu. Akhirnya, filter *Gaussian blur* diterapkan pada gambar untuk membantu mengekstrak berbagai fitur gambar. Berikut merupakan contoh dataset bahasa isyarat SIBI abjad A yang telah dilakukan *pre-processing*.



Gambar 8 Dataset yang Telah Dilakukan *Pre-Processing*

Langkah selanjutnya melibatkan proses pelatihan data untuk membentuk model yang akan diujikan. Sebelum memulai pelatihan, dataset dipisah menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data pengujian. Dari total 2.600 data, 70% digunakan sebagai data pelatihan, sementara 30% dijadikan sebagai data pengujian. Pelatihan data melibatkan *batch size* 10, epoch 5, dengan *steps per epoch* sebesar 12.841. Batch size adalah jumlah sampel data yang biasanya melewati jaringan saraf pada satu waktu. Sedangkan epoch merupakan *hyperparameter* yang menentukan berapa kali algoritma Deep Learning bekerja melewati seluruh dataset baik secara *forward* maupun *backward*.

Setiap *epoch* menghasilkan variabel pembelajaran yang tercermin dalam nilai akurasi dan loss. Nilai loss berperan sebagai parameter evaluasi untuk menilai sejauh mana hasil pembelajaran sistem dapat dianggap baik atau buruk, semakin kecil nilai loss maka semakin konsisten pembelajaran model. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi sekitar 99%, dengan nilai loss sekitar 3,7%, seperti terlihat pada Gambar 9.

```
Epoch 1/5
1285/1285 [=====] - 190s 148ms/step - loss: 0.0691 - accuracy: 0.9811 - val_loss: 0.0046 - val_accuracy: 0.9986
Epoch 2/5
1285/1285 [=====] - 167s 130ms/step - loss: 0.0539 - accuracy: 0.9853 - val_loss: 0.0069 - val_accuracy: 0.9977
Epoch 3/5
1285/1285 [=====] - 164s 128ms/step - loss: 0.0433 - accuracy: 0.9889 - val_loss: 0.0207 - val_accuracy: 0.9946
Epoch 4/5
1285/1285 [=====] - 164s 127ms/step - loss: 0.0503 - accuracy: 0.9863 - val_loss: 0.0059 - val_accuracy: 0.9988
Epoch 5/5
1285/1285 [=====] - 168s 131ms/step - loss: 0.0370 - accuracy: 0.9900 - val_loss: 0.0018 - val_accuracy: 0.9993
```

Gambar 9 Nilai Akurasi dan Loss

3.2 Klasifikasi Gestur

1. Convolutional Layer 1

Input berupa gambar dengan resolusi 128x128 piksel. Dalam langkah awal, gambar tersebut diproses di lapisan konvolusi pertama menggunakan 32 bobot filter berukuran 3x3 piksel masing-masing. Hasilnya adalah gambar berukuran 126x126 piksel, satu untuk setiap bobot filter.

2. Pooling Layer 1

Gambar-gambar tersebut di-downsample menggunakan teknik max pooling 2x2, di mana hanya nilai tertinggi dalam setiap kotak 2x2 matriks yang dipertahankan. Akibatnya, gambar di-downsample (diperkecil) menjadi 63x63 piksel.

3. Convolutional Layer 2

Gambar 63x63 piksel dari output pooling layer pertama dijadikan input untuk lapisan konvolusi kedua. Di sini, gambar diproses menggunakan 32 bobot filter berukuran 3x3 piksel, menghasilkan gambar berukuran 60x60 piksel.

4. Pooling Layer 2

Gambar-gambar hasilnya di-downsample (diperkecil) lagi menggunakan teknik *Max-Pooling* 2x2 dan resolusinya dikurangi menjadi 30x30 piksel.

5. Fully Connected Layer 1

Gambar-gambar ini menjadi input untuk lapisan terhubung penuh dengan 128 neuron. Output dari lapisan konvolusi kedua diubah bentuk menjadi array dengan ukuran $30 \times 30 \times 32 = 28800$ nilai. Lapisan ini menggunakan *Dropout* dengan nilai 0.5 untuk menghindari *overfitting*.

6. Fully Connected Layer 2

Output dari lapisan koneksi penuh pertama menjadi input untuk lapisan terhubung penuh berisi 96 neuron.

7. Layer Akhir

Output dari lapisan koneksi penuh kedua digunakan sebagai input untuk layer akhir, yang memiliki jumlah neuron sesuai dengan jumlah kelas yang diklasifikasikan.

3.3 Training (Pelatihan) dan Testing (Pengujian)

Citra masukan (RGB) dikonversi ke format skala keabu-abuan dan menerapkan teknik *Gaussian blur* untuk menghilangkan gangguan yang tidak diperlukan. Selanjutnya, menggunakan *Adaptive Threshold* untuk mengekstrak area tangan dari latar belakang dan menyesuaikan ukuran citra menjadi 128 x 128. Setelah melalui proses pra-pemrosesan, citra masukan diberikan kepada model untuk pelatihan dan pengujian setelah melalui serangkaian operasi yang telah disebutkan. Layer prediksi digunakan untuk mengevaluasi seberapa mungkin gambar termasuk dalam salah satu kelas. Outputnya dinormalisasi antara 0 dan 1, dipastikan total nilai dalam setiap kelas sama dengan 1, menggunakan fungsi softmax.

Untuk meningkatkannya output dari layer prediksi, jaringan dilatih menggunakan data yang telah dilabeli. *Cross-entropy* digunakan sebagai indikator kinerja dalam klasifikasi, sebuah fungsi kontinu yang memberikan nilai positif pada titik yang berbeda dengan data yang dilabeli, dan memiliki nilai nol saat sesuai dengan data yang dilabeli. Oleh karena itu, *cross-entropy* dioptimalkan dengan meminimalkannya mendekati nol. Di layer jaringan, bobot dari jaringan saraf disesuaikan. Setelah menemukan fungsi *cross-entropy*, nilainya optimalkan menggunakan metode penurunan gradien (Gradient Descent), terutama dengan penggunaan *Adam Optimizer* untuk mendapatkan hasil yang optimal.

Tabel 1 Hasil Prediksi Data Uji

No	Kondisi Ruangan	Jumlah Pengujian	Tingkat Akurasi
1	Minim Cahaya (Redup)	26	95,8 %
2	Terang	26	97,23 %

Pada fase uji coba sistem ini, akan dievaluasi tingkat akurasi implementasi CNN. Pengujian dilakukan dengan menentukan jarak antara tangan dan *webcam* untuk mendeteksi serta memprediksi isyarat jari-jari tangan. Peneliti melakukan uji coba dengan mengarahkan

webcam kepada subjek pengujian yaitu peneliti sendiri, lalu melakukan gestur bahasa isyarat yang sesuai dengan kelas pada setiap data citra. Hasil akurasi saat proses pengujian data dapat dilihat pada Tabel 1.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian sistem deteksi bahasa isyarat abjad SIBI dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN), dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi bahasa isyarat abjad SIBI secara *real-time* menggunakan metode Convolutional Neural Network telah berhasil diterapkan. Fokus utama dari pengembangan ini adalah pada pengenalan alfabet SIBI. Sistem dapat mengenali kelas abjad berdasarkan peragaan pengguna. Dalam proses training dataset menggunakan citra sebanyak 2.600 dengan epoch 5 serta batch size 10, diperoleh training akurasi sebesar 99%, menunjukkan optimalitas deteksi bahasa isyarat abjad SIBI. Peningkatan prediksi terjadi setelah penerapan dua lapis algoritma, di mana verifikasi dan prediksi dilakukan terhadap simbol-simbol yang mirip satu sama lain. Sistem dapat mendeteksi hampir semua simbol, jika diperagakan dengan benar, minimnya atau tidak adanya gangguan di latar belakang, serta dengan pencahayaan yang memadai.

5. DAFTAR PUSTAKA

- A. B. Yunanda, F. Mandita, dan A. P. Armin, "Pengenalan bahasa isyarat indonesia (bisindo) untuk karakter huruf dengan menggunakan microsoft kinect," *Fountain Of Informatics Journal*, vol. 3, no. 2, hlm. 41–45, 2018.
- D. Yolanda, K. Gunadi, dan E. Setyati, "Pengenalan Alfabet Bahasa Isyarat Tangan Secara Real-Time dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan Recurrent Neural Network," *Jurnal Infra*, vol. 8, no. 1, hlm. 203–208, 2020.
- N. Nuryazid dan A. Mulwinda, "Pengembangan Aplikasi Kamus Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo) dengan Mengintegrasikan Cloud Video Berbasis Android," *Edu Komputika Journal*, vol. 4, no. 1, hlm. 34, 2017.
- A. B. Yunanda, F. Mandita, dan A. P. Armin, "Pengenalan bahasa isyarat indonesia (bisindo) untuk karakter huruf dengan menggunakan microsoft kinect," *Fountain Of Informatics Journal*, vol. 3, no. 2, hlm. 41–45, 2018.
- A. S. Nugraheni, A. P. Husain, dan H. Unayah, "Optimalisasi penggunaan bahasa isyarat dengan sibi dan bisindo pada mahasiswa difabel tunarungu di prodi pgmi uin sunan kalijaga," *Holistika: Jurnal Ilmiah PGSD*, vol. 5, no. 1, hlm. 28–33, 2023.
- T. Y. Pajar, D. Purwanto, dan H. Kusuma, "Pengenalan Bahasa Isyarat Tangan Menggunakan Depth Image," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 7, no. 1, hlm. A104–A109, 2018.
- T. A. Dompeipen, S. R. U. A. Sompie, dan M. E. I. Najoan, "Computer Vision Implementation for Detection and Counting the Number of Humans," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 16, no. 1, hlm. 65–76, 2021.
- S. Subburaj dan S. Murugavalli, "Survey on sign language recognition in context of vision-based and deep learning," *Measurement: Sensors*, vol. 23, hlm. 100385, 2022.
- E. R. Kasim, A. Fransiska, M. Lusli, dan S. Okta, "Analisis situasi penyandang disabilitas di Indonesia: Sebuah desk-review," *Pusat Kajian Disabilitas, Fakultas Ilmu-Ilmu Sosial dan Politik Universitas Indonesia*, 2010.
- G. Ciaburro dan B. Venkateswaran, *Neural Networks with R: Smart models using CNN, RNN, deep learning, and artificial intelligence principles*. Packt Publishing Ltd, 2017.
- V. Bheda dan D. Radpour, "Using deep convolutional networks for gesture recognition in american sign language," *arXiv preprint arXiv:1710.06836*, 2017.

- W. S. E. Putra, “Klasifikasi citra menggunakan convolutional neural network (CNN) pada caltech 101,” *Jurnal Teknik ITS*, vol. 5, no. 1, 2016.
- R. B. F. Hakim, “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK TERHADAP TRANSPORTASI TRADISIONAL MENGGUNAKAN KERAS,” 2018.
- C. K. Dewa, A. L. Fadhilah, dan A. Afiahayati, “Convolutional neural networks for handwritten Javanese character recognition,” *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 12, no. 1, hlm. 83–94, 2018.
- M. B. S. Bakti dan Y. M. Pranoto, “Pengenalan Angka Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” dalam *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 2019, hlm. 11–16.
- D. Yolanda, K. Gunadi, dan E. Setyati, “Pengenalan Alfabet Bahasa Isyarat Tangan Secara Real-Time dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan Recurrent Neural Network,” *Jurnal Infra*, vol. 8, no. 1, hlm. 203–208, 2020.
- H. M. Putri, F. Fadlisyah, dan W. Fuadi, “Pendeteksian Bahasa Isyarat Indonesia Secara Real-Time Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM),” *Jurnal Teknologi Terapan and Sains 4.0*, vol. 3, no. 1, hlm. 663–675, 2022.
- M. B. S. Bakti dan Y. M. Pranoto, “Pengenalan Angka Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” dalam *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 2019, hlm. 11–16.
- D. DARMATASIA, “Pengenalan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (Sibi) Menggunakan Gradient-Convolutional Neural Network,” *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*, vol. 6, no. 1, hlm. 56–65, 2021.
- S. Satwikayana, S. A. Wibowo, dan N. Vendyansyah, “Sistem Presensi Mahasiswa Otomatis Pada Zoom Meeting Menggunakan Face Recognition Dengan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Web,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 5, no. 2, hlm. 785–793, 2021.
- R. B. F. Hakim, “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK TERHADAP TRANSPORTASI TRADISIONAL MENGGUNAKAN KERAS,” 2018.
- A. R. Syulistyo, D. S. Hormansyah, dan P. Y. Saputra, “SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) translation using Convolutional Neural Network (CNN),” dalam *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, IOP Publishing, 2020, hlm. 012082.
- S. Gong dkk., “Visual Object Recognition,” *Advanced Image and Video Processing Using MATLAB*, hlm. 351–387, 2019.
- U. Michelucci, *Advanced applied deep learning: convolutional neural networks and object detection*. Springer, 2019.