

**PENGENALAN BAHASA ISYARAT DENGAN
MENGGUNAKAN TEKNIK AUGMENTASI GAMBAR
MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
(CNN)**

TUGAS RISET



Oleh :

ACHAREEYA WICAKSA PUTRA PRIBADI

20081010194

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL "VETERAN"
JAWA TIMUR
2023**

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Bahasa isyarat memiliki peran penting dalam memungkinkan komunikasi bagi orang bisu. Hal ini tidak hanya berdampak pada tingkat individu, tetapi juga pada inklusi sosial dan kesempatan yang dimiliki oleh komunitas orang bisu. Namun, salah satu tantangan kritis yang dihadapi dalam penggunaan bahasa isyarat adalah akurasi pengenalan gestur tangan. Variasi dalam bahasa isyarat, termasuk variasi gerakan, posisi tangan, dan bahasa isyarat regional, sering mengakibatkan kesalahan pengenalan yang dapat menghambat pemahaman pesan yang ingin disampaikan oleh pengguna bahasa isyarat. Fenomena ini mempengaruhi efektivitas komunikasi dan aksesibilitas bagi orang bisu, mengisyaratkan perlunya pengembangan solusi yang lebih akurat dalam pengenalan bahasa isyarat.

Dalam pengamatan awal, terlihat bahwa meskipun telah ada upaya untuk menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dalam pengenalan bahasa isyarat, tingkat akurasi pengenalan gestur tangan masih menjadi isu utama. Variasi dalam bahasa isyarat yang kompleks sering kali sulit dipahami oleh sistem yang ada. Oleh karena itu, perlu adanya upaya untuk meningkatkan akurasi pengenalan bahasa isyarat, terutama dalam konteks penggunaan teknik augmentasi gambar dengan CNN.

Pentingnya bahasa isyarat sebagai sarana komunikasi bagi orang bisu tidak dapat diabaikan. Peran teknologi dalam pengembangan sistem pengenalan bahasa isyarat memiliki dampak yang signifikan dalam meningkatkan kualitas komunikasi dan aksesibilitas bagi orang bisu. Kemajuan teknologi, khususnya dalam bidang CNN dan pengolahan citra, telah memungkinkan pengembangan sistem pengenalan bahasa isyarat yang semakin canggih dan akurat. Dengan pendekatan CNN, sistem dapat belajar secara mandiri untuk mengenali isyarat bahasa tubuh manusia dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, teknologi juga memfasilitasi penggunaan teknik augmentasi gambar yang memperkaya dataset pelatihan, sehingga model dapat memahami variasi dalam bahasa isyarat

dengan lebih baik. Hal ini memiliki implikasi positif dalam pemberdayaan orang bisu dengan memungkinkan mereka berkomunikasi dengan lebih efektif dan mendapatkan akses yang lebih baik ke berbagai layanan dan kesempatan. Oleh karena itu, penelitian ini menjadi relevan karena bertujuan untuk mengatasi tantangan akurasi dalam pengenalan bahasa isyarat dengan menggunakan teknik augmentasi gambar menggunakan CNN.

Penelitian sebelumnya telah menghadapi sejumlah tantangan dalam pengenalan bahasa isyarat, terutama berkaitan dengan akurasi pengenalan gestur tangan. Meskipun beberapa penelitian telah mencoba mengatasi masalah ini dengan menggunakan CNN, masih ada potensi untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan sistem dalam memahami variasi kompleks dalam bahasa isyarat. Oleh karena itu, konsep augmentasi gambar dengan CNN menjadi relevan dalam konteks ini, sebagai pendekatan yang dapat membantu mengatasi variasi yang rumit dalam bahasa isyarat. Gap penelitian dalam hal ini terletak pada pengembangan metode augmentasi gambar yang lebih canggih dan efektif untuk meningkatkan akurasi pengenalan bahasa isyarat orang bisu. Selain itu, pentingnya menghubungkan teknologi pengenalan bahasa isyarat yang dioptimalkan dengan situasi dunia nyata juga menjadi bagian integral dari gap penelitian ini. Dengan mengatasi gap-gap ini, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan efektivitas komunikasi melalui bahasa isyarat bagi orang bisu.

Proses pengenalan tangan dalam CNN melibatkan sejumlah langkah penting untuk mengidentifikasi dan memahami tangan manusia dalam berbagai konteks, seperti pengenalan gestur tangan, tindakan tangan, atau penggunaan tangan dalam interaksi manusia-mesin. Ini dimulai dengan pengumpulan dataset yang berisi gambar atau data tangan manusia dalam berbagai posisi dan gestur, yang dapat diperoleh dari berbagai sumber, termasuk kamera atau sensor tangan. Data tersebut kemudian mengalami tahap preprocessing, di mana resizing, normalisasi, dan augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan variasi dan kualitasnya. Langkah selanjutnya adalah pembuatan model CNN, model ini kemudian dilatih menggunakan dataset yang telah dikumpulkan, di mana model belajar mengenali ciri-ciri yang relevan dalam data tangan seperti bentuk jari-jari,

posisi, atau gestur. Setelah pelatihan, model dievaluasi menggunakan data validasi yang tidak pernah dilihat sebelumnya, dan optimasi dilakukan melalui penyetelan hyperparameter dan penggunaan teknik seperti regularisasi. Dalam aplikasi praktis, model CNN digunakan untuk mendeteksi tangan dalam input visual, seperti video dari kamera. Proses ini melibatkan penentuan apakah ada tangan dalam frame dan, jika ya, di mana posisinya. Selanjutnya, model dapat mengenali gestur atau aksi yang dilakukan oleh tangan, seperti pengenalan isyarat bahasa isyarat atau pengendalian perangkat dengan gerakan tangan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini dapat dirinci sebagai berikut:

1. Bagaimana meningkatkan akurasi pengenalan gestur tangan dalam bahasa isyarat menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)?
2. Bagaimana mengatasi variasi kompleks dalam bahasa isyarat, termasuk variasi gerakan, posisi tangan, dan bahasa isyarat regional, untuk meningkatkan efektivitas sistem pengenalan bahasa isyarat?
3. Bagaimana mengembangkan metode augmentasi gambar yang canggih dan efektif dalam meningkatkan akurasi pengenalan bahasa isyarat orang bisu?
4. Bagaimana mengintegrasikan teknologi pengenalan bahasa isyarat yang dioptimalkan dengan situasi dunia nyata untuk memastikan aksesibilitas dan kegunaan yang maksimal?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, tujuan penelitian ini adalah:

1. Meningkatkan akurasi pengenalan gestur tangan dalam bahasa isyarat dengan menerapkan teknologi Convolutional Neural Network (CNN) pada sistem pengenalan bahasa isyarat.
2. Mengatasi variasi kompleks dalam bahasa isyarat, termasuk variasi gerakan, posisi tangan, dan bahasa isyarat regional, untuk meningkatkan efektivitas sistem pengenalan bahasa isyarat.

3. Mengembangkan metode augmentasi gambar yang canggih dan efektif guna meningkatkan akurasi pengenalan bahasa isyarat.
4. Mengintegrasikan teknologi pengenalan bahasa isyarat yang dioptimalkan dengan situasi dunia nyata, sehingga memastikan aksesibilitas dan kegunaan yang maksimal bagi pengguna.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini yaitu :

1. Memberikan kontribusi pada peningkatan akurasi pengenalan gestur tangan dalam bahasa isyarat melalui penerapan teknologi Convolutional Neural Network (CNN).
2. Meningkatkan kemampuan sistem untuk mengenali gestur dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi, memberikan pengguna kemampuan berkomunikasi yang lebih baik.
3. Mengatasi variasi kompleks dalam bahasa isyarat, termasuk variasi gerakan, posisi tangan, dan bahasa isyarat regional.
4. Meningkatkan efektivitas sistem pengenalan bahasa isyarat, memastikan interpretasi yang lebih tepat terhadap pesan yang disampaikan oleh pengguna.
5. Mengembangkan metode augmentasi gambar yang canggih dan efektif untuk meningkatkan akurasi pengenalan bahasa isyarat.
6. Memperkaya dataset pelatihan dengan variasi yang lebih baik, sehingga model dapat memahami dan mengenali bahasa isyarat dengan lebih baik.

1.5 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari penelitian ini ialah :

1. Penelitian ini akan difokuskan pada pengenalan gestur tangan dalam bahasa isyarat tertentu, dan tidak mencakup semua jenis bahasa isyarat yang digunakan di seluruh dunia. Ini dapat membatasi generalisasi hasil penelitian untuk berbagai bahasa isyarat.
2. Keterbatasan dataset dapat mempengaruhi keberagaman variasi bahasa isyarat yang dapat dipelajari oleh model. Ketersediaan dataset yang terbatas mungkin

membatasi kemampuan model untuk mengenali variasi gestur tangan secara menyeluruh.

3. Penelitian ini akan berfokus pada teknik augmentasi gambar yang digunakan dalam konteks pengenalan bahasa isyarat, tanpa mempertimbangkan augmentasi dalam konteks data lainnya.

BAB II

LANDASAN TEORI

Pada bab ini akan dibahas mengenai dasar teori yang menjadi dasar pembuatan Tugas Akhir Riset ini. Pokok permasalahan yang akan di bahas mengenai teknologi yang mendukung dalam pembuatan Tugas Akhir Riset seperti metode CNN, pengetahuan umum mengenai bahasa isyarat, teknik augmentasi gambar, dan metrik pengujian.

2.1 Tuna Rungu

Menurut (Soemantri,1996) kata tuna rungu terdiri dari 2 kata, yaitu tuna dan rungu, yang artinya tuna berarti kurang, dan rungu berarti kurang pendengaran. Jadi tuna rungu dapat diartikan sebagai kurangnya pendengaran. Menurut mengemukakan tuna rungu adalah mereka yang kehilangan pendengaran baik sebagai maupun seluruhnya yang menyebabkan pendengarannya tidak memiliki nilai fungsional dalam kehidupan sehari-hari.

2.2 Bahasa Isyarat

2.2.1 Definisi Bahasa Isyarat

Bahasa isyarat adalah sarana berkomunikasi bagi penderita tuna rungu. Senada dengan Reynold and Mann, A. Van Uden (Lani Bunawan, 1997: 11) mengatakan bahasa isyarat adalah bahasa dengan menggunakan tangan, walaupun dalam kenyataan, ekspresi muka dan lengan juga digunakan untuk berperan. Bahasa isyarat dikembangkan dan memiliki karakteristik sendiri di berbagai negara. Di Indonesia, bahasa isyarat yang digunakan berdasarkan pada SIBI. Ada 4 jenis bahasa isyarat dalam SIBI [8], yaitu:

1. Isyarat Pokok : melambangkan sebuah kata atau konsep.
2. Isyarat Tambahan : melambangkan awalan, akhiran, dan partikel (imbuhan).
3. Isyarat Bentuk : dibentuk dengan menggabungkan isyarat pokok dan isyarat tambahan.
4. Abjad Jari : dibentuk dengan jari-jari untuk mengeja huruf.

2.2.2 Sejarah Pengembangan Bahasa Isyarat

Sejarah bahasa isyarat dapat ditelusuri kembali ke berbagai budaya dan masyarakat di seluruh dunia. Perkembangannya mencerminkan kebutuhan komunikasi dalam komunitas yang menghadapi tantangan ketika menggunakan bahasa lisan. Dari perkembangan ini, muncullah berbagai bentuk bahasa isyarat yang unik di setiap wilayah.

2.2.3 Peran Teknologi dalam Pengenalan Bahasa Isyarat

Dengan kemajuan teknologi, khususnya dalam bidang Convolutional Neural Network (CNN) dan pengolahan citra, pengenalan bahasa isyarat telah menjadi fokus penelitian yang penting. Teknologi ini memungkinkan pengembangan sistem otomatis yang dapat mengartikan dan merespons isyarat bahasa isyarat dengan akurasi tinggi.

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

2.3.1 Konsep Dasar CNN

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan salah satu algoritma deep learning yang banyak dipakai dalam machine learning khususnya pada kasus citra. Di antara banyaknya model deep learning yang ada, Convolutional Neural Networks terbukti memiliki performa tinggi dalam klasifikasi citra. CNN mirip dengan neural network yang terbentuk dari neurons yang memiliki weight (bobot) dan biases (bias) yang bisa dipelajari. Sebuah CNN terdiri dari satu atau lebih lapisan yang terkoneksi penuh seperti dalam jaringan saraf multilayer standar. Berbeda dengan neural network biasanya, lapisan pada CNN memiliki neuron yang diatur dalam 3 dimensi: lebar, tinggi dan kedalaman dimana kedalaman merujuk pada dimensi ketiga dari sebuah volume aktivasi, bukan kedalaman dari neural network penuh yang mengacu pada jumlah total dari lapisan dalam sebuah jaringan. Untuk membangun arsitektur CNN terdapat tiga tipe layer utama yaitu convolutional layer, pooling layer, dan fullyconnected layer. Dalam kasus citra, layer konvolusi dan layer-layer lain yang mengikutinya berukuran dua atau tiga dimensi.

2.3.2 Penerapan CNN pada Pengenalan Gestur Tangan

Penerapan CNN dalam pengenalan gestur tangan membawa dampak signifikan dalam meningkatkan akurasi dan kecepatan pengenalan. Model CNN dapat dilatih untuk mengenali pola-pola kompleks yang mewakili gestur tangan dalam berbagai situasi, memberikan kemampuan adaptasi yang baik.

2.4 Teknik Augmentasi Gambar dalam Pengenalan Bahasa Isyarat

Variasi kompleks dalam bahasa isyarat menimbulkan tantangan dalam pengenalan gestur tangan. Teknik augmentasi gambar diperlukan untuk memperkaya dataset pelatihan, sehingga model dapat memahami dan mengenali variasi dengan lebih baik.

2.4.1 Metode Augmentasi Gambar yang Umum Digunakan

Beberapa metode augmentasi gambar yang umum digunakan melibatkan pergeseran, rotasi, zoom, dan flipping. Pemahaman mendalam terhadap metode-metode ini penting untuk memilih strategi augmentasi yang sesuai dengan karakteristik bahasa isyarat.

2.5 Metrix Pengujian

Metrik pengujian adalah kriteria atau parameter yang digunakan untuk mengukur kinerja atau efektivitas suatu sistem. Dalam konteks pengenalan gestur tangan dalam bahasa isyarat menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) ini menggunakan metrik pengujian confusion matrik untuk menghitung akurasi.

Confusion matrix (matriks kebingungan) adalah alat evaluasi kinerja yang umum digunakan dalam klasifikasi untuk mengukur sejauh mana model dapat memprediksi kelas dengan benar. Matriks ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dapat membedakan antara kelas positif dan negatif. Matriks kebingungan terdiri dari empat elemen utama :

1. True Positive (TP) : Jumlah contoh positif yang benar-benar diprediksi dengan benar oleh model.
2. True Negative (TN): Jumlah contoh negatif yang benar-benar diprediksi dengan benar oleh model.

3. False Positive (FP) : Jumlah contoh negatif yang salah diprediksi sebagai positif oleh model.
4. False Negative (FN) : Jumlah contoh positif yang salah diprediksi sebagai negatif oleh model.

Rumus menghitung akurasi dengan Confusion Matrix :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2.6 Penelitian Terdahulu

Penelitian (S. Khetavath et al, 2023) mengusulkan sistem efisien untuk pengenalan gambar isyarat tangan menggunakan teknik pemrosesan gambar canggih. Sistem ini mencakup deteksi warna kulit, operasi morfologi, teknik Heuristic Manta-ray Foraging Optimization (HMFO) untuk pemilihan fitur, dan Adaptive Extreme Learning Machine (AELM) untuk klasifikasi. Tujuannya adalah meningkatkan akurasi dan mengurangi hasil positif palsu serta tingkat kesalahan dibandingkan dengan pendekatan konvensional. Komponen utama sistem ini melibatkan segmentasi gambar isyarat tangan, ekstraksi fitur dengan teknik seperti SIFT dan SURF, klasifikasi menggunakan berbagai algoritma termasuk CNN, GMM, dan HMM, dan pengenalan untuk mengaitkan isyarat dengan tindakan tertentu dalam aplikasi. Sistem ini berfokus pada isolasi isyarat tangan dari latar belakang untuk mengurangi gangguan potensial dan menggunakan fitur yang relevan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Kelebihan dan kelemahan dari beberapa karya terkait juga dibahas, termasuk pendekatan berbasis pembelajaran mesin, teknik HMFO dan ELM, optimasi CNN, klasifikasi berbasis deret waktu, dan pengenalan gambar isyarat tangan 3D menggunakan CNN.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh (A. S. M. Miah, M. A. M. Hasan and J. Shin, 2023) memperkenalkan Model Deep Learning Umum yang Berbasis Grafik dengan Perhatian Multi-Cabang untuk pengenalan gerakan tangan dinamis menggunakan dataset rangka. Model ini menggabungkan fitur spasial-temporal, temporal-spasial, dan deep learning umum untuk meningkatkan akurasi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa

model yang diusulkan memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan metode yang ada dalam hal akurasi dan biaya komputasi. Model tersebut mengubah koordinat sendi tangan menjadi tensor yang memberi makan jaringan saraf, memungkinkan ekstraksi fitur dan pengenalan yang lebih akurat. Penggunaan mekanisme perhatian membantu fokus pada informasi spasial dan temporal yang relevan, yang lebih meningkatkan kinerjanya. Model ini mengatasi keterbatasan metode sebelumnya yang lebih fokus pada deskriptor fitur dan pembelajaran mesin tradisional. Dengan memanfaatkan deep learning, mekanisme perhatian, dan representasi berbasis grafik dari rangkaian tangan, model ini mencapai akurasi yang lebih tinggi dalam pengenalan gerakan tangan dinamis. Cabang-cabang jaringan saraf, spasial-temporal, temporal-spatial, dan deep learning umum bekerja bersama untuk mengekstrak dan menggunakan informasi spasial, temporal, dan umum dari rangkaian tangan, memungkinkan pengenalan yang akurat dari gerakan tangan dinamis hanya dengan menggunakan informasi rangkaian tangan 3D.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Penelitian ini mengadopsi desain penelitian eksperimental dengan pendekatan pra-eksperimen untuk menguji dan menganalisis efektivitas sistem pengenalan gestur tangan dalam bahasa isyarat menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Desain eksperimental dipilih karena memberikan kerangka kerja yang kokoh untuk mengevaluasi dampak intervensi teknologi terhadap komunikasi orang bisu.

Desain eksperimental ini mencakup serangkaian langkah yang terstruktur, mulai dari pengumpulan data hingga analisis hasil. Dengan demikian, penelitian ini dirancang untuk menghasilkan bukti empiris yang kuat terkait kinerja sistem pengenalan bahasa isyarat.

3.2 Rationale Desain Eksperimental

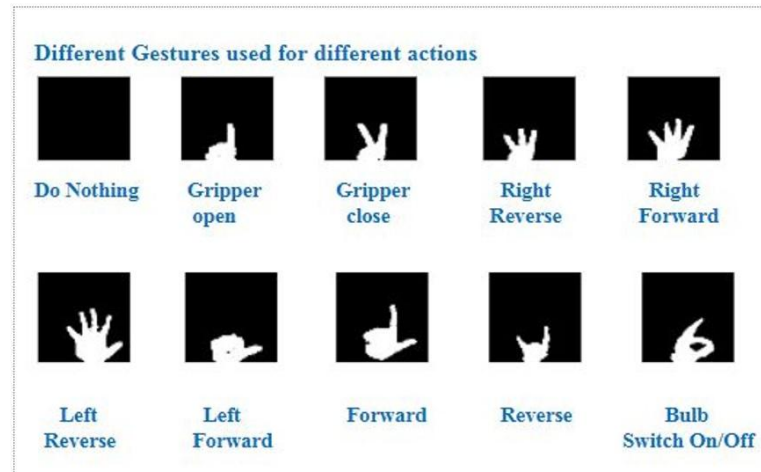
Desain eksperimental dipilih untuk memastikan kontrol yang optimal terhadap variabel-variabel yang dapat mempengaruhi hasil. Dengan melakukan eksperimen, penelitian ini dapat memahami secara mendalam bagaimana perubahan dalam model CNN dan metode augmentasi gambar dapat meningkatkan akurasi pengenalan gestur tangan. Pendekatan ini juga memungkinkan identifikasi hubungan sebab-akibat antara intervensi dan perubahan dalam kinerja sistem.

3.3 Populasi dan Sampel

Populasi penelitian melibatkan komunitas penutur bahasa isyarat. Sampel penelitian akan dipilih secara acak dari komunitas ini dengan memperhatikan representativitas dan keberagaman gerakan, posisi tangan, serta dialek bahasa isyarat. Jumlah sampel yang memadai akan diambil untuk mencapai tingkat generalisasi yang optimal.

3.4 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan melalui dua tahap utama. Pertama, melibatkan pengumpulan data gestur tangan dari partisipan dengan mewakili variasi gerakan dan bahasa isyarat. Kedua, mengumpulkan data teknis terkait hasil pengenalan gestur tangan oleh model CNN. Data teknis ini akan mencakup hasil dari setiap iterasi model selama proses pelatihan dan pengujian.



Gambar 3.1 Dataset Tangan

3.5 Preprocessing Data

Data yang terkumpul akan melalui tahap preprocessing yang komprehensif. Proses ini mencakup normalisasi data, pembersihan noise, dan ekstraksi fitur yang relevan dari gestur tangan. Langkah-langkah ini akan memastikan bahwa data yang digunakan untuk melatih dan menguji model CNN memiliki kualitas yang optimal.

3.6 Pembuatan Model CNN

Pembuatan model CNN akan melibatkan identifikasi arsitektur yang sesuai dan pengoptimalan inisialisasi bobot serta bias. Pembuatan model ini akan didasarkan pada data gestur tangan yang telah dipreprocess sebelumnya. Model akan dilatih menggunakan teknik pembelajaran yang sesuai dengan desain eksperimental.

3.7 Pengujian dan Evaluasi Model

Pengujian model CNN dilakukan dengan menggunakan dataset independen yang tidak digunakan selama pelatihan. Metrik evaluasi, seperti akurasi akan dihitung untuk mengevaluasi performa model. Analisis confusion matrix juga akan digunakan untuk mendapatkan wawasan lebih mendalam tentang kekuatan dan kelemahan model.

3.8 Pengembangan Metode Augmentasi Gambar

Selama tahap ini, metode augmentasi gambar akan diperluas dan dioptimalkan. Pendekatan ini bertujuan untuk menciptakan variasi yang lebih banyak dalam dataset pelatihan, memungkinkan model untuk lebih adaptif terhadap kompleksitas bahasa isyarat.

3.9 Integrasi dengan Situasi Dunia Nyata

Pengujian sistem dalam situasi dunia nyata melibatkan interaksi antara pengguna dan sistem dalam konteks sehari-hari. Performa sistem akan dievaluasi dalam situasi nyata, dan perbaikan atau penyesuaian model akan dilakukan berdasarkan temuan dari pengujian tersebut.

3.10 Analisis Statistik

Analisis statistik akan dilakukan untuk menginterpretasikan data hasil eksperimen. Uji hipotesis dan analisis regresi dapat digunakan untuk mengidentifikasi hubungan signifikan antara variabel-variabel yang diamati.

3.11 Etika Penelitian

Aspek etika penelitian, termasuk persetujuan partisipan, privasi data, dan perlindungan hak-hak individu, akan menjadi perhatian utama dalam seluruh tahap penelitian ini. Semua prosedur akan mematuhi pedoman etika penelitian yang berlaku.

3.12 Kerangka Pemahaman

Kerangka pemahaman penelitian ini mencakup penggabungan teori dan praktik, dengan mengacu pada landasan teori yang mendukung pemilihan metode dan langkah-langkah yang diambil dalam penelitian ini. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam mengembangkan sistem pengenalan bahasa isyarat menggunakan Convolutional Neural Network.

DAFTAR PUSTAKA

- Sumantri, Sutjihati. (1996). *Psikologi Anak Luar Biasa*, Jakarta: Depdikbud
- Lani Bunawan. (1997). *Kominikasi total*. Jakarta: Departemen Pendidikan dan Kebudayaan Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi.
- S. Khetavath et al., "An Intelligent Heuristic Manta-Ray Foraging Optimization and Adaptive Extreme Learning Machine for Hand Gesture Image Recognition," in *Big Data Mining and Analytics*, vol. 6, no. 3, pp. 321-335, September 2023, doi: 10.26599/BDMA.2022.9020036.
- A. S. M. Miah, M. A. M. Hasan and J. Shin, "Dynamic Hand Gesture Recognition Using Multi-Branch Attention Based Graph and General Deep Learning Model, " in *IEEE Access*, vol. 11, pp. 4703-4716, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3235368.