



Deteksi Bahasa Isyarat Bisindo Menggunakan Metode Machine Learning

Agus Nugroho¹, Roby Setiawan², Abdul Harris³, Beny⁴

^{1,2,3,4} Universitas Dinamika Bangsa, Jl. Jendral Sudirman, Thehok, Jambi, 36138, Indonesia.

ABSTRACT

This study aims to develop a machine learning-based application capable of detecting hand gestures and patterns in Indonesian Sign Language (BISINDO). Sign language plays a crucial role in non-verbal communication, particularly for individuals with speech impairments like the deaf. However, the challenge of comprehending sign language often inhibits interactions between the deaf and others. In an effort to address this barrier, the research leverages machine learning techniques with a focus on the Convolutional Neural Network (CNN) method, utilizing a dataset annotated with hand gesture landmarks. Landmark information providing detailed positions and shapes of key points on the hand, the CNN model can learn specific features essential for classification. The resulting application aims to bridge communication between the deaf and other individuals who may not understand sign language. By harnessing this technology, a significant improvement in the accuracy of hand gesture classification in sign language is anticipated, thereby strengthening the communication and interaction capabilities of the deaf within their environment.

Keywords: BISINDO, *Machine Learning*, *CNN*, *Deep Learning*

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah aplikasi berbasis machine learning yang mampu mendeteksi gerakan dan pola tangan dalam Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Bahasa isyarat memiliki peran vital dalam komunikasi non-verbal, terutama bagi individu dengan keterbatasan berbicara seperti tunarungu. Namun, kendala dalam memahami bahasa isyarat seringkali menghambat interaksi antara tunarungu dan orang lain. Dalam usaha untuk mengatasi hambatan ini, penelitian ini memanfaatkan teknik machine learning dengan fokus pada metode Convolutional Neural Network (CNN), menggunakan dataset yang telah diberi anotasi landmark pada gambar tangan. Dengan informasi landmark yang memberikan detail posisi dan bentuk titik-titik kunci pada tangan, model CNN dapat mempelajari fitur-fitur spesifik yang esensial untuk klasifikasi. Aplikasi yang dihasilkan dari model ini bertujuan menjadi penghubung komunikasi antara penyandang tunarungu dan individu lain yang mungkin tidak memahami bahasa isyarat. Dengan memanfaatkan teknologi ini, diharapkan akan terjadi peningkatan signifikan dalam akurasi klasifikasi gerakan tangan dalam bahasa isyarat, sehingga memperkuat kemampuan komunikasi dan interaksi bagi tunarungu dalam lingkungan.

Kata Kunci: BISINDO, *Machine Learning*, *CNN*, *Deep Learning*

1. PENDAHULUAN

Komunikasi merupakan hal penting yang harus dilakukan oleh setiap individu. Namun, dalam kondisi tertentu, beberapa individu mengalami keterbatasan dalam berkomunikasi secara verbal. Salah satu contohnya adalah ketika seseorang mengalami gangguan pendengaran atau tunarungu. Dalam kondisi ini, komunikasi dilakukan melalui bahasa isyarat, di mana individu menggunakan gerakan tangan dan pola tertentu untuk menyampaikan maksud dan pesan.

Ketika terjadi kesulitan komunikasi antara penyandang tunarungu dengan orang yang tidak mengalami keterbatasan tersebut, masalah utamanya adalah kurangnya pemahaman dan pengetahuan tentang bahasa isyarat. Di Indonesia, bahasa isyarat yang umum digunakan adalah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO).

Untuk menjembatani kesenjangan komunikasi ini, penting bagi masyarakat umum untuk memahami dan mempelajari bahasa isyarat. Dengan memahami bahasa isyarat, individu yang tidak memiliki keterbatasan pendengaran dapat berkomunikasi dengan penyandang tunarungu secara lebih efektif dan inklusif. Oleh karena itu, upaya meningkatkan pengetahuan dan pemahaman tentang Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) menjadi sangat penting dalam menciptakan lingkungan yang lebih inklusif dan memastikan bahwa setiap individu dapat berpartisipasi dalam komunikasi dengan baik.

Perkembangan teknologi telah berkembang begitu pesat, salah satunya adalah machine learning. Machine learning adalah proses di mana suatu data masukan yang telah mengalami kejadian dan mendapatkan konsekuensi berdasarkan apa yang telah dilalui. Jadi pada dasarnya machine learning adalah cara untuk membuktikan prinsip sebab akibat. Ilmu merancang mesin cerdas disebut sebagai pembelajaran mesin dan alat yang digunakan untuk merancang mesin cerdas tersebut adalah jaringan saraf tiruan. Jaringan syaraf tiruan dapat dianggap sebagai black-box yang dapat memberikan keluaran yang diinginkan berdasarkan masukan yang diberikan. Hal Itu dicapai melalui proses yang disebut dengan pelatihan/pembelajaran.[1]

Pemanfaatan machine learning telah meluas ke berbagai bidang, termasuk kesehatan, militer, dan komunikasi. Dalam konteks ini, machine learning dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam membantu individu dengan keterbatasan komunikasi verbal, seperti penyandang tunarungu. Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan sebuah model yang dilatih menggunakan machine learning untuk mendeteksi gerakan dan pola tangan dalam Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO), sehingga dapat berperan sebagai jembatan komunikasi antara penyandang tunarungu dan individu lainnya.

Melalui pendekatan machine learning, penelitian ini berupaya mengoptimalkan teknologi untuk mendukung komunikasi non-verbal dalam konteks Bahasa Isyarat Indonesia. Diharapkan bahwa hasil penelitian ini akan memberikan kontribusi nyata dalam memperluas aksesibilitas komunikasi bagi penyandang tunarungu dan mempromosikan pemahaman yang lebih luas tentang pentingnya bahasa isyarat sebagai sarana komunikasi yang inklusif.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Bahasa Isyarat

Menurut World Federation of the Deaf, bahasa isyarat adalah sistem komunikasi yang digunakan oleh komunitas tuli di seluruh dunia. Setiap negara atau daerah memiliki bahasa isyarat sendiri yang unik, dengan tata bahasa, kosakata, dan ekspresi yang berbeda. Bahasa isyarat tidak hanya terdiri dari gerakan tangan, tetapi juga melibatkan ekspresi wajah, gerakan tubuh, dan pandangan mata.[2] Saat ini di Indonesia sudah memiliki 2 bahasa isyarat untuk penyandang tunarungu diantaranya adalah Sistem Bahasa Isyarat (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO).

2.1.1. SIBI

SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) adalah sistem komunikasi yang disusun secara sistematis untuk membantu kaum tunarungu berkomunikasi dengan masyarakat yang lebih luas. SIBI menggunakan isyarat tangan, gerakan jari, dan gerakan tubuh lainnya yang merepresentasikan kosa kata dalam bahasa Indonesia. Dalam proses pembakuannya, SIBI mempertimbangkan beberapa kriteria seperti kemudahan penggunaan, keindahan, dan ketepatan dalam menyampaikan makna dan struktur kata. SIBI memberikan sarana bagi kaum tunarungu untuk berkomunikasi dengan lebih efektif dan terlibat aktif dalam kehidupan sosial.[3]

SIBI sudah digunakan sejak tahun 2001 yang telah digunakan di sekolah-sekolah terutama pada Sekolah Luar Biasa (SLB) yang dibuat dan dipelopori oleh Alm. Anton Widyatmoko berkolaborasi bersama dengan mantan kepala sekolah SLB/B di Surabaya dan Jakarta.[4]

Kegiatan belajar-mengajar dilakukan oleh siswa dan guru menggunakan Bahasa isyarat SIBI, namun penggunaan Bahasa SIBI mendapatkan kesulitan dalam penggunaannya sehingga tidak mudah diterima oleh penyandang tunarungu. Hal tersebut disebabkan karena tidak sesuai dengan hati Nurani dan aspirasi penyandang tunarungu. Terutama Bahasa yang sangat baku dengan tata Bahasa kalimat Indonesiayang membuat sulit untuk berkomunikasi.

2.1.2. BISINDO

Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) merupakan bahasa yang lebih alami muncul sejak kecil untuk berinteraksi dengan lingkungan sekitar[4]

Beberapa saat ini telah diperjuangkan Bahasa isyarat BISINDO oleh Kesejahteraan Tunarungu Indonesia (GERKATIN). BISINDO sendiri dianggap memiliki keunikan sendiri karena seperti halnya Bahasa daerah yang tiap daerah memiliki Bahasa yang berbeda pula. Hal tersebut yang membuat BISINDO memiliki pola dan gerakan ditiap daerah ada perbedaan, yang mana dikatakan dengan keberagaman.



Gambar 1 Isyarat Bisindo Kata “Pembangunan” dan “Pengangguran” [4]

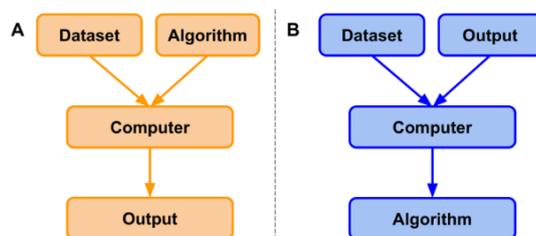
2.2. Machine Learning

Machine learning adalah proses di mana suatu data masukan yang telah mengalami kejadian dan mendapatkan konsekuensi berdasarkan apa yang telah dilalui. Jadi pada dasarnya machine learning adalah cara untuk membuktikan prinsip sebab akibat. Ilmu merancang mesin cerdas disebut sebagai pembelajaran mesin dan alat yang digunakan untuk merancang mesin cerdas tersebut adalah jaringan saraf tiruan. Jaringan syaraf tiruan dapat dianggap sebagai black-box yang dapat memberikan keluaran yang diinginkan berdasarkan masukan yang diberikan. Hal Itu dicapai melalui proses yang disebut dengan pelatihan/ pembelajaran[1]. Machine learning sendiri terbagi menjadi beberapa bagian, beberapa diantaranya adalah sebagai berikut.

2.2.1. Supervised Learning

Supervised Learning dimisalkan perusahaan real estate yang ingin memprediksi harga sebuah rumah berdasarkan ciri-ciri tertentu dari rumah tersebut. Untuk memulai, perusahaan pertama-tama akan mengumpulkan kumpulan data yang berisi banyak instance. Setiap instance mewakili pengamatan tunggal dari sebuah rumah dan fitur terkait. Fitur adalah properti yang tercatat dari sebuah rumah yang

mungkin berguna untuk memprediksi harga. Target adalah fitur yang dapat diprediksi, dalam hal ini harga rumah. Dataset umumnya dibagi menjadi kumpulan data train, validasi, dan pengujian (model akan selalu tampil optimal pada data tempat mereka dilatih). Supervised Learning menggunakan pola dalam kumpulan data train untuk memetakan fitur ke target sehingga suatu algoritma dapat membuat prediksi harga perumahan pada kumpulan data masa depan.[1]



Gambar 2 Perbedaan Clascal Computer dengan Machine Learning[1]

2.2.2. Unsupervised Learning

Berbeda dengan Supervised Learning, Unsupervised Learning bertujuan untuk mendeteksi pola dalam kumpulan data dan mengkategorikan contoh individu dalam kumpulan data ke kategori tersebut. Algoritma ini tidak diawasi karena pola yang mungkin atau mungkin tidak ada dalam dataset tidak diinformasikan oleh target dan dibiarkan ditentukan oleh algoritma. Beberapa tugas pembelajaran tanpa pengawasan yang paling umum adalah pengelompokan, asosiasi, dan deteksi anomali. Clustering, seperti namanya, mengelompokkan instance dalam kumpulan data ke dalam cluster terpisah berdasarkan kombinasi spesifik dari fitur-fiturnya. Katakanlah perusahaan real estat sekarang menggunakan algoritma pengelompokan datasetnya dan menemukan tiga klaster yang berbeda. Setelah diselidiki lebih lanjut, mungkin ditemukan bahwa cluster mewakili tiga arsitek terpisah yang bertanggung jawab untuk merancang rumah di kumpulan data mereka, yang merupakan fitur yang tidak ada dalam kumpulan data train.[1]

2.2.3. Semisupervised Learning

Semisupervised Learning dapat dianggap sebagai "happy medium" antara Supervised Learning dan Unsupervised Learning yang sangat berguna untuk dataset yang berisi data berlabel dan tidak berlabel. Situasi ini biasanya muncul ketika pelabelan gambar menjadi intensif waktu atau biaya yang mahal. pembelajaran sering digunakan untuk citra medis, di mana seorang dokter mungkin memberi label pada subset kecil dari citra dan menggunakannya untuk melatih model. Model ini kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sisa gambar yang tidak berlabel dalam dataset. Dataset berlabel yang dihasilkan kemudian digunakan untuk melatih model kerja yang seharusnya, secara teori, mengungguli model Unsupervised Learning.[1]

2.2.4. Reinforcement Learning

Reinforcement Learning adalah teknik pelatihan algoritma untuk tugas tertentu di mana tidak ada jawaban tunggal yang benar, tetapi hasil keseluruhan yang diinginkan. Ini bisa dibilang merupakan upaya paling dekat dalam memodelkan pengalaman belajar manusia karena ia juga belajar dari coba-coba dari pada menyajikan data saja. Meskipun Reinforcement Learning adalah teknik yang kuat, penerapannya dalam kedokteran saat ini terbatas dan dengan demikian akan disajikan dengan contoh baru. Bayangkan seseorang ingin melatih algoritma untuk memainkan video game Super Mario Bros, di mana tujuan dari permainan ini adalah untuk memindahkan karakter Mario dari sisi kiri layar ke sisi kanan untuk mencapai tiang bendera di akhir setiap level sambil menghindari bahaya seperti musuh dan lubang. Tidak ada urutan input pengontrol yang benar, ada urutan yang mengarah ke awan dan ada yang tidak. Dalam Reinforcement Learning, suatu algoritma akan diizinkan untuk "bermain" sendiri. Itu akan mencoba banyak input pengontrol yang berbeda dan ketika akhirnya menggerakkan Mario ke depan (tanpa menerima kerusakan), algoritma diberikan "reward". Melalui proses ini, algoritma mulai mempelajari perilaku apa yang diinginkan (maju lebih baik daripada mundur, melompati musuh lebih baik daripada menabrak mereka). Akhirnya, algoritma belajar bagaimana bergerak dari awal sampai akhir. Meskipun Reinforcement Learning memiliki tempatnya di bidang ilmu komputer dan pembelajaran mesin, itu belum membuat dampak yang substansial dalam kedokteran klinis.[1]

2.3. Python

Pemrograman Python adalah jenis pemrograman komputer yang menggunakan bahasa pemrograman Python. Python adalah salah satu bahasa pemrograman tingkat tinggi yang sangat populer karena kelebihanannya dalam hal sintaks yang sederhana, mudah dipahami, dan fleksibilitasnya. Python memiliki berbagai fitur yang mempermudah pengembangan perangkat lunak, termasuk dukungan yang kuat untuk struktur data, pemrograman berorientasi objek, dan modul-modul yang kaya.[5]

2.4. TensorFlow

TensorFlow adalah framework atau kerangka kerja open-source yang digunakan untuk mengembangkan dan melatih model machine learning. Dikembangkan oleh Google Brain Team, TensorFlow menyediakan antarmuka yang intuitif dan fleksibel untuk membangun berbagai jenis model machine learning, seperti jaringan saraf tiruan (neural networks), deep learning, dan model statistik lainnya.[6]

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data berstruktur seperti gambar. CNN memiliki lapisan-lapisan konvolusi yang memungkinkan model untuk secara otomatis mengekstrak fitur-fitur penting dari gambar secara hierarkis. Dengan memanfaatkan konsep konvolusi, pooling, dan lapisan terhubung penuh, CNN dapat mengenali pola dan objek dalam gambar dengan tingkat keakuratan yang tinggi.[7]

2.6. Penelitian Sejenis

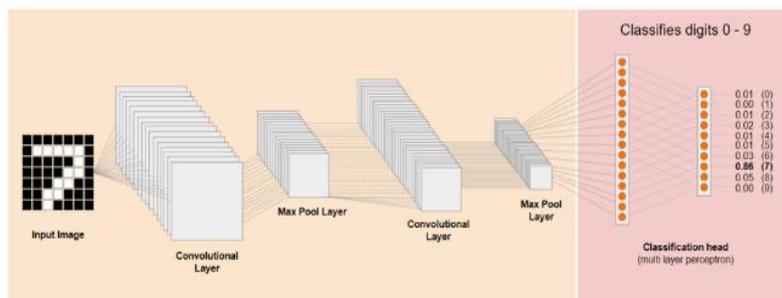
Dalam penelitian "Pengembangan Aplikasi Bahasa Isyarat Indonesia Berbasis Realtime Video Menggunakan Model Machine Learning," dilakukan pengujian terhadap aplikasi yang telah dikembangkan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model AI yang dirancang berhasil mencapai hasil yang optimal, dengan nilai mean average precision mencapai 77%. Walaupun model saat ini hanya memiliki 4 kelas gerakan, peneliti berencana untuk mengembangkan aplikasi dengan menambahkan kelas gerakan lainnya, seperti isyarat abjad dan angka. Tujuan dari penambahan ini adalah agar aplikasi dapat menjadi solusi bagi siapa pun yang ingin belajar Bahasa Isyarat Indonesia secara interaktif dan langsung melalui video.[8]

Dalam penelitian "Penerapan Library Tensorflow, Cvzone, dan Numpy pada Sistem Deteksi Bahasa Isyarat Secara Real Time," hasilnya menunjukkan bahwa sistem deteksi bahasa isyarat menghadapi kendala dalam tingkat akurasi, di mana terdapat 4 huruf yang tidak dapat terdeteksi. Faktor-faktor seperti pencahayaan yang kurang dan kemiripan bentuk tangan huruf-huruf menyebabkan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 47,5%. Penelitian ini merekomendasikan perancangan ulang sistem dengan metode yang berbeda, variasi bentuk tangan dalam database, serta pengembangan dalam bentuk aplikasi Android untuk meningkatkan performa sistem deteksi bahasa isyarat.[9]

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Convolutional Neural Networks (ConvNets)

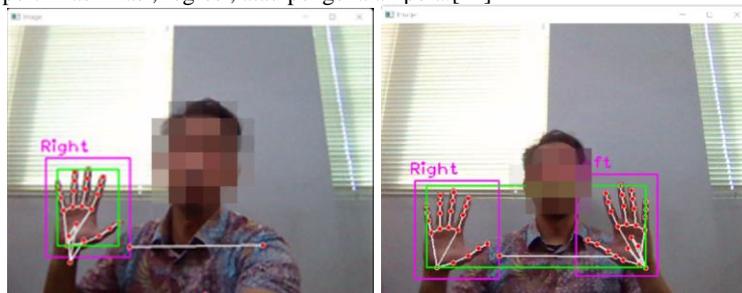
Convolutional Neural Networks (ConvNets) dirancang untuk memproses data dalam bentuk larik-larik multiple, seperti gambar berwarna yang terdiri dari larik 2D piksel dalam saluran warna. ConvNets memanfaatkan koneksi lokal, bobot bersama, penggabungan, dan banyak lapisan untuk mengenali pola dan fitur dalam data secara otomatis. Dengan menggunakan struktur lokal, ConvNets dapat mengenali pola lokal yang signifikan. Dengan bobot bersama, ConvNets dapat menggeneralisasi fitur yang sama di seluruh data input. Melalui penggabungan dan banyak lapisan, ConvNets dapat mempelajari hierarki fitur yang semakin kompleks. ConvNets telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan objek, klasifikasi gambar, dan pemrosesan bahasa alami[16].



Gambar 3 Pelatihan Model CNN [10]

3.2 Implementasi Metode Machine Learning

Dataset adalah kumpulan data yang terstruktur yang digunakan dalam analisis, penelitian, atau pelatihan model machine learning. Dataset terdiri dari beberapa contoh data atau sampel yang mencakup atribut atau fitur yang relevan. Dataset memainkan peran krusial dalam pengembangan dan evaluasi model machine learning, karena model tersebut belajar dari data yang ada dalam dataset untuk melakukan tugas tertentu seperti klasifikasi, regresi, atau pengenalan pola.[11]

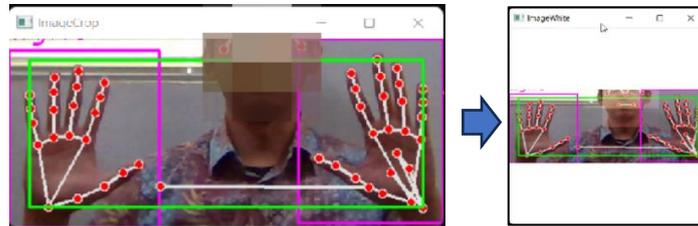


Gambar 4 Pengambilan Gambar

Dalam pengambilan gambar, penulis juga melakukan deteksi tangan untuk menentukan posisi landmark tangan. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi dalam proses klasifikasi. Penelitian terdahulu oleh Febri Damatraseta Fairuz dkk, dengan judul "Real-time BISINDO Hand Gesture Detection and Recognition With Deep Learning CNN", Meskipun dalam pengujian menggunakan still-image, hasil prediksi berhasil mencapai tingkat kebenaran sebesar 76%, namun saat diterapkan pada sistem dengan

pengambilan gambar secara real-time dalam bentuk video, tingkat kebenaran yang diperoleh menurun menjadi 60% atau lebih spesifiknya adalah 59.54%. [12]

Pada saat pengambilan gambar dengan adanya dua tangan yang terdeteksi, sistem deteksi akan secara otomatis melakukan landmark pada kedua tangan tersebut. Proses landmarking dilakukan untuk menentukan posisi titik-titik penting atau landmark pada setiap tangan, yang kemudian akan digunakan sebagai fitur dalam proses klasifikasi atau pengenalan gerakan. Dengan melakukan landmark pada kedua tangan yang terdeteksi, sistem dapat memperoleh informasi lebih detail dan spesifik tentang kedua tangan tersebut. Hal ini dapat meningkatkan akurasi dalam proses pengenalan gerakan tangan, karena model machine learning dapat mempelajari pola yang lebih kaya dan kompleks dari kedua tangan secara bersamaan. Dengan memperhatikan kedua tangan yang terdeteksi, diharapkan sistem dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih tepat dan akurat.



Gambar 5 Proses Cropping dan Resize

Saat terdeteksi dua tangan pada gambar, proses cropping dilakukan mulai dari tangan pertama (tangan yang pertama terdeteksi) hingga tangan kedua (tangan yang kedua terdeteksi). Pada proses cropping ini, ukuran gambar dan tinggi yang dihasilkan disesuaikan dengan kebutuhan dan penyesuaian yang telah ditentukan sebelumnya. Tujuan dari proses cropping ini adalah untuk memfokuskan analisis pada area tangan yang terdeteksi dan memastikan bahwa area yang relevan untuk pengenalan gerakan tangan tetap terjaga dalam gambar hasil cropping. Dengan demikian, hasil cropping akan menghasilkan gambar dengan ukuran dan tinggi yang tepat, sehingga memungkinkan proses pengenalan gerakan tangan dengan akurasi yang lebih baik.

Untuk mencapai akurasi terbaik, gambar tangan yang digunakan dalam proses analisis harus memiliki ukuran 224 piksel x 224 piksel. Penentuan ukuran ini didasarkan pada kebutuhan model pengenalan gerakan tangan yang digunakan dalam metode machine learning. Dengan mengatur ukuran gambar menjadi 224px x 224px, dapat memastikan konsistensi ukuran data yang diinputkan ke dalam model. Ukuran gambar yang seragam ini memungkinkan model untuk belajar dan mengenali pola dengan lebih baik, serta meningkatkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Dengan mengoptimalkan ukuran gambar menjadi 224px x 224px, diharapkan hasil pengenalan gerakan tangan dapat lebih akurat dan dapat meningkatkan performa keseluruhan dari sistem yang dikembangkan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengujian Model Pada Gambar Diam (Still Image)

Setelah proses pelatihan selesai, model hasilnya dapat disimpan dalam format H5, yang merupakan format standar untuk menyimpan model Keras. Format H5 menyimpan struktur model, bobot, dan konfigurasi lainnya yang diperlukan untuk menjalankan model yang telah dilatih.

Pengujian dengan menggunakan gambar diam telah berhasil mendeteksi dengan tingkat akurasi yang mencapai diatas 0.8 atau 80%. Hal ini dapat dicapai berkat pelatihan model menggunakan dataset yang telah diberi landmark bentuk tangan dengan cermat. Proses pelatihan model dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang mencakup berbagai variasi bentuk dan posisi tangan.

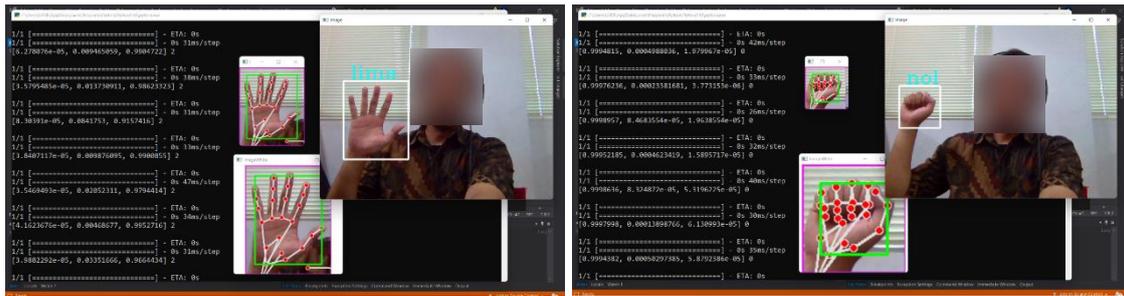


Gambar 6 Pengujian Pada Gambar Diam

Penggunaan dataset dengan landmark bentuk tangan telah membantu model dalam mempelajari ciri-ciri yang penting dalam pengenalan tangan. Dengan demikian, model dapat mengenali dengan akurasi yang tinggi dan membedakan berbagai bentuk tangan.

4.2. Pengujian Model Pada Gambar Langsung (Real-Time)

Proses pengujian real-time memungkinkan deteksi dan klasifikasi objek secara langsung dari gambar yang ditampilkan dalam waktu nyata. Dalam pengujian ini, model dapat dengan tepat mengenali dan membedakan objek dalam kelas tertentu dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi.



Gambar 7 Pengujian Secara Langsung

Nilai akurasi mencapai tingkat diatas 0.8 atau 80% dalam salah satu kelas ini menunjukkan bahwa model telah berhasil mengidentifikasi ciri-ciri penting dalam kelas tersebut dan mampu membedakan objek dengan presisi yang cukup tinggi.

Dari data gambar dibawah, dapat disimpulkan bahwa model deteksi gerakan tangan telah berhasil mengidentifikasi gerakan tangan yang sesuai dengan kategori "lima" dengan akurasi yang bervariasi. Berikut adalah ringkasan hasil dari setiap deteksi.

```

1/1 [=====] - ETA: 0s
1/1 [=====] - 0s 75ms/step
[9.694751e-06, 0.0062436536, 0.99374664] 2
terdeteksi : lima
nilai akurasi : 0.99374664

1/1 [=====] - ETA: 0s
1/1 [=====] - 0s 82ms/step
[1.6612623e-05, 0.01296325, 0.98702013] 2
terdeteksi : lima
nilai akurasi : 0.98702013

1/1 [=====] - ETA: 0s
1/1 [=====] - 0s 72ms/step
[4.7739495e-06, 0.006806129, 0.9931891] 2
terdeteksi : lima
nilai akurasi : 0.9931891

1/1 [=====] - ETA: 0s
1/1 [=====] - 0s 84ms/step
[1.0497711e-05, 0.0068710847, 0.9931184] 2
terdeteksi : lima
nilai akurasi : 0.9931184

1/1 [=====] - ETA: 0s
1/1 [=====] - 0s 75ms/step
[4.019829e-05, 0.16104405, 0.83891577] 2
terdeteksi : lima
nilai akurasi : 0.83891577

1/1 [=====] - ETA: 0s
1/1 [=====] - 0s 72ms/step
[2.0580424e-06, 0.00018637211, 0.9998116] 2
terdeteksi : lima
nilai akurasi : 0.9998116
    
```

Gambar 8 Pengujian Secara Langsung

Bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mendeteksi gerakan tangan yang dikaitkan dengan kategori "lima". Nilai akurasi yang tinggi, terutama yang mendekati 1.0, menunjukkan bahwa model secara efektif dapat membedakan gerakan tangan "lima" dari gerakan tangan lainnya. Selain itu, deteksi dilakukan dengan waktu yang sangat cepat (0s), menunjukkan efisiensi dalam pemrosesan dan prediksi oleh model.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam penelitian ini, digunakan metode machine learning untuk melatih model yang dapat mengklasifikasikan gerakan dan pola tangan dalam BISINDO. Data set yang dikumpulkan berisi gambar-gambar tangan dengan label kelas yang sesuai. Proses pelatihan model

menggunakan Teachable Machine, dimana metode Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk klasifikasi gambar. Menggunakan dataset yang sudah diberi landmark pada gambar tangan dapat memberikan manfaat yang signifikan dalam meningkatkan akurasi klasifikasi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dengan memiliki informasi landmark, yaitu posisi dan bentuk titik-titik kunci pada tangan, model CNN dapat memperoleh fitur yang lebih spesifik dan relevan untuk melakukan klasifikasi. Dalam proses pelatihan model CNN, penambahan landmark pada dataset tangan memberikan informasi geometri yang penting, seperti posisi jari-jari, bentuk tangan, atau pola gerakan spesifik dalam Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Hal ini memungkinkan model untuk lebih fokus pada fitur-fitur penting yang ada pada tangan dan mengabaikan informasi yang tidak relevan.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah memperluas deteksi dengan menambahkan kemampuan untuk menangkap gerakan atau motion, serta melakukan klasifikasi ekspresi wajah. Dengan demikian, aplikasi dapat lebih komprehensif dalam mengenali dan memahami komunikasi non-verbal yang melibatkan gerakan tangan, ekspresi wajah, dan bahasa tubuh. Penelitian selanjutnya juga dapat melibatkan penggunaan teknik deep learning yang lebih kompleks, seperti Recurrent Neural Networks (RNN) atau Transformer, untuk meningkatkan kinerja model dalam mengenali gerakan dan ekspresi wajah dengan lebih akurat. Selain itu, penting juga untuk mempertimbangkan keragaman dalam gerakan, ekspresi, dan bahasa isyarat antara individu, sehingga model dapat belajar dan beradaptasi dengan variasi tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Y. Choi, A. S. Coyner, J. Kalpathy-Cramer, M. F. Chiang, and J. Peter Campbell, "Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning," *Transl Vis Sci Technol*, vol. 9, no. 2, 2020, doi: 10.1167/tvst.9.2.14.
- [2] World Federation of the Deaf, "Sign Languages," <https://wfdeaf.org/our-work/sign-languages/>, 2021.
- [3] Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan dengan Lembaga Penelitian dan Pengembangan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia, "Kamus SIBI," *Lembaga Penelitian dan Pengembangan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia*, 2023.
- [4] G. Gumelar, H. Hafiar, and P. Subekti, "KONSTRUKSI MAKNA BISINDO SEBAGAI BUDAYA TULI BAGI ANGGOTA GERKATIN," *INFORMASI*, vol. 48, no. 1, p. 65, Jul. 2018, doi: 10.21831/informasi.v48i1.17727.
- [5] Python.org: <https://www.python.org/>, "Python," 2023.
- [6] S. S. Girija, "TENSORFLOW: LARGE-SCALE MACHINE LEARNING ON HETEROGENEOUS DISTRIBUTED SYSTEMS." [Online]. Available: www.tensorflow.org
- [7] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*, 2nd Edition. O'Reilly Media, Inc., 2019.
- [8] A. Muhtadi Ambarak, A. Zakki Falani, and K. Kunci Kecerdasan Tiruan, "PENGEMBANGAN APLIKASI BAHASA ISYARAT INDONESIA BERBASIS REALTIME VIDEO MENGGUNAKAN MODEL MACHINE LEARNING."
- [9] I. Nyoman Tri Anindia Putra, K. Sepdyana Kartini, Y. Kristian Suyitno, I. Made Sugiarta, and N. Kadek Era Puspita, "Penerapan Library Tensorflow, Cvzone, dan Numpy pada Sistem Deteksi Bahasa Isyarat Secara Real Time," 2023. [Online]. Available: <https://ejournal.sidyanusa.org/index.php/jkdn>
- [10] Google, "TensorFlow.js: Make your own 'Teachable Machine' using transfer learning with TensorFlow.js," Apr. 01, 2022.
- [11] F. Provost and T. Fawcett, *Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking*, 1st Edition. O'Reilly Media, 2013.
- [12] F. Damatraseta, R. Novariany, and M. A. Ridhani, "Real-time BISINDO Hand Gesture Detection and Recognition with Deep Learning CNN," *Jurnal Informatika Kesatuan*, vol. 1, no. 1, pp. 71–80, Jul. 2021, doi: 10.37641/jikes.v1i1.774.