

IMPLEMENTASI ALGORITMA KLASIFIKASI GERAKAN TANGAN POPULER MENGGUNAKAN CUSTOM MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Dilan Rizmawan^{1*}, Ulinnuha Latifa²

1.2. Program Studi Teknik Elektro, Universitas Singaperbangsa Karawang, Indonesia

*e-mail: 2010631160007@student.unsika.ac.id

ABSTRAK

Pada penelitian ini, diimplementasikan Convolutional Neural Network (CNN) dengan model kustom untuk mengklasifikasikan Gerakan tangan populer. Dataset dibuat sendiri dengan contoh gerakan tangan yang diambil. Pengujian dilakukan dengan 361 epoch dan batch size 256. Hasil menunjukkan peningkatan konsisten dalam performa model, meskipun akurasi validasi tidak mencapai lebih dari 0.94. Evaluasi model mencapai akurasi 94% dengan nilai loss yang rendah. Laporan klasifikasi menunjukkan kekurangan pada beberapa kelas seperti tumbs down, peace, stop be strong shake sign, bang-bang, dan rock. Namun, kelas seperti tumbs up dan ok memiliki performa terbaik dengan nilai rata-rata 1.00. Dalam penelitian ini, juga menggunakan metode Transfer Learning untuk memperbaiki performa model CNN.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network (CNN), Machine Learning, Tensorflow, Transfer Learning*

IMPLEMENTATION OF POPULAR HAND GESTURE CLASSIFICATION ALGORITHM USING CUSTOM CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL

ABSTRACT

In this study, a Custom Convolutional Neural Network (CNN) model is implemented to classify Popular Hand Gestures. The dataset was created with samples of hand gestures. Testing was performed with 361 epochs and a batch size of 256. The results show consistent improvement in the model's performance, although the validation accuracy did not exceed 94%. The model evaluation achieved an accuracy of 0.94 with a low loss value. The classification report indicates deficiencies in some classes such as thumbs down, peace, stop be strong shake sign, bang-bang, and rock. However, classes like thumbs up and ok performed the best with an average score of 1.00. Additionally, the Transfer Learning method was used in this study to enhance the CNN model's performance.

Keywords: *Convolutional Neural Network (CNN), Machine Learning, Tensorflow, Transfer Learning*

I. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, teknologi machine learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), semakin berkembang dan banyak digunakan, termasuk dalam klasifikasi gambar. Salah satu aplikasinya adalah klasifikasi gerakan tangan dengan model CNN custom, yang memanfaatkan Transfer Learning untuk meningkatkan performa pada dataset baru dengan menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya.[1].

Bahasa isyarat merupakan media komunikasi utama bagi penyandang disabilitas tuna rungu dan tuna wicara, menggunakan gerakan tubuh, bibir, tangan, dan ekspresi wajah. Gesture tangan terbagi menjadi dua jenis: statik dan dinamis. Gesture statik mengacu pada pose tangan yang diam, sedangkan gesture dinamis melibatkan gerakan tangan[2].

Di Amerika, bahasa isyarat dikenal sebagai American Sign Language (ASL), sedangkan di Indonesia terdapat Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). SIBI mengubah kosa kata Bahasa Indonesia ke dalam isyarat, sementara BISINDO lebih alami dan mengikuti gerak tubuh penyandang disabilitas[3].

Penelitian ini menggunakan teknik Pengolahan Citra Digital untuk mengolah gambar diam atau bergerak, dengan model warna RGB untuk konversi warna[4]. Klasifikasi dalam konteks ini adalah proses menemukan pola untuk membagi data berdasarkan kelasnya menggunakan machine learning yang mempelajari data historis untuk mencapai presisi tinggi. Machine learning, cabang dari kecerdasan buatan (AI), memungkinkan mesin belajar dari data dan melakukan tugas tanpa arahan pengguna. Teknologi ini dikembangkan dari statistika, matematika, dan data mining, sehingga mesin dapat menganalisis data secara mandiri[5].

Machine learning mengelola big data secara cerdas untuk hasil akurat. Berdasarkan teknik pembelajarannya, machine learning dibagi menjadi supervised learning, unsupervised learning, semi-supervised learning, dan reinforcement learning. Supervised learning menggunakan dataset berlabel untuk melatih mesin mengidentifikasi dan mengklasifikasikan data baru, sedangkan unsupervised learning menarik kesimpulan dari dataset tanpa label[1][6]. TensorFlow adalah framework deep learning yang mendukung pengembangan aplikasi AI, termasuk sistem deteksi objek[7].

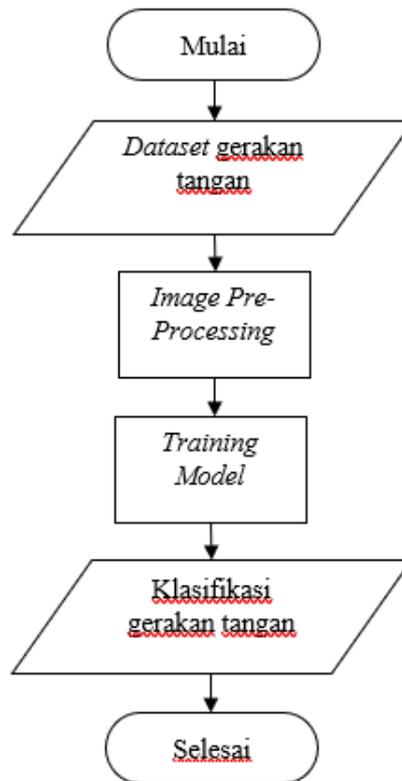
Convolutional Neural Networks (CNN) adalah jaringan saraf tiruan yang efektif dalam pengenalan pola seperti computer vision[8]. CNN menggunakan neuron dua dimensi yang membuatnya unggul dalam mengolah data citra, terdiri dari lapisan seperti Convolution Layer, Activation ReLU Layer, Pooling Layer, dan Fully Connected Layer. CNN telah sukses dalam berbagai tugas pengenalan pola, termasuk klasifikasi citra[9][10]. OpenCV adalah library untuk visi komputer realtime yang bersifat open-source dan gratis. OpenCV mendukung berbagai bahasa pemrograman dan sistem operasi, menawarkan lebih dari 2500 algoritma yang dioptimalkan untuk aplikasi visi komputer[11].

Pada penelitian ini akan membahas implementasi teknik-teknik ini dalam klasifikasi gerakan tangan menggunakan model CNN custom, serta pemanfaatan Transfer Learning dan framework seperti TensorFlow dan OpenCV dalam penelitian ini. Selain itu, juga akan dijelaskan tentang penggunaan MediaPipe untuk deteksi dan pelacakan tangan secara real-time.

II. METODE PENELITIAN

2.1 Flowchart Penelitian

Di bawah ini merupakan flowchart penelitian yang dilaksanakan disusun dalam bentuk diagram alir untuk memudahkan pemahaman alur proses penelitian. :

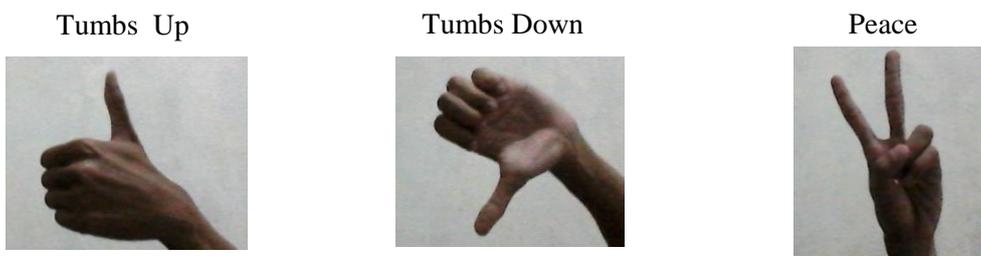


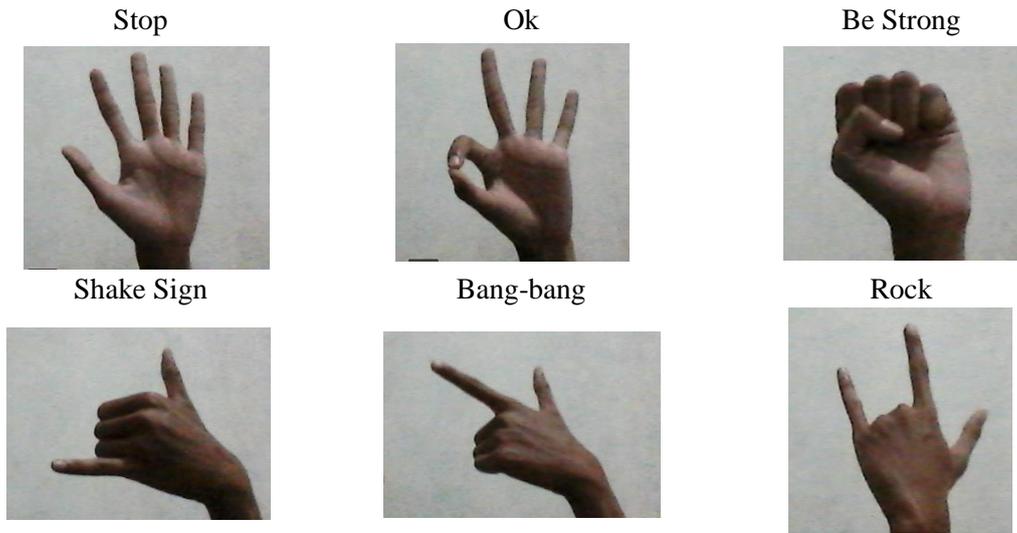
Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Pada gambar 1 menunjukkan langkah-langkah dalam melakukan penelitian, langkah pertama melakukan pembuatan dataset yang dibutuhkan untuk melakukan training model, langkah kedua image preprocessing pada dataset dengan menentukan titik koordinat landmarks untuk konsistensi skala, langkah ketiga dilakukannya pelatihan model dari dataset yang telah dibuat sebelumnya menggunakan TensorFlow, langkah keempat dilakukan klasifikasi gesture tangan baru dengan memasukkan data landmarks, dan Langkah terakhir melakukan analisis hasil dari percobaan yang telah dilakukan.

2.2 Dataset Pengujian

Proses pengambilan data pada penelitian ini menggunakan dataset. Dataset dibuat dari kumpulan tangkapan gambar yang ditangkap saat memberikan sampel gerakan tangan. Sedangkan untuk sampel yang digunakan dalam penelitian ini hanya mengambil 9 jenis gerakan tangan dengan total sampel sebanyak 643 citra untuk data training dan 64 citra untuk data testing. Berikut merupakan 9 jenis gerakan tangan yang digunakan dalam penelitian ini:



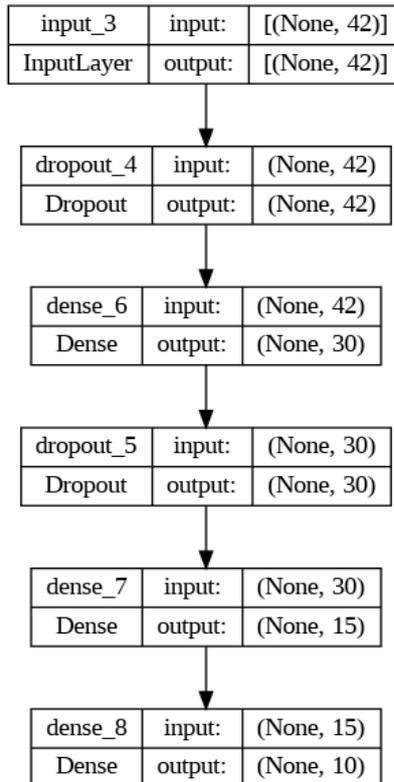


Gambar 2. Citra Gerakan Tangan

Pada gambar 2 terdapat 9 citra gerakan tangan yang dibuat menjadi model yang akan diklasifikasikan pada penelitian ini, diantara yaitu terdapat gerakan *tumbs Up*, *tumbs down*, *peace*, *stop*, *ok*, *be strong*, *shake sign*, *bang-bang*, *rock*.

2.3 Rancangan Pengujian

Berikut merupakan rancangan pengujian yang digunakan dalam penelitian ini:



Gambar 3. Model Pengujian

Pada gambar 3 menunjukkan stuktur model pengujian yang dilakukan, terdapat beberapa lapisan dalam ini, yaitu :

- a. **input_3** yaitu lapisan input berdimensi (None, 42).
- b. **dropout_4** yaitu lapisan dropout untuk mencegah overfitting pada model.
- c. **dense_6**: Lapisan fully connected dengan jumlah unit neuron tertentu dan fungsi aktivasi.
- d. **dropout_5** yaitu lapisan dropout untuk mencegah overfitting pada model.
- e. **dense_7** : Lapisan fully connected dengan jumlah unit neuron tertentu dan fungsi aktivasi.
- f. **dense_8**: Lapisan fully connected dengan jumlah unit neuron tertentu dan fungsi aktivasi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah melakukan pembuatan model, langkah selanjutnya yaitu melakukan train pada dataset gerakan tangan. Pembagian dataset menjadi train, validation, dan test. Penting untuk mengukur kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya (test) dan untuk menghindari overfitting dan Underfitting pada data train. Dengan 9 (sembilan) kelas yang akan diklasifikasikan. Dataset yang digunakan juga membuat sendiri dengan mediapipe yaitu dengan menentukan koordinat dari titik yang terletak pada tangan. Setelah pembagian dataset, dilanjutkan dengan menentukan jumlah epoch dan batch dalam fungsi history dengan jumlah epoch adalah 361 dengan batch size 256.

3.1 Hasil Pengujian

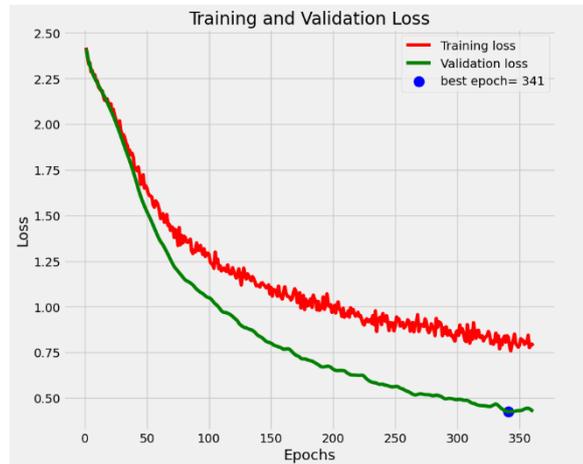
Tabel 1. Hasil Pengujian

Epoch	Data Train		Data Validation	
	Loss	Acc	Val. Loss	Val. Acc
1	2.4201	0.1009	2.4124	0.2341
25	2.0268	0.2804	2.0085	0.3575
50	1.6493	0.4206	1.5210	0.6425
75	1.3360	0.5047	1.1946	0.7151
100	1.2868	0.4991	1.0489	0.7374
125	1.1670	0.5514	0.9024	0.8212
150	1.1057	0.5589	0.8006	0.8380
175	1.0501	0.5850	0.7145	0.8547
200	0.9870	0.6112	0.6581	0.8659
225	0.9001	0.6542	0.6190	0.8390
250	0.8971	0.6598	0.5633	0.8547
275	0.9161	0.6374	0.5185	0.8492
300	0.8687	0.6879	0.4925	0.8492
325	0.8644	0.6860	0.4541	0.8939
350	0.7896	0.7028	0.4312	0.9274
361	0.7856	0.6748	0.4274	0.9441

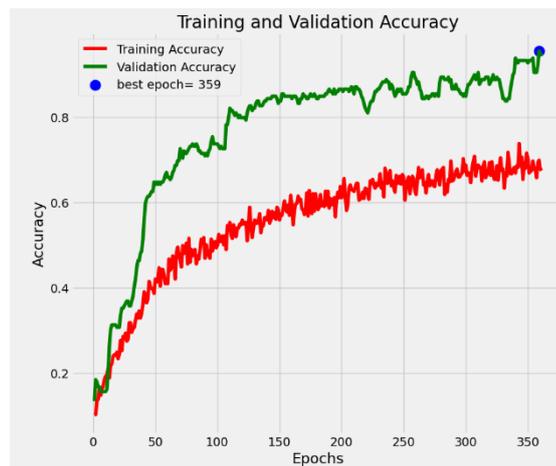
Pada Tabel 1 Hasil Pengujian di atas dapat dilihat bahwa nilai loss pada Data Train dan Data Validation semakin berkurang seiring bertambahnya epoch. Sedangkan akurasi pada Data Train dan Data Validation semakin meningkat. Dalam tabel tersebut nilai akurasi pada validasi data tidak bisa melewati nilai 0.9441, hal ini disebabkan beberapa faktor seperti kurangnya kualitas dataset dikarenakan jumlah dataset yang sedikit dan juga menggunakan program berikut :

```
tf.keras.callbacks.EarlyStopping(patience=20, verbose=1) ,
```

Dimana fungsi dari program tersebut adalah akan berhenti melakukan *training model* setelah mendapatkan nilai terbaik dari nilai validasinya. sehingga, nilai loss dan accuracy pada Data Train dan Validation untuk model ini baik, hal ini dipengaruhi oleh metode yang digunakan, yaitu transfer learning. Sehingga, model yang dihasilkan sangat baik dengan keterbatasan dataset yang ada. Dibawah ini adalah visualisasi dari hasil Data train dan Data validation.



Gambar 4. Plot Loss Data Train dan Data Validation



Gambar 5. Plot Accuracy Data Train dan Data Validation

Dari kedua gambar diatas antara gambar 4 dan 5 dapat dipahami bahwa garis saling beriringan yang menunjukkan bahwa hal ini sangat baik. Pada gambar 4, nilai loss semakin berkurang seiring bertambahnya nilai epoch pada pengujian. Serta, pada gambar 5, nilai accuracy meningkat dengan bertambahnya epoch, Dimana hasil dari klasifikasinya akan lebih baik.

3.2 Evaluasi Model

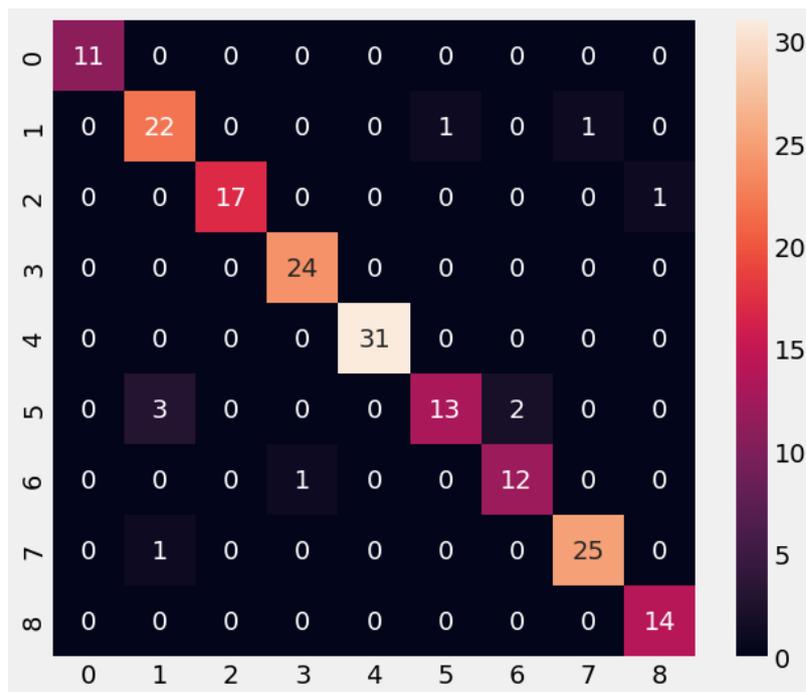
Tabel 2. Hasil Klasifikasi

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
<i>Tumbs Up</i>	1.00	1.00	1.00
<i>Tumbs Down</i>	0.85	0.92	0.88

	<i>Precison</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
<i>Peace</i>	1.00	0.94	0.97
<i>Stop</i>	0.96	1.00	0.98
<i>Ok</i>	1.00	1.00	1.00
<i>Be Strong</i>	0.93	0.73	0.81
<i>Shake Sign</i>	0.86	0.92	0.89
<i>Bang-Bang</i>	0.96	0.96	0.96
<i>Rock</i>	0.93	1.00	0.97
<i>Acc</i>	-	-	0.94
<i>Macro avg</i>	0.94	0.94	0.94
<i>Weighted avg</i>	0.95	0.94	0.94

Pada Tabel 4. Laporan Klasifikasi, dapat diketahui kelas yang memiliki nilai rata-rata sempurna yaitu *Tumbs up* dan *ok*. Sedangkan tumbs down memiliki kekurangan pada nilai Precision yaitu 0.85, peace untuk nilai Recall, 0.94, stop untuk nilai Precision yaitu 0.96, peace untuk nilai Recall, 0.94, be strong untuk nilai Recall, 0.73, shake sign untuk nilai Precision 0.86, bang-bang untuk nilai Precision dan Recall, 0.96, dan rock untuk nilai Precisionnya yaitu 0.93.

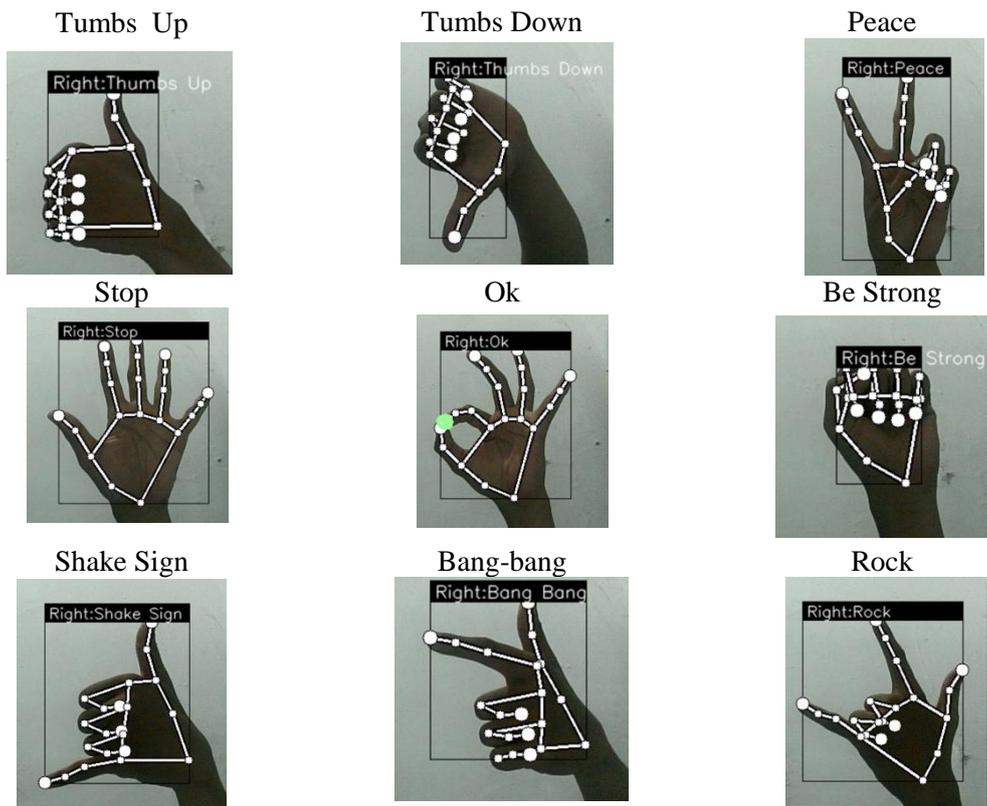
Berikut merupakan hasil dari *Confusion Matrix*:



Gambar 6. *Confusion Matrix*

Pada gambar 6 bisa dilihat masih terdapat kesalahan untuk klasifikasi dari gerakan tangan yang telah dilakukan, dikarenakan kurang memadainya kamera yang digunakan, ruangan yang kurang Cahaya. Sehingga, gerakan yang hamper mirip bisa digolongkan ke klasifikasi yang lain.

Berikut merupakan hasil dari klasifikasi yang telah dilakukan :



Gambar 7. Hasil klasifikasi gerakan tangan

Pada gambar 7 bisa kita lihat hasil dari klasifikasi yang telah dilakukan dengan 9 kelas, dari hasil tersebut sudah termasuk baik dikarenakan bisa mengklasifikasikan gerakan tangan sesuai yang telah ditentukan pada kelas-kelas sebelumnya.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan klasifikasi gerakan tangan menggunakan algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) mendapatkan hasil pengujian peningkatan yang konsisten dalam performa model dengan terus bertambahnya jumlah epoch. Jumlah epoch bertambah maka nilai loss pada Data Train dan Data Validation berbalik yaitu menurun, serta akurasi yang terus meningkat menghasilkan hasil yang sangat baik. Meskipun hasil dari akurasi pada validasi tidak 100%, setidaknya mendekati angka tersebut yaitu sebesar 94%. Penyebab yang bisa memungkinkan yaitu kamera dengan spesifikasi yang kurang memadai sehingga membuat penangkapan Cahaya saat membuat dataset berkurang. Pada penelitian ini juga terdapat beberapa kekurangan, seperti halnya pada hasil thumbs down memiliki kekurangan pada nilai Precision yaitu 0.85, peace untuk nilai Recall, 0.94, stop untuk nilai Precision yaitu 0.96, peace untuk nilai Recall, 0.94, be strong untuk nilai Recall, 0.73, shake sign untuk nilai Precision 0.86, bang-bang untuk nilai Precision dan Recall, 0.96, dan rock untuk nilai Precisionnya yaitu 0.93. Tetapi, kelas seperti thumbs up dan ok memiliki nilai dengan performa terbaik dengan nilai rata-rata 1.00.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. R. Karim, "IMPLEMENTASI KLASIFIKASI SENJATA TRADISIONAL JAWA BARAT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN METODE TRANSFER LEARNING," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4166.
- [2] L. Chen, F. Wang, H. Deng, and K. Ji, "A Survey on Hand Gesture Recognition," in *2013 International Conference on Computer Sciences and Applications*, 2013, pp. 313–316. doi: 10.1109/CSA.2013.79.
- [3] A. Sani and S. Rahmadinni, "Deteksi Gestur Tangan Berbasis Pengolahan Citra," *Jurnal Rekayasa ElektriKa*, vol. 18, no. 2, Jul. 2022, doi: 10.17529/jre.v18i2.25147.
- [4] J. Jumadi, Y. Yupianti, and D. Sartika, "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI OBJEK MENGGUNAKAN METODE HIERARCHICAL AGGLOMERATIVE CLUSTERING," *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 10, no. 2, pp. 148–156, Nov. 2021, doi: 10.23887/jst-undiksha.v10i2.33636.
- [5] K. Wisnudhanti and F. Candra, "Image Classification of Pandawa Figures Using Convolutional Neural Network on Raspberry Pi 4," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Nov. 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1655/1/012103.
- [6] E. Retnoningsih and R. Pramudita, "Mengenal Machine Learning Dengan Teknik Supervised dan Unsupervised Learning Menggunakan Python," *BINA INSANI ICT JOURNAL*, vol. 7, no. 2, pp. 156–165, 2020, [Online]. Available: <https://www.python.org/>
- [7] Dufan J. P. Manajang, Sherwin R.U.A. Sompie, and Agustinus Jacobus, "Implementasi Framework Tensorflow Object Detection Dalam Mengklasifikasi Jenis Kendaraan Bermotor," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 15, no. 3, pp. 171–178, Sep. 2020.
- [8] J. Christian and S. I. Al Idrus, "Introduction to Citrus Fruit Ripens Using the Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Learning Method," *Asian Journal of Applied Education (AJAE)*, vol. 2, no. 3, pp. 459–470, Jul. 2023, doi: 10.55927/ajae.v2i3.5003.
- [9] D. R. R. Putra and R. A. Saputra, "IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENDETEKSI PENGGUNAAN MASKER PADA GAMBAR," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, Aug. 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3.3286.
- [10] rafi Akram, S. Adinda Rachmadinasya, F. Hafidz Melvandino, and H. Ramza, "KLASIFIKASI AKTIVITAS OLAHRAGA BERDASARKAN CITRA FOTO DENGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, pp. 2830–7062, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3%20s1.3496.
- [11] A. Lazaro, J. L. Buliali, and B. Amaliah, "Deteksi Jenis Kendaraan di Jalan Menggunakan OpenCV," *Jurnal Teknik ITS*, vol. 6, no. 2, Sep. 2017, doi: 10.12962/j23373539.v6i2.23175.