

# Klasifikasi Penulisan Huruf Hijaiyah Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* Pada TPQ I'anatut Tholibin

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v22i1.3531>

Creative Commons License 4.0 (CC BY –NC)



Dini Fatmarini<sup>1\*</sup>, Aditya Akbar Riadi<sup>2</sup>, Ahmad Abdul Chamid<sup>3</sup>

Teknik Informatika, Universitas Muria Kudus, Kudus, Indonesia

\*e-mail Corresponding Author : [202251021@std.umk.ac.id](mailto:202251021@std.umk.ac.id)

## Abstract

*This research was conducted due to difficulties in recognizing handwritten Hijaiyah letters at TPQ I'anatut Tholibin caused by variations in writing styles and similarities among letters. The study aims to develop a handwritten Hijaiyah letter classification system based on a Convolutional Neural Network (CNN) using the MobileNetV2 architecture. The research employed a Research and Development (R&D) approach, including real-time data collection from students' handwritten samples, image preprocessing (resizing to 224×224, pixel normalization, and augmentation), model design using transfer learning, training, and testing. Model evaluation was performed using test data that were not involved in the training process, with performance assessed through a confusion matrix and metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. The experimental results show that the model achieved an accuracy of 78.46% with a macro F1-score of 77.29%, indicating a reasonably good and balanced classification performance across classes. The system was implemented as a web-based application supporting real-time testing through direct writing on a digital canvas, enabling interactive classification. These findings demonstrate that MobileNetV2 is effective for handwritten Hijaiyah letter classification and has potential as an intelligent learning support tool.*

**Keywords:** *Hijaiyah letters; Convolutional neural network; MobileNetV2; Image classification; Real-time system*

## Abstrak

Penelitian ini dilakukan karena pengenalan tulisan tangan huruf hijaiyah di TPQ I'anatut Tholibin masih terkendala variasi bentuk tulisan dan kemiripan antar huruf. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi tulisan tangan huruf hijaiyah berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Metode yang digunakan adalah *Research and Development* (R&D) dengan tahapan pengumpulan data tulisan tangan murid secara *real-time*, pra-pengolahan citra (*resizing 224×224, normalisasi piksel, dan augmentasi*), perancangan model dengan pendekatan *transfer learning*, pelatihan, dan pengujian. Pengujian dilakukan menggunakan data uji yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan, dengan evaluasi performa menggunakan *confusion matrix* dan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 78,46% dengan nilai macro F1-score 77,29%, yang menandakan performa klasifikasi yang cukup baik dan relatif seimbang antar kelas. Sistem diimplementasikan dalam aplikasi web dengan pengujian *real-time* melalui penulisan langsung pada kanvas digital sehingga klasifikasi dapat dilakukan secara interaktif. Temuan ini menunjukkan *MobileNetV2* efektif untuk klasifikasi huruf hijaiyah tulisan tangan dan berpotensi sebagai alat bantu pembelajaran.

**Kata Kunci:** *Huruf hijaiyah; Convolutional neural network; MobileNetV2; Klasifikasi citra; Sistem realtime*

## 1. Pendahuluan

Huruf hijaiyah merupakan fondasi utama dalam pembelajaran membaca Al-Qur'an. Setiap umat Muslim berkewajiban mampu membaca Al-Qur'an dengan benar, yang diawali

dengan kemampuan mengenali dan membedakan setiap huruf hijaiyah. Berdasarkan kajian ilmu tajwid, terdapat 29 huruf hijaiyah yang menjadi dasar penyusunan lafaz Al-Qur'an, yakni (ا) Alif, (ب) Ba, (ت) Ta, (ث) Tsa, (ج) Jim, (ح) Ha, (خ) Kha, (د) Dal, (ذ) Zal, (ر) Ra, (ز) Zay, (س) Sin, (ش) Syin, (ص) Shad, (ض) Dhad, (ط) Tha, (ظ) Dzha, (ع) Ayn, (غ) Ghayn, (ف) Fa, (ق) Qaf, (ك) Kaf, (ل) Lam, (م) Mim, (ن) Nun, (و) Waw, (ه) Ha, dan (ي) Ya [1]. Oleh karena itu, penguasaan huruf hijaiyah memiliki peran penting dalam pendidikan agama Islam, khususnya bagi anak-anak sejak usia dini.

Namun, dalam praktik pembelajaran di TPQ lanatut Tholibin tidak semua siswa dapat dengan cepat memahami bentuk dan cara membaca huruf hijaiyah secara tepat. Pada umumnya, mereka belum sepenuhnya familiar dengan bentuk huruf serta metode membaca huruf hijaiyah secara tepat karena adanya kemiripan bentuk antar huruf dan variasi tulisan tangan. Kondisi tersebut membuat proses belajar sering membutuhkan waktu lebih lama dan kurang efektif [2]. Oleh sebab itu, diperlukan suatu mekanisme berbasis teknologi yang mampu membantu mentransformasi gambar atau tulisan tangan menjadi informasi huruf secara otomatis. Permasalahan tersebut memiliki keterkaitan erat dengan riset dalam bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan, khususnya melalui penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan metode *deep learning* yang efektif dalam mengenali pola visual pada gambar, termasuk bentuk tulisan tangan. Dengan kemampuan ekstraksi fitur secara otomatis, CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra huruf hijaiyah sehingga membantu siswa TPQ dalam memahami dan menguasai pengetahuan dasar membaca Al-Qur'an melalui media pembelajaran yang lebih interaktif dan adaptif.

Penelitian yang dilakukan oleh Ruhul Salamah and Apriandari, 2025 yang berjudul "Klasifikasi Sifat Huruf Hijaiyah Dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)" Penelitian ini menerapkan metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*), yang merupakan kerangka kerja umum yang banyak digunakan dalam kegiatan data mining. Pendekatan pemodelan yang dipilih adalah arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dimulai dengan pemuatan data melalui *ImageDataGenerator*, yang kemudian membagi dataset menjadi bagian data pelatihan, validasi, dan uji. Evaluasi menunjukkan bahwa model ini menunjukkan tingkat akurasi klasifikasi yang tinggi dan stabil di seluruh kategori huruf hijaiyah. Hanya dua huruf, yaitu "Jim" dan "Kha", yang mengalami sedikit penurunan pada nilai *precision* (0,97) dan *F1-score* (0,98), meskipun *recall* tetap sempurna pada angka 1,00, yang menandai adanya kesalahan kecil dalam prediksi positif.[3]

Sementara itu, penelitian dengan judul "Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Bima" oleh Falah and Purnamasari, 2019 Penelitian ini mengembangkan sistem pendeteksi tulisan tangan Aksara Bima dengan CNN. Dalam penelitian ini, *Convolutional Neural Network* (CNN) diterapkan untuk mengidentifikasi tulisan tangan aksara Bima. Dataset yang dipakai mencakup 2640 gambar tulisan tangan aksara Bima, yang terbagi ke dalam 22 kelas. Temuan penelitian mengungkapkan performa model CNN yang kuat, dengan akurasi mencapai 97,34%, *presisi* 97,56%, *recall* 97,34%, dan *f1-score* 97,31% pada data pengujian.[4]

Penelitian berikutnya dengan judul "Pemanfaatan *Convolutional Neural Network* Untuk Monitoring Untuk Monitoring Motorik Halus Menulis Huruf Hijaiyah Di TPA Masjid Al-falah Tonatan Ponorogo" oleh Prasetyo et al, 2025 Dalam penelitian ini, model *ResNet-50*, yang merupakan arsitektur *deep learning* yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained*), diterapkan untuk mengklasifikasikan citra. Evaluasi melalui akurasi validasi menunjukkan peningkatan performa selama proses pelatihan, di mana akurasi awalnya rendah pada angka 0,7 dan kemudian meningkat mendekati 1,0 seiring bertambahnya epoch dari 5 hingga 40 iterasi. Pola ini mencerminkan efektivitas pelatihan dan kemampuan model untuk belajar tanpa mengalami *overfitting*. [5]

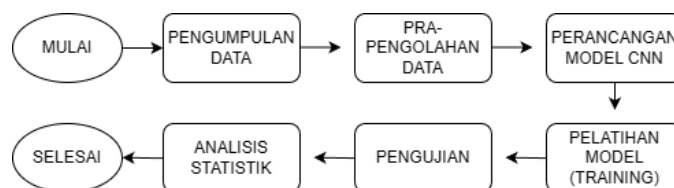
Penelitian selanjutnya oleh Nanda Cahaya Ardi, 2020 yang berjudul "Klasifikasi Bahasa Isyarat Huruf Hijaiyah Dengan GAN dan CNN" Sistem ini mengimplementasikan metode CNN untuk mengklasifikasi gambar isyarat huruf hijaiyah dan GAN untuk memperluas dataset, Penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 95% dan terbukti efektif untuk meningkatkan performa sistem klasifikasi. Selain itu, penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai alat pembelajaran interaktif bagi penyandang disabilitas, khususnya individu tunarungu [6]. Penelitian terakhir oleh Pradika, Nugroho and Puspaningrum, 2020 berjudul "Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Hijaiyah Menggunakan *Convolutional Neural Network* Dengan

Augmentasi Data". Dalam melakukan klasifikasi huruf hijaiyah, aplikasi ini menggunakan Dalam penelitian ini dilakukan optimisasi berupa augmentasi data karena data yang tidak banyak sehingga dengan data yang sedikit maka variasi data pelatihan akan bertambah. Hasil dari penelitian berupa akurasi yang sangat tinggi untuk data latih sebesar 95,9% dan untuk data uji sebesar 99,7%. [7]

Berdasarkan tinjauan penelitian terdahulu, sebagian besar penelitian klasifikasi huruf hijaiyah maupun aksara lainnya telah menunjukkan performa akurasi yang tinggi dengan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), termasuk penerapan *ResNet*, *augmentasi data*, serta kombinasi GAN dan CNN [6]. Namun demikian, masih terdapat beberapa celah penelitian (*research gap*) yang belum terakomodasi secara optimal. Pertama, sebagian penelitian berfokus pada peningkatan akurasi model tanpa mengkaji efisiensi komputasi dan implementasi pada sistem berbasis web secara *real-time*. Kedua, sebagian besar sistem belum mengintegrasikan antarmuka interaktif berbasis digital canvas yang memungkinkan pengguna menulis huruf secara langsung dan memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis. Ketiga, belum banyak penelitian yang mengoptimalkan arsitektur *MobileNetV2* untuk mendukung implementasi sistem pembelajaran berbasis web dengan kebutuhan sumber daya yang terbatas. Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini mengusulkan sistem klasifikasi tulisan tangan huruf hijaiyah menggunakan algoritma *MobileNetV2* dengan arsitektur *MobileNetV2* melalui pendekatan *transfer learning*. Pemilihan *MobileNetV2* didasarkan pada karakteristiknya yang memiliki kompleksitas parameter lebih rendah dan efisiensi komputasi yang tinggi dibandingkan arsitektur CNN konvensional, sehingga lebih sesuai untuk implementasi aplikasi berbasis web secara *real-time*. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi arsitektur *MobileNetV2* dengan sistem interaktif berbasis digital canvas, yang memungkinkan pengguna menulis huruf hijaiyah secara langsung dan memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis. Dengan pendekatan tersebut, sistem tidak hanya berorientasi pada peningkatan akurasi, tetapi juga pada efisiensi model dan kemudahan implementasi dalam konteks pembelajaran huruf hijaiyah berbasis kecerdasan buatan.

## 2. Metodologi

Dengan menggunakan pendekatan kuantitatif dan metode Penelitian dan Pengembangan, Bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem klasifikasi huruf hijaiyah tulisan tangan berdasarkan Jaringan Saraf Konvolusional. Pendekatan kuantitatif selaras dengan pengukuran kinerja model dalam bentuk numerik yang terukur melalui evaluasi menggunakan *metrik evaluasi* yang bertujuan untuk menemukan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.



**Gambar 1** Metode Penelitian

Tahapan penelitian mengikuti alur yang meliputi pengumpulan data, pra-pengolahan data, perancangan model CNN, pelatihan model, pengujian, dan analisis statistik hingga penarikan kesimpulan. [8]

### 2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh dataset citra tulisan tangan huruf hijaiyah yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model CNN. Dataset yang digunakan berasal dari dua sumber, yaitu pengambilan data secara langsung (*real-time*) dari murid TPQ dan dataset sekunder yang bersumber dari platform Kaggle. Seluruh data citra yang diperoleh kemudian diklasifikasikan dan diberi label berdasarkan kelas huruf hijaiyah.

**Tabel 1. Dataset**

| No | Nama Kelas | Huruf Hijaiyah | Jumlah Gambar |
|----|------------|----------------|---------------|
| 1  | hamzah     | ء              | 66            |
| 2  | mim        | م              | 66            |
| 3  | wawu       | و              | 67            |
| 4  | ya         | ي              | 66            |
| 5  | hha        | ح              | 66            |
| 6  | lam        | ل              | 66            |
| 7  | nun        | ن              | 66            |
| 8  | lamalif    | لا             | 66            |
| 9  | kaf        | ك              | 66            |
| 10 | qof        | ق              | 66            |
| 11 | ghin       | غ              | 66            |
| 12 | fa         | ف              | 66            |
| 13 | ain        | ع              | 66            |
| 14 | dzo        | ظ              | 66            |
| 15 | dho        | ض              | 66            |
| 16 | dlod       | د              | 66            |
| 17 | shod       | ص              | 66            |
| 18 | syin       | ش              | 66            |
| 19 | sin        | س              | 66            |
| 20 | za         | ز              | 66            |
| 21 | ra         | ر              | 66            |
| 22 | dzal       | ذ              | 66            |
| 23 | kho        | خ              | 66            |
| 24 | dal        | د              | 66            |
| 25 | ta         | ت              | 66            |
| 26 | tsha       | ث              | 66            |
| 27 | ba         | ب              | 66            |
| 28 | alif       | ا              | 66            |
| 29 | ha         | ه              | 65            |
| 30 | jim        | ج              | 66            |

Pada Tabel 1. *dataset latih (train) hijaiyah* disusun dalam struktur direktori, di mana setiap subfolder merepresentasikan satu kelas huruf hijaiyah. Pada folder data latih (*train*), setiap kelas memiliki jumlah citra yang relatif seimbang, yaitu berkisar antara 65 hingga 67 gambar per kelas, sehingga dapat meminimalkan potensi ketidakseimbangan data (*class imbalance*) yang dapat memengaruhi performa model [9]. Namun, terdapat satu kelas yang memiliki 9 citra, yang selanjutnya ditangani pada tahap pra-pengolahan data. Penyusunan

dataset dalam bentuk folder per kelas ini bertujuan untuk mempermudah proses pelabelan data serta integrasi dengan framework pembelajaran mesin yang digunakan.

## 2.2 Pra-pengolahan data

Pra-pengolahan data dilakukan sebelum pemodelan, untuk meningkatkan kualitas citra dan mengubah format data agar sesuai dengan kebutuhan input model CNN. Pra-pengolahan meliputi:

### 1) *Resizing*

Semua citra diubah ukurannya menjadi  $224 \times 224$  piksel dengan tiga *channel* warna (RGB) agar sesuai dengan input arsitektur *MobileNetV2*.

### 2) *Normalisasi Piksel*

Nilai piksel yang semula berkisar 0–255 dinormalisasi ke 0-1 untuk mempercepat pelatihan dan stabil *konvergensi* model.

### 3) *Augmentasi Data*

Augmentasi dilakukan untuk meningkatkan keragaman data latih dan mengatasi ketidakseimbangan jumlah data pada beberapa kelas. Teknik augmentasi meliputi rotasi ringan, pergeseran (*shift*), dan zoom.

Setelah tahap pra-pengolahan selesai, dataset dinyatakan siap digunakan pada tahap perancangan dan pelatihan model CNN.[10]

## 2.3 Perancangan model CNN

Pada tahap *modelling*, penelitian ini menggunakan arsitektur *MobileNetV2* sebagai model CNN dengan pendekatan *transfer learning*. [11]

```
base_model.trainable = False # WAJIB
inputs = tf.keras.Input(shape=(IMG_SIZE, IMG_SIZE, 3))
x = base_model(inputs, training=False)
x = tf.keras.layers.GlobalAveragePooling2D()(x)
x = tf.keras.layers.BatchNormalization()(x)
x = tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu')(x)
x = tf.keras.layers.Dropout(0.5)(x)
outputs = tf.keras.layers.Dense(len(class_names), activation='softmax')(x)
model = tf.keras.Model([inputs, outputs])
```

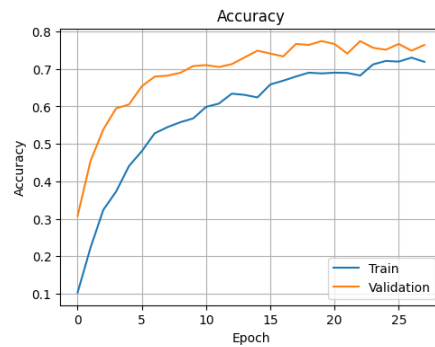
Gambar 2. Modelling MobileNetV2

Pada Gambar 2. *Modelling MobileNetV2* digunakan dalam kondisi *pre-trained* pada dataset ImageNet dan berperan sebagai *feature extractor*. Bobot pada model dasar dibekukan (*trainable = False*) untuk mempertahankan kemampuan ekstraksi fitur awal. Output dari *MobileNetV2* kemudian diproses menggunakan lapisan *GlobalAveragePooling2D*, diikuti oleh *Batch Normalization* untuk menstabilkan proses pelatihan. Selanjutnya ditambahkan lapisan Dense dengan aktivasi ReLU sebagai *fully connected layer*, dan *Dropout* 0,5 yang digunakan untuk mengurangi risiko *overfitting*. Lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi *Softmax* untuk menghasilkan probabilitas kelas huruf hijaiyah.[12]

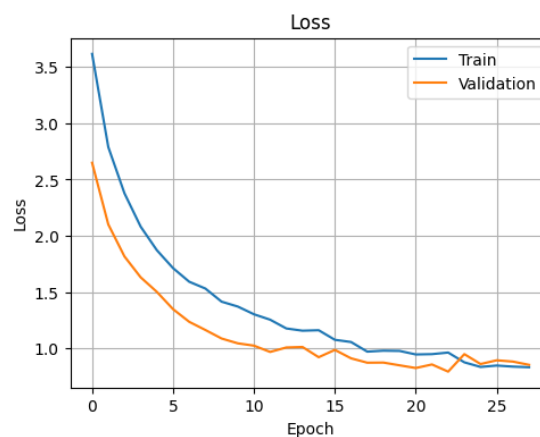
## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1 Pelatihan model (Training)

Grafik pada Gambar 3 memperlihatkan peningkatan performa model selama pelatihan. Akurasi *training* naik bertahap dari awal yang rendah hingga berada di kisaran 0,72–0,73 pada akhir *epoch*. Ini menunjukkan model semakin mampu mengenali pola-pola tulisan tangan huruf hijaiyah dari data latih. Akurasi validasi juga meningkat dan berada di kisaran 0,75–0,78. Nilai validasi yang stabil menandakan bahwa model tidak hanya “menghafal” data latih, tetapi juga cukup konsisten ketika diuji pada data yang tidak ikut dilatih.



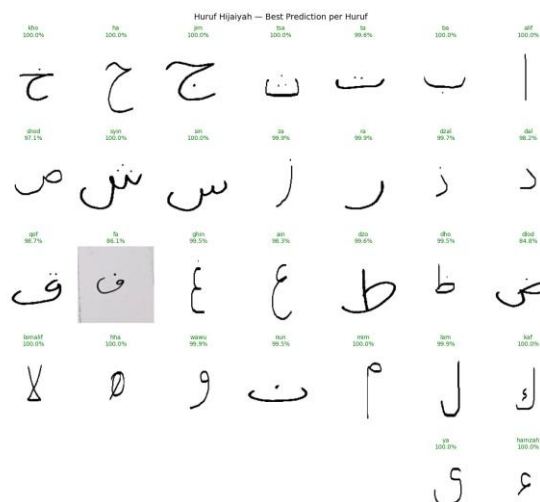
**Gambar 3.**Train dan *Validation Accuracy*



**Gambar 4.**Train dan *Validation Loss*

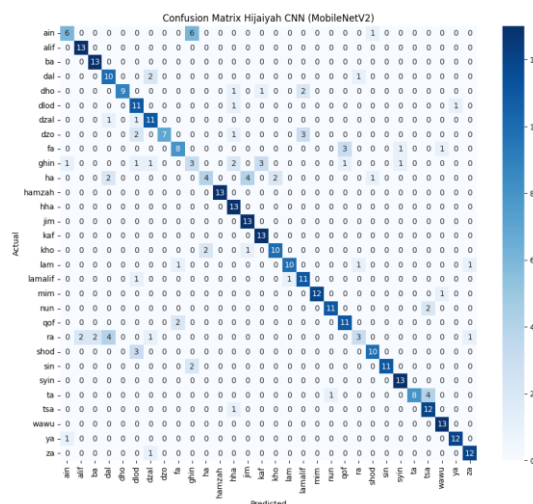
Pada Gambar 4 menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model terus menurun selama proses pelatihan. Nilai *loss training* dan *loss validasi* menurun dengan pola yang relatif sejalan dan stabil, hingga mendekati nilai 0,9. Kondisi ini menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan baik dari data latih serta tetap memberikan kinerja yang konsisten pada data validasi, tanpa terjadi penurunan performa pada data yang tidak digunakan dalam pelatihan.[13]

## 4.2 Pengujian (Testing)



**Gambar 5.** Hasil Data Uji

Pada Gambar 5 Hasil data uji tulisan tangan huruf hijaiyah menunjukkan bahwa CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* mampu mengenali sebagian besar huruf dengan tingkat kepercayaan yang sangat tinggi, umumnya berada pada rentang 98–100%. Huruf seperti alif, ba, jim, sin, syin, mim, lam, kaf, wawu, ya, dan hamzah berhasil diprediksi secara konsisten, menandakan kemampuan generalisasi model yang baik pada data yang belum pernah dilatih. Meskipun beberapa huruf seperti fa dan dlod menunjukkan nilai *confidence* yang sedikit lebih rendah akibat variasi tulisan tangan dan kemiripan bentuk, hasil ini tetap sejalan dengan pola kesalahan yang terlihat pada *confusion matrix*. Dengan demikian, hasil pengujian ini memperkuat temuan evaluasi kinerja model dan mendukung simpulan bahwa model CNN *MobileNetV2* efektif digunakan untuk klasifikasi huruf hijaiyah tulisan tangan secara *real-time*.



Gambar 6. Confusion Matrix

Gambar 6 *Confusion Matrix* menunjukkan hasil pengujian model CNN berbasis *MobileNetV2* untuk klasifikasi huruf hijaiyah. Sumbu vertikal (*Actual*) menyatakan kelas sebenarnya, sedangkan sumbu horizontal (*Predicted*) menunjukkan kelas hasil prediksi model. Nilai pada diagonal utama (dari kiri-atas ke kanan-bawah) merepresentasikan jumlah prediksi yang benar, sementara nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan klasifikasi (*misclassification*) [14]. Nilai yang dominan pada diagonal utama menunjukkan bahwa sebagian besar huruf hijaiyah berhasil diklasifikasikan dengan benar, menandakan kemampuan model yang baik dalam mengenali pola tulisan tangan. Beberapa kelas seperti alif, ba, jim, hamzah, hha, kaf, lam, mim, nun, wawu, dan ya menunjukkan tingkat prediksi benar yang tinggi. Selain itu, skala nilai pada *colorbar* berada pada rentang 0–13, yang mengindikasikan bahwa jumlah data uji per kelas relatif terbatas. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun performa model sudah cukup baik, peningkatan jumlah dan variasi data uji berpotensi memperbaiki kemampuan generalisasi model pada kelas-kelas yang memiliki karakteristik visual serupa.

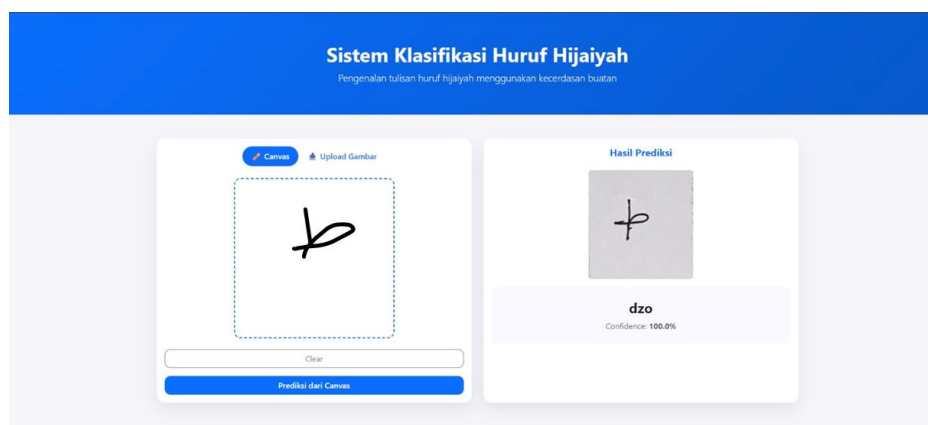
Berdasarkan Gambar 7 *classification report*, model mencapai akurasi sebesar 78,46% dengan nilai *precision* rata-rata 79,56% dan *recall* rata-rata 78,46%, yang menunjukkan keseimbangan antara ketepatan prediksi dan kemampuan model dalam menemukan kembali kelas yang benar. Beberapa huruf seperti alif, ba, jim, hamzah, hha, dan wawu memiliki nilai *precision* dan *recall* mendekati atau mencapai 100%, menandakan tingkat pengenalan yang sangat baik. Beberapa kelas masih menunjukkan nilai *recall* atau *precision* yang lebih rendah akibat kesalahan klasifikasi, yang umumnya disebabkan oleh kemiripan bentuk huruf serta keterbatasan jumlah data uji pada kelas tersebut.

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| ain          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| alif         | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| ba           | 1.0000    | 0.5000 | 0.6667   | 2       |
| dal          | 1.0000    | 0.5000 | 0.6667   | 2       |
| dho          | 0.6667    | 1.0000 | 0.8000   | 2       |
| dlod         | 1.0000    | 0.5000 | 0.6667   | 2       |
| dzal         | 1.0000    | 0.5000 | 0.6667   | 2       |
| dzo          | 1.0000    | 0.5000 | 0.6667   | 2       |
| fa           | 1.0000    | 0.5000 | 0.6667   | 2       |
| ghin         | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| ha           | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 1       |
| hamzah       | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| hha          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| jim          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| kaf          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| kho          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| lam          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| lamalif      | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| mim          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| nun          | 0.5000    | 1.0000 | 0.6667   | 2       |
| qof          | 1.0000    | 0.5000 | 0.6667   | 2       |
| ra           | 0.5000    | 0.5000 | 0.5000   | 2       |
| shod         | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| sin          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| syin         | 0.6667    | 1.0000 | 0.8000   | 2       |
| ta           | 0.5000    | 1.0000 | 0.6667   | 2       |
| tsa          | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| wawu         | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| ya           | 1.0000    | 1.0000 | 1.0000   | 2       |
| za           | 0.6667    | 1.0000 | 0.8000   | 2       |
| accuracy     |           |        | 0.8644   | 59      |
| macro avg    | 0.9167    | 0.8667 | 0.8633   | 59      |
| weighted avg | 0.9153    | 0.8644 | 0.8610   | 59      |

Gambar 7. Classification Report

### 4.3 Implementasi

Sebagai implementasi akhir dari sistem klasifikasi huruf hijaiyah berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*, penelitian ini menghasilkan sebuah aplikasi berbasis web yang mendukung pengujian secara *real-time*. Tampilan antarmuka sistem dirancang agar pengguna dapat melakukan pengujian dengan dua mekanisme, yaitu penulisan langsung melalui kanvas (canvas) dan unggah citra tulisan tangan, sehingga sistem lebih fleksibel dan mudah digunakan.[15]



Gambar 8. Halaman Klasifikasi

Hasil prediksi dari Gambar 8 ditampilkan secara langsung berupa nama huruf hijaiyah dan nilai *confidence* [16]. Implementasi ini menunjukkan bahwa model CNN *MobileNetV2* tidak hanya bekerja dengan baik pada pengujian offline, tetapi juga layak digunakan pada skenario penggunaan nyata secara interaktif.

### 4.4 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis *MobileNetV2* mampu melakukan klasifikasi tulisan tangan huruf hijaiyah dengan performa yang cukup baik, dengan akurasi keseluruhan sebesar 78,46%, *macro precision* 79,56%, *macro recall* 78,46%, dan *macro F1-score* 77,29% pada data uji yang digunakan

dalam penelitian ini. Temuan ini mengindikasikan bahwa pendekatan *transfer learning* menggunakan *MobileNetV2* efektif dalam mengekstraksi fitur visual huruf hijaiyah, meskipun dataset yang digunakan memiliki variasi tulisan tangan yang tinggi, khususnya dari data *realtime* murid TPQ. Pengujian model juga dilakukan menggunakan data uji tulisan tangan secara *real-time*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar huruf hijaiyah dengan tingkat kepercayaan yang sangat tinggi, umumnya berada pada rentang 98–100%. Huruf-huruf seperti alif, ba, jim, sin, syin, mim, lam, kaf, wawu, ya, dan hamzah berhasil diprediksi secara konsisten. Meskipun terdapat beberapa huruf dengan nilai confidence yang sedikit lebih rendah, seperti fa dan dlod, hasil prediksi tersebut masih tergolong baik dan dapat diterima. Temuan ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan dapat diterapkan pada kondisi nyata. Berikut tabel ringkasan hasil *classification report*.

**Tabel 2.** Ringkasan *classification report*

| Kategori             | Kelas (Contoh)                                             | Precision   | Recall      | F1-Score    | Keterangan                                                     |
|----------------------|------------------------------------------------------------|-------------|-------------|-------------|----------------------------------------------------------------|
| Performa Sangat Baik | alif, ba, hamzah, hha, jim, mim, wawu, ya                  | $\geq 0,90$ | $\geq 0,92$ | $\geq 0,93$ | Hampir seluruh data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar |
| Performa Baik        | kaf, kho, lam, lamalif, nun, qof, shod, sin, syin, ta, tsa | 0,80–0,89   | 0,75–0,92   | 0,80–0,89   | Kesalahan klasifikasi relatif kecil                            |
| Performa Sedang      | dal, fa, ra, dzal, dzo                                     | 0,58–0,77   | 0,61–0,85   | 0,66–0,77   | Kesalahan akibat kemiripan bentuk huruf                        |
| Performa Rendah      | ain, ghin, ha                                              | $\leq 0,75$ | $\leq 0,46$ | $\leq 0,57$ | Variasi tulisan dan kemiripan visual tinggi                    |

**Tabel 3.** Ringkasan nilai global model

| Metrik                  | Nilai            |
|-------------------------|------------------|
| Accuracy                | <b>78,46%</b>    |
| Macro Average Precision | <b>79,56%</b>    |
| Macro Average Recall    | <b>78,46%</b>    |
| Macro Average F1-Score  | <b>77,29%</b>    |
| Total Data Uji          | <b>390 citra</b> |

Pada tabel 2 dan 3 menunjukkan bahwa model CNN *MobileNetV2* memiliki performa yang baik secara keseluruhan dengan akurasi sebesar 78,46%. Sebagian besar huruf hijaiyah berhasil diklasifikasikan dengan baik, sementara kesalahan masih ditemukan pada huruf-huruf dengan kemiripan bentuk dan variasi tulisan tangan yang tinggi.

Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan *transfer learning* efektif dalam mengekstraksi fitur visual huruf hijaiyah meskipun terdapat variasi tulisan tangan pada data *real-time* murid. Temuan ini selaras dengan penelitian Ruhu Salamah dan Apriandari (2025) yang menerapkan CNN untuk klasifikasi huruf hijaiyah dan memperoleh performa yang tinggi serta stabil, dengan kesalahan kecil hanya pada beberapa huruf tertentu [3]. Selain itu, penelitian Prasetyo et al. (2025) juga membuktikan bahwa penggunaan model pre-trained mampu meningkatkan performa klasifikasi huruf hijaiyah secara konsisten selama pelatihan [5][17]. Penelitian Pradika et al. (2020) menegaskan bahwa augmentasi data berperan penting dalam meningkatkan variasi data latih dan akurasi pengenalan huruf hijaiyah.[7]

Kontribusi utama penelitian ini dibandingkan penelitian terdahulu terletak pada implementasi sistem klasifikasi huruf hijaiyah yang tidak hanya diuji secara *offline*, tetapi juga dikembangkan dalam bentuk aplikasi berbasis web dengan fitur pengujian *real-time* melalui penulisan langsung pada kanvas digital. Implementasi *real-time* ini memberikan implikasi praktis yang lebih kuat karena sistem dapat digunakan secara interaktif sebagai media pendukung pembelajaran huruf hijaiyah berbasis kecerdasan buatan.

Dengan demikian, penelitian ini memperkuat temuan-temuan sebelumnya bahwa CNN dengan pendekatan *transfer learning* dan *augmentasi* data merupakan metode yang efektif dalam pengenalan huruf hijaiyah tulisan tangan. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi

tambahan berupa integrasi *MobileNetV2* yang ringan serta penerapan *real-time* berbasis web, sehingga mendukung pengembangan aplikasi pembelajaran yang lebih aplikatif dan modern.

## 5. Simpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi tulisan tangan huruf hijaiyah berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan arsitektur *MobileNetV2* melalui pendekatan *transfer learning*. Sistem mampu mengenali huruf hijaiyah dari citra tulisan tangan yang diperoleh secara *real-time* serta dataset pendukung, sehingga mencerminkan variasi penulisan yang nyata. Berdasarkan Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 78,46%, dengan nilai *macro precision* 79,56%, *macro recall* 78,46%, dan *macro F1-score* 77,29%. Analisis *confusion matrix* dan *classification report* mengindikasikan bahwa sebagian besar huruf hijaiyah berhasil diklasifikasikan dengan baik, sementara kesalahan prediksi masih ditemukan pada huruf-huruf yang memiliki kemiripan bentuk dan variasi tulisan tangan yang tinggi.

Sistem yang dikembangkan telah diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis web yang mendukung pengujian *real-time* melalui penulisan langsung pada kanvas digital. Dengan demikian, sistem ini tidak hanya bersifat *eksperimental*, tetapi juga memiliki potensi implementasi sebagai media pendukung pembelajaran huruf hijaiyah berbasis kecerdasan buatan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperbanyak variasi data tulisan tangan murid (terutama pada huruf yang sering tertukar), memperbaiki pra-pengolahan agar titik/tepi huruf lebih jelas, serta mempertimbangkan *fine-tuning* lapisan tertentu pada *MobileNetV2* agar fitur yang dipelajari lebih spesifik pada karakter hijaiyah.

## Daftar Referensi

- [1] A. F. Febrian, M. Azim, R. N. Mal, and M. H. Arrasyid, "Deteksi pola huruf hijaiyah menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Aplikasi Mobile," *J. Progres. Inform. Secur. Comput. Embed. Syst.*, vol. 03, no. 01, pp. 1–14, 2025.
- [2] M. F. Irawan, Evanita, and A. A. Riadi, "Analisis sentimen terhadap akun twitter terhadap akun twitter kedai kopi janji jiwa menggunakan metode naive bayes," *Digit. Innov. Technol. J. J. homepage*, vol. 1, no. 1, pp. 1–5, 2024.
- [3] S. Ruhul Salamah and W. Apriandari, "Klasifikasi Sifat Huruf Hijaiyah Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Ilm. Inform. Glob.*, vol. 16, no. 2, pp. 250–56, 2025.
- [4] A. A. Handoko, M. A. Rosid, and U. Indahyanti, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Bima," *SMATIKA STIKI Inform. J.*, vol. 14, no. 112, pp. 96–110, 5793.
- [5] A. Prasetyo, Y. Litanianda, A. R. Yusuf, I. Abdurrozzaq, S. Sugianti, and A. Y. Astuti, "Pemanfaatan Convolutional Neural Network Untuk Monitoring Motorik Halus Menulis Huruf Hijaiyah Di Tpa Masjid Al-Falah Tonatan Ponorogo," *GANESHA J. Pengabd. Masy.*, vol. 5, no. 2, pp. 618–624, 2025, doi: 10.36728/ganesha.v5i2.5123.
- [6] L. N. Cahaya Ardi, B. Krismono, and K. Hidjah, "Klasifikasi Bahasa Isyarat Huruf Hijaiyah Dengan GAN Dan CNN," *J. Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 2, pp. 124–129, 2025, doi: 10.56995/sintek.v5i2.174.
- [7] S. I. Pradika, B. Nugroho, and E. Y. Puspaningrum, "Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Hijaiyah Menggunakan Convolution Neural Network Dengan Augmentasi Data," *Pros. Semin. Nas. Inform. Bela Negara*, vol. 1, pp. 129–136, 2020, doi: 10.33005/santika.v1i0.35.
- [8] A. Syarifah, A. A. Riadi, and A. Susanto, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Jambu Bol Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *J. Inform. Merdeka Pasuruan*, vol. 7, no. 1, pp. 27–35, 2022.
- [9] Y. Fitriani, Evanita, and A. A. Riadi, "Implementation Of Convolutional Neural Network Algorithm In Recyclable Waste Recognition To Support Environmental Management Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Pengenalan Sampah Daur Ulang," *J. INOVTEK POLBENG - SERI Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 825–835, 2025.
- [10] A. I. Syirojuddin, A. A. Riadi, and A. Susanto, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Parijoto Berdasarkan Karakteristik Warna Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. Digit.*, vol. 15, no. 01, pp. 30–40, 2025.
- [11] S. Nurazizah, Asriyanik, and F. F. Az-zahra, "Implementasi Convolutional Neural Network

- Dengan MobileNetV2 Untuk Deteksi Tokoh Wayang Golek Berdasarkan Citra Digital," *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 21, no. 02, pp. 443–454, 2025.
- [12] A. A. Riadi, A. A. Chamid, and A. Sokhibi, "Analisis komparasi metode perbaikan kontras berbasis histogram equalization pada citra medis," *J. SIMETRIS*, vol. 8, no. 1, pp. 383–388, 2017.
- [13] M. K. Ulla, S. T. Azizun, S. A. Virda, N. Rizka, and A. A. Chamid, "Digitalisasi UMKM dengan Optimalisasi Google Maps dan QRIS di Kelurahan Sunggingan," *SANDIMAS* 3, pp. 292–297, 2025.
- [14] S. Achmad, N. Maulana, E. Wijayanti, and A. A. Chamid, "Utilization of Barcode Technology in Modern Inventory Systems to Enhance Accuracy and Operational Efficiency Penggunaan Barcode dalam Sistem Inventory Modern untuk Meningkatkan Akurasi dan Kecepatan Operasional," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 3, pp. 807–818, 2025.
- [15] A. A. Chamid, R. Nindyasari, N. Azizah, and A. Hariyadi, "Analysis of public opinion on the governor candidate debate using LDA and IndoBERT," *Kinet. Game Technol. Inf. Syst. Comput. Network, Comput. Electron. Control*, vol. 10, no. 3, pp. 295–306, 2025.
- [16] A. A. Chamid, Widowati, and R. Kusumaningrum, "Ingénierie des Systèmes d ' Information Labeling Consistency Test of Multi-Label Data for Aspect and Sentiment Classification Using the Cohen Kappa Method," *IETA Int. Inf. Eng. Technol. Assoc.*, vol. 29, no. 1, pp. 161–167, 2024.
- [17] J.R.T. Baldi, Y. Yohannes, & S. Devella, "Penggunaan Convolutional Neural Network Sebagai Pengenalan Huruf Bahasa Ibrani. *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 12, no. 1, pp. 177-191, 2023.