

Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Pengenalan Angka Tulisan Tangan

Dewi Aulia Tanjung^{1)*}, Tiara Amanda Lestari²⁾, Lailan Sofinah Harahap³⁾, Mahfuzhah Rahma Kesuma⁴⁾

^{1,2,3,4)} Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

Received: 28 November 2025

Accepted: 13 Desember 2025

Published: 25 Desember 2025



*auliatjgg@gmail.com

Kata Kunci: CNN, Pengenalan Pola, Angka Tulisan Tangan

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak : Pengenalan pola merupakan salah satu bidang penting dalam kecerdasan buatan, khususnya pada proses identifikasi karakter tulisan tangan yang memiliki tingkat kerumitan tinggi. Setiap individu memiliki gaya penulisan yang berbeda, seperti variasi ketebalan goresan, bentuk lekukan, serta konsistensi struktur angka, sehingga sering menyebabkan kesalahan dalam proses pengenalan. Untuk mengatasi tantangan tersebut, penelitian ini mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) yang terbukti efektif dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis melalui operasi konvolusi dan pooling. Dalam penelitian ini digunakan dataset MNIST yang terdiri atas 60.000 data latih dan 10.000 data uji sebagai dasar pelatihan model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN yang dibangun mampu mencapai akurasi sangat tinggi, yaitu berada pada angka 99% dalam mengenali angka tulisan tangan pada MNIST. Selain itu, model juga memberikan performa yang konsisten ketika diuji menggunakan citra tulisan tangan nyata, yang menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik terhadap variasi bentuk angka. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa CNN merupakan pendekatan yang andal, efisien, serta relevan untuk diterapkan pada sistem pengenalan pola tulisan tangan berbasis citra digital

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan pada masa kini semakin mendorong penerapan sistem otomatis untuk mengidentifikasi tulisan tangan digital, khususnya angka[1] Namun, keberagaman bentuk tulisan setiap individu seperti variasi ketebalan goresan, gaya penulisan, dan struktur angka menjadi masalah utama yang menyebabkan tingkat kesalahan tinggi pada metode tradisional sehingga membuat proses pengenalan kurang efisien[2] Berbagai pendekatan dalam jaringan syaraf tiruan telah digunakan untuk menyelesaikan permasalahan identifikasi tulisan tangan[3] Salah satu metode *state of the art* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dirancang khusus untuk mengolah citra dan mengekstraksi pola visual secara otomatis melalui lapisan konvolusi dan pooling[4] CNN terbukti sangat efektif dalam pengenalan pola dan telah mencapai akurasi tinggi pada dataset MNIST, yaitu berada pada angka 99%, sehingga menunjukkan bahwa CNN merupakan pendekatan paling mutakhir dalam pengenalan angka tulisan tangan[5]

Meskipun demikian, terdapat gap dalam penelitian sebelumnya, yaitu sebagian besar hanya menguji model pada dataset MNIST yang bersih tanpa menguji tulisan tangan nyata yang memiliki variasi bentuk dan kondisi lingkungan, serta kurang memberikan analisis menyeluruh terkait kemampuan generalisasi model[6] Berdasarkan celah tersebut, kontribusi penelitian ini adalah mengimplementasikan CNN untuk mengenali angka tulisan tangan baik pada dataset MNIST maupun pada tulisan tangan nyata, dengan memanfaatkan teknik augmentasi untuk meningkatkan robustnes model dalam menghadapi variasi citra[7] Fokus utama adalah memahami bagaimana CNN dapat dipergunakan dalam mengenali dan menganalisis angka-angka pada penulisan tangan, tujuan meningkatkan akurasi, dan kecepatan dalam pengenalan[8]

Teknik augmentasi data turut mendukung peningkatan performa pengenalan dengan menambahkan variasi citra melalui rotasi, penskalaan, dan penambahan noise dalam proses pelatihan[9]CNN sendiri merupakan pengembangan dari model jaringan saraf tiruan multilevel seperti Multi-Layer Perceptron (MLP), namun memiliki kemampuan lebih baik dalam menangani data dua dimensi[10] Oleh karena itu, tujuan penelitian untuk menganalisis bagaimana CNN bekerja dalam mengenali pola angka tulisan tangan, meningkatkan akurasi pengenalan hingga berada pada angka 99%, serta membuktikan kemampuan generalisasi model terhadap kondisi tulisan tangan yang lebih beragam [11]

TINJAUAN LITERATUR

Penelitian yang dilakukan oleh Herman. (2021) [12], Dengan judul "Pengenalan Angka Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan". Peneliti menggunakan metode moment invariant untuk membedakan sepsis gulam berdasarkan pada bentuk daun. Atas dasar permasalahan dan alasan yang telah diuraikan, maka penelitian ini menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk mengenali pola angka tulisan tangan, dimana moment invariant digunakan untuk mengesktrak ciri dari data tulisan tangan. Dalam penelitian ini, pelatihan dilakukan dengan eksplorasi pada bagian hidden layer jaringan syaraf tiruan (JST). Sesuai dengan skenario awal, bahwa dilakukan eksplorasi pada hidden layer dengan jumlah neuron 1 sampai 3. Pada bagian pelatihan menggunakan jaringan syaraf tiruan (JST) menunjukkan bahwa nilai koefisien korelasi didapatkan pada jumlah neuron hidden layer sebesar 30. Nilai koefisien korelasi tertinggi sebesar 0,61382. Hasil pengujian pada data uji didapatkan tingkat akurasi sebesar 11,67% dari total data uji. Dapat disimpulkan bahwa penggunaan jaringan syaraf tiruan (JST) dengan fitur moment invariant mampu mengenali pola angka tulisan tangan, namun belum memberikan hasil akurasi yang optimal.

Andre. (2024)[13], dengan judul "Sistem Pengenalan Tulisan Tangan (Handwriting Recognition) menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Python dan TensorFlow". Peneliti menggunakan metode algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengenali dan mengkonversi tulisan tangan pada tahap hanya sebuah kata tunggal menjadi sebuah kata dalam bentuk digital. Penelitian ini berhasil mendapatkan hasil yang diinginkan dengan menggunakan algoritma CNN dimana dataset yang digunakan yang hanya berupa huruf tunggal dapat di kenali dan di pahami. Menunjukkan bahwa penggunaan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) efektif dalam mengenali dan mengonversi tulisan tangan berupa huruf tunggal menjadi bentuk digital. CNN mampu memproses dan memahami pola tulisan tangan dengan baik, sehingga penelitian ini berhasil mencapai hasil yang sesuai dengan tujuan yang diharapkan.

Angga. (2022 [14]. Dengan judul "Klasifikasi Citra Digital Tulisan Tangan Angka Menggunakan Metode Convolutional Neural Network". Penelitian tersebut bertujuan untuk mendeteksi tulisan tangan menggunakan metode deep learning Convolutional Neural Network (CNN) melalui tahapan pemilihan sampel data, preprocessing, training, testing, dan evaluasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai akurasi 0,9800 dengan nilai loss 0,0665. Beberapa kesalahan klasifikasi masih ditemukan, terutama pada citra angka yang kurang jelas atau bentuknya mirip dengan angka lain. Namun demikian, performa tersebut masih berada di bawah penelitian-penelitian terbaru yang menjadi state of the art (SOTA) pada dataset MNIST, di mana model-model modern seperti ResNet, DenseNet, dan EfficientNet telah berhasil mencapai akurasi 98,9% hingga 99,7%.

Berdasarkan tinjauan literatur, Jaringan Syaraf Tiruan(JST) dan Convolutional Neural Network(CNN) telah banyak digunakan dalam pengenalan tulisan tangan, masing-masing dengan karakteristik dan tingkat performa yang berbeda. Metode JST mampu mengenali pola dasar pada tulisan tangan, tetapi akurasinya masih rendah karena keterbatasan dalam proses ekstraksi ciri. Sementara itu, CNN menunjukkan hasil yang jauh lebih optimal karena mampu melakukan ekstraksi ciri secara otomatis dan lebih efektif dalam mempelajari variasi bentuk tulisan. Secara keseluruhan, CNN lebih unggul dalam hal akurasi, efisiensi, dan kemampuan mengenali pola tulisan tangan secara tepat. Dengan demikian, dapat ditegaskan bahwa metode berbasis CNN memberikan keunggulan signifikan dibandingkan metode JST tradisional, terutama dalam hal akurasi tinggi, proses pembelajaran yang lebih mendalam, serta kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap berbagai bentuk tulisan tangan. Hasil ini menguatkan bahwa CNN merupakan pendekatan yang lebih tepat dan efisien untuk diterapkan pada sistem pengenalan tulisan tangan modern [15].

METODE PENELITIAN

Berikut adalah tahapan penelitian:

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian berasal dari:

a. Dataset MNIST

Dataset MNIST berisi 70.000 citra angka tulisan tangan berukuran 28×28 piksel, terdiri dari 60.000 data latih; 10.000 data uji. Dataset diunduh melalui: <https://storage.googleapis.com/tensorflow/tf-keras-datasets/mnist.npz>.

b. Citra Tulisan Tangan Nyata

Untuk menguji kemampuan generalisasi model pada kondisi realistis, digunakan beberapa gambar tulisan tangan yang dibuat secara langsung dan memiliki variasi: ketebalan goresan; ukuran digit, pencahayaan; noise dan background tidak seragam. Data ini digunakan sebagai validasi eksternal.

2. Pra-pemrosesan citra

Pra-pemrosesan citra dilakukan agar citra siap digunakan dalam pelatihan model. Tahap ini menggunakan pendekatan min-max normalization untuk menyesuaikan rentang nilai piksel dari 0–255 menjadi 0–1 sehingga proses pembelajaran lebih stabil. Selain itu, dilakukan penambahan dimensi channel grayscale (1) sebagai bagian dari metode penyesuaian bentuk data (data reshaping) agar sesuai dengan format input yang dibutuhkan oleh arsitektur CNN.

Proses normalisasi dilakukan dengan menggunakan metode min-max normalization untuk mengubah nilai piksel dari 0–255 menjadi 0–1. Rumus normalisasi dituliskan sebagai berikut:

$$x_1 = \frac{x}{255}$$

Setelah itu citra diubah menjadi format (28, 28, 1) dengan menambahkan channel grayscale agar sesuai dengan input model CNN. Jika diperlukan, dilakukan augmentasi data seperti rotasi kecil, shifting, dan zoom untuk meningkatkan variasi data dan mencegah overfitting.

3. Pembangunan dan Pelatihan Model CNN

Pembangunan dan pelatihan model CNN dilakukan melalui beberapa tahapan utama. Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari lapisan Conv2D untuk ekstraksi fitur, MaxPooling2D untuk mereduksi dimensi dan menekan overfitting, Flatten untuk mengubah fitur menjadi vektor satu dimensi, serta dua lapisan Dense sebagai proses klasifikasi akhir. Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan loss function Sparse Categorical Crossentropy dan metrik evaluasi akurasi. Proses pelatihan dijalankan selama 3 epoch hingga model mencapai performa yang stabil dan optimal.

a. Arsitektur Model yang Diusulkan

Model CNN yang digunakan disusun sebagai berikut:

Tabel 1. Arsitektur Model CNN

Lapisan	Output Shape	Parameter
Conv2D (32 filter, 3×3, ReLU)	26×26×32	320
MaxPooling2D (2×2)	13×13×32	0
Conv2D (64 filter, 3×3, ReLU)	11×11×64	18.496
MaxPooling2D (2×2)	5×5×64	0
Flatten	1600	0
Dense (64, ReLU)	64	102.464
Dense (10, Softmax)	10	650

Total parameter model adalah: 121.930 parameter. Arsitektur bekerja dalam tiga blok utama:

1. Blok Ekstraksi Fitur 1: Conv2D (32) + MaxPooling2D
2. Blok Ekstraksi Fitur 2: Conv2D (64) + MaxPooling2D
3. Blok Klasifikasi: Flatten → Dense(64) → Dense(10)

b. Rumus operasi CNN:

1. Operasi Konvolusi (Conv2D)

$$(S * K)(i,j) = m = 0 \sum M - 1 \quad n = 0 \sum N - 1 \quad S(i + m, j + n) K(m,n)$$

2. MaxPooling 2x2

$$P(i,j) = \max\{S(2i,2j), S(2i + 1,2j), S(2i,2j + 1), S(2i + 1,2j + 1)\}$$

3. Optimizer Adam

$$\begin{aligned} m_t &= \beta_1 m_t - 1 + 1 - \beta_1 & g_t \\ v_t &= \beta_2 v_t - 1 + 1 - \beta_2 & g_{t2} \\ \theta_t &= \theta_t - 1 - \alpha v^t & + \epsilon m^t \end{aligned}$$

4. Sparse Categorical Cross-Entropy

$$L = - \log(py)$$

dengan py adalah probabilitas model terhadap kelas yang benar.

4. Pengujian Model

Pengujian model dilakukan menggunakan data uji MNIST serta beberapa citra tulisan tangan nyata untuk menilai performa model dalam mengenali pola angka di luar data pelatihan. Pada tahap ini digunakan metode evaluasi berupa akurasi (accuracy) untuk mengukur persentase prediksi yang benar serta nilai kehilangan (loss) dengan fungsi Sparse Categorical Crossentropy untuk melihat tingkat kesalahan prediksi. Selain itu, pengujian didukung oleh confusion matrix untuk menganalisis distribusi prediksi pada setiap kelas angka sehingga terlihat pola kesalahan yang terjadi. Pendekatan pengujian ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai ketepatan dan kemampuan generalisasi model CNN dalam mengenali angka tulisan tangan.

a. Rumus Akurasi

$$Accuracy = \frac{Total \ sampel \ Jumlah \ prediksi \ benar}{Total \ sampel}$$

b. Rumus Confusion Matrix

$$CM_{i,j} = \text{Jumlah sampel kelas } i \text{ yang diprediksi sebagai kelas } j$$

Confusion matrix menunjukkan kesalahan spesifik, misalnya angka "4" sering diprediksi sebagai "9". Pendekatan ini memberikan gambaran menyeluruh terhadap kemampuan generalisasi model CNN dalam mengenali angka tulisan tangan.

HASIL PENELITIAN

1. Hasil Pelatihan Model CNN

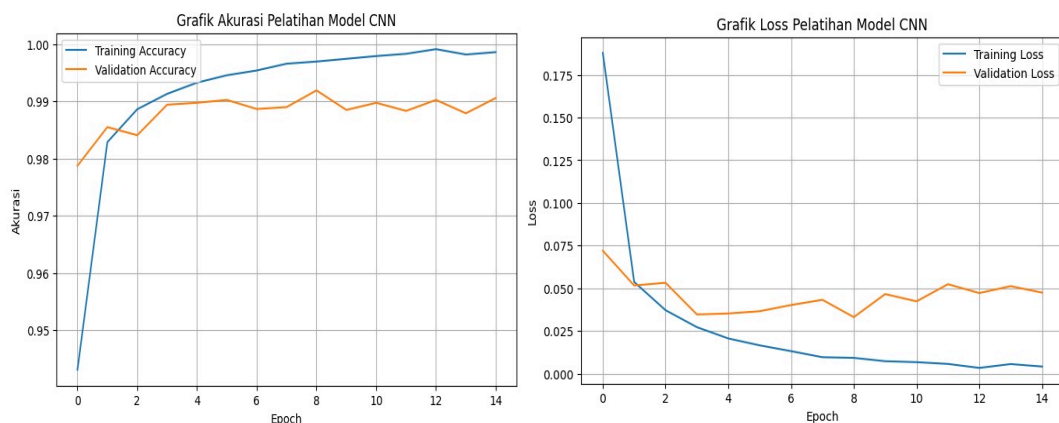
Proses pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) dilakukan menggunakan dataset MNIST yang terdiri atas 60.000 citra angka tulisan tangan. Sebelum memasuki tahap pelatihan, seluruh citra dinormalisasi ke rentang intensitas 0–1 dan diubah menjadi format tensor berukuran 28x28x1. Tahap pra-proses ini membuat skala nilai masukan menjadi lebih seragam, sehingga mempercepat proses pembelajaran model dan membantu stabilitas konvergensi selama pelatihan.

Pelatihan dijalankan selama 15 epoch dan menunjukkan pola peningkatan performa yang konsisten. Pada epoch pertama, model memperoleh akurasi pelatihan sebesar 87,09% dengan nilai loss 0,4243. Kinerja model meningkat secara bertahap pada setiap epoch. Di akhir pelatihan (epoch ke-15), akurasi pelatihan mencapai 99,85%, sementara akurasi validasi berada pada 99,06%. Perbedaan yang kecil antara akurasi pelatihan dan validasi mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan dan mampu melakukan generalisasi dengan baik.

Tabel 2. Hasil pelatihan per-epoch

Epoch	Akurasi	Loss	Validasi Akurasi	Validasi Loss
1	0.8709	0.4243	0.9787	0.0720
2	0.9815	0.0570	0.9855	0.0516
3	0.9888	0.0370	0.9841	0.0532
4	0.9921	0.0255	0.9894	0.0346
5	0.9936	0.0192	0.9898	0.0352
6	0.9949	0.0160	0.9902	0.0365
7	0.9956	0.0121	0.9887	0.0402
8	0.9970	0.0089	0.9890	0.0432
9	0.9975	0.0082	0.9919	0.0331
10	0.9984	0.0047	0.9885	0.0466

11	0.9982	0.0059	0.9898	0.0423
12	0.9985	0.0049	0.9883	0.0524
13	0.9990	0.0031	0.9902	0.0472
14	0.9988	0.0038	0.9879	0.0512
15	0.9985	0.0048	0.9906	0.0474



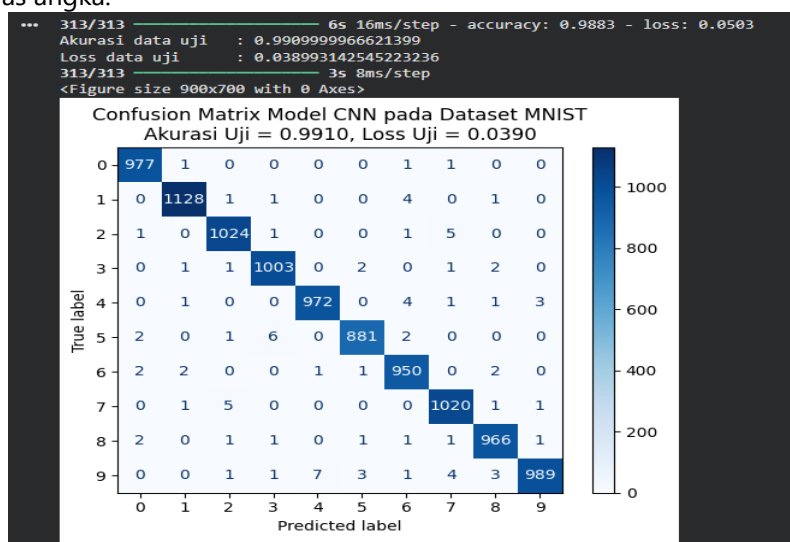
Gambar 1. Grafik hasil pelatihan

Grafik pada Gambar 1 memperlihatkan tren peningkatan akurasi dan penurunan loss secara stabil pada setiap epoch. Tidak terdapat pola fluktuasi ekstrem maupun divergensi antara kurva pelatihan dan validasi, menunjukkan proses pembelajaran yang efektif dan konsisten.

2. Evaluasi Model Menggunakan Data Uji

Evaluasi terhadap 10.000 citra uji MNIST dilakukan untuk menilai performa model pada data yang tidak pernah digunakan selama pelatihan. Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh akurasi sebesar 99,09% dengan nilai loss 0,0389. Tingginya akurasi dan rendahnya nilai loss menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola digit dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah.

Analisis hasil evaluasi juga mencakup confusion matrix (Gambar 2), yang memperlihatkan distribusi prediksi pada setiap kelas digit. Mayoritas nilai berada pada diagonal utama, yang berarti sebagian besar digit berhasil diklasifikasikan secara benar. Tidak tampak adanya kecenderungan bias terhadap kelas tertentu, karena seluruh kelas digit menunjukkan performa prediksi yang konsisten dan stabil. Minimnya mis-klasifikasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminatif yang baik pada setiap kelas angka.



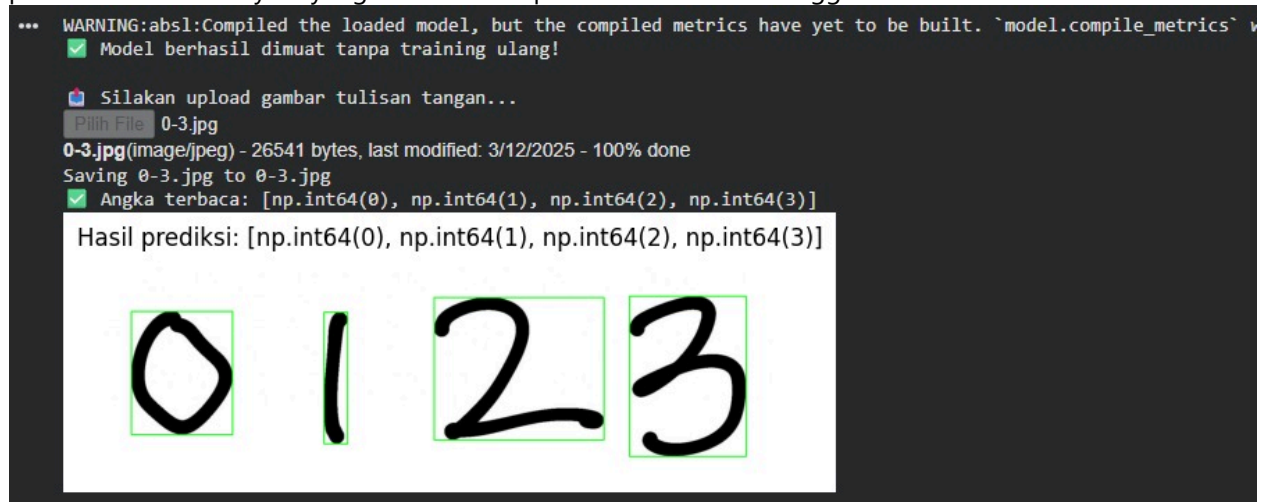
Gambar 2. Confusion Matrix Model CNN pada Dataset MNIST

3. Hasil Pengujian Model pada Citra Tulisan Tangan Nyata

Model selanjutnya diuji menggunakan citra tulisan tangan nyata yang memiliki variasi visual lebih

beragam dibandingkan dataset MNIST. Variasi tersebut mencakup perbedaan ketebalan goresan, ukuran digit, maupun tingkat pencahayaan. Sebelum diklasifikasi, citra melalui serangkaian praproses, yaitu dimulai dengan konversi ke grayscale, Gaussian blur, adaptive thresholding, dan morphological filtering untuk memperjelas kontur digit. Tahap segmentasi berbasis kontur berhasil memisahkan setiap digit dalam citra sehingga dapat diproses secara individual.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dapat mengenali seluruh digit pada citra tersebut dengan tepat, termasuk angka 0, 1, 2, dan 3. Visualisasi hasil prediksi pada Gambar 3 memperlihatkan bounding box dan label klasifikasi yang diberikan model. Keberhasilan ini menegaskan bahwa model CNN tidak hanya bekerja baik pada data terstruktur seperti MNIST, tetapi juga cukup robust ketika diterapkan pada kondisi dunia nyata yang memiliki kompleksitas visual lebih tinggi.



Gambar 3. Hasil pengujian model menggunakan gambar tulisan tangan

PEMBAHASAN

1. Tahap Preprocessing dan Signifikansinya

Tahap preprocessing berperan penting dalam memastikan kualitas data yang digunakan sebagai masukan bagi model CNN. Normalisasi piksel ke rentang 0–1 membuat variasi nilai antar-citra menjadi lebih seragam sehingga gradien selama pelatihan lebih stabil. Penyesuaian dimensi citra ke format 28×28×1 juga diperlukan agar seluruh data sesuai dengan arsitektur jaringan. Pada pengujian citra nyata, penambahan teknik seperti adaptive thresholding dan morphological filtering terbukti meningkatkan kualitas segmentasi dengan mengurangi noise dan mempertegas batas kontur. Prapengolahan ini menghasilkan citra yang lebih representatif, sehingga model dapat melakukan ekstraksi fitur dengan lebih optimal.

2. Efektivitas Arsitektur CNN dalam Ekstraksi Fitur

Arsitektur CNN yang digunakan, dengan dua lapisan konvolusi dan max-pooling, menunjukkan kemampuan kuat dalam mengekstraksi fitur visual angka tulisan tangan. Lapisan konvolusi pertama menangkap pola dasar seperti garis dan tepian, sementara lapisan kedua mengidentifikasi pola yang lebih kompleks seperti lengkungan dan bentuk digit. Sifat hierarkis inilah yang membuat CNN unggul dibanding metode tradisional yang membutuhkan rekayasa fitur manual. Hasil pelatihan yang menunjukkan akurasi tinggi menjadi indikasi bahwa arsitektur yang digunakan sudah memadai untuk mengenali karakteristik visual pada dataset MNIST maupun citra dunia nyata.

3. Analisis Konvergensi Pelatihan dan Evaluasi Statistik

Kurva akurasi dan loss yang stabil selama 15 epoch menunjukkan bahwa proses pelatihan berlangsung efektif tanpa gejala overfitting yang berarti. Keselarasan antara akurasi pelatihan dan validasi memperlihatkan bahwa model tidak hanya menghafal data latih, tetapi juga mampu mempelajari struktur pola secara general. Analisis melalui confusion matrix memperkuat temuan tersebut. Dominasi nilai diagonal pada confusion matrix menunjukkan keberhasilan model dalam mengklasifikasikan

mayoritas digit secara benar. Kesalahan klasifikasi yang muncul pada beberapa kelas bernilai kecil dan tidak bersifat sistematis, sehingga tidak mengindikasikan bias pada kelas tertentu. Hal ini menegaskan bahwa model memiliki kemampuan diskriminatif yang kuat pada seluruh kelas angka.

4. Pengujian Citra Nyata sebagai Validasi Eksternal

Pengujian menggunakan citra tulisan tangan nyata dilakukan sebagai bentuk validasi eksternal untuk melihat performa model pada kondisi yang lebih bervariasi dibandingkan dataset MNIST. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model tetap mampu memberikan prediksi yang akurat meskipun citra memiliki ketidakteraturan seperti variasi ketebalan garis, ukuran digit, pencahayaan, dan keberadaan noise. Keberhasilan model dalam mengenali seluruh digit pada citra uji menunjukkan bahwa representasi fitur yang dipelajari tidak terbatas pada karakteristik dataset terstruktur, tetapi cukup general untuk diaplikasikan pada kondisi dunia nyata. Temuan ini menegaskan bahwa model memiliki tingkat robustness yang baik dan relevan untuk diterapkan pada aplikasi praktis berbasis pengenalan tulisan tangan.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil implementasi dan pelatihan selama 15 epoch, model CNN menunjukkan performa yang sangat baik, ditandai dengan akurasi pelatihan yang mencapai 99,85% dan akurasi validasi sebesar 99,06%. Evaluasi menggunakan data uji MNIST menghasilkan akurasi 99,09%, yang mengindikasikan kemampuan generalisasi model yang kuat terhadap data yang belum pernah dilihat. Pengujian lebih lanjut menggunakan citra tulisan tangan nyata memperlihatkan bahwa model mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan digit secara konsisten, termasuk pada kondisi visual yang tidak terstandarisasi seperti variasi ketebalan goresan serta ukuran digit. Model berhasil mengenali angka "0", "1", "2" dan "3" dengan tepat, menunjukkan bahwa proses ekstraksi fitur berlapis pada CNN memungkinkan model menangkap pola visual yang kompleks dan tidak hanya mengandalkan dataset terstruktur.

Secara keseluruhan temuan ini menegaskan bahwa CNN merupakan metode yang efektif dan *robust* untuk tugas pengenalan angka tulisan tangan, baik pada data akademik seperti MNIST maupun kondisi dunia nyata. Untuk penelitian selanjutnya model dapat dikembangkan dengan menambahkan variasi dataset tulisan tangan asli yang lebih beragam, menguji model dalam skenario *real-time*, menerapkan augmentasi data yang lebih kompleks, atau memperluas sistem menuju pengenalan karakter huruf (OCR) lebih komprehensif. Pengembangan tersebut diharapkan mampu meningkatkan adaptabilitas model terhadap berbagai kondisi visual yang lebih luas.

REFERENCES

- [1] D. Sely Wita and D. Yanti Liliana, "Klasifikasi Identitas Dengan Citra Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JURTI*, vol. 6, no. 1, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/mahdieizadpanah/birjand-university->
- [2] Mochammad Toyib, Tegar Decky Kurniawan Pratama, and Ibnu Aqil, "Penerapan Algoritma CNN Untuk Mendeteksi Tulisan Tangan Angka Romawi dengan Augmentasi Data," *Algoritma: Jurnal Matematika, Ilmu pengetahuan Alam, Kebumihan dan Angkasa*, vol. 2, no. 3, pp. 108–120, May 2024, doi: 10.62383/algoritma.v2i3.69.
- [3] E. Strago Giamiko, E. Lesmana Tjiong, and J. Pulomas Selatan Kav, "Pengembangan Aplikasi Pengenalan Tulisan Tangan Abjad dan Angka Berbasis Convolutional Neural Network," 2024.
- [4] D. S. Deswita Indriani, E. Juni Arta Sinaga, G. Oktavia, H. Syahputra, F. Ramadhani, and I. Komputer, "Identifikasi Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN)".
- [5] F. Syah, P. W. Ciptadi, A. E. Frinayanti, D. F. Anggraini, E. Amalia, and J. Informatika, "Implementasi CNN untuk Penerjemahan Bahasa melalui Pengenalan Citra Tulisan Tangan," *Jurnal Dinamika Informatika*, vol. 13, no. 2, 2024.
- [6] S. N. Amartama, A. N. Hidayah, P. K. Sari, and R. A. Ramadhani, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) dalam Pengenalan Pola Penulisan Tangan."

- [7] N. E. Swasono, A. R. Himamunanto, and H. Budiati, "Pengenalan Karakter Huruf Pada Gambar Tulisan Tangan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dan K-Means Clustering," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 4, pp. 1646–1656, Oct. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1451.
- [8] A. I. Ameng *et al.*, "Sistem Pengenalan Tulisan Tangan (Handwriting Recognition) menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Python dan TensorFlow," 2024, doi: 10.46984/sebatik.v28i2.0000.
- [9] A. Willyanto, D. Alamsyah, and H. Irsyad, "Identifikasi Tulisan Tangan Aksara Jepang Hiragana Menggunakan Metode CNN Arsitektur VGG-16," *Jurnal Algoritme*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, 2021.
- [10] F. Rahmawan, R. Habibi, M. Yusril, and H. Setyawan, "Rekognisi Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network," 2023.
- [11] N. Khunafa Qudsi *et al.*, "Identifikasi Citra Tulisan Tangan Digital Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)."
- [12] P. ANGKA TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN Herman, L. Syafie, and D. Indra, "ILKOM Jurnal Ilmiah Volume 10 Nomor 2 Agustus 2022".
- [13] R. Saputra, A. Ramadhanu, and R. Sovia, "Sistem Identifikasi Citra Huruf Aksara Minangkabau Berbasis Convolutional Neural Network," *Rini Sovia 3 Jurnal Pustaka AI*, vol. 5, no. 2, pp. 335–348, 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.1214.
- [14] Antonius Angga Kurniawan, Rama Dian Syah, and Rizki Ariyani, "KLASIFIKASI CITRA DIGITAL TULISAN TANGAN ANGKA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *Jurnal Ilmiah Teknik*, vol. 1, no. 1, pp. 36–41, Jan. 2022, doi: 10.56127/juit.v1i1.1718.
- [15] M. F. Fadillah Lubis and S. Susilawati, "Pengenalan Tulisan Tangan Angka menggunakan CNN dengan Arsitektur DenseNet-201 pada Dataset MNIST," *INCODING: Journal of Informatics and Computer Science Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 109–120, May 2025, doi: 10.34007/incoding.v5i1.826.