

Analisis Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk Pengenalan Pola Tangan Berdasarkan Citra Garis Telapak Tangan

Fazila Nazifa Edilia¹, Lailan Sofinah Harahap², Andita Utami³, Zianah Nafisah Simbolon⁴
^{1,2,3,4} Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara
E-mail: ¹fazilanazifaedilia@gmail.com, ²lailansofinah@uinsu.ac.id, ³utamiandita9@gmail.com, ⁴zianahnafisah39@gmail.com

Abstrak

Identifikasi individu merupakan aspek penting dalam sistem keamanan dan otentikasi biometrik. Salah satu karakteristik biometrik dengan potensi tinggi adalah pola garis telapak tangan, karena setiap individu memiliki pola unik yang sulit dipalsukan, sehingga perlu dilakukan pengembangan sistem indentifikasi individu berdasarkan gambar garis telapak tangan dengan pendekatan pola menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode ini mampu mengidentifikasi individu dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi, tergantung pada kualitas gambar dan parameter pelatihan maupun arsitektur jaringan yang digunakan.

Kata kunci: CNN, Pengolahan Citra, Biometrik, Pengenalan Pola

Abstract

Individual identification is an important aspect of security and biometric authentication systems. One biometric characteristic with high potential is palm print patterns, as each individual has a unique pattern that is difficult to forge. Therefore, it is necessary to develop an individual identification system based on palm print images using a pattern approach with the Convolutional Neural Network (CNN) method. Test results show that this method is capable of identifying individuals with a fairly high level of accuracy, depending on the image quality and training parameters as well as the network architecture used.

Keywords: CNN, Image Processing, Biometrics, Pattern Recognition

1. PENDAHULUAN

Dalam bidang biometrik, identifikasi seseorang dilakukan dengan memanfaatkan ciri-ciri khas yang melekat pada individu. Biometrik sendiri adalah bidang ilmu yang mempelajari cara mengenali identitas individu yang proses identifikasinya dilakukan melalui berbagai media, seperti suara, citra, maupun tulisan [1]. Di antara berbagai jenis biometrik, citra garis tangan (palm lines) memiliki keunikan tersendiri sehingga sulit dipalsukan. Setiap garis tangan memiliki tekstur yang khas dan sangat detail, ditandai oleh pola garis utama serta kerutan yang membentuk pola tertentu [2], setelah menggabungkan informasi dari pola garis dan analisis tekstur lokal, sistem pengenalan berbasis citra garis telapak tangan mampu berfungsi secara efektif dalam proses identifikasi individu serta verifikasi keamanan biometrik [3].

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode yang paling umum digunakan dan terbukti efektif dalam memproses data citra untuk keperluan pengenalan pola [4]. Dalam konteks penelitian ini, tujuan utamanya adalah mengeksplorasi penerapan metode CNN pada proses pengenalan garis telapak tangan. CNN dipilih karena memiliki berbagai keunggulan dibandingkan dengan jaringan saraf tiruan konvensional, terutama dalam hal pengolahan citra.

CNN tergolong dalam kategori *Deep Neural Network* karena memiliki struktur jaringan yang dalam dan kompleks, serta banyak digunakan untuk pengolahan data citra. Model ini mampu mengenali gambar dengan tingkat akurasi yang mendekati kemampuan manusia pada beberapa jenis dataset tertentu [5]. Proses pelatihan pada model *deep learning* menggunakan algoritma *backpropagation* dan optimisasi *gradient descent* untuk memastikan model dapat belajar secara optimal serta mampu menggeneralisasi pola dari data pelatihan. Selanjutnya, kinerja model

dievaluasi menggunakan berbagai metrik penilaian guna membuktikan tingkat keandalan dan efektivitasnya dalam mengenali pola karakter tulisan tangan [6]. Kinerja CNN juga sangat dipengaruhi oleh banyaknya serta keragaman data pelatihan yang tersedia. Jika data latih yang digunakan terbatas, akurasi model cenderung menurun secara signifikan karena jaringan tidak dapat mempelajari representasi fitur dengan optimal [7].

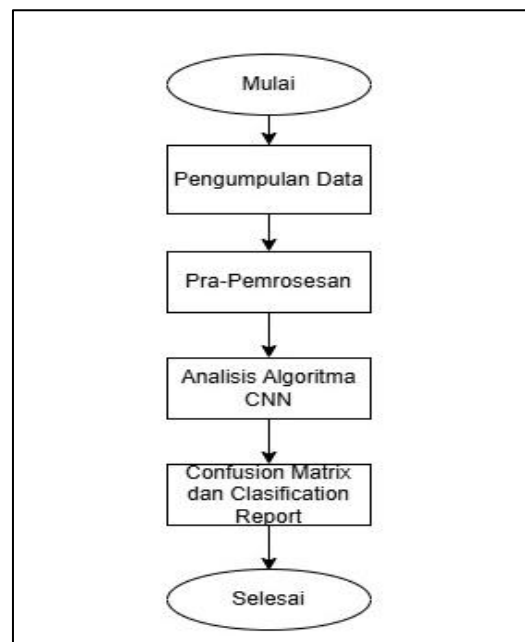
Metode CNN digunakan dalam proses pengenalan garis telapak tangan dengan cara mengolah citra telapak tangan menjadi sekumpulan fitur penting melalui tahapan lapisan konvolusi dan pooling [8]. Pada CNN, lapisan konvolusi berfungsi untuk mengekstraksi fitur-fitur utama dari citra dengan melakukan operasi konvolusi terhadap setiap piksel pada gambar [9]. Kemudian lapisan pooling berperan dalam mengurangi ukuran data sekaligus mempertahankan informasi penting dari hasil ekstraksi fitur pada lapisan konvolusi [10]. Metode ini mampu mengelola input dengan struktur spasial sehingga dapat mengekstraksi fitur dari citra dengan lebih efektif juga dapat diterapkan pada data dengan ukuran yang tidak seimbang, menjadikannya lebih fleksibel dalam berbagai kondisi [11]. Pendekatan ini juga menggantikan metode tradisional yang bergantung pada perancangan fitur manual dengan model *deep learning* yang mampu “belajar” langsung dari citra mentah, sehingga meningkatkan efisiensi serta akurasi proses klasifikasi [12].

Pada tahap pengujian, kinerja CNN umumnya dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi dan *confusion matrix*. Akurasi menunjukkan seberapa tepat hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya, sementara *confusion matrix* memberikan gambaran lebih rinci tentang distribusi kesalahan klasifikasi di setiap kelas [13]. *Confusion matrix* menyajikan rincian distribusi kesalahan pada setiap kelas. Informasi ini memungkinkan analisis yang lebih mendalam terhadap performa model, khususnya untuk mengidentifikasi kelas-kelas yang sering mengalami kesalahan atau tertukar dalam proses klasifikasi [14]. Dengan memadukan hasil akurasi dan analisis dari *confusion matrix*, pengembang dapat menilai sejauh mana keandalan model CNN dalam menjalankan tugas tertentu, seperti pengenalan pola garis telapak tangan (*palm-lines*). Selain itu, kombinasi tersebut membantu menentukan langkah perbaikan yang diperlukan, seperti penyeimbangan dataset, penerapan teknik augmentasi, atau penyesuaian arsitektur jaringan [15].

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis performa algoritma CNN dalam mengenali pola citra garis telapak tangan sebagai sistem identifikasi individu. Penelitian ini difokuskan pada pengujian kemampuan CNN dalam mengenali pola citra dan menilai tingkat akurasi yang dihasilkan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan, arsitektur CNN, hasil training, confusion matrix dan clasification report. Berikut diagram alur metodologi penelitian yang dilakukan:



Gambar 1. Diagram alur metodologi penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra telapak tangan dari 10 individu, di mana masing-masing individu memiliki 10 citra. Total keseluruhan data citra adalah 100 gambar. Setiap citra diambil menggunakan kamera ponsel dengan format JPG, kemudian diproses untuk siap diolah.



Gambar 2. Dataset telapak tangan

2.2 Pra-pemrosesan

Sebelum citra dimasukkan ke model CNN, gambar dipra-proses dengan mengubah ukurannya menjadi 150×150 piksel dan menormalisasi nilai piksel ke rentang $[0,1]$. Augmentasi seperti rotasi, pergeseran, zoom, shear, dan flip horizontal dilakukan hingga tiap individu memiliki 10 citra. Label kelas dikonversi ke format one-hot agar sesuai dengan output softmax. Langkah ini memastikan data siap diproses dan cukup bervariasi untuk mencegah overfitting

2.3 Analisis Algoritma CNN

Model CNN terdiri dari tiga lapisan konvolusi dengan 32, 64, dan 128 filter, masing-masing diikuti max pooling 2×2 . Fitur yang dihasilkan di-flatten, lalu diteruskan ke dense layer 128 neuron dengan dropout 0,5 untuk mencegah overfitting. Output layer memiliki 10 neuron dengan aktivasi softmax. Model dilatih menggunakan optimizer Adam (learning rate 0,001) dan loss function *categorical_crossentropy*, dengan total sekitar 4,8 juta parameter terlatih.

Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 72, 72, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 34, 34, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 36892)	0
dense (Dense)	(None, 128)	4,735,104
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 10)	1,290
Total params: 4,829,642 (18.42 MB)		
Trainable params: 4,829,642 (18.42 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 B)		

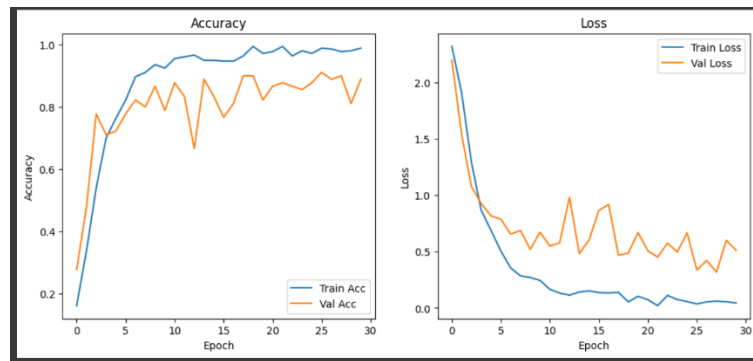
Gambar 3. Arsitektur CNN data

2.4 Confusion Matrix dan Classification Report

Confusion Matrix dan Classification Report digunakan untuk mengevaluasi performa model Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengenali citra garis tangan. Confusion Matrix membantu melihat distribusi hasil prediksi pada setiap kelas, sedangkan Classification Report menampilkan metrik seperti precision, recall, dan f1-score untuk menilai keseimbangan performa model. Melalui kedua metode evaluasi ini, dapat diketahui sejauh mana model mampu mengenali pola garis tangan secara akurat dan konsisten. Analisis hasil tersebut menjadi dasar dalam menilai efektivitas arsitektur CNN serta pengaruh proses augmentasi terhadap kemampuan generalisasi model.

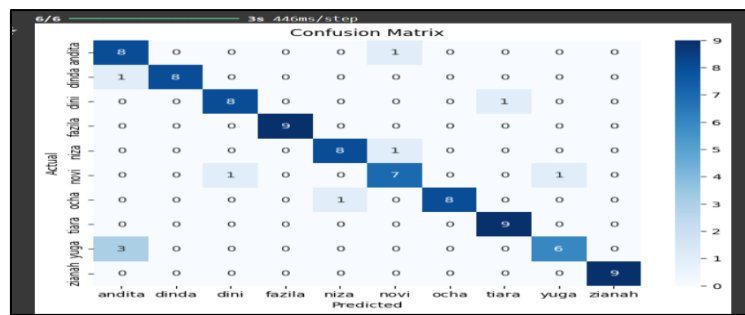
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Model Convolutional Neural Network (CNN) dilatih selama 30 epoch untuk mengenali pola garis tangan yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dan augmentasi. Berdasarkan Gambar 4, hasil pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi secara signifikan dari 27% pada awal pelatihan menjadi 98% pada epoch terakhir, dengan penurunan nilai loss hingga di bawah 0,1. Grafik tersebut memperlihatkan tren peningkatan akurasi yang konsisten serta penurunan loss yang stabil, menandakan bahwa model telah belajar dengan baik dan mencapai konvergensi. Akurasi validasi juga menunjukkan kestabilan di kisaran 88–91%, sebagaimana tampak pada Gambar 4, yang mengindikasikan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik tanpa mengalami overfitting.



Gambar 4. Akurasi dan Loss

Evaluasi kinerja model ditunjukkan pada Gambar 5 berupa confusion matrix yang memperlihatkan bahwa sebagian besar citra garis tangan berhasil diklasifikasikan dengan benar. Hal ini dibuktikan dengan dominasi warna diagonal utama pada matriks yang menandakan prediksi benar pada sebagian besar kelas.



Gambar 5. Confusion matrix hasil evaluasi performa model CNN

Berdasarkan Gambar 6, nilai precision, recall, dan f1-score rata-rata sebesar 0,89–0,90 menunjukkan keseimbangan antara kemampuan model dalam mengenali kelas yang benar dan meminimalkan kesalahan prediksi. Beberapa kesalahan klasifikasi kecil masih ditemukan, yang diduga disebabkan oleh kemiripan pola garis tangan antar individu atau perbedaan pencahayaan citra pada proses pengambilan gambar.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
andita	0.67	0.89	0.76	9
dinda	1.00	0.89	0.94	9
dini	0.89	0.89	0.89	9
fazila	1.00	1.00	1.00	9
niza	0.89	0.89	0.89	9
novi	0.78	0.78	0.78	9
ocha	1.00	0.89	0.94	9
tiara	0.90	1.00	0.95	9
yuga	0.86	0.67	0.75	9
zianah	1.00	1.00	1.00	9
accuracy			0.89	90
macro avg	0.90	0.89	0.89	90
weighted avg	0.90	0.89	0.89	90

Gambar 6. Nilai precision, recall, dan f1-score

Secara keseluruhan, hasil ini membuktikan bahwa arsitektur CNN yang diterapkan efektif dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra garis tangan dan menghasilkan performa tinggi meskipun jumlah dataset terbatas. Proses augmentasi terbukti berperan penting dalam memperluas variasi data dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Dengan akurasi keseluruhan 90% dan nilai f1-score yang tinggi, pendekatan CNN ini potensial diterapkan pada sistem identifikasi biometrik berbasis citra garis tangan secara andal, efisien, dan adaptif terhadap variasi kondisi citra.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, metode *Convolutional Neural Network (CNN)* terbukti efektif dalam mengenali pola citra garis telapak tangan untuk proses identifikasi individu. Model CNN dengan tiga lapisan konvolusi mampu mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra secara otomatis dan menghasilkan tingkat akurasi validasi antara 80–90%. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan generalisasi yang baik meskipun digunakan pada dataset terbatas. Faktor-faktor seperti jumlah data latih, variasi citra, serta penerapan teknik augmentasi terbukti berpengaruh terhadap peningkatan performa model. Kesalahan klasifikasi yang masih terjadi umumnya disebabkan oleh kemiripan pola antar individu. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar serta variasi arsitektur CNN yang lebih kompleks agar hasil identifikasi semakin akurat dan stabil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. S. Wita and D. Y. Liliana, “Klasifikasi Identitas Dengan Citra Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2022, doi: 10.30872/jurti.v6i1.7100.
- [2] N. Hardi and J. Sundari, “Pengenalan Telapak Tangan Menggunakan Convolutionall Neural Network (CNN),” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 1, pp. 10–15, 2023, doi: 10.31294/reputasi.v4i1.1951.
- [3] M. Li, H. Wang, H. Liu, and Q. Meng, “Palmpoint recognition based on the line feature local tri-directional patterns,” *IET Biometrics*, vol. 11, no. 6, pp. 570–580, 2022, doi: 10.1049/bme2.12085.
- [4] S. R. Ganorkar, T. J. Mane, R. R. Patil, D. N. Sonawane, and V. D. Rothe, “Optimizing CNNs for Contactless Palmpoint Recognition,” *Int. J. Multidiscip. Res.*, vol. 6, no. 2, pp. 1–9, 2024, doi: 10.36948/ijfmr.2024.v06i02.17585.
- [5] A. A. Kurniawana, R. D. Syahb, and R. Ariyani, “Klasifikasi Citra Digital Tulisan Tangan Angka Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *J. Ilm. Tek.*, vol. 1, no. 136–41, 2022.
- [6] D. Arya Nugraha Ilmu Komputer, “Pengembangan Sistem Pengenalan Tulisan Tangan Berbasis Deep Learning,” *Duniadata.org*, vol. 1, no. 4, pp. 1–15, 2024.
- [7] A. Syahlan, *Augmentasi Data Untuk Pengenalan Pola Citra Tulisan Tangan Aksara Sunda Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*. Universitas Komputer Indonesia, 2021.
- [8] D. D. Indriani.S, E. J. A. Sinaga, G. Oktavia, H. Syahputra, and F. Ramadhani, “Identifikasi Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN),” *J-Intech*, vol. 12, no. 1, pp. 138–147, 2024, doi: 10.32664/j-intech.v12i1.1273.
- [9] S. N. Amartama, A. N. Hidayah, P. K. Sari, and R. A. Ramadhani, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) dalam Pengenalan Pola Penulisan Tangan,” *Semin. Nas. Teknol. Sains*, vol. 3, no. 1, pp. 133–138, 2024, doi: 10.29407/stains.v3i1.4155.
- [10] D. Intan Permatasari, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Daun,” *Kohesi J. Sains dan Teknol.*, vol. 3, no. 9, pp. 1–10, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.warunayama.org/kohesi>
- [11] Irennada, A. Solichin, and G. Brotosaputro, “Klasifikasi Gaya Belajar Mahasiswa Berdasarkan Garis Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 3, pp. 269–279, 2022, doi: 10.23887/janapati.v11i3.53721.
- [12] K. Zhang, G. Xu, Y. K. Jin, G. Qi, X. Yang, and L. Bai, “Palmpoint recognition based on gating mechanism and adaptive feature fusion,” *Front. Neurorobot.*, vol. 17, 2023, doi: 10.3389/fnbot.2023.1203962.
- [13] Fatmaauliazahra, Annisa, and N. Firmansyah, “Klasifikasi Citra Jenis Ikan Air Tawar dan Air Laut Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network),” *J. Inform. Polinema*, vol. 11, no. 4, pp. 495–502, 2025, doi: 10.33795/jip.v11i4.7600.

- [14] Muslihati, S. Sahibu, and I. Taufik, "Implementation of the Convolutional Neural Network Algorithm for Classifying Types of Organic and Non-Organic Waste," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 840–852, 2024.
- [15] Mochammad Toyib, Tegar Decky Kurniawan Pratama, and Ibnu Aqil, "Penerapan Algoritma CNN Untuk Mendeteksi Tulisan Tangan Angka Romawi dengan Augmentasi Data," *Algoritma. J. Mat. Ilmu Pengetah. Alam, Kebumihan dan Angkasa*, vol. 2, no. 3, pp. 108–120, 2024, doi: 10.62383/algoritma.v2i3.69.