

Penerapan Algoritma Convolutional Neural Networks untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Jawa

by admin turnitin

Submission date: 04-Apr-2025 08:47AM (UTC-0400)

Submission ID: 2634983552

File name: 1814-Article_Text-10014-1-10-20250312-3.docx (293.98K)

Word count: 4596

Character count: 29519



Implementation of Convolutional Neural Networks Algorithm for Javanese Handwriting Recognition

1 Penerapan Algoritma Convolutional Neural Networks untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Jawa

Lutfi Abdiansah¹, Sumarno², Ade Eviyanti³, Nuril Lutvi Azizah⁴

27
1,2,3,4 Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Jawa Timur, Indonesia

E-Mail: ¹lutfiabdiansah18@gmail.com, ²sumarno@umsida.ac.id,
³adeeviyanti@umsida.ac.id, ⁴nurillutviazizah@umsida.ac.id

Received Dec 10th 2024; Revised Feb 6th 2025; Accepted Feb 18th 2025; Available Online Mar 12th 2025, Published Mar 12th 2025

1 Corresponding Author: Lutfi Abdiansah
Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Javanese script is a traditional writing system that was once widely used in East Java and Central Java, consisting of 20 main characters along with several additional attributes. However, its usage in daily life has significantly declined over time. This study aims to develop a Javanese script recognition system using a Convolutional Neural Network (CNN) as an effort to preserve it. The dataset utilized consists of 1,000 images of handwritten Javanese script, with 700 images allocated for training and 300 images for validation. The research process includes data collection, preprocessing, CNN architecture development, and model evaluation. The CNN architecture is designed to capture the key features of the script, including distinguishing visually similar characters. Evaluation results indicate strong performance, achieving 99.83% accuracy in recognizing input Javanese script, with consistent accuracy and loss graphs between training and validation data. These findings demonstrate the significant potential of CNN in Javanese script recognition, although further optimization is required to enhance accuracy and system efficiency for broader applications.

Keyword: Accuracy; Convolutional Neural Network; Deep Learning; Handwritten Recognition; Javanese Script

Abstrak

Awalnya digunakan secara luas di Jawa Timur dan Jawa Tengah, aksara Jawa adalah sistem penulisan klasik dengan 20 karakter utama dan sejumlah fitur tambahan. Namun penggunaannya dalam kehidupan sehari-hari semakin berkurang. Jaringan Syaraf Tiruan Konvolusional (CNN) akan digunakan dalam proyek ini untuk membuat sistem pengenalan aksara Jawa sebagai tindakan pelestarian. Kumpulan data terdiri dari 1000 gambar aksara Jawa tulisan tangan, 700 di antaranya digunakan untuk pelatihan dan 300 untuk validasi. Prapemrosesan, konstruksi arsitektur CNN, pengumpulan data, dan penilaian model merupakan semua langkah dalam proses penelitian. Membedakan huruf dengan kesamaan visual adalah salah satu elemen kunci aksara yang ingin ditangkap oleh arsitektur CNN. Temuan evaluasi menunjukkan kinerja yang kuat, dengan tingkat pengenalan 99,83% untuk aksara input dan grafik akurasi dan kerugian yang konsisten antara set pelatihan dan validasi. Meskipun penyempurnaan lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi sistem agar memungkinkan penggunaannya yang lebih luas, hasil ini menunjukkan bahwa CNN memiliki banyak potensi untuk pengenalan aksara Jawa.

Kata Kunci: Aksara Jawa, Akurasi, Convolutional Neural Network, Deep Learning, Pengenalan Tulisan Tangan

1. PENDAHULUAN

Bergantung pada bahasanya, aksara Jawa merupakan sistem penulisan abugida dengan 20 hingga 33 karakter dasar. Setiap konsonan, seperti pada aksara Brahmi lainnya, menunjukkan suku kata dengan vokal bawaan, seperti /a/ atau /o/, yang dapat diubah dengan menambahkan tanda diakritik tertentu. Aksara Jawa ditulis dari kiri ke kanan. Meskipun aksara ini secara tradisional ditulis tanpa spasi di antara kata-kata (scriptio continua), serangkaian tanda baca ornamen sering digunakan di antara kata-kata. [1]

Pembelajaran muatan lokal di DI Yogyakarta, Jawa Tengah, Jawa Timur, dan sebagian Jawa Barat masih menggunakan aksara Jawa [2]. Beberapa penerbitan dan surat kabar lokal memiliki kolom-kolom dalam aksara Jawa, dan beberapa tempat umum memiliki papan nama dalam aksara Jawa. Meskipun demikian, banyak upaya modern untuk memanfaatkan aksara Jawa hanya bersifat simbolis dan tidak bermanfaat. Salah satu contohnya adalah penerbitan seperti jurnal Kajawèn, yang memiliki banyak informasi dalam aksara Jawa [2]. Mayoritas masyarakat Jawa hanya mengenal beberapa huruf dan menyadari keberadaan aksara Jawa, sehingga jarang yang mampu membaca dan menuliskannya dengan baik. Akibatnya, sebelum tahun 2019, tidak jarang kita melihat papan nama di tempat-tempat umum yang memuat beberapa kesalahan sederhana dalam aksara Jawa. Ketidakmampuan perangkat elektronik untuk menampilkan aksara Jawa dengan benar, tidak adanya lembaga yang memiliki keahlian yang diperlukan untuk diajak berkonsultasi, dan kurangnya penelitian tentang tipografi yang menarik bagi masyarakat merupakan beberapa tantangan yang dihadapi dalam upaya menghidupkan kembali penggunaan aksara Jawa. Namun, beberapa kota dan tokoh masyarakat secara aktif mengembalikan aksara Jawa dalam kehidupan sehari-hari, khususnya di media digital, sebagai bagian dari inisiatif rehabilitasi yang sedang berlangsung [1].

Komputer semakin mampu menganalisis gambar, mengenali pola dalam gambar, dan memecahkan masalah yang rumit. Kemampuan teknologi komputer modern untuk mengidentifikasi pola dalam gambar atau huruf dalam objek mulai diteliti. [3]. Salah satu jenis pengenalan pola adalah pengenalan tulisan tangan; beberapa penelitian tentang identifikasi huruf tulisan tangan masih dilakukan dengan menggunakan teknik pembelajaran mendalam, atau "deep learning." Varian mesin pembelajaran berbasis jaringan saraf tiruan mencakup pembelajaran mendalam, yang menggunakan beberapa lapisan tersembunyi dengan tiga kapasitas untuk mempelajari representasi data secara otomatis [4].

Teknologi yang semakin maju dapat membantu dalam banyak hal. Dalam konteks yang sama, beberapa program perangkat lunak telah dikembangkan untuk membantu dalam penguasaan bahasa dan komunikasi. Dengan demikian, dimungkinkan untuk membuat perangkat lunak untuk mempelajari aksara Jawa yang dapat menentukan apakah tulisan tangan akurat atau tidak. Tulisan tangan setiap orang berbeda. Pembelajaran mendalam telah digunakan untuk mengenali tulisan tangan dalam bahasa Latin, Mandarin, Arab, Persia, dan Bangla. [5]. Terdapat berbagai penelitian mengenai pendeteksi tulisan tangan menggunakan machine learning [6]. Perkembangan ilmiah terkini adalah pembelajaran mesin, yang memanfaatkan kumpulan data untuk mengidentifikasi pola dan memperoleh pengetahuan. Pembelajaran mendalam akan tercapai ketika proses pembelajaran tentang pola yang sudah ada sebelumnya menjadi lebih mendalam. Pembelajaran mendalam adalah proses di mana Jaringan Syaraf Tiruan (ANN) memahami pola yang lebih dalam untuk memberikan hasil yang lebih unggul. Pembelajaran mendalam meniru cara otak manusia menyimpan informasi. [7]. Menurut tiga peneliti, metode pembelajaran mendalam untuk identifikasi tulisan tangan telah mengungguli metode pembelajaran mesin konvensional dalam hal akurasi [4].

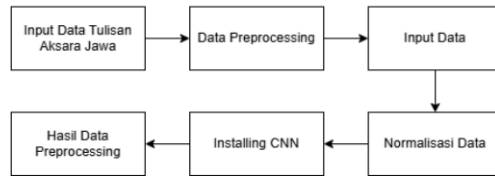
Penelitian dengan topik serupa dapat ditemukan seperti pada penelitian dengan judul "Javanese Scripted Hanacaraka Character Prediction With Resnet-18 Architecture"[8]. Tujuan dari penelitian adalah untuk mengenali tulisan dalam aksara Jawa menggunakan arsitektur Resnet-18. Hasil dari penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi mencapai 98,01%. Selanjutnya ada penelitian Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat [4]. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apakah CNN dapat digunakan untuk klasifikasi batik tanah liat Sumatera Barat. Hasil dari penelitian ini hanya mencapai tingkat akurasi sebesar 62,5%. Serta ada penelitian dari Agus Mulyanto yang berjudul Penerapan CNN pada Pengenalan Aksara Lampung Berbasis Optical Character Recognition (OCR) [4]. Tujuan dari penelitian ini adalah mengidentifikasi objek tulisan tangan aksara Lampung dengan menggunakan teknologi Optical Character Recognition berbasis metode CNN. Hasil dari penelitian ini berdasarkan nilai training akurasi sebesar 57%.

Oleh karena itu, pembelajaran mendalam akan digunakan dalam karya ini sebagai cara untuk mengenali tulisan tangan dalam aksara Jawa. Siapa pun yang ingin belajar aksara Jawa sendiri dapat memanfaatkan kursus ini. Manfaat sistem dari penggunaan CNN meliputi kemampuan untuk membedakan 20 huruf aksara Jawa, mulai dari ha hingga nga.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan CNN untuk mengenali tulisan tangan aksara Jawa, yang terdiri dari beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pembangunan model CNN, dan evaluasi Model [7]. Tahap pertama adalah pengumpulan data untuk memperoleh dataset yang bervariasi. Setelah itu, pada tahap pra-pemrosesan data, dataset dibersihkan dan dipersiapkan. Pada tahap pembangunan model CNN, arsitektur jaringan syaraf tiruan dirancang dengan lapisan konvolusi dan pooling. Evaluasi model dilakukan dengan data pengujian yang fokus pada pengukuran akurasi. Penelitian ini menggabungkan metode CNN dengan dataset tulisan tangan aksara Jawa, menghasilkan sistem pengenalan karakter yang efektif. Hal ini

menyatukan aspek teknis dan linguistik untuk menciptakan sistem yang akurat [9]. Tahapan ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Tahap Penelitian

Tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1. yang digunakan untuk mempermudah pelaksanaan penelitian.

2.1. Identifikasi Masalah

Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi permasalahan dalam mengenali dan mengklasifikasikan tulisan tangan aksara Jawa dengan menerapkan algoritma CNN. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya dalam menganalisis pola pada citra, sehingga diharapkan dapat mendeteksi dan mengenali aksara Jawa secara akurat [6]. Langkah ini bertujuan untuk mendukung pelestarian aksara Jawa melalui penerapan teknologi modern.

Selain itu, penelitian ini juga bertujuan mengevaluasi efektivitas algoritma CNN dalam mengenali pola tulisan tangan aksara Jawa. Evaluasi ini mencakup penentuan tingkat akurasi algoritma, terutama dalam menghadapi variasi gaya tulisan dan kualitas citra. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi berbasis kecerdasan buatan untuk pelestarian budaya.

2.2. Analisis Data

Proses analisis data melibatkan beberapa tahap, termasuk pemeriksaan, pembersihan, transformasi, dan pemodelan data[8]. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi pola atau informasi yang berguna, yang mendukung pengambilan keputusan dan menghasilkan kesimpulan yang tepat. Melalui tahapan ini, analisis data memungkinkan pengolahan data kompleks menjadi lebih mudah dipahami dan relevan dengan konteks yang ada. Selain itu, hasil dari proses ini juga membantu dalam prediksi dan pemodelan data lebih lanjut, sehingga memungkinkan pengambilan keputusan yang strategis. Analisis data adalah proses iteratif yang memerlukan perhatian terhadap detail dan pemahaman mendalam mengenai data dan metode analisis, dengan tujuan akhir menghasilkan wawasan yang dapat digunakan dan mendukung keputusan yang lebih baik [10].

2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Multilayer Perceptron (MLP), yang dimaksudkan untuk menangani masukan dua dimensi, adalah nenek moyang CNN [11]. CNN disarankan sebagai Jaringan Syaraf Dalam karena kedalaman jaringannya yang luas dan jangkauan aplikasi yang luas menggunakan data gambar. Salah satu jenis jaringan syaraf yang menangani data yang memiliki struktur seperti kisi, seperti foto, adalah pendekatan CNN. Pendekatan CNN ini dapat digunakan untuk klasifikasi gambar dan video, analisis dokumen, pengenalan wajah, dan aplikasi lainnya. Karakteristik khas CNN adalah selalu secara eksplisit menganggap masukan awal sebagai gambar digital, yang membuat penyesuaian 14 parameter jaringan menjadi lebih sederhana dan lebih efektif.[12].

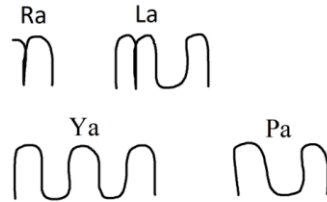
CNN merupakan teknik yang memadukan pembelajaran mendalam dengan jaringan saraf tiruan. Struktur sistem visual yang dibuat oleh Hubel dan Wiesel menjadi model untuk CNN [13]. Jenis khusus jaringan saraf buatan multi-lapis yang disebut CNN diciptakan khusus untuk menangani masukan dua dimensi [14]. CNN dapat meningkatkan algoritma backpropagation sebagai metode propagasi jaringan maju dengan menurunkan jumlah parameter jaringan. Daerah kecil yang dikenal sebagai area penginderaan lokal digunakan sebagai data masukan dalam algoritma CNN. Informasi bergerak melintasi level jaringan melalui propagasi maju. Untuk mengekstrak beberapa karakteristik penting dari data yang diamati, setiap lapisan memiliki kernel. Selain itu, teknik ini dapat menghasilkan berbagai bentuk, termasuk rotasi dan peregangan. [15]. Lapisan konvolusi CNN bekerja sama dengan baik untuk menganalisis gambar dan mengekstrak informasi fitur dari gambar tersebut. CNN telah digunakan di sejumlah bidang, termasuk deteksi ucapan, analisis dokumen, identifikasi wajah, dan pengenalan pelat nomor [11].

Salah satu model yang dapat dilatih pada set data besar adalah CNN. Elleuch dkk. menunjukkan bahwa jaringan saraf dalam bekerja lebih baik saat ReLU dan dropout digunakan. Dengan menurunkan koneksi unit secara acak selama pelatihan, dropout dapat mengurangi overfitting [16].

sehingga menghindari korelasi unit. Normalisasi batch, metode lain untuk memperkuat jaringan, dikembangkan oleh Ioffe et al. pada tahun 2015 [13]. untuk mencegah masalah ketika neuron harus mengubah bobotnya setelah menerima input dari berbagai distribusi di setiap lintasan. Untuk teknik pembelajaran invariansi, penambahan data tidak bergantung pada model. Dalam penambahan data, pembalikan dan pemotongan acak telah terbukti meningkatkan ketahanan jaringan. Lapisan berulang, yang dibuat oleh Liang et al., adalah teknik lain yang digunakan untuk membuat jaringan CNN lebih tangguh [17]. Ini akan membuat jaringan lebih dalam dan membuat akurasi semakin tinggi dengan nilai parameter yang sama.

2.4. Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah teknik standar untuk mengumpulkan, mengukur, dan menganalisis data. Tujuan utamanya adalah untuk memperoleh informasi yang dapat diandalkan untuk keputusan bisnis yang penting [12]. Dalam penelitian ini, data yang digunakan berupa tulisan tangan aksara Jawa yang diperoleh dari 10 responden terampil, dengan total dataset sebanyak 1.000 data. Dataset ini dibagi menjadi data pelatihan sebanyak 700 data (70%) dan data pengujian sebanyak 300 data (30%). Setiap gambar aksara Jawa diberi label dan memiliki dimensi 180 x 180 piksel dengan warna RGB. Contoh data ini dapat dilihat pada Gambar 2.



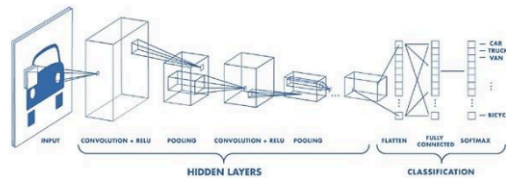
Gambar 2. Tulisan Tangan Aksara Jawa

2.5. Preprocessing Data

Preprocessing data merupakan tahap awal sebelum proses klasifikasi, yang bertujuan untuk membersihkan dan mengubah data menjadi format yang sesuai. Data yang diperoleh sering kali tidak lengkap atau mengandung masalah, sehingga perlu diproses agar siap digunakan [18]. Langkah pertama yang dilakukan adalah *image augmentation*, dengan menerapkan lapisan *Random Flip*, *Rotation*, dan *Zoom* untuk menambah variasi data. Ini membantu mengurangi *overfitting* dan meningkatkan kekuatan model. Selanjutnya, dilakukan *caching dataset* untuk mempercepat pelatihan dengan menyimpan data. Proses ini juga mengacak data, yang mendukung pembelajaran lebih cepat. *Caching dataset* membantu model untuk belajar dari variasi data, sehingga meningkatkan kualitas pelatihan. Kombinasi antara *preprocessing* dan *caching dataset* dapat meningkatkan efisiensi serta akurasi model selama pelatihan [19].

2.6. Pemodelan CNN

Pada tahap pemodelan, algoritma CNN digunakan untuk mengenali pola pada gambar tulisan tangan aksara. Proses ini dilakukan menggunakan *Google Colaboratory* dan bahasa pemrograman *Python*. Dataset dibagi menjadi 700 data pelatihan (70%) dan 300 data pengujian (30%) untuk mencegah *overfitting* dan menguji kemampuan model dalam generalisasi. Tahap awal melibatkan pendefinisian kelas dan pembuatan arsitektur model berdasarkan metode CNN, yang mencakup lapisan ekstraksi fitur konvolusional dan pooling, serta lapisan *fully connected*. Setelah arsitektur model selesai dibuat, dilakukan rangkuman model dan pelatihan dengan 150 *epoch*.



Gambar 3. Langkah-Langkah CNN

Langkah-langkah ini memungkinkan CNN untuk belajar dari data pelatihan dalam mengenali karakteristik tulisan tangan aksara Jawa. Proses dimulai dengan memasukkan input ke dalam model, kemudian dilanjutkan dengan tahap konvolusi, dilanjutkan pooling, dan diakhiri dengan tahap *flatten* sebelum proses klasifikasi. Model kemudian diuji menggunakan data pengujian untuk mengukur akurasi [20]. *Google Colab* digunakan untuk implementasi dengan pustaka *Python*, yang memastikan efisiensi dan kualitas hasil yang optimal. Dengan metode ini, diharapkan model CNN dapat mengenali dan mengklasifikasikan dengan akurat, memahami variasi gaya tulisan, serta menghasilkan hasil akurasi yang dapat diandalkan untuk aplikasi pengenalan tulisan tangan aksara Jawa [15].

2.7. Evaluasi Model

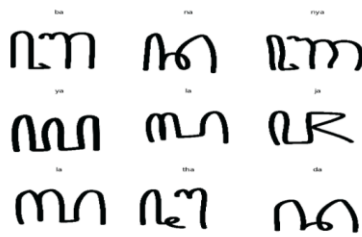
Pada proses klasifikasi, matriks data dianalisis menggunakan empat metrik, yaitu Benar Positif (BP), Benar Negatif (BN), Salah Positif (SP), dan Salah Negatif (SN), yang mencerminkan hasil klasifikasi *classifier* [11]. Evaluasi kinerja *classifier* ditunjukkan dengan akurasi. Metrik BP mengindikasikan jumlah data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan BN menunjukkan data negatif yang diklasifikasikan dengan benar. SP merujuk pada data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif, dan SN menunjukkan data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif. Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan menggunakan parameter akurasi, yang mengukur sejauh mana klasifikasi dilakukan dengan benar secara keseluruhan. Matriks evaluasi ini mencerminkan seberapa tepat prediksi model terhadap kelas yang ada. Meskipun ini adalah metode umum untuk mengukur kinerja model, namun dapat terbatas, terutama pada data yang tidak seimbang, yang bisa menyebabkan bias dalam efektivitas model [17].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses analisis CNN dalam penelitian ini dilaksanakan secara bertahap, yang mencakup tahap pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pemodelan CNN, dan evaluasi.

3.1 Dataset

Langkah pertama dalam pengembangan sistem pengenalan aksara Jawa adalah pengumpulan data. Data yang dikumpulkan berupa citra (gambar) tulisan tangan dari responden yang menggunakan aksara Jawa. Proses ini melibatkan pengambilan gambar atau pemindaian tulisan tangan menggunakan perangkat yang sesuai untuk memastikan kualitas gambar yang optimal. Citra-citra tersebut kemudian akan digunakan sebagai input dalam sistem pengenalan aksara. Mengumpulkan data yang representatif dan berkualitas tinggi merupakan langkah awal yang krusial untuk memastikan keberhasilan sistem secara keseluruhan, pada Gambar 4. Menampilkan dataset aksara Jawa.



Gambar 4. Dataset Aksara Jawa

Dalam proyek pengenalan aksara Jawa menggunakan CNN, data dikumpulkan dari 10 responden yang menggunakan aplikasi paint di komputer untuk membuat 1000 gambar tulisan tangan aksara Jawa. Dataset ini mencakup 20 huruf aksara Jawa yang berbeda, dengan setiap huruf terwakili secara proporsional. Untuk memastikan model CNN dapat belajar dengan efektif dan menghasilkan prediksi yang akurat, dataset dibagi menjadi dua subset: data latih dan data validasi. Data latih terdiri dari 35 citra per huruf dalam 20 folder, sehingga totalnya ada 700 citra. Sedangkan data validasi terdiri dari 15 citra per huruf dalam 20 folder, dengan total 300 citra. Kumpulan dataset Aksara Jawa dapat ditunjukkan pada gambar 5.

Dataset yang telah dikumpulkan di *Google Drive* dimasukkan ke dalam *Google Colab* menggunakan kode *Python* agar dapat diproses dalam program penelitian ini. Berikut adalah ilustrasi dari kode *Python* yang digunakan untuk mengimpor dataset ke *Google Colab*.

Tahap kedua dalam penelitian ini adalah pra-pemrosesan data, yang melibatkan serangkaian langkah untuk memastikan data siap digunakan dalam pelatihan model. Pertama, data yang telah dikumpulkan diimpor ke dalam sistem menggunakan *Python* dengan pustaka *TensorFlow/Keras*, yang dirancang untuk memproses

dataset berbasis gambar. Dataset dihubungkan dari *Google Drive* ke *Google Colab* agar dapat diakses, dan label kelas didefinisikan sesuai dengan yang terdapat dalam dataset. Langkah selanjutnya adalah normalisasi data, yaitu dengan mengubah nilai piksel citra dari rentang 0-255 menjadi 0-1. Tujuan normalisasi ini adalah untuk meningkatkan kinerja model dengan menjaga konsistensi skala data, sehingga fitur yang diekstraksi lebih mudah dikelola selama pelatihan. Selain itu, pra-pemrosesan mencakup transformasi citra menggunakan teknik augmentasi gambar, seperti *Random Flip*, *Random Rotation*, dan *Random Zoom*. Teknik ini diterapkan untuk meningkatkan variasi data dan mencegah *overfitting*. Setelah augmentasi, citra di-*rescale* menjadi ukuran 64x64x1. Ukuran yang lebih kecil ini membantu mempercepat proses pelatihan tanpa mengurangi kualitas data secara signifikan [21].



Gambar 5. Dataset Aksara Jawa

Terakhir, dilakukan *caching dataset*, yaitu menyimpan data yang telah diproses ke dalam sistem. Proses ini memungkinkan data diacak secara otomatis setiap kali dijalankan ulang, sehingga struktur data selalu bervariasi, yang dapat meningkatkan kualitas pelatihan model. Tabel 1. Menampilkan tahapan *pre-processing* data yang dilakukan.

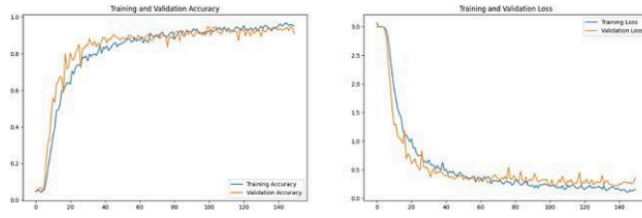
Tabel 1. Tahap *pre-processing* data

Layer (type)	Output Shape	Param #
random_flip (RandomFlip)	(None, 180, 180, 3)	0
random_rotation (RandomRotation)	(None, 180, 180, 3)	0
random_zoom (RandomZoom)	(None, 180, 180, 3)	0
rescaling (Rescaling)	(None, 180, 180, 3)	0
conv2d (Conv2D)	(None, 180, 180, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 90, 90, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 90, 90, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 45, 45, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 45, 45, 64)	36,928
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 22, 22, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 22, 22, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 30976)	0
dense (Dense)	(None, 128)	3,965,056
dropout_1 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 128)	16,512
dropout_2 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_2 (Dense)	(None, 64)	8,256
dropout_3 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_3 (Dense)	(None, 20)	1,300

Tahap ketiga adalah pemodelan dan pengujian menggunakan CNN. CNN merupakan jenis jaringan saraf yang efektif untuk pengenalan citra, terdiri dari beberapa lapisan konvolusional yang mengekstrak fitur dari citra [8]. Lapisan konvolusional ini berfungsi untuk mengekstrak fitur dari citra dengan menerapkan filter (kernel) pada citra input untuk mendeteksi fitur seperti tepi, tekstur, dan pola yang lebih kompleks seiring bertambahnya kedalaman lapisan. Lapisan pooling, atau dikenal juga sebagai lapisan sub-sampling, berfungsi untuk mengurangi dimensi fitur yang diekstrak guna mengurangi jumlah parameter dan komputasi dalam jaringan. Ini juga membantu dalam menciptakan representasi fitur yang lebih tahan terhadap pergeseran dan

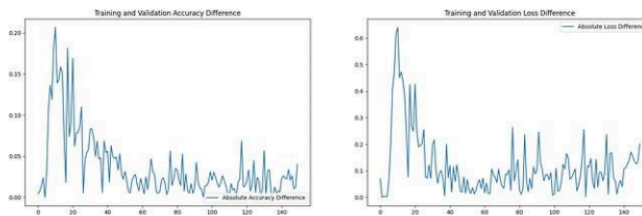
distorsi. Terakhir, lapisan flatten meratakan output menjadi vektor 1D yang kemudian dimasukkan ke dalam lapisan *fully connected* atau *dense layer* dalam jaringan saraf [22].

Proses pemodelan dengan algoritma CNN dalam penelitian ini dilakukan menggunakan *Google Colab* dan bahasa pemrograman *Python*. Sebelum memulai, data dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan dan data pengujian dengan komposisi 80:20. Sebanyak 80% data digunakan untuk melatih model, sementara 20% sisanya digunakan untuk menguji kinerja model dan menghasilkan prediksi. Langkah pertama dalam pemodelan adalah mendefinisikan kelas yang akan digunakan. Selanjutnya, dibuat arsitektur model berdasarkan metode CNN, yang terdiri dari dua bagian utama: *feature extraction layer* dan *fully connected layer*. *Feature extraction layer* berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari citra input, melibatkan proses pada lapisan konvolusional dan lapisan pooling. Sementara itu, *fully connected layer* bertugas untuk mengklasifikasikan hasil ekstraksi fitur ke dalam kelas tertentu, melalui tahapan *flatten layer* dan *dense layer*. Arsitektur ini dapat dimodifikasi sesuai dengan kebutuhan penelitian. Setelah arsitektur model selesai, langkah berikutnya adalah membuat summary model untuk memastikan bahwa model siap untuk melatih data pelatihan dan mengenali pola sesuai label kelas. Proses pelatihan dilakukan dengan 150 *epoch*, dan hasil performa model disimpan dalam variabel history. Dengan tahapan ini, diharapkan model mengenali data secara optimal [23].



Gambar 5. Visualisasi Performa CNN

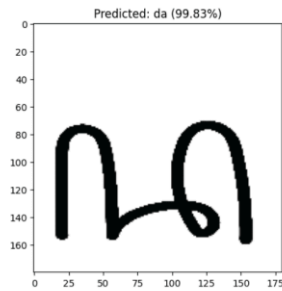
Hasil visualisasi performa CNN yang ditunjukkan pada Gambar 5. menggambarkan akurasi dan *loss* pada data latih dan validasi selama 150 *epoch* pelatihan. Grafik akurasi menunjukkan peningkatan kinerja model seiring berjalannya epoch, di mana akurasi pada data latih dan validasi stabil pada nilai tinggi antara epoch ke-100 hingga ke-150, yang menandakan bahwa model berhasil mengenali pola aksara Jawa dengan baik. Sementara itu, grafik *loss* menunjukkan penurunan nilai *loss* secara konsisten pada kedua data latih dan validasi, yang menunjukkan bahwa model berhasil meminimalkan kesalahan prediksi. Konsistensi tren antara data latih dan validasi juga mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik.



Gambar 6. Visualisasi Perbandingan Performa CNN

Visualisasi performa CNN yang ditampilkan pada Gambar 6. memperlihatkan perbedaan absolut antara akurasi dan *loss* pada data latih dan validasi. Grafik di sebelah kiri menunjukkan perbedaan akurasi yang awalnya tinggi, namun menurun seiring bertambahnya *epoch*, meskipun masih terdapat fluktuasi. Grafik di sebelah kanan memperlihatkan perbedaan *loss* yang juga mengalami penurunan, namun tetap fluktuatif. Tren peningkatan perbedaan ini menunjukkan bahwa model telah cukup baik dan tidak mengalami *overfitting*, di mana model mampu belajar dengan spesifik pada data latih dan juga menggeneralisasi dengan baik pada data validasi. Hal ini menunjukkan perlunya penyesuaian teknik regularisasi atau pengaturan *hyperparameter* untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Tahap terakhir adalah evaluasi model dengan menggunakan akurasi sebagai metrik untuk menilai sejauh mana model dapat mengenali dan mengklasifikasikan citra tulisan tangan aksara Jawa. Evaluasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa model menghasilkan hasil yang akurat dan relevan berdasarkan data input yang diberikan [10].



Gambar 7. Contoh Hasil Prediksi

Gambar 7. memperlihatkan hasil prediksi dari model CNN dalam mengenali huruf aksara Jawa "ya". Model memprediksi huruf tersebut dengan akurasi mencapai 99,83%, yang menunjukkan bahwa model sangat yakin bahwa gambar input adalah huruf "ya". Untuk menilai akurasi dan kinerja pengenalan aksara Jawa, model dilatih menggunakan dataset yang berisi gambar-gambar huruf aksara Jawa. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan label asli. Tingginya akurasi ini menunjukkan bahwa model CNN telah dilatih dengan baik dan mampu mengenali karakter aksara Jawa dengan kesalahan yang minim, sehingga memberikan keyakinan tinggi terhadap kemampuannya dalam aplikasi dunia nyata.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan model yang dapat mengenali tulisan tangan aksara Jawa dengan baik, serta menganalisis kinerja pengenalan tulisan tangan berdasarkan variasi jumlah iterasi menggunakan algoritma CNN. Hasil pengujian menunjukkan bahwa performa jaringan saraf dipengaruhi oleh jumlah *epoch*, *optimizer* yang digunakan, dan ukuran *batch*. Dalam penelitian ini, digunakan 150 *epoch*, *optimizer* Adam, dan ukuran *batch* 32. Akurasi model meningkat dari iterasi pertama hingga iterasi ke-20, namun dari iterasi ke-100 hingga ke-150, akurasi stabil tanpa perubahan yang signifikan. Pada rentang iterasi 100-150, akurasi tetap stabil dengan hasil evaluasi menunjukkan tingkat keberhasilan pengenalan sebesar 99,83%. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mencoba variasi nilai *epoch*, *optimizer*, dan ukuran *batch* yang berbeda, serta mempertimbangkan algoritma pengenalan gambar selain CNN. Selain itu, model berbasis CNN yang lebih canggih, seperti *transfer learning* atau *recurrent neural network*, bisa digunakan untuk mencapai akurasi yang lebih optimal.

REFERENSI

- [1] S. D. Hartiyani, A. Prayogo, and E. Erlinawati, "Aplikasi Multimedia Pembelajaran Aksara Jawa Berbasis Android Untuk Siswa Sekolah Dasar," *EDUSAINTEK J. Pendidikan, Sains dan Teknol.*, vol. 10, no. 2, pp. 679–693, 2023, doi: 10.47668/edusaintek.v10i2.805.
- [2] D. Fakhruddin, A. Sachari, and N. Haswanto, "Pengembangan Desain Informasi dan Pembelajaran Aksara Jawa melalui Media Website," *ANDHARUPA J. Desain Komun. Vis. Multimed.*, vol. 5, no. 01, pp. 1–23, 2019, doi: 10.33633/andharupa.v5i01.1990.
- [3] M. Muslih and E. H. Rachmawanto, "Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Diabetes Retinopathy," *SKANIKA*, vol. 5, no. 2, pp. 167–176, 2022, doi: 10.36080/skanika.v5i2.2945.
- [4] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [5] R. Kusumaningrum, I. Z. Nisa, R. P. Nawangsari, and A. Wibowo, "Sentiment analysis of Indonesian hotel reviews: from classical machine learning to deep learning," *Int. J. Adv. Intell. Informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 292–303, 2021, doi: 10.26555/ijain.v7i3.737.

- [6] A. Mulyanto, E. Susanti, F. Rossi, W. Wajiran, and R. I. Borman, "Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) pada Pengenalan Aksara Lampung Berbasis Optical Character Recognition (OCR)," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 7, no. 1, p. 52, 2021, doi: 10.26418/jp.v7i1.44133.
- [7] R. Aryanto, M. Alfian Rosid, and S. Busono, "Penerapan Deep Learning untuk Pengenalan Tulisan Tangan Bahasa Aksara Lota Ende dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Networks," *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 258–264, 2023, doi: 10.37034/jidt.v5i1.313.
- [8] E. D. B. Sudewo, M. K. Biddinika, and A. Fadlil, "Javanese Script Hanacaraka Character Prediction With Resnet-18 Architecture," *JURTEKSI (Jurnal Teknol. dan Sist. Informasi)*, vol. 10, no. 2, pp. 363–370, 2024, doi: 10.33330/jurteks.v10i2.3017.
- [9] M. A. S. M. Afendi and M. Yusoff, "A sound event detection based on hybrid convolution neural network and random forest," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 11, no. 1, pp. 121–128, 2022, doi: 10.11591/ijai.v11i1.pp121-128.
- [10] A. Kirana, H. Hikmayanti, and J. Indra, "Pengenalan Pola Aksara Sunda dengan Metode Convolutional Neural Network," *Sci. Student J. Information, Technol. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 95–100, 2020, [Online]. Available: <http://journal.uapkarawang.ac.id/mahasiswa/index.php/ssj/article/download/19/15>
- [11] 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, p. 1, 2022, doi: 10.30872/jurti.v6i1.7100.
- [12] E. H. Rachmawanto and P. N. Andono, "Deteksi Karakter Hiragana Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 3, pp. 183–191, 2022, doi: 10.23887/janapati.v11i3.50144.
- [13] W. Setiawan, "Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus," *J. Simantec*, vol. 7, no. 2, pp. 48–53, 2020, doi: 10.21107/simantec.v7i2.6551.
- [14] I. Gusti, A. Gede, and A. Kadyanan, "Pengembangan Aplikasi Deep Learning untuk Identifikasi Kain Endek Bali," *J. Ilmu Komput.*, vol. 14, no. 1, pp. 32–39, 2022.
- [15] I. Akil and I. Chaidir, "Deteksi Karakter Huruf Arab Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network," *INTI Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 2, pp. 183–188, 2021, doi: 10.33480/inti.v15i2.2179.
- [16] R. N. S. Amriza and D. Supriyadi, "Komparasi Metode Machine Learning dan Deep Learning untuk Deteksi Emosi pada Text di Sosial Media," *J. Penelit. Ilmu dan Tek. Komput.*, vol. 13, no. 2, pp. 130–139, 2021.
- [17] I. Arifin, R. F. Haidi, and M. Dzalhaqi, "Penerapan Computer Vision Menggunakan Metode Deep Learning pada Perspektif Generasi Ulul Albab," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 7, no. 2, pp. 98–107, 2021, doi: 10.54914/jtt.v7i2.436.
- [18] Efanntyo and A. R. Mitra, "Perancangan Aplikasi Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Pencatatan Kehadiran Karyawan," *J. Instrumentasi dan Teknol. Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–11, 2021.
- [19] N. P. Wulandari and D. Fitriah, "Analisa Perbandingan Algoritma CNN Dan MLP Dalam Mendeteksi Penyakit COVID-19 Pada Citra X-Ray Paru," *J. Sains, Apl. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, p. 44, 2021.
- [20] D. J. P. Manajang, S. R. U. . Sompie, and A. Jacobus, "Implementasi Framework Tensorflow Object Detection Dalam Mengklasifikasi Jenis Kendaraan Bermotor," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 4, pp. 1821–1831, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i4.1269.
- [21] M. Ihsan, R. K. Niswatin, and D. Swanjaya, "Deteksi Ekspresi Wajah Menggunakan Tensorflow," *Joutica*, vol. 6, no. 1, p. 428, 2021, doi: 10.30736/jti.v6i1.554.
- [22] N. F. Hasan, K. Kusriani, and H. Al Fatta, "Analisis Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Penjualan Air Minum Dalam Kemasan," *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.30872/jurti.v3i1.2290.
- [23] S. Prihatiningsih, N. Shafiy M, F. Andriani, and N. Nugraha, "Analisa Performa Pengenalan Tulisan Tangan Angka Berdasarkan Jumlah Iterasi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 24, no. 1, pp. 58–66, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i1.1934.

Penerapan Algoritma Convolutional Neural Networks untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Jawa

ORIGINALITY REPORT

19%	15%	11%	5%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	journal.irpi.or.id Internet Source	2%
2	id.wikipedia.org Internet Source	1%
3	Aang Alim Murtopo, Maulana Aditdya, Pingky Septiana Ananda, Gunawan Gunawan. "PENERAPAN COMPUTER VISION UNTUK MENDETEKSI KELENGKAPAN ATRIBUT SISWA MENGGUNAKAN METODE CNN", PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset dan Observasi Sistem Komputer, 2024 Publication	1%
4	Submitted to Academic Library Consortium Student Paper	1%
5	Submitted to Queen's University of Belfast Student Paper	1%
6	Submitted to Universitas Sebelas Maret Student Paper	1%
7	123dok.com Internet Source	1%
8	e-journal.uajy.ac.id Internet Source	1%
9	Muhammad Sidiq Pramono, Aditya Permana Wibowo. "PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK IDENTIFIKASI	1%

PENYAKIT PADA TANAMAN PADI DARI CITRA
DAUN MENGGUNAKAN MODEL RESNET-101",
Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi, 2024
Publication

10 Mukhlis Santoso, Sarjon Defit, Yuhandri.
"Penerapan Convolutional Neural Network
pada Klasifikasi Citra Pola Kain Tenun
Melayu", Jurnal CoSciTech (Computer Science
and Information Technology), 2024
Publication

11 jurnal.untan.ac.id
Internet Source

12 Ni Putu Irene Pasca Nurahdika, Joko Sutopo.
"Analisa Performa Convolution Neural
Network Dalam Pengenalan Tulisan Tangan
Aksara Lontara", INTECOMS: Journal of
Information Technology and Computer
Science, 2025
Publication

13 etheses.uin-malang.ac.id
Internet Source

14 Submitted to ITESM: Instituto Tecnológico y
de Estudios Superiores de Monterrey
Student Paper

15 jpti.journals.id
Internet Source

16 www.usahakecil.id
Internet Source

17 Dion Pratama Putra, Giri Wahyu Wiriasto,
Paniran Paniran. "Detection of Lumpy Disease
in Livestock Using the MobileNetV2
Architecture Method", Jurnal Bumigora
Information Technology (BIte), 2024
Publication

18	www.scilit.net Internet Source	<1 %
19	Dewi Arumsari, Kharisma, Ulfi Saidata Aesyti. "Sistem Chatbot Layanan Informasi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory", <i>INDONESIAN JOURNAL ON DATA SCIENCE</i> , 2025 Publication	<1 %
20	Submitted to Georgia Institute of Technology Main Campus Student Paper	<1 %
21	Rinoo Rajesh, Narender Chinthamu, Seema Rani, Mahendra Kumar B, B Venkata Sivaiah. "Development of Powered Chatbots for Natural Language Interaction in Metaverse using Deep Learning with Optimization Techniques", 2023 Second International Conference on Augmented Intelligence and Sustainable Systems (ICAISS), 2023 Publication	<1 %
22	ojs.amikomsolo.ac.id Internet Source	<1 %
23	shmpublisher.com Internet Source	<1 %
24	Submitted to Binus University International Student Paper	<1 %
25	Ni Luh Widi Rahayu, Nyoman Gunantara, Made Sudarma. "Klasifikasi Jajanan Khas Bali Untuk Preservasi Pengetahuan Kuliner Lokal Menggunakan Arsitektur VGG-16", <i>SINTECH (Science and Information Technology) Journal</i> , 2024 Publication	<1 %

26 Wardhani Utami Dewi, Khoirin Nisa, Mustofa Usman. "IMPLEMENTATION OF DECISION TREE AND SUPPORT VECTOR MACHINE ON RAISIN SEED CLASSIFICATION", AKSIOMA: Jurnal Program Studi Pendidikan Matematika, 2023

Publication

<1 %

27 repository.uin-suska.ac.id

Internet Source

<1 %

28 Awang Herjunie Nurdy, Abdul Rahim, Arbansyah. "Analisis Sentimen Ulasan Game Stumble Guys Pada Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes", Teknika, 2024

Publication

<1 %

29 Chris Moulana Bachri, Wawan Gunawan. "Deteksi Email Spam menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)", Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN), 2024

Publication

<1 %

30 Zaid Romegar Mair. "Kajian Bakat Anak Melalui Pola Tulisan Tangan dengan Algoritma Convolutional Neural Network", Jurnal Komputasi, 2022

Publication

<1 %

31 www.coursehero.com

Internet Source

<1 %

32 Happy Alyzhya Haay, Suryasatriya Trihandaru, Bambang Susanto. "INTRODUCTION OF PAPUAN AND PAPUA NEW GUINEAN FACE PAINTING USING A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK", BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 2023

Publication

<1 %

33 id.123dok.com <1 %
Internet Source

34 journal.lppmunindra.ac.id <1 %
Internet Source

35 kandi.openweaver.com <1 %
Internet Source

36 repository.usd.ac.id <1 %
Internet Source

37 Diki Wahyudi Rustanto, Febri Liantoni,
Nurchaya Pradana Taufik Prakisyia.
"Identifikasi Penyakit Daun pada Tanaman
Padi Menggunakan Ekstraksi Fitur Gray Level
Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Metode K-
Nearest Neighbour (KNN)", Jurnal Sistem dan
Teknologi Informasi (JustIN), 2024
Publication

38 Egidio Bagus Sudewo, Muhammad Kunta
Biddinika, Rusydi Umar, Abdul Fadlil.
"Evaluating the Impact of Optimizer
Hyperparameters on ResNet in Hanacaraka
Character Recognition", Preservation, Digital
Technology & Culture, 2025
Publication

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On