

IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA TRANSLITERASI AKSARA JAWA KE AKSARA LATIN DENGAN PENERAPAN FUNGSI HINGE LOSS

Refansya Rachmad Akbar^{1*}, Basuki Rahmat², Achmad Junaidi³

¹⁻³ Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur Jl. Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya

Received: 14 September 2024

Accepted: 5 Oktober 2024

Published: 12 Oktober 2024

Keywords:

Aksara Jawa, Transliterasi, Klasifikasi Citra, CNN, Hinge Loss.

Correspondent Email:

refansya.slick@gmail.com

Abstrak. Masyarakat Jawa, terutama di wilayah kraton seperti Yogyakarta dan Surakarta, menggunakan aksara Jawa untuk melestarikan tradisi penulisan dalam Bahasa Jawa. Aksara Jawa atau yang sering disebut Hanacaraka sering digunakan untuk menulis berbagai jenis naskah, termasuk cerita, catatan sejarah, tembang kuno, dan ramalan primbon. Selain itu, aksara Jawa memiliki keterkaitan dengan aksara Bali, keduanya merupakan perkembangan Bahasa Kawi. Seiring berkembangnya zaman generasi milenial sudah mulai asing dengan aksara Jawa. Padahal pulau Jawa merupakan pulau terbesar dan memiliki beragam budaya, jika generasi ke generasi aksara Jawa mulai dilupakan akan berdampak buruk terhadap kelestarian budaya.

Pada era digitalisasi ini pembuatan transliterasi aksara Jawa ke aksara Latin digital dapat membantu mengatasi masalah tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi citra terhadap aksara Jawa untuk mendukung proses transliterasi tersebut, adapun algoritma yang digunakan dalam klasifikasi citra yaitu convolutional neural network.

Penerapan fungsi Hinge loss pada convolutional neural network merupakan tipe lain dari loss function yang biasa digunakan sebagai alternatif dari cross entropy untuk permasalahan klasifikasi citra. Namun, performa hinge loss terkadang lebih baik dari cross entropy dan terkadang lebih buruk dari cross entropy. Hasil terbaik pada implementasi convolutional neural network pada transliterasi aksara Jawa ke aksara Latin dengan penerapan fungsi hinge loss didapatkan pada rasio dataset 80:10:10 menggunakan arsitektur VGG19 dan loss function categorical hinge loss dengan menerapkan layer dropout 0,5 dan L2 Regularization 0,0001 mendapatkan hasil akurasi 100%, precision, recall 100%, dan f1-score 100%.

Abstract. Javanese society, especially in the palace areas such as Yogyakarta and Surakarta, uses Javanese script to preserve the tradition of writing in Javanese. Javanese script or often called Hanacaraka is often used to write various types of manuscripts, including stories, historical records, ancient songs, and primbon predictions. In addition, Javanese script is related to Balinese script, both of which are developments of the Kawi language. As time goes by, the millennial generation has begun to be unfamiliar with Javanese script. Even though Java is the largest island and has a diverse culture, if Javanese script is forgotten from generation to generation, it will have a negative impact on cultural sustainability.

In this digital era, transliterating Javanese script into digital Latin script can help overcome this problem. This study aims to classify images of Javanese script to support the transliteration process, the algorithm used in image classification is a convolutional neural network.

The application of the Hinge loss function to the convolutional neural network is another type of loss function that is commonly used as an alternative to

cross entropy for image classification problems. However, the performance of hinge loss is sometimes better than cross entropy and sometimes worse than cross entropy. The best results in the implementation of convolutional neural networks in transliterating Javanese script into Latin script with the application of the hinge loss function were obtained at a dataset ratio of 80:10:10 using the VGG19 architecture and the categorical hinge loss function by applying a dropout layer of 0.5 and L2 Regularization of 0.0001 getting 100% accuracy, precision, 100% recall, and 100% f1-score.

1. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara kepulauan terbesar di dunia dengan memiliki 17.504 pulau. Tercatat pada tahun 2015, jumlah penduduk Indonesia mencapai 255 juta jiwa dengan Bahasa, etnis, adat istiadat, dan agama yang berbeda[1]. Beranekaragam suku dan budaya menjadi suatu kekayaan tak terhingga nilainya bagi nusa dan bangsa itu sebabnya hal ini harus kita lestarikan dan amalkan pada anak cucu kita. Aksara jawa merupakan salah satu budaya Indonesia berbentuk tulisan yang berada di pulau jawa khususnya provinsi jawa timur. Menurut data Indonesia di pulau jawa menempati peringkat pertama dengan jumlah penduduk terbanyak di Indonesia dengan total sekitar 141 juta jiwa. Aksara jawa merupakan salah satu aksara tradisional yang ada di Indonesia. Masyarakat jawa, terutama di wilayah kraton seperti Yogyakarta dan Surakarta, menggunakan aksara jawa untuk melestarikan tradisi penulisan dalam Bahasa jawa. Aksara jawa atau yang sering disebut Hanacaraka sering digunakan untuk menulis berbagai jenis naskah, termasuk cerita, catatan sejarah, tembang kuno, dan ramalan primbon. Selain itu, aksara jawa memiliki keterkaitan dengan aksara bali, keduanya merupakan perkembangan Bahasa kawi. Seiring perkembangannya zaman, banyak generasi muda yang kurang meminati aksara jawa. Padahal aksara jawa ini sangat penting untuk kita lestarikan karena aksara jawa termasuk dalam cagar budaya serta masih banyak terdapat tulisan-tulisan menggunakan aksara jawa di daerah Yogyakarta. Menurut Nadiem Makarim dalam pembukaan kongres aksara jawa 1 sebagai berikut “Aksara adalah unsur paling pokok dari bahasa. Pelestarian aksara jawa harus dipandang sebagai Langkah yang mutlak untuk menjaga keberlangsungan budaya jawa, sebab melestarikan aksara jawa berarti merawat budaya jawa yang mendorong

perciptaan aneka bentuk ekspresi yang akan semakin memperkaya kebudayaan bangsa Indonesia,” ujar Nadiem Makarim dalam pembukaan kongres jawa 1 yang dilaksanakan di Yogyakarta. Kurangnya ketertarikan generasi muda terhadap aksara jawa ini membuat terancamnya budaya aksara jawa. Oleh sebab itu, perkembangan teknologi memiliki pengaruh terhadap budaya-budaya di Indonesia. Dengan adanya perkembangan teknologi ini penulis ingin mengambil sisi positif dari perkembangan teknologi yang sangat pesat ini dengan cara mengambil sisi positif dan menggunakan teknologi ini sebagai inovasi dalam pengembangan klasifikasi transliterasi aksara jawa ke aksara latin. Seiring berkembangnya zaman, pada era digitalisasi ini teknologi berkembang sangat cepat khususnya dalam perkembangan pengolahan citra. Klasifikasi objek pada gambar secara umum menjadi salah satu masalah dalam visi komputer, bagaimana sebuah komputer dapat mencontoh kemampuan manusia dalam memahami informasi gambar, mengenali objek layaknya manusia, seperti mengenali tulisan tangan atau mengenali pola tertentu pada sebuah gambar[2] Pada klasifikasi citra ada beberapa metode algoritma yang dapat digunakan, Convolutional neural network adalah salah satu algoritma untuk klasifikasi citra yang dimana convolutional neural network merupakan jenis arsitektur jaringan saraf tiruan (neural network) yang dirancang khusus untuk mengganti tugas-tugas pengolahan citra dan pengenalan pola spasial. Hinge loss merupakan tipe lain dari loss function yang biasa digunakan sebagai alternatif dari cross entropy untuk permasalahan klasifikasi citra. Namun, performa hinge loss terkadang lebih baik dari cross entropy dan terkadang lebih buruk dari cross entropy[3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Penelitian Terdahulu*

Penelitian yang dilakukan oleh Anastasia Rita Widiarti dan Hari Suparwito tahun 2023 tentang penelitian pendahuluan transliterasi citra aksara bali menggunakan ciri momen invarian dan algoritma klasifikasi SVM atau CNN yang dimana pada hasil dan pembahasan data latih menggunakan klasifikasi SVM mendapatkan hasil prosentasi tertingginya adalah 82.32%. Penelitian yang dilakukan oleh A.A.Sg.Mas Karunia Maharani dan Fitri Bimantoro tahun 2020 Hasil pengujian dengan 18 kelas sesuai dengan jumlah karakter Aksara Sasak sebagai berikut. Pengujian terhadap eigen value dengan nilai jumlah eigen terbaik untuk klasifikasi Aksara Sasak adalah 17 untuk ketiga ukuran citra yang diujikan yaitu 128x128, 64x64, dan 32x32 dengan akurasi sebesar 90.92%, 90.58%. dan 86.14%. Penelitian terkait lainnya yang dilakukan oleh Fandi Ilham dan Naim Rochmawati tentang transliterasi aksara jawa tulisan tangan ke tulisan latin menggunakan CNN Setelah semua tahap selesai penulis menguji 20 citra tulisan tangan yang akan aksara jawa yang ditulis di kertas, jika ada satu citra yang tidak tersegmentasi dengan baik maka penulis menganggap citra itu gagal dipisahkan. Dari 20 citra akurasi yang didapat 90% yang berarti 2 citra gagal disegmentasi.

2.2. *Aksara Jawa*

Aksara jawa atau dikenal dengan nama hanacaraka atau carakan adalah aksara jenis turunan dari aksara Brahmi yang digunakan untuk penulisan naskah-naskah berbahasa jawa, bahasa Makasar, bahasa Sunda dan bahasa Sasak. Beberapa orang lokal masih menggunakan karakter ini sebagai contoh untuk nama tempat, temoat turis, pernikahan, batu nisan, dll[4]. Aksara jawa memiliki kelompok aksara antara lain aksara kapital(murda), vokal(swara), rekaan(rekan), pengubah bunyi (sandangan), penanda gugus konsonan, penutup konsonan(pasangan), pangkon, tanda baca, dan angka. Aksara ngelegena atau aksara pokok memiliki 20 aksara.

2.3. *Kecerdasan Buatan*

Kecerdasan buatan atau Artificial Intelligent (AI) adalah salah satu cabang ilmu komputer yang dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang, termasuk perpustakaan[5]. Pada dasarnya, kecerdasan buatan mencakup berbagai Teknik, metode, dan pendekatan, termasuk tidak terbatas pada pembelajaran mesin, pengolahan Bahasa alami, penglihatan computer, logika fuzzy, jaringan saraf tiruan, dan banyak lagi.

2.4. *Deep Learning*

Deep learning adalah metode pembelajaran mesin yang memungkinkan komputer melakukan tugas-tugas yang menyerupai manusia. Deep learning merupakan teknologi yang mendukung perkembangan kecerdasan buatan (AI) dan telah menghasilkan kemajuan signifikan di berbagai bidang[6]. Deep learning juga menjadi kunci dalam pengembangan sistem kemudi otomatis untuk kendaraan dalam beberapa tahun terakhir. Teknologi ini memiliki kegunaan yang besar dalam menyelesaikan berbagai masalah, baik yang membutuhkan pengawasan, tanpa pengawasan, maupun semi terawasi. Sehingga dapat mengurangi kompleksitas pemrograman.

2.5. *Convolutional Neural Network*

Convolutional neural network merupakan jenis saraf tiruan yang umumnya digunakan untuk memproses data gambar. CNN mampu melakukan deteksi dan identifikasi untuk memproses data gambar. CNN memiliki kesamaan dengan jaringan saraf konvesional, terdiri dari neuron-neuron dengan bobot, bias dan fungsi aktivasi. Lapisan kovolusi dalam CNN juga terdiri dari neuron-neuron yang membentuk filter dengan dimensi panjang dan tinggi. Fungsi dari konvolusi di dalam CNN digunakan untuk ekstraksi fitur, dan dari proses ini nantinya akan menghasilkan fitur-fitur tertentu yang akan diproses multilayer perceptron untuk menghasilkan sebuah output dari inputan gambar. Terdapat tiga proses utama yang ada dalam konvolusi yaitu konvolusi, sub sampling, dan activation ReLu[7].

2.6. Dropout

Dropout adalah teknik regularisasi yang umum digunakan dalam jaringan saraf untuk mencegah terjadinya overfitting. Teknik ini melibatkan secara acak mengabaikan atau menonaktifkan sejumlah neuron selama proses pelatihan. Dalam hal ini, kontribusi neuron yang dinonaktifkan dihilangkan secara sementara dari jaringan, dan bobot baru juga tidak diterapkan pada neuron tersebut saat melakukan backpropagation[8]. Dengan mengabaikan sebagian neuron secara acak, dropout memaksa jaringan untuk menjadi lebih fleksibel dan mencegahnya mengandalkan terlalu banyak pada subset tertentu dari neuron saat membuat prediksi. Hal ini membantu jaringan menjadi lebih generalis dan mencegahnya dari memorisasi data pelatihan yang dapat menyebabkan performa yang buruk pada data baru.

2.7. Loss Function

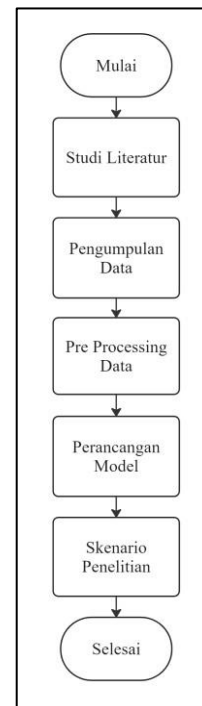
Dalam algoritma optimasi, fungsi yang menilai kualitas solusi yang diajukan dikenal sebagai fungsi tujuan. Secara umum, pada jaringan saraf, tujuan adalah untuk meminimalkan kesalahan. Oleh karena itu, fungsi tujuan sering disebut sebagai cost function atau loss function, dan nilai yang dihasilkan oleh fungsi tersebut disebut sebagai "loss".

2.8. Hinge Loss

Ketika jarak titik data dari batas keputusan lebih besar dari atau sama dengan 1, ukuran kerugian adalah 0. Ketika jarak dari batas keputusan kurang dari 1 maka akan menanggung kerugian. Pada jarak 0 (titik data berada pada batas keputusan) maka ukuran kerugian adalah 1. Titik yang diklasifikasikan dengan benar akan memiliki ukuran kerugian yang kecil, sementara titik yang diklasifikasikan secara salah akan memiliki ukuran kerugian yang tinggi. Hinge loss yang tinggi menunjukkan titik poin berada di sisi yang salah dari batas keputusan sementara untuk klasifikasi yang benar akan mendapatkan hinge loss yang rendah. Berikut adalah formula matematis pada hinge loss.

3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, diperlukan tahapan dan langkah-langkah dalam proses pengerjaannya. Tahapan penelitian dibutuhkan agar pengerjaan sebuah penelitian dapat berjalan dengan baik, sehingga dapat menemukan serta menjawab tujuan dari rumusan masalah yang dijelaskan sebagai berikut.



Gambar 1. Alur penelitian

3.1. Studi Literatur

Pada tahapan studi literatur, kegiatan yang dilakukan peneliti adalah mencari, membaca, dan mempelajari publikasi artikel, majalah, dan penelitianpenelitian sebelumnya dengan tema yang serupa dengan penelitian yang dilakukan. Literatur tersebut didapatkan dengan melakukan pencarian pada internet. Studi literatur dilakukan dengan tujuan agar mendapatkan dasar teori pendukung dalam melaksanakan sebuah penelitian, seperti pengolahan citra, algoritma CNN, algoritma SVM, hingga konsep dalam penggabungannya. Referensi dari studi literatur yang telah dipelajari dan digunakan pada penelitian ini dilampirkan pada daftar Pustaka.

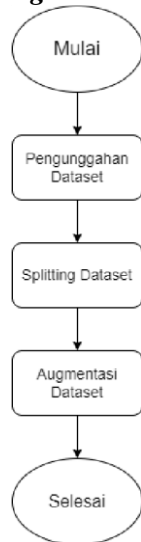
3.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan dataset aksara jawa dasar yang didapatkan dari kaggle yang bersifat public dataset. Dataset tersebut di unggah oleh Rengga Prakoso Nugroho dengan judul Aksara Jawa / Hanacaraka yang berjumlah sebesar 2.154 data hanacaraka yang terbagi dalam 20 kelas yaitu ha, na, ca, ra, ka, da, ta, sa, wa, la, pa, dha, ja, ya, nya, ma, ga, ba, tha, nga, yang dimana dataset tersebut berformat .png.



Gambar 2. Aksara Jawa.

3.3. PreProcessing



Gambar 3. Alur PreProcessing

Tahapan pertama yang akan dilakukan penulis adalah mengunggah dataset yang telah dikumpulkan ke dalam Google Drive. Kemudian penulis akan melakukan import dataset dari Google Drive ke Google Colab. Setelah dataset berhasil di import penulis melakukan resize dalam setiap dataset menjadi 200 x 200 piksel yang bertujuan untuk menunjang proses pelatihan dan pengujian akan menghasilkan hasil yang maksimal. Setelah data citra berhasil di rubah selanjutnya data tersebut siap di proses pada tahap selanjutnya.

3.3.1. Splitting Dataset

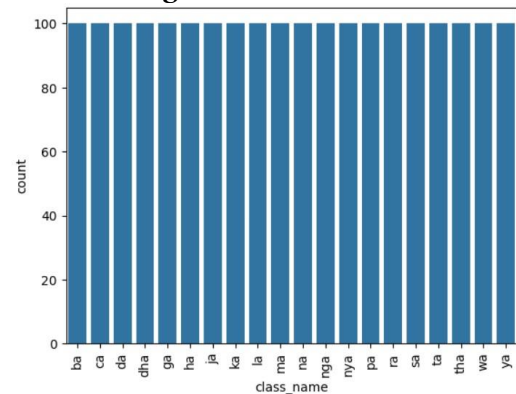
Jenis Data	Rasio	Jumlah Data
Data Latih	80%	3200
Data Validation	10%	400
Data Testing	10%	400
Total Dataset		4000

Gambar 4. Splitting Dataset

Melakukan pemisahan dataset menjadi 3 bagian yaitu data latih, data testing, data validation. Data latih adalah set data yang

dipakai untuk melatih model. Data validation adalah kumpulan data yang digunakan selama pelatihan model untuk menyesuaikan parameter dan mengoptimalkan kinerja model. Data testing adalah kumpulan data yang dipergunakan untuk mengevaluasi model setelah proses pelatihan selesai. Jadi, prosesnya adalah model dilatih dengan data latih, kemudian diperiksa kinerjanya menggunakan data validation, dan akhirnya diuji dengan menggunakan data testing. Pada penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 1562 aksara yang akan dilakukan pembagian dengan rasio data sebanyak 80% untuk data latih, 10% persen untuk data validation, dan 10% data testing.

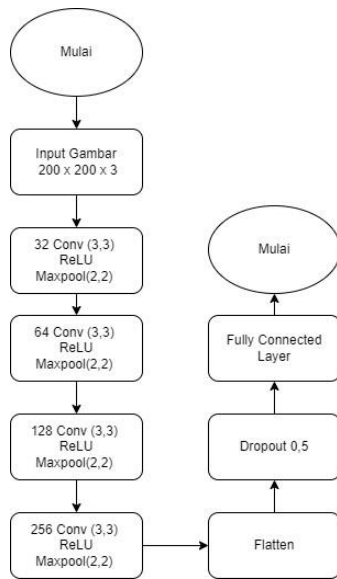
3.3.2. Augmentasi Dataset



Gambar 5. Augmentasi Dataset

Pembagian data dari setiap kelas menjadi seimbang setelah melakukan augmentasi dengan dibantu library augmentor package. Dataset yang dihasilkan setelah proses augmentasi berjumlah 4000 data dengan pembagian 100 data per kelasnya. Setelah itu, akan dilakukan splitting data ulang untuk membagi data menjadi 3 bagian yaitu 80% data latih, 10% data validation, 10% data testing.

3.4. *Arsitektur CNN*



Gambar 6. Arsitektur CNN

Arsitektur CNN yang diterapkan dalam penelitian ini terdiri dari lapisan konvolusi, aktivasi, dan pooling yang bekerja secara hierarkis untuk memproses gambar. Lapisan konvolusi berfungsi mendeteksi fitur visual seperti tepi, tekstur, dan pola pada gambar. Lapisan aktivasi menambahkan nonlinearitas untuk meningkatkan representasi fitur yang lebih kompleks. Dalam penelitian ini, arsitektur CNN menggunakan 4 lapisan konvolusi dengan jumlah filter berturut-turut 32, 64, 128, dan 256, dengan ukuran filter 3x3, dan pooling maksimal diterapkan setelah setiap lapisan konvolusi. Lapisan berikutnya adalah Flatten Layer yang bertujuan mengubah peta fitur dari lapisan MaxPooling2D ketiga menjadi vektor satu dimensi. Terakhir, lapisan Fully Connected yang terdiri dari lapisan Dense menghubungkan neuron antar lapisan untuk memproses dan memahami hubungan antara fitur-fitur tersebut.

3.5. *Fungsi Hinge Loss*



Gambar 7. Alur Hinge Loss

Penjelasan pada gambar 7 yaitu dimulai dari output feature yang dihasilkan oleh arsitektur CNN yang akan menjadi masukan dari penerapan fungsi hinge loss. Setelah itu, dilakukan perhitungan hinge loss yang dimana pada perhitungan ini ketika jarak titik data dari batas keputusan lebih besar dari atau sama dengan 1, ukuran kerugian adalah 0. Ketika jarak dari batas keputusan kurang dari 1 maka akan menanggung kerugian. Pada jarak 0 (titik data berada pada batas keputusan) maka ukuran kerugian adalah 1. Kemudian setelah dilakukan penghitungan fungsi hinge loss, nilai-nilai loss ini kemudian digabungkan dan kemungkinan dinormalisasi. Pada langkah ini, apabila terdapat multiple citra dalam satu batch, loss dari setiap citra akan diakumulasikan untuk menghasilkan total loss untuk batch tersebut. Setelah dilakukan normalisasi pada gabungan nilai-nilai loss maka model CNN akan diperbarui melalui proses backpropagation untuk meminimalkan total hinge loss dengan cara memperbarui bobot dan bias jaringan. Setelah semua tahapan diproses akan menghasilkan output berupa performa model dari arsitektur model CNN dengan penerapan fungsi hinge loss.

3.6. Skenario Penelitian

Skenario pada penelitian ini dibuat untuk mendapatkan rancangan secara detail dalam penelitian ini. Skenario penelitian yang dibuat yaitu membandingkan hasil performa berdasarkan nilai parameter dropout dengan nilai 0.2 dan 0.5 pada model CNN dan hinge loss. Hasil tersebut kemudian akan dianalisa dan dibandingkan dengan model CNN tanpa penerapan fungsi hinge loss. Skenario penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada tabel

no	Model	Rasio	Drop out	Learning Rate	Hasil
1.	CNN	80:10 :10	0.2	0,000 1	99%
2.			0.5	0,000 1	99%
3.	CNN dengan fungsi categor ical hinge loss	80:10 :10	0.2	0,000 1	96%
4.			0.5	0,000 1	99%
5.	CNN	80:10 :10	0.2	0,001	99%
			0.5	0,001	99%
6.	CNN dengan fungsi categor ical hinge loss	80:10 :10	0.2	0,001	98%
			0.5	0,001	99%
7.	CNN	60:20 :20	0.2	0,000 1	100 %
			0.5	0,000 1	100 %
8.	CNN dengan fungsi categor ical hinge loss	60:20 :20	0.2	0,000 1	97%
			0.5	0,000 1	99%
9.	CNN	60:20 :20	0.2	0,001	99%
			0.5	0,001	100 %

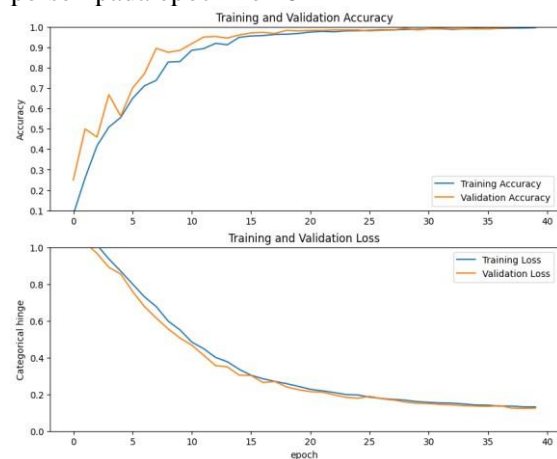
10.	CNN dengan fungsi categor ical hinge loss	60:20:20	0.2	0,001	100 %
			0.5	0,001	98%

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Memuat hasil, Pengujian dan pembahasan tentang skripsi yang telah dilakukan. Pada penjelasan preprocessing data bab 3 selanjutnya memasuki bab 4 ini penulis langsung menuju pelatihan model.

4.1. Pelatihan Model

Pelatihan bertujuan untuk melakukan analisis lebih lanjut. Kemudian setelah dilakukan beberapa percobaan, peneliti hanya membutuhkan pelatihan selama 40 epoch yang dimana model akan melihat seluruh data pelatihan sebanyak 40 kali. Lalu penggunaan data validasi hanya untuk mengevaluasi kinerja model dapat menggeneralisasi ke data baru agar mengetahui terjadi overfitting atau tidak. Pada percobaan ke 15 ini menghasilkan akurasi yang tinggi sebesar 99 persen dan loss sebesar 0,13 persen pada epoch ke 46



Gambar 11. Grafik akurasi dan loss skenario14

Penjelasan dari grafik diatas menunjukan bahwa penerapan arsitektur VGG19 menggunakan dropout sebesar 0.2, regulasi L2 sebesar 0,001, optimizer SGD Momentum sebesar 0,001, parameter momentum 0.9 dan loss function categorical_hinge dengan rasio pembagian data sebesar 80 persen untuk data training, 10 persen untuk data validasi, dan 10 persen untuk data

test menghasilkan grafik yang bagus dan tidak mengalami overfitting.

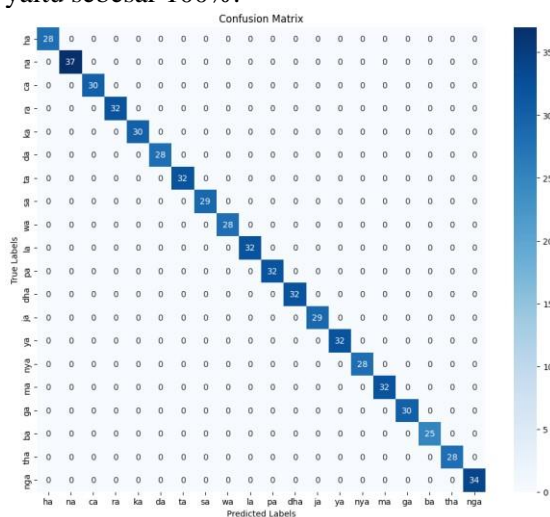
4.2. Pengujian Model

Tahap pengujian model dilakukan dengan melakukan prediksi dari data tes yang telah dibuat pada tahapan sebelumnya. Proses pengujian ini dilakukan pada hasil pelatihan dengan arsitektur VGG19 uji digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat memprediksi label pada setiap gambar di data tes. Hasil akurasi pengujian ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Penelitian

Skema	Model	Splittin g Data	Learnin g Rate	Akura si
1	CNN dengan fungsi categoric al hinge loss	80:10:10	0.0001	100%

Pada skenario 14, model berhasil melakukan prediksi dengan benar sebanyak 640 gambar. Hasil tersebut memberikan gambaran bahwa model mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 100%.



Gambar 13. Confusion matrix

4.3. Analisa Hasil Pengujian

Analisa hasil pengujian meliputi evaluasi metrik performa yang terdiri dari nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Laporan klasifikasi yang diberikan menggambarkan kinerja dari

model pada dua kelas berbeda, yaitu segar dan busuk.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
ha	1.00	1.00	1.00	28
na	1.00	1.00	1.00	37
ca	1.00	1.00	1.00	30
ra	1.00	1.00	1.00	32
ka	1.00	1.00	1.00	30
da	1.00	1.00	1.00	28
ta	1.00	1.00	1.00	32
sa	1.00	1.00	1.00	29
wa	1.00	1.00	1.00	28
la	1.00	1.00	1.00	32
pa	1.00	1.00	1.00	32
dha	1.00	1.00	1.00	32
ja	1.00	1.00	1.00	29
ya	1.00	1.00	1.00	32
nya	1.00	1.00	1.00	28
ma	1.00	1.00	1.00	32
ga	1.00	1.00	1.00	30
ba	1.00	1.00	1.00	25
tha	1.00	1.00	1.00	28
nga	1.00	1.00	1.00	34
accuracy			1.00	608
macro avg	1.00	1.00	1.00	608
weighted avg	1.00	1.00	1.00	608

Gambar 14. Matrix evaluasi

Pada gambar 14 menunjukkan hasil laporan klasifikasi model14 yang dimana precision merupakan jumlah prediksi benar untuk kelas tertentu terhadap total jumlah prediksi yang dibuat untuk kelas tersebut, recall yaitu rasio jumlah prediksi benar untuk kelas tertentu terhadap total jumlah instance sebenarnya dari kelas tersebut, f1-score merupakan rata-rata dari precision dan recall, dan support merupakan jumlah instance sebenarnya untuk setiap kelas dalam dataset. Pada hasil laporan klasifikasi diatas menunjukkan nilai precision, recall, dan f1-score rata-rata mendekati 1.00 untuk hampir semua kelas yang berarti model sangat akurat dalam melakukan prediksi dan mampu mendeteksi hampir semua instance dengan benar, Dengan akurasi keseluruhan sebesar 100 persen, dapat disimpulkan bahwa model ini sangat efektif dan hanya membuat sedikit kesalahan dalam proses klasifikasinya.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma convolutional neural network (CNN) dengan penerapan fungsi hinge loss dapat digunakan secara optimal dan efektif untuk transliterasi aksara Jawa ke aksara Latin. Berdasarkan pengujian berbagai skenario, penulis menemukan bahwa rasio dataset 80:10:10 lebih optimal dan efektif. Arsitektur

VGG19 terbukti cukup baik dan optimal dengan 19 lapisan, terdiri dari 16 lapisan konvolusi dan 3 lapisan fully connected, serta filter berukuran 3x3. Penerapan L2 Regularization dan Dropout layer berperan penting dalam meningkatkan performa model serta mencegah overfitting. Optimizer SGD dengan momentum parameter 0.9 terbukti sangat cocok dalam penelitian ini, menghasilkan akurasi tinggi dan mencegah overfitting. Pada arsitektur VGG19, skenario 5 yang menggunakan optimizer SGD Momentum 0.9 dan loss function categorical hinge menghasilkan akurasi 99% dan loss 0.10%. Sementara itu, pada rasio dataset 80:10:10, skenario 14 menghasilkan performa terbaik dengan arsitektur VGG19, dropout 0.5, L2 Regularization pada fully connected layer sebesar 0.0001, optimizer SGD Momentum 0.9, dan loss function categorical hinge, mencapai akurasi 100% dengan loss 0.10% setelah 40 epoch pelatihan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji Syukur kami panjatkan kehadiran Allah SWT atas segala limpahan Rahmat, hidayah, serta karunia-Nya, yang telah melimpahkan berkah-Nya sehingga dapat menyelesaikan penelitian ini. Dalam kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan sumbangan berharga dalam penulisan skripsi yang berjudul implementasi algoritma convolutional neural network pada transliterasi aksara jawa ke aksara latin dengan penerapan fungsi hinge loss dapat terselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. T. Stefanus Christian Adi Pradhana, Untari Novia Wisesty S.T., M.T., Febryanthi Sthevanie S.T., "Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 2558–2567, 2020.
- [2] Nurul A'yunnisa, Y. Salim, and H. Azis, "Analisis Performa Metode Gaussian Naïve Bayes untuk Klasifikasi Citra Tulisan Tangan Karakter Arab," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 115–121, 2022, doi: 10.56705/ijodas.v3i3.54.
- [3] M. Ichwan and A. Olga Zerlinda, "MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database Implementasi Arsitektur

InceptionResNet-v2 dan Squared Hinge Loss (Studi Kasus Klasifikasi Pose Yoga)," *J. MIND J. / ISSN*, vol. 7, no. 2, pp. 124–138, 2022, [Online].

- Available: <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v7i2.124-138>.
- [4] A. S. Putra, "Identifikasi Aksara Jawa pada Naskah Kuno dengan Metode CNN," 2020.
 - [5] A. O. P. Dewi, "Kecerdasan Buatan sebagai Konsep Baru pada Perpustakaan," *Anuva J. Kaji. Budaya, Perpustakaan, dan Inf.*, vol. 4, no. 4, pp. 453–460, 2020, doi: 10.14710/anuva.4.4.453-460.
 - [6] A. Kusuma Putra, H. Bunyamin, and K. Maranatha Jl drg Surya Sumantri No, "Pengenalan Simbol Matematika dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Strateg.*, vol. 2, no. November, p. 426, 2020.
 - [7] A. A. Rahmawati, I. A. Putri, I. Gede, and S. Mas Diyasa, "Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA) Rancang Bangun Klasifikasi Aksara Jawa Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Website," vol. 3, pp. 191–195, 2023.
 - [8] A. Kholik, "Klasifikasi Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Tangkapan Layar Halaman Instagram," *J. Data Min. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 10, 2021, doi: 10.33365/jdmsi.v2i2.1345.