

Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Stefanus Christian Adi Pradhana¹, Untari Novia Wisesty S.T.,M.T.², Febryanthi Sthevanie S.T.,M.T.³

¹²³Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹bluezchrist@student.telkomuniversity.ac.id, ²untarinw@telkomuniversity.ac.id,

³shevanie@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Aksara Jawa merupakan salah satu warisan budaya suku Jawa yang penggunaannya perlu dilestarikan. Aksara Jawa memiliki bentuk tulisan yang unik dan memiliki makna yang berbeda menyebabkan perlunya pembelajaran atau merupakan warga asli yang sering membaca tulisan tersebut. Dengan teknologi yang telah berkembang sampai saat ini, dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan kesadaran dan kemudahan dalam mempelajari budaya Jawa tersebut. Pada penelitian ini dibuat sebuah sistem yang mampu mengenali gambar aksara Jawa yang ditulis tangan pada lembaran kertas. Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan sebagai basis pembuatan sistem, dimana CNN dapat mengenali tulisan tanpa menggunakan algoritma ekstraksi fitur tambahan. Dalam penelitian ini CNN mampu mengenali gambar tulisan dengan performansi model 95,35% pada saat proses pelatihan menggunakan *data training*. Hasil klasifikasi pada *data test* menghasilkan akurasi sebesar 73%, menunjukkan bahwa CNN dapat mengenali sebagian besar gambar tulisan tangan aksara Jawa.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network*, pengenalan tulisan, aksara Jawa

Abstract

Javanese script is one of many heritages of Javanese tribe, which in need to be preserved. With how unique its style and how each word has different meaning, to understand Javanese script means the need of learning the script or simply is a native that has frequently read the script. Current technology makes it possible to increase awareness and make easier access to learn the culture. This research has built a system which managed to recognize handwritten Javanese script images that were drawn in papers. *Convolutional Neural Network* algorithm is the basis of the system, which managed to recognize the script without any extra feature extraction method. The performance of model of the CNN is around 95,35%. The classification result of test data yields around 73% which shows how CNN is capable of recognizing most of handwritten Javanese script.

Keywords: *Convolutional Neural Network*, character recognition, Javanese script

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Seiring dengan berkembangnya zaman, teknologi semakin berkembang dan maju. Budaya-budaya yang seharusnya perlu dilestarikan dan dilestarikan, semakin terkikis. Di Indonesia khususnya daerah Pulau Jawa, sebagian besar merupakan orang Jawa. Suku Jawa memiliki keanekaragaman budaya yang perlu dilestarikan. Salah satunya adalah tulisan yang mewakili bahasa tersebut, yaitu aksara Jawa.

Aksara Jawa merupakan tulisan tradisional yang merepresentasikan bahasa Jawa dan beberapa bahasa lain di Indonesia. Dalam aksara Jawa, terdapat berbagai jenis aksara yang digolongkan sesuai fungsinya. Terdapat 20 aksara dasar dari aksara Jawa beserta aksara lain yang meliputi tanda baca, aksara suara, dan angka.

Aksara Jawa				
ꦲ	ꦤ	ꦕ	ꦫ	ꦏ
ha	na	ca	ra	ka
ꦢ	ꦠ	ꦱ	ꦮ	ꦭ
da	ta	sa	wa	la
ꦥ	ꦢ	ꦗ	ꦪ	ꦚ
pa	dha	ja	ya	nya
ꦩ	ꦒ	ꦧ	ꦠ	ꦚ
ma	ga	ba	tha	nga

Gambar 1 Aksara Jawa dasar

Penggunaan aksara jawa semakin menurun pada waktu kini. Penggunaan aksara jawa mengalami penurunan secara drastic setelah diperkenalkannya bentuk aksara latin pada masa kolonial Belanda, yang lebih mudah penggunaannya. Dari hasil penelitian Annas Marzuki, aksara jawa benar-benar telah ditinggalkan dalam pengertian fungsionalnya telah digantikan oleh aksara latin. [1] Ia berpendapat dengan dukungan yang kuat dari masyarakat dan penggunaan teknologi sekarang aksara jawa dapat menjadi aksara utama yang digunakan dalam penulisan di Indonesia atau aksara yang sejajar dengan aksara latin sehingga dapat digunakan secara berdampingan seperti negara India.

Tidak sedikit mereka yang bukan berasal dari Jawa, tertarik untuk mengenal dan mempelajari bahasa Jawa beserta aksaranya. Untuk mempermudah dalam membaca aksara jawa, dengan bantuan teknologi sekarang dibuat sistem yang dapat mengenal tulisan aksara jawa melalui media citra menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network*.

Topik dan Batasannya

Sesuai dengan latar belakang rumusan masalah yang ada pada kasus ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara membangun sistem yang dapat mengenali aksara jawa dengan memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network*?
2. Bagaimana tingkat akurasi yang dihasilkan oleh sistem pengenalan huruf jawa yang dibangun?

Berikut yang menjadi batasan masalah pada kasus ini:

1. Aksara jawa yang dikenali sebatas aksara jawa dasar.
2. Dataset aksara jawa merupakan gambar tulisan tangan yang diakuisisi dari murid SMP Negeri 1 Magelang
3. Aksara jawa ditulis pada lembar kertas putih dengan tinta hitam yang dipindai menjadi gambar melalui media *scanner*.

Tujuan

Berikut merupakan tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini:

1. Membangun suatu sistem yang dapat mengenali aksara Jawa menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* untuk memudahkan pembelajaran dan pelestarian aksara jawa.
2. Mendapatkan sistem yang memiliki akurasi baik untuk mengenali aksara jawa.

Organisasi Tulisan

Pada penelitian ini konten yang akan dibahas berupa studi terkait, susunan sistem, evaluasi dan analisis hasil, dan kesimpulan. Studi terkait membahas penelitian-penelitian terkait yang telah dilakukan yang menjadi dasar pertimbangan penelitian ini. Susunan sistem berupa rangkaian rancangan sistem yang dibangun pada penelitian ini. Evaluasi dan analisis sistem merupakan hasil dari sistem yang dirancang penelitian ini beserta penjelasan analitisnya. Kesimpulan adalah rangkuman keseluruhan dari hasil uji coba yang dilakukan beserta saran untuk penelitian kedepan.

2. Studi Terkait

Pengenalan Aksara Jawa

Terdapat beberapa penelitian mengenai pengenalan aksara jawa yang telah berhasil maupun tidak berhasil dalam mengenali aksara jawa. Dalam penelitian oleh Aloysius Tanto Wibowo digunakan algoritma jaringan syaraf tiruan dengan hasil akurasi sebesar 83%. Pengujian dilakukan pada data tulisan tangan aksara jawa digital dimana aksara yang sulit dikenali berupa Ca dan Wa. [2]

Zaky Mukhoyyar melakukan pengenalan aksara jawa dengan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor, dengan data gambar aksara jawa digital yang didapat dari dataset font. Segmentasi berbasis histogram dilakukan sebagai input fitur gambar yang akan dihitung pada KNN dengan metrik Manhattan Distance. hasil akurasi yang diperoleh sebesar 90%. [3]

Pengenalan tulisan tangan aksara jawa dengan menggunakan Multi Layer Perceptron oleh Madha Christian Wibowo, Sandy Wirakusuma menghasilkan akurasi sebesar 56%. Hasil yang didapatkan disebabkan oleh kemiripan pola huruf aksara jawa, "Ha", "Na", "Ka" dimana disarankan untuk menggunakan ekstrasi fitur yang dapat memberikan identitas yang jelas untuk setiap huruf. [4]

Farida Asriani dan Azis Wisnu Widhi Nugraha mencoba menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan perambatan-balik untuk mengenali tulisan tangan aksara jawa. Hasil akurasi yang didapat sebesar 95,81%, dimana hasil tersebut didapat setelah dilakukan perbaikan pada model yang dibuat. Awalnya akurasi tertinggi yang didapat sebesar 67,84% namun dengan menambah jumlah epoch, jumlah hidden layer, meningkatkan performa model sehingga didapat akurasi lebih tinggi. Pada pengenalan tersebut aksara yang paling sering salah terdapat pada aksara 'Sa' dan 'Wa'. [5]

Bondan Sebastian, Gregorius Satia Budhi, dan Rudy Adipranata, menggunakan *Decision Tree* untuk mengenali dokumen beraksara jawa. Mereka mencoba dengan mengekstrak fitur garis dan lekukan pada aksara jawa. Hasil akurasi yang didapat pada data yang belum pernah diberlakukan untuk aksara carakan sebesar 14,39%, untuk aksara pasangan sebesar 13,73%, untuk aksara sandhangan sebesar 14,1%, dan 14,1% untuk keseluruhan data. Hasil tersebut sangatlah jauh dengan hasil training dimana pada setiap kategori mendapatkan akurasi 100%. [6]

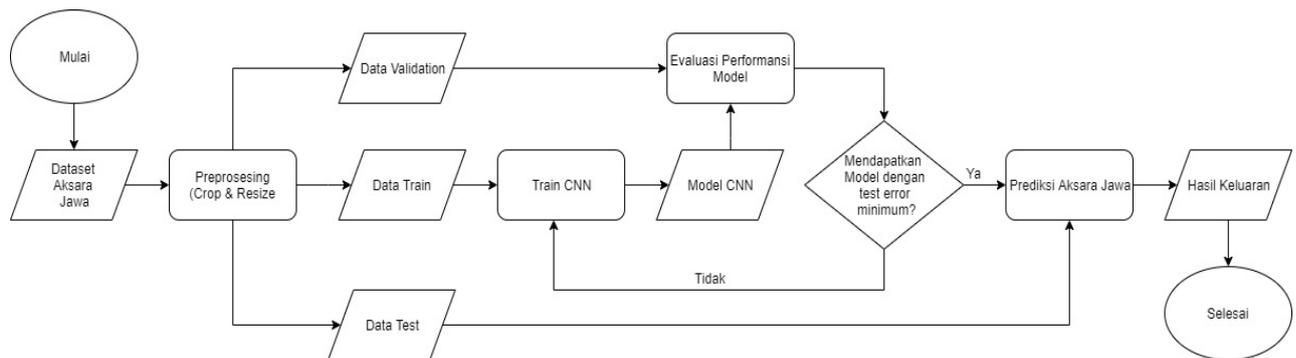
Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network merupakan algoritma *deep learning* yang mulai populer sejak perlombaan *ImageNet 2012 classification benchmark*. Sampai saat ini CNN menjadi pilihan untuk metode yang menggunakan data gambar sebagai inputnya karena hasil performanya yang baik. Beberapa pengenalan yang berkaitan dengan pengenalan tulisan telah dilakukan dengan hasil akurasi rata-rata yang didapatkan diatas 80%.

Contohnya pada pengenalan tulisan tangan MNIST [7] dimana CNN menghasilkan akurasi tinggi 99,21% dengan arsitektur (2 Conv, 2 Pool, dan 2 Dops) dan 97.07% dengan arsitektur (2 Conv, 2 Pool, 1 Dropout, FC). Pengujian dilakukan dengan parameter epoch sebanyak 15 dan variasi *hidden layer* yang berbeda-beda.

Terdapat juga beberapa pengenalan huruf atau aksara unik negara lain yang telah dilakukan oleh peneliti masing-masing negara. Pada pengenalan tulisan tangan aksara Hindi [8], CNN menghasilkan akurasi sebesar 86,7%, dengan arsitektur (3 Conv, 3 Pool, FC) dengan jumlah neuron *fully connected layer* berjumlah 256. Kemudian terdapat pengenalan tulisan tangan huruf Arab [9] dengan menggunakan CNN yang menghasilkan akurasi sebesar 94,9% yang bersitektur, (2 Conv, 2 Pool, FC) dan parameter epoch sebanyak 30. Ada pula pengenalan tulisan tangan huruf bangla [10] dengan CNN yang menggunakan berbagai macam arsitektur terkenal seperti VGGNet, All-Conv, Nin, ResNet, FractalNet, dan DenseNet. Arsitektur DenseNet menghasilkan akurasi terbesar dengan akurasi 98,18%, dan All-Conv merupakan yang paling rendah dengan akurasi 95,58% dimana parameter epoch sebesar 300.

3. Perancangan Sistem Flowchart Sistem



Gambar 2 Flowchart Sistem

Sesuai dengan flowchart pada Gambar 3, alur dari pengerjaan penelitian dimulai dari pembuatan dataset, yang kemudian dilakukan preprocessing. Setelah dataset terpreproses, data tersebut akan dibagi menjadi 3 bagian. Sesuai dengan jumlah data yang dibagi pada penelitian ini terdapat tiga fase/tahap pembangunan sistem.

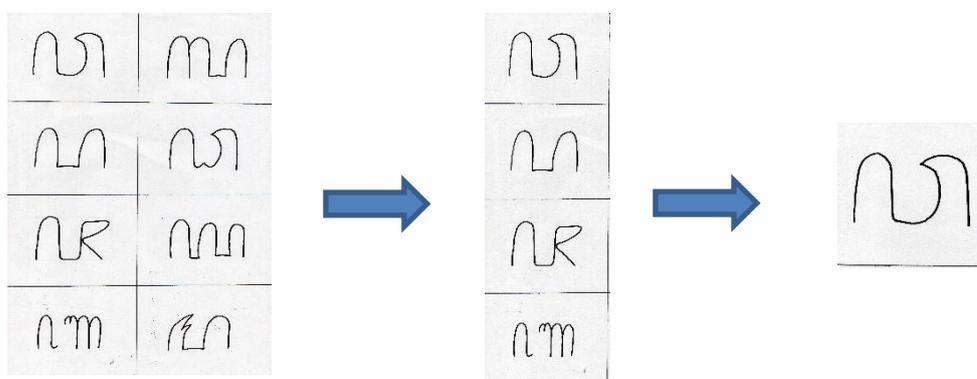
Dataset

Penelitian pengenalan aksara jawa ini mendapatkan dataset dengan cara mengumpulkan reponden dari murid SMP Negeri 1 Magelang yang diminta untuk menulis aksara jawa. Jumlah data yang didapatkan sebesar 2800 buah gambar aksara jawa, dimana terdapat 20 jenis aksara jawa dasar sehingga setiap jenis aksara memiliki data gambar sebanyak 140 buah. Dataset dibuat pada sebuah lembaran kertas putih yang ditulis dengan menggunakan tinta hitam. Tulisan aksara jawa tersebut akan ditulis oleh 120 orang penulis yang berbeda dimana satu orang menulis 20 aksara jawa dasar.

Gambar aksara jawa tersebut kemudian dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data training, data validation, dan data testing. Rasio pembagian yang digunakan adalah 70:15:15 persen dimana 70 untuk training, 15, untuk validation dan 15 untuk test. Sehingga data training yang akan digunakan sebanyak 2000 gambar, 400 gambar berupa validasi, dan sisanya 400 gambar merupakan data test.

Preprocessing

Format untuk penulisan huruf aksara jawa pada kertas dibagi menjadi 8 bagian pada kertas sehingga mempercepat proses memindai gambar. Hasil dari tulisan dan proses pindai berupa seperti gambar sebagai berikut:



Gambar 3 Proses Crop dan Resize Gambar

Gambar pindaian utuh berukuran 2550x3509 piksel. Untuk gambar dapat dikenali, gambar harus dipisah dan dipotong menjadi masing-masing bagian huruf. Proses crop dimulai dari membagi sisi vertikal menjadi dua bagian yang kemudian masuk ke proses pembagian horizontal menghasilkan huruf aksara jawa utuh dengan ukuran piksel 1275x877. Karena ukuran tersebut masih tergolong besar, untuk mempercepat proses CNN akan diberlakukan resize menjadi ukuran 64x64 piksel.

Fase Train

Merupakan fase pertama dalam tahap membangun model CNN yang menggunakan data train sebagai inputan. Fase ini berupa pembuatan arsitektur dan pengaturan parameter CNN, yang dimana dimasukan data training yang kemudian masuk pada proses training CNN. Proses training ini merupakan proses model mempelajari nama-nama aksara jawa sesuai dengan input gambar beserta labelnya. CNN akan mencari fitur unik dari tiap kelas gambar yang nantinya digunakan sebagai acuan dalam perbandingan dengan data baru.

Berikut adalah arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 1 Arsitektur CNN

Jenis Jaringan	Bentuk dan Parameter
Input	64x64x3
Covolution+ReLu	32 filters (3x3)
Max Pooling	(2x2)
Covolution+ReLu	64 filters (3x3)
Max Pooling	(2x2)
Covolution+ReLu	128 filters (3x3)
Max Pooling	(2x2)
Flatten	
Fully Connected+Relu	100 neurons
Dropout	
Fully Connected+Softmax	20 classes

Data aksara jawa yang didapat sebelumnya dilakukan preposing seperti crop dan resize sebesar 64x64 pixel. Gambar tersebut akan dimasukkan sebagai inputan yang memasuki jaringan konvolusi dengan fungsi aktivasi ReLu. Hasil output konvolusi kemudian diproses ke dalam jaringan pooling yang mencari nilai piksel tertinggi dari gambar menyebabkan reduksi gambar dua kali lipat. Gambar diproses dalam jaringan konvolusi dan pooling sebanyak tiga kali, kemudian hasilnya akan masuk dalam jaringan flatten menyebabkan reduksi dimensi gambar menjadi 1-D. Gambar akan masuk ke dalam jaringan fully connected dengan jumlah neuron 100 yang nantinya masuk ke dalam jaringan dropout dengan parameter (0,25/0,5/0,75) yang merupakan peluang untuk mematikan beberapa neuron sehingga mengurangi overfitting. Setelah itu masuklah gambar ke dalam jaringan output mengeluarkan hasil dari gambar yang telah diproses dengan fungsi aktivasi *Softmax*. Pada penggunaan CNN digunakan optimizer Adam dengan learning rate 0,001 dan epoch yang diatur sebanyak 50.

Fase Validasi

Merupakan fase kedua setelah melakukan training model CNN. Model CNN yang didapatkan menggunakan data training sebagai acuan untuk mengenali gambar. Ini dapat menyebabkan bias tinggi dan memungkinkan model tidak dapat mengenali data baru yang tidak ada pada data train. Untuk itu diperlukan proses validasi, dimana model akan diuji dengan data validasi untuk mengukur performansi model. Proses ini berguna untuk mendapatkan informasi performa model sehingga bila model ternyata memiliki bias tinggi pada data train, dapat dilakukan train ulang dengan pengaturan parameter yang berbeda.

Fase Test

Merupakan fase ketiga dan terakhir setelah mendapatkan model CNN yang telah dievaluasi dengan data validasi. Setelah mendapatkan model dengan nilai eror minimum dapat dilakukan pengujian model untuk memprediksi label baru dari data test. Fase ini merupakan indikasi kemampuan model CNN dalam mengenali aksara jawa. Fitur setiap kelas yang sebelumnya telah didapatkan dibandingkan dengan data fitur data baru yang kemudian model akan menghasilkan label dari gambar tersebut.

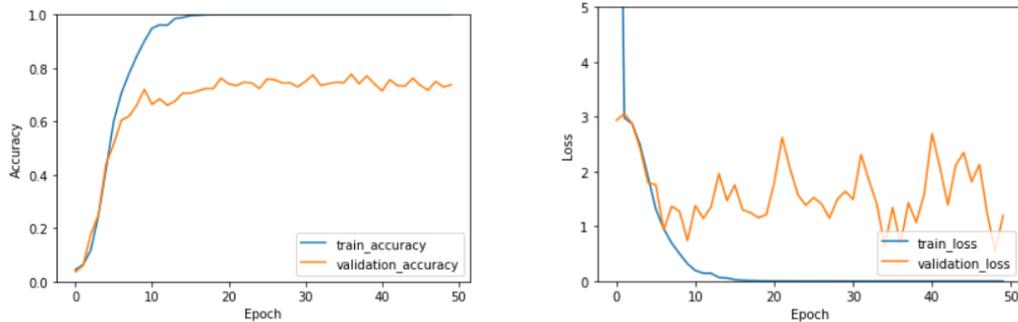
Pengukuran keberhasilan sistem dalam mengenali aksara jawa menggunakan metrik akurasi, yang melihat jumlah data yang benar dikenali oleh sistem dibagi dengan jumlah seluruh data yang diuji seperti pada Persamaan (1)

$$Accuracy = \frac{Jumlah\ Data\ Benar}{Jumlah\ Seluruh\ Data\ Uji} \quad (1)$$

4. Evaluasi dan Analisis Pengujian Pengujian

Pengujian dilakukan dengan melakukan uji arsitektur dengan parameter dropout yang berbeda. Dalam pengujian ini akan digunakan percobaan arsitektur tanpa layer dropout dan layer dropout dengan parameter sebesar 0.25, 0.5, dan 0.75. Masing-masing percobaan menghasilkan hasil akurasi training, validasi, dan test.

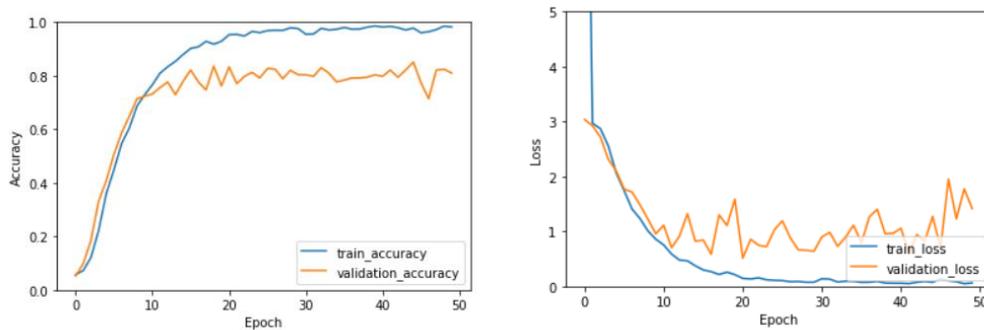
Berikut hasil running arsitektur tanpa dropout:



Gambar 4 Hasil Akurasi dan Loss tanpa Layer Dropout

Hasil dari skema tanpa dropout didapatkan hasil akurasi data train sebesar 100%, data validation sebesar 73,7% dan data test 67,74%. Dari gambar tersebut dapat dilihat hasil akurasi training mulai mencapai 100% pada epoch ke 19 sampai akhir epoch sedangkan hasil akurasi validasi yang didapat jauh lebih rendah dari training. Sama seperti hasil akurasi, hasil loss training sangatlah rendah, namun hasil loss validasi tinggi dan bergelombang dari 1 sampai 2 loss. Ini menandakan model mengalami overfit, menyebabkan hasil akurasi data yang rendah.

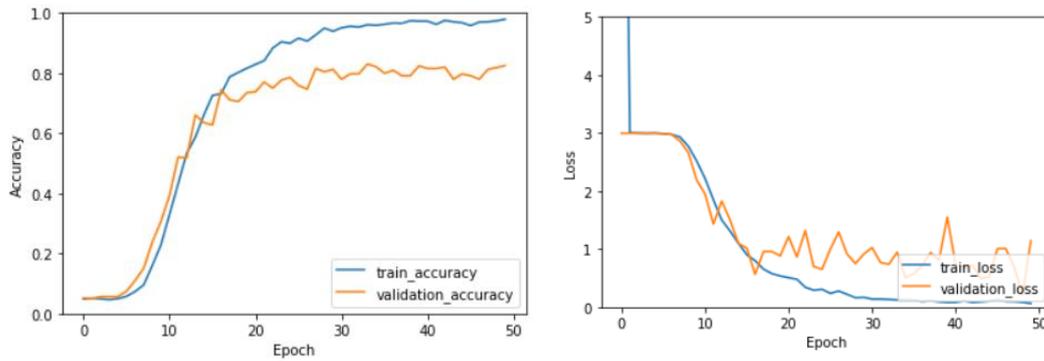
Berikut hasil running arsitektur dengan dropout (0,25):



Gambar 5 Hasil Akurasi dan Loss dengan Dropout (0,25)

Dengan dropout (0,25) didapatkan hasil akurasi data train sebesar 98%, data validation sebesar 82% dan data test 72%. Dari gambar tersebut dapat dilihat hasil akurasi yang dihasilkan akurasi validasi mulai menjauh dan menurun dari akurasi training pada epoch ke 8-9 namun stabil dalam mengikuti nilai akurasi training. Sedangkan hasil loss pada validasi mulai naik pada epoch ke 6-7 dan cukup tinggi dibandingkan dari nilai loss training. Disini dapat dilihat model mengalami overfit ringan, dikarenakan nilai parameter dropout memiliki nilai peluang yang kecil (0,25)

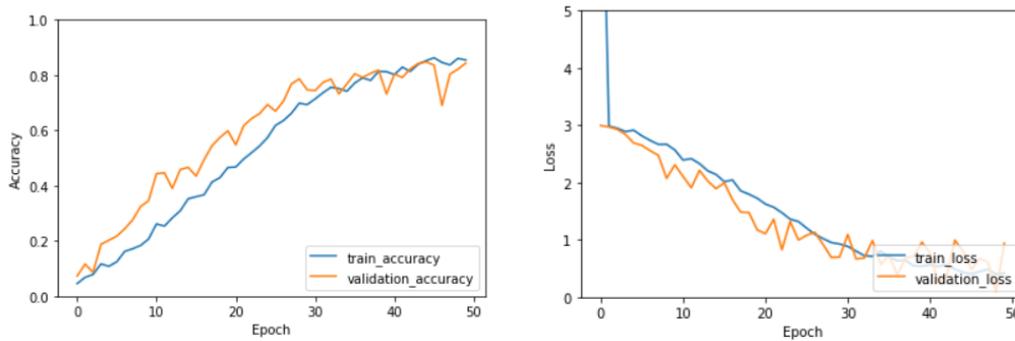
Berikut hasil running arsitektur dengan dropout (0,5):



Gambar 6 Hasil Akurasi dan Loss dengan Dropout (0,5)

Dengan dropout (0,5) didapatkan hasil akurasi data train sebesar 97,95%, data validation sebesar 72,19%. Dari gambar tersebut dapat dilihat hasil akurasi yang dihasilkan akurasi validasi mulai menjauh dan menurun dari akurasi training pada epoch ke 15 namun masih stabil dalam mengikuti nilai akurasi training . Sedangkan hasil loss pada validasi mulai naik pada epoch ke 16 dan sedikit lebih tinggi dibandingkan dari nilai loss training. Disini dapat dilihat model mulai stabil dalam mengenali gambar tapi masih mengalami gejala overfit ringan, dikarenakan nilai parameter dropout memiliki nilai peluang yang seimbang (0,5).

Berikut hasil running arsitektur dengan dropout (0,75):



Gambar 7 Hasil Akurasi dan Loss dengan Dropout (0,75)

Dengan dropout (0,75) didapatkan hasil akurasi data train sebesar 85,50%, data validation sebesar 84,38% dan data test 73,60%. Dari gambar tersebut dapat dilihat hasil akurasi kedua data terus naik dan akurasi data validasi awalnya lebih tinggi dari hasil akurasi training, tapi mulai sesuai dengan akurasi training pada epoch ke 33. Hasil loss kedua data juga saling menurun dimana data validasi mengikuti loss data train dengan baik. Hasil ini dikarenakan nilai peluang mematikan neuron cukup tinggi. (0,75)

Tabel 2 Hasil Akurasi Testing Skema Pengujian

Skema	Akurasi Testing
Tanpa Dropout	64,74%
Dropout (0,25)	72%
Dropout (0,5)	72,19%
Dropout (0,75)	73,60%
AVERAGE	70,63%

Sesuai dengan hasil pengujian yang dilakukan menghasilkan rata-rata akurasi 70,63%. Masih terdapat 29,37% data yang menghasilkan prediksi salah. Untuk melihat hasil prediksi aksara apa saja yang salah akan dibahas pada evaluasi berikut dengan mencocokkan label data train.

Evaluasi

Data yang digunakan merupakan hasil prediksi dengan data test sebesar 400 gambar dimana terdapat 20 kelas sehingga setiap kelas huruf memiliki 20 gambar. Untuk evaluasi ini akan dilihat hasil prediksi dari arsitektur CNN dengan dropout (0,75) yang akurasinya 73,6%.

Tabel 3 Hasil prediksi yang salah

Aksara	Jumlah Salah
Ha	0
Na	2
Ca	8
Ra	3
Ka	10
Da	7
Ta	5
Sa	2
Wa	5
La	5
Pa	9
Dha	8
Ja	1
Ya	3
Nya	9
Ma	5
Ga	1
Ba	10
Tha	4
Nga	7
TOTAL	104

Hasil prediksi pada data test menunjukkan bahwa aksara 'Ka' dan 'Ba' memiliki hasil prediksi salah tertinggi sebanyak 10 dari 20 data, diikuti dengan hasil prediksi salah 'Nya' dan 'Pa' sebanyak 9 data.

Pada aksara 'Ka' sebagian besar hasil prediksi yang didapatkan dominan berupa 'Ta'. Aksara 'Ka' tidak terlalu sama dengan 'Ta', khususnya pada bagian tengah tulisan namun CNN mengenali keduanya hampir sama.



Gambar 8 Aksara Ka dan Ta

Pada aksara 'Ba' sebagian besar hasil prediksi yang didapatkan dominan berupa 'Nga'. Aksara 'La' memang memiliki bentuk yang hampir sama dengan 'Ba' namun berbeda pada sisi samping kanan tulisan dimana 'Ba' memiliki satu lekungan tambahan dari bentuk 'La'.



Gambar 9 Aksara Ba dan Nga

Pada aksara 'Nya' sebagian besar hasil prediksi yang didapatkan dominan berupa 'Ba'. Seperti dengan kasus 'La', aksara 'Ma' dan 'Ba' memiliki bentuk yang hampir sama kecuali pada sisi samping kanan tulisan dimana 'Ma' memiliki satu lekungan tambahan dari bentuk 'Ba'.



Gambar 10 Aksara Nya dan Ba

Pada aksara 'Pa' hasil prediksi yang didapatkan bervariasi dan tidak dominan pada satu aksara seperti 'Wa', 'Ma', 'Dha', 'Ha'. Aksara yang berdasarkan bentuk mirip dengan aksara 'Pa' adalah aksara 'Ya' namun hasil prediksi tidak ada yang menghasilkan aksara tersebut.

5. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, sebuah sistem yang dapat mengenali aksara Jawa dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network telah dibangun. Hasil yang didapatkan menyatakan CNN mampu mengenali aksara Jawa dimana didapatkan hasil akurasi pada data uji paling tinggi 73,60% dengan waktu kecepatan training 7 detik/epoch yang artinya 5 menit waktu running. Beberapa faktor yang mempengaruhi hasil yang didapat seperti, jenis arsitektur yang digunakan CNN dalam mengenali tulisan gambar khususnya pada jaringan dropout yang dapat meminimalisir overfitting, jumlah dataset yang dapat diperbanyak karena CNN bergantung dengan jumlah input data yang dapat menghasilkan performansi terbaik, dan bentuk tulisan aksara dapat menyebabkan model mengenali dua aksara berbeda menjadi satu aksara yang sama. Saran penelitian kedepan adalah menambahkan jumlah dataset dan meningkatkan kualitasnya atau dapat menggunakan dataset baru yang berasal dari hasil foto aksara Jawa yang tidak ditulis pada kertas putih.

Daftar Pustaka

- [1] S. A.M., "HANACARAKA: AKSARA JAWA YANG MULAI DITINGGALKAN," Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, 2011.
- [2] A. T. Wibowo, "PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN AKSARA JAWA DENGAN ALGORITMA BACKPROPAGATION," Sanata Dharma University, Yogyakarta, 2018.
- [3] Z. Mukhoyyar, "PENGENALAN KATA AKSARA JAWA MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR," Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, 2015.
- [4] W. M.C. and W. S., "PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN AKSARA JAWA "HA NA CA RA KA" MENGGUNAKAN MULTI LAYER PERCEPTRON," SNASTI, Surabaya, 2013.
- [5] F. Asriani and A. W. W. Nugraha, "Pengenalan Pola Aksara Jawa Tulisan Tangan dengan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan-Balik," *Dinamika Rekayasa*, vol. 5, no. 2, pp. 34-36, 2009.
- [6] B. Sebastian and R. A. Gregorius Satia Budhi, "Penggunaan Decision Tree Dengan ID3 Algorithm Untuk Mengenali Dokumen Beraksara Jawa," Universitas Kristen Petra, Surabaya, 2015.

- [7] F. Siddique, S. Sakib and M. A. B. Siddique, "Recognition of Handwritten Digit using Convolutional Neural Network in Python with Tensorflow and Comparison of Performance for Various Hidden Layers," International University of Business Agriculture and Technology, Dhaka, Bangladesh, 2019.
- [8] M. Yadav and A. Kumar, "Character Recognition using Convolutional Neural," *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, vol. 6, no. 4, p. 1903, 2018.
- [9] M. L. Achmed El-Sawy and H. El-Bakry, "Arabic Handwritten Characters Recognition using Convolutional Neural Network," *WSEAS TRANSACTIONS on COMPUTER RESEARCH*, vol. 5, 2017.
- [10] M. Z. Alom, P. Sidike, M. Hasan, T. M. Taha and V. K. Asari, "Handwritten Bangla Character Recognition Using the State-of-the-Art Deep Convolutional Neural Networks," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2018, p. 13, 2018.