e- ISSN: 2828–299X

Implementasi Cnn Arsitektur Mobilenetv2 Untuk Klasifikasi Tulisan Aksara Jawa

Nindo Syafi'al Arief[1], Wahyu Anggara Putra[2], Dieky Septhian Rastra Pratama[3]
[1,2,3]Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri
E-mail: [1]ytnindo99@gmail.com, [2]wahyuanggara1703@gmail.com, [3]diekyrastra@gmail.com

Abstrak – *Aksara Jawa adalah salah satu aksara yang digunakan di Indonesia. Aksara Jawa memiliki 20 huruf yang masing-masing memiliki bentuk yang unik. Klasifikasi tulisan aksara Jawa merupakan salah satu tugas yang penting, terutama dalam bidang digitalisasi naskah-naskah kuno berhuruf Jawa. Dalam penelitian ini, klasifikasi tulisan aksara Jawa dilakukan menggunakan metode CNN arsitektur MobileNetV2. Dataset yang digunakan adalah dataset tulisan aksara Jawa yang tersedia di Kaggle. Dataset tersebut berisi sekitar 2644 gambar tulisan tangan aksara Jawa yang dibagi menjadi 20 kelas, yaitu kelas ha, na, ca, ra, ka, da, ta, sa, wa, la, pa, dha, ja, ya, nya, ma, ga, ba, tha, dan nga. Model CNN MobileNetV2 dilatih 10 epoch dengan model ini memiliki akurasi 87,41% dan presisi 86,95%. tanpa fine-tune dan dengan fine tune memilki memliki 86,46%.. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 87,41% tanpa fine-tune. Akurasi ini dapat ditingkatkan dengan menambahkan lebih banyak data pelatihan atau dengan meningkatkan jumlah epoch pelatihan.*

Kata Kunci *— Aksara Jawa, CNN, Klasifikasi, MobileNetV2*

1. PENDAHULUAN

Aksara Jawa, warisan budaya tak benda Indonesia, menyimpan sejarah dan kearifan lokal yang tak ternilai. Wujudnya yang unik dan variatif, bergantung pada penulis dan daerah asal, menguakkan kekayaan linguistik Nusantara. Namun, pelestarian aksara Jawa terbentur beragam tantangan, salah satunya digitalisasi naskah kuno. Proses manual yang memakan waktu dan sumber daya, rentan terhadap kekeliruan dan kerusakan naskah. Di sinilah, teknologi kecerdasan buatan turut menjadi penyelamat. Metode *Convolutional Neural Network* (CNN), salah satu cabang pembelajaran mesin, memiliki kemampuan mengidentifikasi pola secara otomatis dari citra gambar dan teks [1]. Kemampuan ini membuka peluang besar untuk implementasi sistem pengenalan dan klasifikasi aksara Jawa otomatis, sebagai langkah awal digitalisasi naskah kuno.

Kendati menjanjikan, penerapan CNN pada klasifikasi aksara Jawa menghadapi beberapa kendala. Keterbatasan data menjadi isu utama. Ketersediaan dataset aksara Jawa yang representatif dan cukup besar masih terbatas, sehingga dapat memengaruhi akurasi model yang dilatih [2]. Selain itu, variasi gaya penulisan aksara Jawa menjadi tantangan tersendiri. Gaya penulisan yang berbeda antar daerah dan antar generasi penyalin naskah berpotensi membingungkan model CNN yang belum terbiasa dengan variasi tersebut.

Beberapa penelitian telah berhasil menerapkan CNN untuk klasifikasi aksara Jawa. Sulaksana (2020) menggunakan CNN untuk mengidentifikasi aksara Jawa pada naskah kuno dengan akurasi 82,4%. Sementara, Wahyudi et al. (2022) mencapai akurasi 89,33% pada dataset yang lebih besar. Meski tingkat akurasi ini patut diapresiasi, penelitian lebih lanjut yang mengatasi keterbatasan data dan variasi gaya penulisan masih diperlukan.

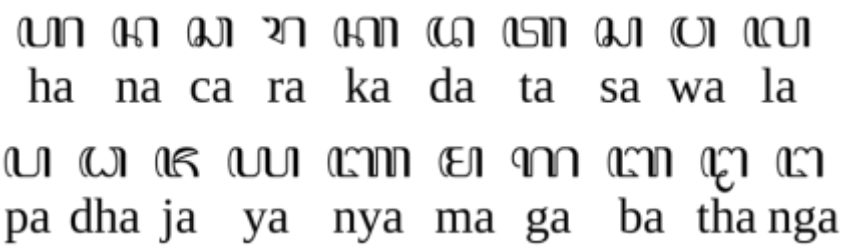
Penelitian ini bertujuan mengembangkan model CNN arsitektur *MobileNetV2* untuk klasifikasi tulisan aksara Jawa, dengan fokus pada peningkatan akurasi dan kemampuan generalisasi model terhadap variasi gaya penulisan. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi terhadap pelestarian naskah kuno aksara Jawa dengan mempercepat proses digitalisasi.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan data

Gambar yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang bersifat publik. Data citra yang digunakan adalah dataset gambar tulisan aksara jawa yang didapatkan dari situs Kaggle. Dataset yang digunakan sebanyak 2644 cita. Dataset terbagi menjadi 2 kelas dimana setiap kelas dibagi lagi menjadi sub kelas yang terdiri sub kelas ha, na, ca, ra, ka, da, ta, sa, wa, la, pa, dha, ja, ya, nya, ma, ga, ba, tha, nga. Dataset dengan ukuran 224x224x3 piksel. Gambar 1 adalah gambar yang digunakan dalam penelitian ini yang digunakan dalam penelitian ini.

e- ISSN: 2828–299X



Gambar 1. Data Aksara Jawa

2.2 Cleaning data

Pembersihan data diharuskan untuk berhati-hati dikarenakan dapat menyebabkan kesalahan Ketika melakukan proses klasifikasi objek. Tujuan dari tahap ini adalah untuk memperbaiki masalah kontras gambar dan memperjelas gambar yang akan diklasifikasikan menggunakan teknik CNN[3]. Dalam penelitian ini dilakukan dengan membuat pipeline augmentasi data menggunakan framework Keras dari TensorFlow. Augmentasi data secara artifisial meningkatkan ukuran dan keragaman dataset dengan menerapkan transformasi acak ke gambar yang ada dan Mengubah skala nilai piksel ke rentang 0 hingga 1. Hal ini membantu mencegah overfitting dan meningkatkan generalisasi model selama pelatihan. Seperti yang ada pada gambar 2.

```
from tensorflow.keras import layers
from tensorflow.keras.layers.experimental import preprocessing
from tensorflow.keras.models import Sequential

data_augmentation = Sequential([
    preprocessing.RandomFlip('horizontal'),
    preprocessing.RandomRotation(0.2),
    preprocessing.RandomHeight(0.2),
    preprocessing.RandomWidth(0.2),
    preprocessing.RandomZoom(0.2),
    preprocessing.Rescaling(1./255.)
],name='data_augmentation')
```

Gambar 2. Augmentasi

2.3 Pembagian dataset

Dalam membuat model *deep learning* memerlukan data untuk melatih model yang dibuat. Pertimbagan utama untuk menentukan ukuran pada setiap set dalam membangun dataset. Pembuatan model *deep learning Convolutional Neural Network* pada penelitian ini, dataset dibagi ke dalam 3 kelas, yaitu data *train*, dan data *validation*. Pada kelas data *train*, terdapat 20 sub-kelas yang masing-masing sub-kelas memiliki 102, 108, 114, 118 data citra. Sementara pada kelas data *validation*, terdapat 20 sub-kelas yang masing-masing sub-kelas memilki 24 data citra dan kelas data test 20 – 23 data citra. Tabel 1 adalah tabel pembagian data yang dilakukan pada penelitian ini.

Tabel 1. Pembagian Dataset

	Data Train	Data validasi	Data test
Ha	102	24	20
Na	108	24	21
Ca	118	24	23
Ra	108	24	21
Ka	108	24	21
Da	108	24	21
ta	108	24	21
Sa	108	24	21
Wa	108	24	21
La	108	24	21
Pa	108	24	21
Dha	108	24	21
Ja	108	24	21
Ya	108	24	21
Nya	108	24	21
Ma	108	24	21
Ga	108	24	21

e- ISSN: 2828–299X

	Data Train	Data validasi	Data test
Ba	114	24	22
Tha	108	24	21
Nga	102	24	20

2.4 Perancangan Arsitektur *MobileNetv2*

Penelitian ini menggunakan model *Arsitektur* Transfer *Learning MobileNetV2*, salah satu dari arsitektur CNN. *MobileNetV2* merupakan penyempuranaan dari arsistektur *MobileNet*. Aristektur *MobileNet* dan arsitektur CNN pada umumnya memiliki perbedaan pada penggunaan lapisan atau *convolution layer*[4].arsitektur *MobileNetV2* adalah penggunaan *depthwise separable convolution* dan *inverted residual blocks*. *Depthwise separable convolution* adalah teknik konvolusi yang membagi proses konvolusi menjadi dua tahap, yaitu *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*. Hal ini dapat mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang dibutuhkan[5].

Inverted residual blocks adalah struktur yang terdiri dari dua lapisan konvolusi, yaitu lapisan konvolusi dengan filter kecil dan lapisan konvolusi dengan filter besar. Lapisan konvolusi dengan filter kecil digunakan untuk mengurangi jumlah parameter dan komputasi, sedangkan lapisan konvolusi dengan filter besar digunakan untuk meningkatkan akurasi[6].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Model

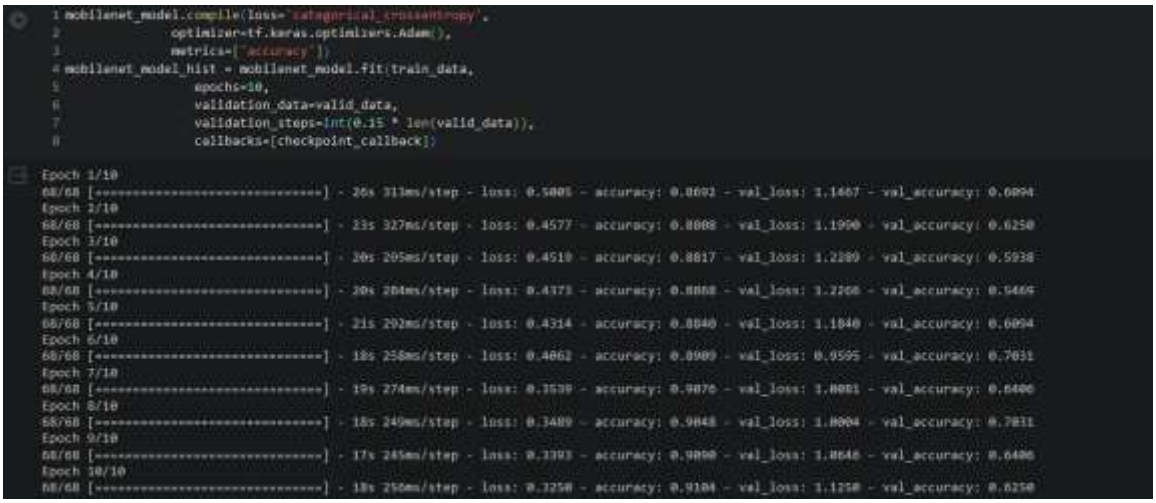
Seperti yang tunjukan pada gambar 3, Model ini memiliki 2283604 parameter, yang dapat dibagi menjadi dua kategori. Parameter yang dapat dilatih 25620 parameter yang dapat diubah selama pelatihan model. Parameter yang tidak dapat dilatih 2257984 parameter yang tidak dapat diubah selama pelatihan model. Dengan model yang memilki enam lapisan.Input layer ini menerima input dari data gambar. Data augmentation layer ini menerapkan transformasi acak ke gambar input untuk meningkatkan keragaman dataset. *MobileNetV2 layer* ini merupakan arsitektur dasar model yang bertanggung jawab untuk melakukan klasifikasi gambar. Global average pooling layer ini mengurangi dimensi output dari *MobileNetV2 layer*. Output layer ini menghasilkan prediksi kelas untuk gambar input.

Gambar 3. Model

3.2 Train dan valid data

Pada gambar 4, tersebut menunjukkan hasil pelatihan model. Hasil pelatihan ini dapat diukur dengan menggunakan metrik akurasi dan presisi. Berdasarkan gambar tersebut, model ini memiliki akurasi 91,04% dan presisi 90,91%. Angka-angka ini menunjukkan bahwa model ini dapat mengklasifikasikan gambar tulisan aksara Jawa dengan tingkat akurasi yang tinggi.

e- ISSN: 2828–299X



Gambar 4. Train Data

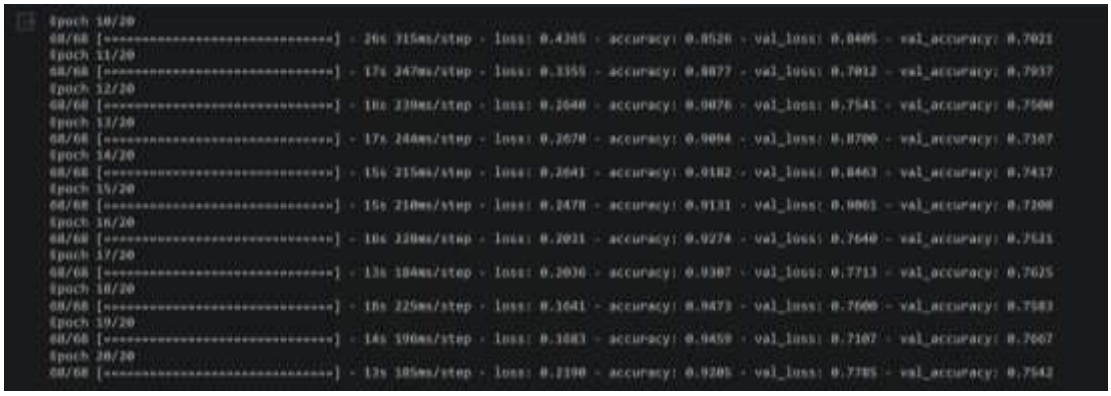
3.3 Evaluasi model

hasil dari evaluasi model klasifikasi gambar tulisan aksara Jawa menggunakan arsitektur *MobileNetV2*. Berdasarkan gambar 5 tersebut, model ini memiliki akurasi 87,41% dan presisi 86,95%. Angka-angka ini menunjukkan bahwa model ini dapat mengklasifikasikan gambar tulisan aksara Jawa dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi.

Gambar 5. Evaluasi Model

3.4 Model dengan *fine tune*

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui kinerja dari *mobilnetv2* menggunakan *fine tune* dan tanpa menggunakan *fine tune*. Tahap *fine tune* adalah tahap pelatihan ulang model yang telah dilatih sebelumnya. Tahap ini dilakukan untuk meningkatkan kinerja model pada dataset baru atau untuk menyesuaikan model dengan kebutuhan tertentu. akurasi model klasifikasi gambar tulisan aksara Jawa setelah finetune adalah 91,04%, sedangkan presisinya adalah 89,64% Seperti yang ditunjukkan pada gambar 6. Dan untuk evalasi pada gambar 7, memliki 86,46%.



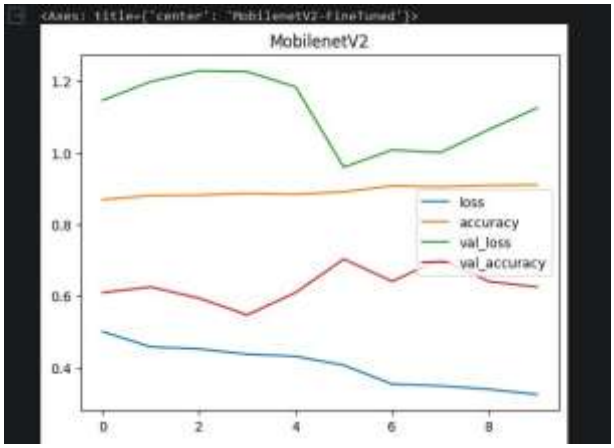
Gambar 6. Data Latih Setelah *Fine Tune*

e- ISSN: 2828–299X

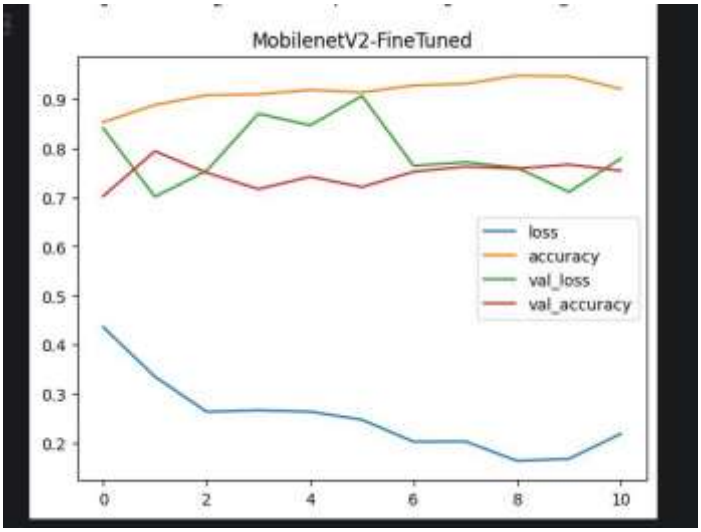
Gambar 7. Evaluasi Dengan *Fine Tune*

3.5 Analisa hasil

Pada gambar 8 dan 9 menunjukkan hasil dari *mobilenetv2* menggunakan *fine tune* dan tanpa *fine tune* dilihat dari hasil gambar sebelumya, bahwa model tanpa *fine tune* lebih baik dari pada menggunakan *fine tune.*



Gambar 8. Hasil Grafik Tanpa *Fine Tune*



Gambar 9. Hasil Grafik Dengan *Fine Tune*

Hasil dari pembahasan dalam penelitian ini, klasifikasi tulisan aksara Jawa dilakukan menggunakan metode CNN arsitektur *MobileNetV2*. Dataset yang digunakan adalah dataset tulisan aksara Jawa yang tersedia di Kaggle. Dataset tersebut berisi sekitar 2644 gambar tulisan tangan aksara Jawa yang dibagi menjadi 20 kelas, yaitu kelas ha, na, ca, ra, ka, da, ta, sa, wa, la, pa, dha, ja, ya, nya, ma, ga, ba, tha, dan nga. Model CNN *MobileNetV2* dilatih 10 epoch dengan model ini memiliki akurasi 87,41% dan presisi 86,95%. tanpa *fine-tune* dan dengan *fine tune* memilki memliki 86,46%.

e- ISSN: 2828–299X

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa klasifikasi aksara Jawa dengan CNN arsitektur *MobileNetV2* dapat menghasilkan model dengan akurasi yang tinggi. Model ini dapat digunakan untuk berbagai aplikasi, seperti pengenalan aksara Jawa pada perangkat mobile, atau pengembangan aplikasi pengenalan aksara Jawa secara umum.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, penelitian yang kami lakukan masih perlu beberapa pengembangan dan juga perbaikan. Untuk peneletian kedepan dapat dilakukan dengan dengan memprediksi hasil gambar yang sudah di klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Putra, A. S., & Izzati Muhimmah, S. T. (2020). Pendeteksian Huruf Jawa pada Naskah Kuno menggunakan Binarisasi Otsu. *AUTOMATA*, *1*(2).

[2] Pirmansyah, F., & Wahyudi, T. (2023). IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA C4. 5 UNTUK PREDIKSI EVALUASI ANGGOTA SATUAN PENGAMANAN STUDI KASUS PT. YIMM PULOGADUNG. Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi, 4(3), 1566-1580.

[3] Sanjaya, U. P., Alawi, Z., Zayn, A. R., & Dirgantara, G. (2023). Optimasi Convolutional Neural Network dengan Standard Deviasi untuk Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru. Generation Journal, 7(3), 40-47.

[4] Harahap, F. A. A., Nafisa, A. N., Purba, E. N. D. B., & Putri, N. A. (2023). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary dan Meningioma. Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, dan Aplikasinya (JTIKA), 5(1), 53-61.

[5] Haksoro, E. I., & Setiawan, A. (2021). Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network. Jurnal ELTIKOM: Jurnal Teknik Elektro, Teknologi Informasi dan Komputer, 5(2), 81-91.

[6] Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Rancang bangun klasifikasi citra dengan teknologi deep learning berbasis metode convolutional neural network. Format J. Ilm. Tek. Inform, 8(2), 138.