KERNEL: Jurnal Riset Inovasi Bidang Informatika dan Pendidikan Informatika
Vol. 5, No. 2, Desember 2024
ISSN: 2774-4345, DOI: 10.31284/j.kernel.2024.v5i2.6862

Klasifikasi Jenis Wayang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan Optimasi *Adaptive Moment Estimation* (ADAM)

Nur Eza Imandayanti[1], Henni Endah Wahanani[2], dan Agung Mustika Rizki[3]

Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

**Penulis Korespondensi : imandayantinureza@gmail.com*

ABSTRACT

The development of technology plays a crucial role in cultural preservation efforts, particularly in sustaining traditional arts such as *wayang*. *Wayang* is one of Indonesia's cultural heritages that has experienced a 23.06% decline in interest from 2018 to 2021. Therefore, a more modern approach is needed to attract the attention of the younger generation. This research aims to develop a classification system for *wayang* types using a Convolutional Neural Network (CNN) optimized with Adaptive Moment Estimation (ADAM) to provide more accurate information about *wayang* types and enhance cultural education access through technology. The CNN method with ADAM optimization is believed to improve its image analysis capabilities and accuracy optimization. The research results show that ADAM optimization increased prediction accuracy to 0.84 within 30 training iterations compared to the absence of optimization. This system can be used as an interactive learning medium to recognize *wayang* types, including *wayang kulit*, *golek*, and *beber*, with good performance.

Article History

Received: 17-12-2024
Revised : 31-12-2024
Accepted: 31-12-2024

Keywords

Wayang
Convolutional Neural Network (CNN)
Adaptive Moment Estimation (ADAM)
Akurasi
Pelestarian budaya
Klasifikasi

ABSTRAK

Perkembangan teknologi memiliki peran penting dalam upaya pelestarian budaya, terutama dalam melestarikan seni tradisional seperti wayang. Wayang merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang telah mengalami penurunan minat sebesar 23,06% dalam kurun waktu 2018 hingga 2021. Sehingga, diperlukan pendekatan baru yang lebih modern untuk dapat menarik perhatian generasi muda. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem klasifikasi jenis wayang menggunakan convolutional neural network (CNN) dengan optimasi Adaptive Moment Estimation (ADAM) agar memberikan informasi yang lebih akurat mengenai jenis wayang dan meningkatkan akses pendidikan budaya melalui teknologi. Metode CNN dengan optimasi ADAM disinyalir dapat meningkatkan kemampuannya dalam analisis citra dan optimasi akurasi. Hasill penelitian menunjukkan bahwa optimasi ADAM mengikatkan hasil akurasi prediksi hingga 0,84 dalam 30 iterasi pelatihan dibandingan tanpa memiliki optimasi. Sistem ini dapat digunakan sebagai media pembelajaran interaktif untuk mengenal jenis wayang, termasuk wayang kulit, golek dan beber dengan performa yang baik.

PENDAHULUAN

Fenomena perkembangan teknologi dalam pelestarian budaya memiliki pengaruh yang cukup besar bagi masyarakat. Salah satunya, perkembangan sistem informasi yang digunakan sebagai media untuk melakukan pelestarian budaya. Wayang merupakan warisan budaya yang diwariskan secara turun temurun sejak lebih dari 1500 tahun SM [1]. Di Indonesia, terdapat banyak sekali jenis wayang yang dapat digolongkan berdasarkan pembawaan cerita, cara pementasan wayang, dan bahan yang digunakan untuk membuat wayang [2]. Namun, seiring perkembangan zaman ratusan jenis wayang yang mulai punah dan tidak dipertunjukkan lagi. Saat ini, pertunjukan wayang masih di pertunjukan yaitu, wayang kulit, wayang golek, dan wayang beber.

Pada rentang tahun 2018 hingga 2021, Badan Pusat Statistik Sosial Budaya menunjukkan data nilai penurunan peminat dalam seni pertunjukan wayang sebesar 23,06% dengan minimal responden merupakan anak yang berusia 5 tahun keatas yang telah melihat wayang [3]. Seni pertunjukan wayang telah mencapai ketitik level 2 terendah dibandingkan dengan seni pertunjukan lainnya [3]. Hal tersebut memicu keprihatinan dalam dunia seni pertunjukkan wayang yang bersaing dengan perkembangan seni pertunjukkan modern. Sehingga, pembuatan sistem informasi dengan pendekatan modern dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi informasi.

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian Terdahulu

Penelitian pertama berjudul "Optimasi Akurasi Metode *Convolutional Neural Network* untuk Identifikasi Jenis Sampah" yang dilakukan oleh Rima Dias Ramadhani, Afandi Nur Aziz Thohari, Condro Kartiko, Apri Junaidi, Tri Ginanjar Laksana, dan Novanda Alim Setya Nugraha pada tahun 2021 [4]. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi jenis sampah yang dibagi menjadi dua kelas yaitu, sampah anorganik dan organik. Metode yang digunakan adalah CNN dengan menerima hasil masukan berupa citra. Selain itu, pada penelitian ini menambahkan sebuah *hyperparameter* untuk meningkatkan hasil akurasi pelatihan. Penelitian ini memiliki hasil yang kurang maksimal dikarenakan tipe objek yang digunakan memiliki banyak pola seperti ukuran bentuk dan warna. Oleh karena itu, penambahan optimasi diharapkan dapat memperbaiki pengenalan pola untuk proses identifikasi. Hasil dari penelitian ini, terbagi menjadi dua perbandingan dengan penelitian sebelum optimasi dan setelah optimasi. Perbandingan hasil pelatihan berdasarkan *loss function* dan akurasi dengan 20 pelatihan diantaranya, waktu pelatihan dan model. Sebelum dilakukan optimasi model cenderung menghasilkan nilai *loss* dan akurasi yang tidak konsisten naik atau turun. Hal tersebut mengakibatkan terjadinya *overfitting*.

Penelitian kedua berjudul "Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk Klasifikasi Motif Batik pada Aplikasi Computer Vision Berbasis Android" oleh Ihsan Maulana, Helen Sastypratiwi, Hafiz Muhardi, Novi Safriadi, Herry Sujaini pada tahun 2023 [5]. Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan klasifikasi batik yang dibagi menjadi empat kelas, yaitu, batik corak insang, batik dayak, batik ikat celup dan batik megamendung. Metode yang digunakan adalah CNN dengan hasil masukan berupa citra batik. Penelitian ini, menerapkan sistem CNN pada aplikasi berbasis android. Hasil penelitian ini menggunakan batik sebagai objek klasifikasi dengan memanfaatkan CNN. Dalam pelatihan pemodelan CNN dilakukan praproses citra menggunakan resize dan augmentation untuk mendapatkan ukuran citra yang seragam dan bervariasi.

Wayang

Wayang merupakan warisan budaya yang diwariskan secara turun temurun sejak lebih dari 1500 tahun SM [1]. Wayang adalah salah satu kesenian tradisional Indonesia. Kata "wayang" berasal dari kata Ma Hyang yang memiliki arti luhur yaitu "menuju kepada roh dewa atau keilahian" [6]. Wayang dapat didefinisikan sebagai pertunjukan boneka atau bayangan dalam kelir (tabir kain putih) [7]. Wayang dalam seni pertunjukan dimainkan oleh dalang dan diiringi oleh gamelan. Dalam pertunjukan wayang memiliki makna yang dalam. Dikarenakan wayang merupakan lambang budi, sehingga penciptaan bentuk – bentuk bayang dapat didasarkan pada pengetahuan tipologi dan karakterologi [8].

Deep Learning

Deep learning adalah salah satu cabang dalam machine learning yang menggunakan arsitektur jaringan syaraf berlapis untuk melakukan otomatisasi pembelajaran fitur dari data yang kompleks [9]. Teknik ini telah mengalami kemajuan yang menarik berbagai bidang. Pada dasarnya deep learning dapat melakukan komputasi model secara multi proses layer untuk belajar representatif dari data yang berlayer – layer. Metode ini dapat dikembangkan dengan pembelajaran pengenalan suara, deteksi objek visual, deteksi objek dan lainnya.

Supervised Learning

Supervised learning adalah salah satu teknik pembelajaran dalam *machine learning* yang sangat populer. Paradigma ini merupakan paradigma pembelajaran yang diawasi dari data berlabel. Pembelajaran ini digunakan pada tahap pelatihan data untuk digunakan pelabelan pada kategori yang ditentukan [10]. Tujuan adanya model pembelajaran diawasi ini untuk mempelajari hubungan antara fitur dan label sehingga hasil prediksi yang ditampilkan dapat akurat. Metode ini sering digunakan dalam berbagai aplikasi untuk mengklasifikasikan dan melakukan regresi.

Unsupervised Learning

Unsupervised learning adalah paradigma pembelajaran dalam machine learning dimana model dapat belajar dari data tanpa label. Paradigma ini merupakan pembelajaran tidak diawasi [11]. Tujuan pembelajaran ini untuk menemukan struktur dalam data, pola atau kelompok secara mandiri tanpa label

yang ditentukan. Metode ini sering digunakan dalam analisis data ekspor, pengelompokan, reduksi dimensi dan rekonstruksi data . Model ini bekerja untuk mengelompokkan data kedalam kategori yang memiliki kesamaan karakteristik. Proses pembelajaran dalam *unsupervised learning* melibatkan optimasi fungsi objektif.

Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah sebuah jenis arsitektur jaringan syaraf yang efektif dalam memproses data dalam bentuk grid, meliputi citra dan video [12]. Arsitektur CNN terdiri dari lapisan konvolusi yang digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur dari data masukan. Setiap lapisan konvolusi menggunakan filter untuk menerapkan operasi konvolusi pada data masukan yang akhirnya membentuk peta fitur yang membentuk pola dan struktur citra. Selain itu, CNN memiliki lapisan lain seperti lapisan pooling yang digunakan untuk melakukan reduksi dimensi spasial dari peta fitur. Selanjutnya, lapisan *fully connected* untuk melakukan klasifikasi tahap akhir.

Adaptive Moment Estimation (ADAM)

Adaptive Moment Estimation (ADAM) adalah sebuah algoritma optimasi yang popular dalam pembelajaran mesin. Algoritma ini dikembangkan untuk mengatasi masalah yang dihadapi oleh metode optimasi lainnya, seperti kemampuan dalam pelatihan, akurasi dan skala gradien yang tidak tepat. ADAM menggunakan dua momentum, momen gradien dan momen gradien kuadrat[13]. Hal ini dilakukan untuk menghitung perubahan parameter model agar lebih optimal. Keunggulan ADAM yaitu dalam kemampuannya untuk beradaptasi dengan *learning rate* secara mandiri untuk setiap parameter yang ada pada model.

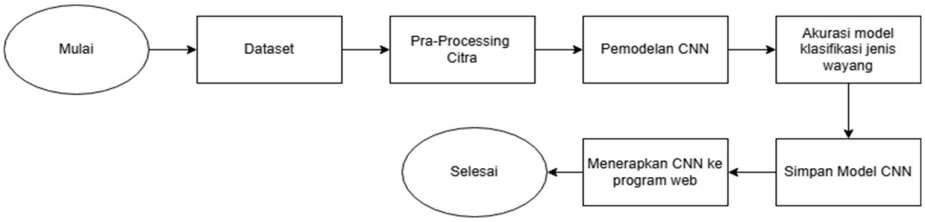
Confusion Matriks

Confusion matriks adalah sebuah alat evaluasi kinerja yang digunakan dalam perhitungan model klasifikasi yang sering digunakan dalam pengembangan *machine learning* [14]. Hasil perhitungan model dapat menggambarkan performa model klasifikasi dengan membandingkan nilai sebenarnya dan hasil prediksi yang diperoleh dari data uji. Selain itu, confusion matriks dapat mengukur matriks evaluasi lainnya, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1 score. Confusion matriks memiliki empat variabel utama yaitu, *True Positif* (TP), T*rue Negative* (TN), *False Positif* (FP) dan *False Negatif* (FN) [15].

METODE

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metodologi penelitian deskriptif dengan kerangka penelitian sebagai berikut:



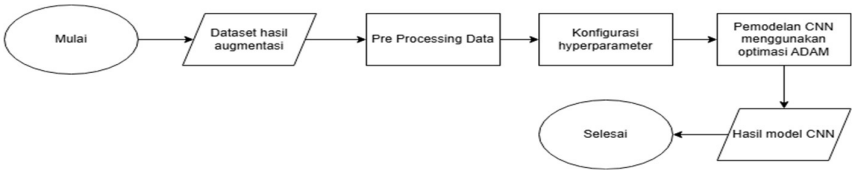
Gambar 1. Tahapan penelitian.

Tahap Akuisisi Dataset

Dataset yang dikumpulkan merupakan kumpulan data citra yang berasal dari internet dan dikumpulkan oleh peneliti. Citra dataset yang digunakan dalam objek penelitian ini merupakan citra wayang. Wayang yang digunakan pada penelitian ini terbagi menjadi tiga kelas yaitu, wayang beber, wayang golek dan wayang kulit. Penelitian ini digunakan untuk klasifikasi bahan yang digunakan pada wayang. Wayang beber merupakan sebuah wayang bentuknya dilukis pada kain. Selanjutnya, wayang golek merupakan sebuah wayang yang bentuknya terbuat dari pahatan kayu. Sedangkan, wayang kulit merupakan wayang yang bentuknya terbuat dari kulit hewan.

Tahap Pemodelan CNN

Pada gambar 2 merupakan proses pemodelan CNN dengan menggunakan optimasi ADAM. Tahap awal yang dilakukan peneliti yaitu, menyiapkan dataset yang dikumpulkan dari internet telah melalui tahap pra - proses data. Dataset yang dikumpulkan terbagi menjadi tiga kelas yaitu, wayang beber, wayang golek dan wayang kulit. Pra processing data yang dilakukan peneliti yaitu, *rotation range, width shift range, height shift range, shear_range, zoom range, horizontal flip, fill mode* Selanjutnya, peneliti melakukan pengaturan hyperparameter pada model CNN. Hyperparameter merupakan proses untuk menentukan kebutuhan pelatihan model CNN. Pengaturan hyperparameter ini dapat mempengaruhi hasil akurasi model. Hyperparameter yang digunakan pada penelitian ini yaitu, jumlah kelas, optimasi, epoch dan manipulasi padding dan stride. Selain itu, ditambahkan optimasi ADAM untuk mengetahui fungsi optimizer pada model dapat berpengaruh untuk meningkatkan hasil akurasi.



Gambar 2. Tahap Pemodelan CNN.

Skenario Pengujian

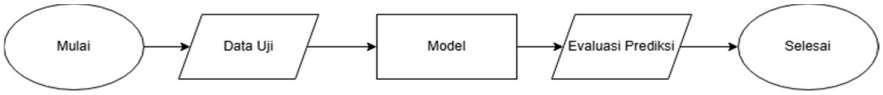
CNN memiliki beberapa hyperparameter yang dapat diubah sesuai kebutuhan. Sehingga, pengujian ini dibuat dengan beberapa skenario uji coba, Peneliti akan membandingkan tiga pengujian CNN dengan optimasi ADAM. Hal tersebut dilakukan untuk mengetahui bagaimana perbandingan pelatihan data dari model CNN dengan optimasi ADAM serta tingkat akurasi. Sehingga, skenario uji coba dari sistem klasifikasi jenis wayang menggunakan CNN sebagai berikut :

Tabel 1. Skenario Training Model

Skenario	Dimensi	Epoch	Hyperparameter	Optimizer
1	224	30	Padding dan Stride	ADAM
2	224	30	Padding dan Stride	RMSprop
3	224	20	Padding dan Stride	ADAM
4	224	20	Padding dan Stride	RMSprop
5	224	20	Padding dan Stride	RMSprop
6	224	20	Tanpa Padding dan Stride	RMSprop

Evaluasi Kinerja Model

Pada gambar 3 merupakan tahapan evaluasi model. Evaluasi digunakan untuk mengukur performa model dalam melakukan klasifikasi data uji. Pengujian dilakukan pada model menggunakan citra wayang yang terdapat pada data uji. Hasil prediksi akan dibandingkan setelah model dilakukan optimasi dan tidak. Hasil pengujian nantinya akan menghasilkan nilai prediksi salah atau benar dari kinerja model sesudah dan sebelum optimasi. Data uji yang digunakan berjumlah 30 buah untuk setiap pengujian.



Gambar 3. Evaluasi Model.

KERNEL: Jurnal Riset Inovasi Bidang Informatika dan Pendidikan Informatika
Vol. 5, No. 2, Desember 2024
ISSN: 2774-4345, DOI: 10.31284/j.kernel.2024.v5i2.6862

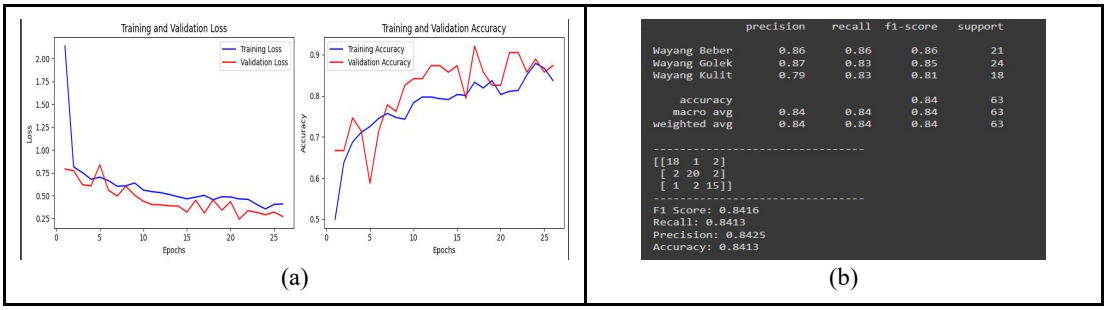
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan Pelatihan Model

Proses pengujian diperlukan untuk melakukan verifikasi kinerja sistem, Pelatihan model CNN dilakukan berdasarkan skenario pengujian yang telah dijelaskan pada tabel 1. Hasil training pada pelatihan dimensi citra 224x224 piksel,, iterasi pelatihan untuk masing – masing skenario uji coba bervariasi untuk menentukan hasil optimasi terbaik. Selanjutnya, peneliti menggunakan pembagian data train dan validation dengan rasio 80:20. Sekaligus, menggunakan optimizer ADAM sebagai pembanding untuk menentukan kemampuan CNN dalam penelitian ini.

Pembahasan pelatihan CNN menggunakan optimizer ADAM dengan padding dan stride dengan 30 iterasi

Pada gambar 4 memuat grafik dari pertumbuhan metrik training dan validasi berdasarkan nilai loss dan akurasi. Hal tersebut terjadi selama proses iterasi pelatihan yaitu 26 iterasi. Pada grafik tersebut terlihat nilai los yang berakhir terus menurun dan nilai akurasi yang meningkat pada tiap perulangan. Pada gambar 4 memuat hasil perhitungan confusion matriks untuk proses uji coba skenario 1 yang memuat nilai *presisi, recall, f1 score* dan akurasi pada masing – masing kelas. Nilai tersebut secara berturut – turut memiliki nilai yang sama 0,84. Dari 63 data yang dijadikan data tes model dapat memprediksi 18 data benar untuk kelas wayang beber, 20 data benar untuk kelas wayang golek, dan 15 data benar untuk wayang kulit.

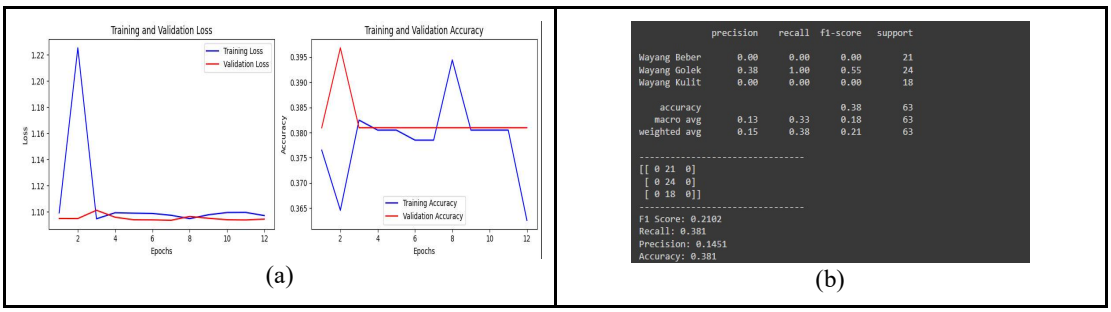


(a) (b)

Gambar 4. (a) Grafik Pelatihan Skenario 1 , (b) Confusion Matriks Skenario 1.

Pembahasan pelatihan CNN tanpa optimizer ADAM dengan padding dan stride dengan 30 iterasi.

Pada gambar 5 memuat grafik dari pertumbuhan metrik training dan validasi berdasarkan nilai loss dan akurasi. Hal tersebut terjadi selama proses iterasi pelatihan yaitu 12 iterasi. Pada grafik tersebut terlihat nilai los yang berakhir terus flat tanpa kenaikan atau penurunan yang memungkinkan. Sedangkan, pada grafik akurasi terlihat nilai akurasi yang naik turun secara drastis pada model. Pada gambar 5 memuat hasil perhitungan confusion matriks untuk proses uji coba skenario 2 yang memuat nilai presisi, recall, f1 score dan akurasi pada masing – masing kelas. Nilai tersebut secara berturut – turut yaitu, 0,14, 0,38, 0,21, dan 0,38. Dari 63 data yang dijadikan data tes model tidak dapat memprediksi data dengan benar pada masing – masing kelas.

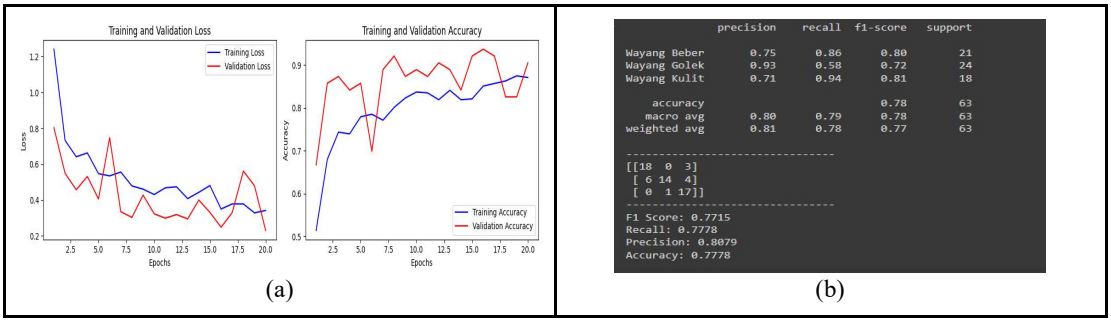


(a) (b)

Gambar 5. (a) Grafik Pelatihan Skenario 2 , (b) Confusion Matriks Skenario 2.

Pembahasan pelatihan CNN menggunakan optimizer ADAM dengan padding dan stride dengan 20 iterasi.

Pada gambar 6 memuat grafik dari pertumbuhan metrik training dan validasi berdasarkan nilai loss dan akurasi. Hal tersebut terjadi selama proses iterasi pelatihan yaitu 20 iterasi. Pada grafik tersebut terlihat nilai los yang berakhir terus menurun dan nilai akurasi yang meningkat pada tiap perulangan. Pada gambar 6 memuat hasil perhitungan confusion matriks untuk proses uji coba skenario 3 yang memuat nilai presisi, recall, f1 score dan akurasi pada masing – masing kelas. Nilai tersebut secara berturut – turut yaitu, 0,80, 0,77, 0,77 dan 0,77. Dari 63 data yang dijadikan data tes model dapat memprediksi 18 data pada kelas wayang beber, 14 data pada kelas wayang golek dan 17 data pada kelas wayang kulit.

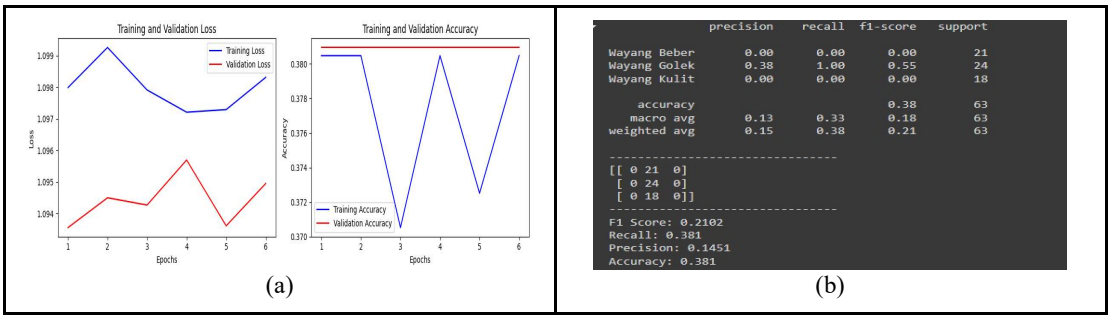


(a) (b)

Gambar 6. (a) Grafik Pelatihan Skenario 3 , (b) Confusion Matriks Skenario 3 .

Pembahasan pelatihan CNN tanpa optimizer ADAM dengan padding dan stride dengan 20 iterasi.

Pada gambar 7 memuat grafik dari pertumbuhan metrik training dan validasi berdasarkan nilai loss dan akurasi. Hal tersebut terjadi selama proses iterasi pelatihan yaitu 6 iterasi. Pada grafik tersebut terlihat nilai los dan akurasi yang naik turun secara drastis. Pada gambar 7 memuat hasil perhitungan confusion matriks untuk proses uji coba skenario keempat yang memuat nilai presisi, recall, f1 score dan akurasi pada masing – masing kelas. Nilai tersebut secara berturut – turut memiliki nilai berturut – turut yaitu, 0,14, 0,38. 0,21, dan 0,38 . Dari 63 data yang dijadikan data tes model tidak dapat memprediksi data dengan benar.



(a) (b)

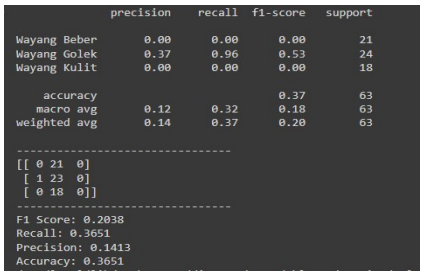
Gambar 7. (a) Grafik Pelatihan Skenario 4, (b) Confusion Matriks Skenario 4.

Pembahasan pelatihan CNN tanpa optimizer ADAM tanpa padding dan stride dengan 20 iterasi.

Pada gambar 8 memuat grafik dari pertumbuhan metrik training dan validasi berdasarkan nilai loss dan akurasi. Hal tersebut terjadi selama proses iterasi pelatihan yaitu 6 iterasi. Pada grafik tersebut terlihat nilai los yang naik turun secara drastis. Sedangkan, pada nilai akurasi terdapat kenaikan dan penurunan yang flat. Pada gambar 8 memuat hasil perhitungan confusion matriks untuk proses uji coba skenario kelima yang memuat nilai presisi, recall, f1 score dan akurasi pada masing – masing kelas. Nilai tersebut secara berturut – turut memiliki nilai berturut – turut yaitu, 0,14, 0,36, 0,20, dan 0,36. Dari 63 data yang dijadikan data tes model tidak dapat memprediksi data dengan benar.



(a)

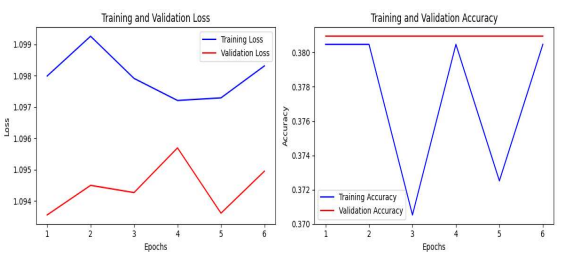


(b)

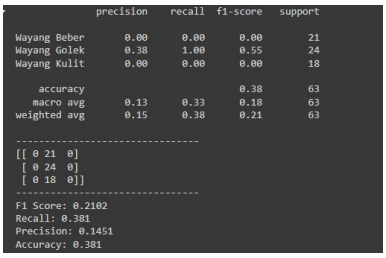
Gambar 8. (a) Grafik Pelatihan Skenario 5, (b) Confusion Matriks Skenario 5.

Pembahasan pelatihan CNN tanpa optimizer ADAM dengan padding dan stride dengan 20 iterasi.

Pada gambar 9 memuat grafik dari pertumbuhan metrik training dan validasi berdasarkan nilai loss dan akurasi. Hal tersebut terjadi selama proses iterasi pelatihan yaitu 6 iterasi. Pada grafik tersebut terlihat nilai los dan akurasi yang naik turun secara drastis. Pada gambar 16 memuat hasil perhitungan confusion matriks untuk proses uji coba skenario keempat yang memuat nilai presisi, recall, f1 score dan akurasi pada masing – masing kelas. Nilai tersebut secara berturut – turut memiliki nilai berturut – turut yaitu, 0,14, 0,38. 0,21, dan 0,38 . Dari 63 data yang dijadikan data tes model tidak dapat memprediksi data dengan benar.



(a)



(b)

Gambar 9. (a) Grafik Pelatihan Skenario 6, (b) Confusion Matriks Skenario 6.

Analisis Pelatihan

Pada tabel 2, dalam penelitian ini terdapat peningkatan performa pada tiap variabel. Variabel akurasi merupakan variabel yang dijadikan tolak ukur dalam penelitian ini. Sehingga, penelitian akan membandingkan nilai pada variabel akurasi. Pada tabel 2, menunjukan bahwa performa dari nilai presisi, recall, F1 Score, dan akurasi pada model CNN sedengan penambahan optimizer ADAM pada dengan iterasi pelatihan 30 epoch mendapatkan nilai performa paling tinggi presisi, recall, F1 Score, dan akurasi berturut – turut yaitu, 0,84, 0,84, 0,84, dan 0,84. Hal tersebut menunjukkan bahwa tipe model CNN dengan menggunakan optimizer ADAM sangat berpengaruh terhadap performa model. Pada optimizer ADAM meningkatkan nilai presisi, recall, F1 score dan akurasi. Indikator akurasi pada model CNN dengan optimizer ADAM, dengan penambahan iterasi, dan rekayasa hyperparameter tidak selalu membuahkan hasil yang signifikan kecuali menggantikan optimizer pada model CNN.

Tabel 2. Pembahasan tingkat akurasi hasil pelatihan

Skenario ke-	Presisi	Recall	F1 Score	Akurasi
1	0,84	0,84	0,84	0,84
2	0,14	0,38	0,21	0,38
3	0,80	0,77	0,77	0,77
4	0,14	0,38	0,21	0,38
5	0,14	0,36	0,20	0,36
6	0,14	0,38	0,21	0,38

Pelatihan dengan optimizer ADAM dengan rekayasa iterasi pelatihan menyebabkan peningkatan.

Optimizer ADAM yang memiliki iterasi pelatihan lebih lama memungkinkan model lebih stabil dalam melakukan proses prediksi. Sebaliknya, dengan model optimizer ADAM menggunakan iterasi pelatihan yang pendek bisa menyebabkan model kurang stabil dalam melakukan prediksi model. Selanjutnya, model CNN yang dilakukan rekayasa hyperparameter dengan menambahkan atau menghilangkan padding dan stride menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda. Hal, tersebut dikarenakan optimizer yang digunakan belum mampu mendukung kinerja model untuk melakukan prediksi. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa optimizer merupakan salah satu pendukung untuk meningkatkan kinerja model dalam prediksi.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, sistem klasifikasi jenis wayang menggunakan CNN dan optimasi ADAM mampu mengidentifikasi wayang berdasarkan ciri visual dengan akurasi lebih baik, mencapai 0,84 setelah 30 iterasi pelatihan, dibandingkan 0,38 tanpa optimasi ADAM. Sistem ini berfungsi sebagai media pembelajaran interaktif untuk mengenalkan tiga jenis wayang: wayang beber, kulit, dan golek. Disarankan agar penelitian selanjutnya memperluas jumlah dan variasi data objek wayang serta mempertimbangkan penambahan kelas wayang lain untuk mengurangi bias deteksi. Selain itu, perbandingan optimasi atau arsitektur model selain CNN juga dapat dieksplorasi guna meningkatkan performa prediksi model.

DAFTAR PUSTAKA

[1] F. Nungki Anjani and U. PGRI Yogyakarta, “Kesenian Wayang Kulit Sebagai Sarana Publikasi Sejarah Dalam Penyebaran Islam Di Jawa Informasi Artikel Abstract,” Journal of Social Science and Education e-ASANKA: Journal of Social Science and Education, vol. 05, pp. 21–28, 2024.

[2] E. Setiawan, “Nilai Filosofi Wayang Kulit Sebagai Media Dakwah,” 2020. [Online]. Available: http://alhikmah.iain-jember.ac.id/

[3] A. P. L. Girsang, R. Agustina, S. W. Nugroho, and K. D. Ramadani, Stastistik Sosial Budaya. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2021.

[4] Rima Dias Ramadhani, A. Nur Aziz Thohari, C. Kartiko, A. Junaidi, T. Ginanjar Laksana, and N. Alim Setya Nugraha, “Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Jenis Sampah,” Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), vol. 5, no. 2, pp. 312–318, Apr. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.2754.

[5] I. Maulana, H. Sastypratiwi, H. Muhardi, N. Safriadi, and H. Sujaini, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Motif Batik pada Aplikasi Computer Vision Berbasis Android,” JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) , vol. 3, 2023.

[6] F. Rohman, N. Awalin, S. Perkembangan, D. Perubahan, F. Wayang, and D. Masyarakat, “Sejarah Perkembangan Dan Perubahan Fungsi Wayang Dalam Masyarakat (History Of Development And Change Of Wayang Functions In Society),” 2019.

[7] M. Khoirur Roziqin and U. K. A Wahab Hasbullah, “Nilai- nilai Islam dalam Tokoh Pewayangan,” 2020.

[8] P. Ronaldo, S. T. Filsafat, T. Widya, and S. Malang, “Kajian Nilai-Nilai Filosofis Kesenian Wayang Kulit Dalam Kehidupan Masyarakat Jawa,” 82 | Jurnal Ilmu Budaya, vol. 10, no. 1, 2023.

[9] U. A. Bhatti, H. Tang, G. Wu, S. Marjan, and A. Hussain, “Deep Learning with Graph Convolutional Networks: An Overview and Latest Applications in Computational Intelligence,” 2023, Wiley-Hindawi. doi: 10.1155/2023/8342104.

[10] L. Jing, P. Vincent, Y. LeCun, and Y. Tian, “Understanding Dimensional Collapse in Contrastive Self-supervised Learning,” Oct. 2021, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2110.09348

[11] E. Xie et al., “DetCo: Unsupervised Contrastive Learning for Object Detection,” Feb. 2021, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2102.04803

[12] D. Irfansyah et al., “Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi,” vol. 6, no. 2, 2021, [Online]. Available: https://data.mendeley.com/datasets/c5yvn32dzg/2.

[13] Y. Arouri and M. Sayyafzadeh, “An adaptive moment estimation framework for well placement optimization,” Comput Geosci, vol. 26, no. 4, pp. 957–973, Aug. 2022, doi: 10.1007/s10596-022-10135-9.

[14] M. Heydarian, T. E. Doyle, and R. Samavi, "MLCM: Multi-Label Confusion Matrix," IEEE Access, vol. 10, pp. 19083–19095, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3151048.
[15] S. K. Paul et al., "An Adam based CNN and LSTM approach for sign language recognition in real time for deaf people," Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, vol. 13, no. 1, pp. 499–509, Feb. 2024, doi: 10.11591/eei.v13i1.6059.