

Identifikasi Pola Tenun Bengkalis Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*

Identification of Bengkalis Weaving Pattern Using Convolutional Neural Network Method

Jasa Armansyah¹, Ricy Rahmatil Fiska²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika, Politeknik Negeri Bengkalis

E-mail: ¹jasaarmansyah52@gmail.com, ²rycirl@polbeng.ac.id

Received 10 July 2025; Revised 6 August 2025; Accepted 8 August 2025

Abstrak - Kain tenun Bengkalis menampilkan berbagai macam desain dengan makna filosofis yang mendalam. Masalah penelitian ini adalah masyarakat, terutama generasi muda, tidak memahami cara mengenali pola pada kain tenun Bengkalis. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan teknik *Convolutional Neural Networks* (CNN) untuk mengidentifikasi 8 pola tenun Bengkalis: bungo mawar, bungo cengkikh, pucuk rebung, siku awan, siku keluang, siku keluang bungo, teratai pecah lapan, dan tampuk manggis, untuk membuat model untuk mengidentifikasi pola tenun Bengkalis dataset didapat melalui intrernet dan pengrajin tenun yang digunakan untuk melatih model CNN, hasil model cnn yang sudah dilatih kemudian akan diintegrasikan ke perangkat *Mobile* melalui api backend flask, model CNN yang dikembangkan diuji untuk mengevaluasi performa akurasi dalam mengklasifikasikan pola-pola tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode CNN mampu mengenali dan mengklasifikasikan pola tenun dengan akurasi sebesar 86%, sehingga dapat menjadi solusi efektif dalam identifikasi otomatis motif tenun Bengkalis

Kata Kunci : *Convolutional Neural Network* (CNN), Identifikasi Pola, Kain Tenun Bengkalis, Warisan budaya

Abstract - *Bengkalis woven fabrics feature a variety of designs with deep philosophical meanings. The problem of this research is that people, especially the younger generation, do not understand how to recognize patterns on Bengkalis woven fabrics. The purpose of this research is to use Convolutional Neural Networks (CNN) technique to identify 8 Bengkalis weaving patterns: bungo mawar, bungo cengkikh, pucuk rebung, siku awan, siku keluang, siku keluang bungo, Teratai pecah lapan, and tampuk manggis, to create a model to identify Bengkalis weaving patterns, datasets obtained through the internet and weaving craftsmen are used to train CNN models, the results of cnn models that have been trained will then be integrated into Mobile devices through the flask backend API, the CNN model developed is tested to evaluate the accuracy performance in classifying these patterns. The results showed that the CNN method was able to recognize and classify weaving patterns with an accuracy of 86%, so that it can be an effective solution in the automatic identification of weaving motifs.*

Keyword : *Convolutional Neural Network* (CNN), *Pattern Identification*, *Bengkalis Woven Fabric*, *Cultural Heritage*

1. PENDAHULUAN

Kain tenun Bengkalis merupakan warisan budaya yang bernilai dari kabupaten Bengkalis, provinsi Riau, kain ini dikenal dengan berbagai macam bentuk motif yang banyak akan makna filosofis dan simbolik, kain tenun Bengkalis biasa digunakan oleh masyarakat Bengkalis, dikarenakan banyaknya motif yang memiliki makna yang berbeda-beda, namun dikarenakan banyaknya motif yang ada sering kali membuat masyarakat biasa susah untuk mengidentifikasi motif khas tenun Bengkalis secara akurat, ketidakmampuan tersebut bisa berdampak dengan terhambatnya kelestarian budaya tenun Bengkalis[1].

Dengan kemajuan teknologi yang pesat, khususnya dalam bidang pengolahan citra gambar, telah banyak dikembangkan metode yang bisa membantu proses identifikasi pola *visual* secara *otomatis*, salah satu pendekatan yang popular yakni *Convolutional Neural Network(CNN)*, karena CNN mengekstrak fitur dari input gambar dan kemudian mengubah dimensinya menjadi kecil tanpa merubah karakteristik gambar tersebut[2]. Berbagai penelitian CNN telah berhasil diterapkan pada berbagai jenis identifikasi seperti Identifikasi Hama pada Sayur Sawi menghasilkan bahwa penggunaan CNN memperoleh akurasi pelatihan dan validasi sebesar 99,00% pada dataset sebanyak 1000 yang dibagi dua kelas[3], Klasifikasi Batik Tanah Liat Didaerah Sumatra Barat menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 98,75% dan akurasi pengujian sebesar 62,5% pada dataset sebanyak 400 citra yang dibagi menjadi empat kelas[4], Klasifikasi Motif pada Tenun Tradisional Sumatra Utara Tarutung menghasilkan akurasi sebesar 94% pada dataset 1500 gambar yang mencangkup 15 kelas, serta memiliki *precision*, *recall*, dan *F1-score* rata-rata masing-masing 0,95, 0,94, dan 0,94[5], Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Citra Jamur Berbasis *Mobile* menghasilkan implementasi CNN dengan arsitektur *LeNet-5* pada klasifikasi citra lima jenis jamur menghasilkan akurasi sebesar 96% pada data pelatihan dan 84% pada data pengujian, menunjukkan impelemntasi CNN berhasil[6], Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang Dengan Algoritma *Convolutional Neural Network* berhasil mendapat akurasi sebesar 97%, presisi 93% dan *recall* 87%, pada skenarion terbaik dengan menggunakan sebanyak 100 *epoch*[7], Klasifikasi Sampah Organik dan *Non-Organik* Menggunakan *Convolutional Neural Network* menghasilkan, penerapan dengan dataset sebanyak 25,077 citra berhasil mendapatkan akurasi sebesar 96% untuk kelas *anOrganik* dan 62% untuk kelas organik, dengan data latih sebesar 90% dan *optimizer* Adam selama 10 *epoch*[8], Pengenalan Angka Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* menghasilkan arsitektur *LeNet* dengan dataset sebanyak 450 citra dengan dibagi 10 kelas mendapat akurasi pelatihan sebesar 96,44% dan akurasi pengujian sebesar 98,89% pada *epoch* ke-100, dengan kesalahan prediksi hanya satu dari 90 data uji[9], Identifikasi 86 jenis tanaman obat Indonesia melalui citra daun menggunakan CNN dengan menggunakan model dasar *EfficientNetv2-s* mendapatkan akurasi rata-rata 98% pada dataset sebanyak 4260 gambar yang telah melalui segmentasi *U2-Net*, dengan performa *precision*, *recall*, dan *F1-score* makro sebesar 0,98[10], Klasifikasi Sembilan kelas BSINDO menggunakan metode CNN dengan citra gambar sebanyak 2163 menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 99,82% dan akurasi validasi 100%, dengan kesalahan prediksi hanya satu gambar pada kelas *I love you*[11], Impelemntasi *Computer Vision* Dalam Mendeteksi Penyakit Pada Tanaman Cabai dan Tomat Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* menghasilkan akurasi pelatihan dan validasi sebesar 91%, namun terjadi penurunan menjadi 75% saat diuji pada data *actual*, dengan *precision* tinggi pada kelas cabai *Leaf Curl* dan Terendah pada Tomat *Early Blight*[12], Penerapan Algoritma *Convolutional Neural Network* untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Jawa berhasil mendapat akurasi sebesar 99,83% dalam pengenalan tulisan tangan aksara jawa yang menggunakan 1000 citra sebagai dataset dan dilakukan 150 *epoch*[13], Analisis Kinerja *Convolutional Neural Network* untuk Identifikasi Jenis Penyakit Kentang berhasil mendapat akurasi validasi sebesar 82% dengan rata-rata presisi 80%, *recall* 78%, *F1-score* 79%, menunjukkan peforma baik namun masih terdapat *overfitting* pada model *baseline*[14], Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan *Convolutional Neural Network(CNN)* berhasil mengkalsifikasi citra batik Riau dan batik luar Riau dengan akurasi sebesar 65% dari total 168 gambar dengan pelatihan sebanyak 30 *epoch*[15], penelitian tersebut memberi hasil akurasi yang tinggi, hal ini menunjukan bahwa CNN bisa membantu mengidentifikasi pola tenun Bengkalis.

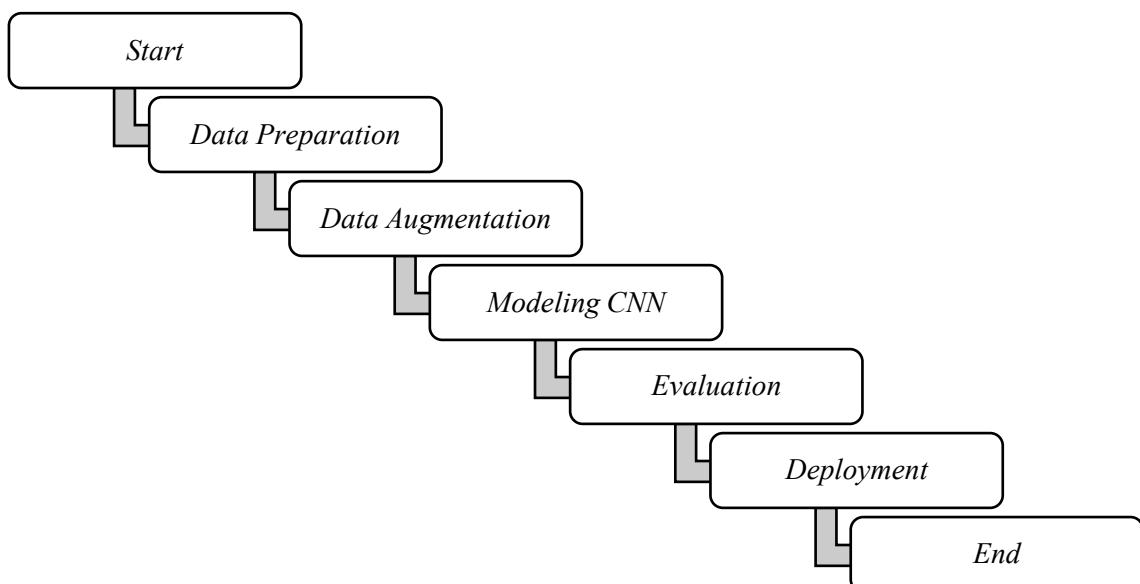
Berbagai studi penelitian sebelumnya telah menunjukan bahwa CNN terbukti efektif dalam mengenali pola visual seperti seangga di daun sawi, klasifikasi batik tanah liat dari Sumatra bawat, dan motif tenun tradisional Tarutung. Namun, belum ada penelitian yang secara khusus menganalisis pola pada kain tenun Bengkalis yang memiliki banyak filosofi unik serta variasi motif lokal. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menjawab kekurangan tersebut dengan

menciptakan model latih CNN yang secara otomatis dapat mengidentifikasi delapan pola khas tenun Bengkalis. Selain itu pembaruan lain dari penelitian ini adalah implementasi model ke dalam aplikasi *mobile*, sehingga masyarakat dapat langsung memanfaatkannya untuk melestarikan budaya lokal dalam bentuk digital.

Berdasarkan latar belakang diatas penelitian ini bertujuan agar mengembangkan model *Convolutional Neural Network*(CNN) agar bisa mengidentifikasi motif tenun Bengkalis secara otomatis melalui citra gambar, dengan adanya *system* identifikasi ini, diharapkan proses identifikasi motif tenun Bengkalis bisa dilakukan dengan lebih mudah, cepat, dan akurat yang akhirnya bisa membantu dan mendukung upaya pelestarian budaya tenun Bengkalis dengan pendekatan teknologi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan mengikuti kerangka kerja agar penelitian dilakukan dengan terstruktur dan terarah. Untuk memastikan penelitian ini dilakukan secara sistematis dan dapat diandalkan, setiap tahap sangat penting. Berikut adalah tahap penelitian.



Gambar 1 Tahapan penelitian

Gambar 1 Merupakah blok alur penelitian untuk identifikasi pola tenun Bengkalis menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Berikut ini adalah alur penelitian yang meliputih:

1. Data preparation

Pengumpulan data didapat dengan melakukan survei lapangan ke pengrajin tenun di daerah Bengkalis, dan juga didapat melalui *searching online*, dengan menggunakan dataset ini peneliti bisa melakukan pelatihan model untuk mendeteksi pola tenun Bengkalis, yang diharapkan dapat membantu dalam mengidentifikasi pola tenun Bengkalis secara mudah.

Table 1 Dataset pola tenun Bengkalis

No	Pola tenun	Jumlah Data
1	Bunga mawar	148 gambar
2	Bungo cengkikh	149 gambar
3	Pucuk rebung	147 gambar
4	Siku awan	148 gambar
5	Siku keluang	150 gambar
6	Siku keluang bungo	149 gambar
7	Teratai pecah lapan	149 gambar

		
8	Tampuk manggis 	149 gambar

2. Data *augmentation*

Sebelum masuk ketahap pelatihan atau pengujian model, dilakukan *augmentasi* gambar, *augmentasi* data adalah proses menambah variasi data kedalam dataset dan bisa merubah ukuran semua gambar menjadi 255 x 255 agar mengurangi resiko terjadi nya *overfitting*[16]

3. *Modelling CNN*

Pembuatan model CNN terdiri dari kumpulan data yang sudah disiapkan yang kemudian diproses menggunakan *Convolutional Neural Network*. Data terdiri dari 8 kelas yakni : bungo mawar, pucuk rebung, siku keluang, siku keluang bungo, siku awan, Teratai pecah lapan, tampuk manggis, dan bungo cengkikh, data terdiri dari 1189 data dan dibagi menjadi 3 bagian yakni, data latih sebanyak 989, data uji sebanyak 100, dan data validasi sebanyak 100 setelah data dibagi maka akan lanjut ke tahap berikut :

a. *Convolution layer*

Tahap *convolutional* adalah tahap yang penting pada CNN, yang menerapkan proses konvolusi pada lapisan sebelumnya, lapisan tersebut memiliki sebuah *kernel* untuk mengektaksi fitur atau objek dari gambar *input*, kemudian proses *konvolusi* menghasilkan transformasi *linear* dari gambar *input*[17].

b. *Pooling layer*

Pooling layer berguna untuk mengurangi dimensi data selama proses *konvolusi*, dengan menggunakan operasi dapat membuat dimensi menjadi ringkas dan mudah dikelola, dan juga dapat membantu mengurangi *overfitting*, pooling ada 2 cara yakni *max pooling* dan *average pooling*[18]

c. *Dropout*

Dropout berguna untuk mengurangi *overfitting*, *dropout* secara acak mematikan sejumlah *neuron* selama proses pelatihan, dan memaksa model agar belajar hal baru yang berguna dari pada bergantung [19]

d. *Flattening*

Flattening adalah proses merubah dimensi *matrix* dari lapisan pooling menjadi satu baris *vector* yang bertujuan agar lebih mudah digunakan sebagai input lapisan berikutnya dalam saraf tiruan, *vector* ini akan dimasukan kedalam lapisan input, ini memungkinkan data dipindahkan kelapisan saraf tiruan yang penuh dengan koneksi[20]

e. *Dense*

Dense adalah lapisan *fully connected* yang berfungsi untuk mengklasifikasikan berdasarkan fitur dari lapisan sebelumnya. Proses klasifikasi menggunakan fungsi *softmax* yang mengubah output menjadi probabilitas untuk setiap kelas, dengan total probabilitas selalu berjumlah satu. *Softmax* menghitung nilai eksponensial dari setiap *output* dan

membaginya dengan total eksponensial semua kelas, sehingga menghasilkan distribusi probabilitas yang menunjukkan kemungkinan tiap kelas sebagai label yang benar[20]

4. *Evaluation*

Confusion matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label aktual. *Matriks* ini menyajikan informasi dalam bentuk tabel yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah, serta jenis kesalahannya. Dalam kasus klasifikasi biner, *confusion matrix* terdiri dari empat komponen utama, yaitu *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*.

Melalui *confusion matrix*, dapat dihitung berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, yang memberikan gambaran menyeluruh mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan data dengan tepat. Evaluasi ini sangat penting untuk mengetahui seberapa baik model dalam membedakan antar kelas, terutama pada data dengan distribusi kelas yang tidak seimbang

5. *Deployment*

Pada tahapan ini model yang telah dibuat akan *deploy* diaplikasi *Mobile* dan akan diuji efektifitas pada data asli dan bisa digunakan oleh masyarakat

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 *Data preparation*

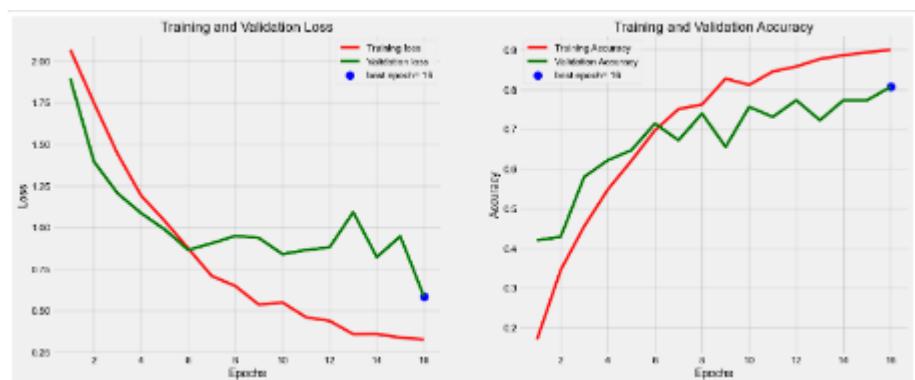
Pengumpulan data dilakukan melalui survey secara langsung ke pengrajin dan juga mengambil dari internet, data yang didapat sebanyak 8 kelas yakni : bunga mawar, bunga cengklik, pucuk rebung, siku awan, siku keluang, siku keluang bungo, Teratai pecah lapan, dan tampuk manggis. Data yang didapat sebanyak 1189 yang kemudian akan dipisah sebanyak 3 yakni, data *training* sebanyak 989, data uji sebanyak 100, dan data evaluasi sebanyak 100

3.2 *Data augmentasi*

Pada tahapan ini data yang telah dikumpulkan akan dilakukan augmentasi agar ukuran gambar sama yakni sebesar 255x255 *pixel* dan tipe warna RGB

3.3 *modeling CNN*

pada tahapan ini menggunakan *transfer learning* model *Xception* yang dilatih pada dataset *ImageNet* sebagai dasar model, lapisan awal akan dipecah dan kemudian 3 layer baru akan ditambah yakni 32, 64, dan 128, dan kemudian akan dilakukan *maxPooling* untuk mengurangi dimensi, setelah itu akan dilakukan *flaterning* agar data menjadi 1 dimensi, setelah data menjadi 1 dimensi akan masuk ke tahap *layer dense* dengan menggunakan aktivasi *softmax* untuk klasifikasi kelas, kemudian model ini akan dikompilasi menggunakan *optimizer* dengan learning rate sebesar 0,0001 dan *loss function categorical_crossentropy*, kemudian pelatihan ini akan dilakukan sebanyak 16 *epoch* dengan data pelatihan dan validasi untuk memantau performa pelatihan.

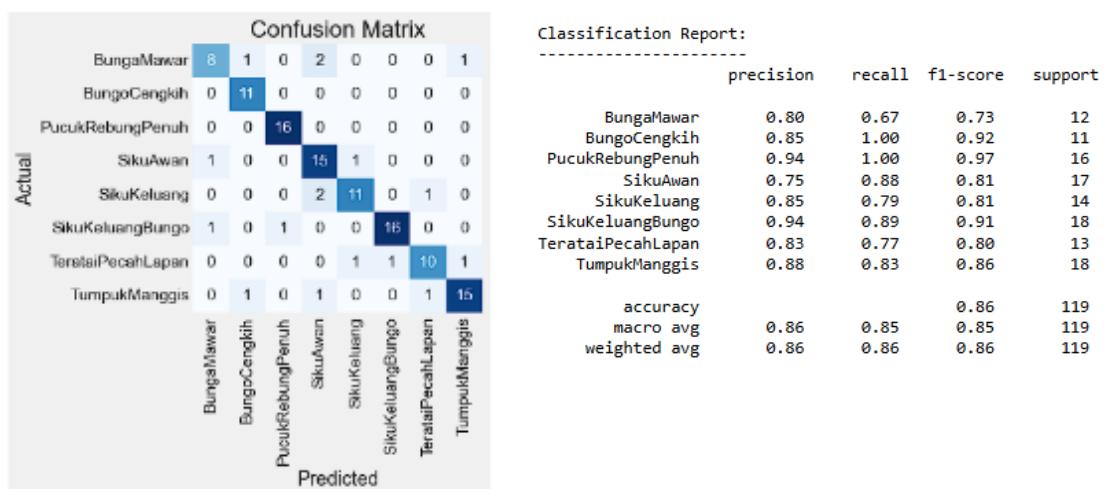


Gambar 2 Hasil pelatihan sebanyak 16 epoch

Dapat dilihat pada gambar 2 Ketika menggunakan *epoch* sebanyak 16, akurasi yang didapat cukup tinggi yakni sebesar 85,71%, model yang dibuat cukup stabil *loss* dari *epoch* 1 hingga *epoch* 16 terus menurun, dan juga *validation loss* terus stabil menurun, sehingga *epoch* 16 bisa dibilang stabil dan tidak terjadi *overfitting* dan juga mendapat akurasi yang cukup besar.

3.4 Evaluation

Hasil pengujian menggunakan *Confusion matrix* menghasilkan nilai-nilai *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN) untuk setiap kelas pola tenun Bengkalis berikut hasil pengujian secara langsung melalui aplikasi yang akan ditampilkan melalui tabel, dan hasil pengujian *confusion matrix* dimodel, berikut hasil dari *confusion matrix*:



Gambar 3 Hasil pengujian confusion matrix

Gambar 3 menunjukkan Hasil pengujian *confusion matrix* mendapatkan hasil cukup tinggi yakni dengan akurasi sebesar 86%

3.5 Deployment

Setelah semua tahap pembuatan model selesai, peneliti melakukan *deployment* model ke aplikasi *mobile*, berikut hasil dari *deployment*



Gambar 4 Homepage



Gambar 5 Input gambar



Gambar 6 Hasil identifikasi



Gambar 7 Login



Gambar 8 Register



Gambar 9 Welcome page



Gambar 10 daftar hasil identifikasi



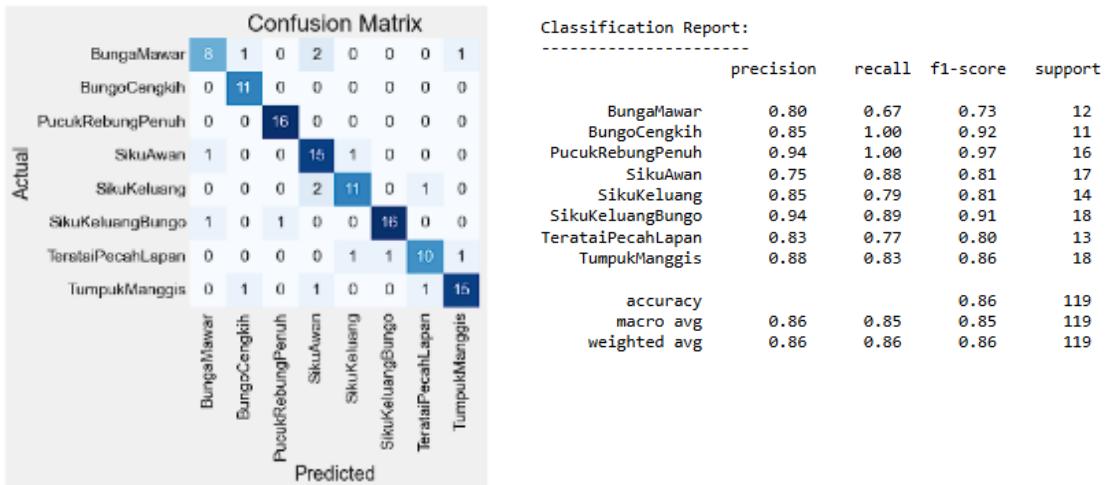
Gambar 11 Logout

Kemudian dilakukan pengujian *confusion matrix* secara manual dengan cara memasukkan data uji sebanyak 100 yang juga digunakan pada data uji *diconfusion matrix*, dan kemudian akan dibandingkan *confusion matrix* secara manual dan *confusion matrix* dari coding, berikut hasil *confusion matrix* secara manual :

Tabel 1 *Confusion Matrix Manual*

kelas	Precision	Recall	F1-score	Akurasi
Bungo mawar	0,8	0,67	0,73	94%
Bungo cengkih	0,77	0,91	0,83	96%
Pucuk rebung	0,94	1	0,97	99%
Siku awan	0,84	0,94	0,88	96%
Siku keluang	0,92	0,79	0,84	97%
Siku keluang bungo	0,94	0,89	0,91	97%
Teratai pecah lapan	0,82	0,69	0,75	95%
Tampuk manggis	0,84	0,88	0,86	96%

Berdasarkan tabel 1 perhitungan *confusion matrix* secara manual diatas, bisa didapat masing-masing nilai rata-rata dari *precision* sebesar 82,25%, *recall* sebesar 84,63%, *F1-score* sebesar 84,63%, dan akurasi sebesar 85,71%, berdasarkan nilai rata-rata tersebut bisa disimpulkan bahwa *model* berjalan cukup baik dalam mendekripsi pola tenun Bengkalis. Hasil tersebut bisa dibandingkan dengan *confusion matrix* di *model*, berikut gambar hasil *confusion matrix* di *model*.



Gambar 12 Confusion matrix

Berdasarkan gambar 12 yang menunjukkan pengujian *confusion matrix* dimodel dan melalui tabel 1 yang menunjukkan pengujian *confusion matrix* secara langsung melalui aplikasi bisa disimpulkan hasil percobaan langsung dan hasil *confusion matrix* dimodel mendapatkan hasil yang tidak beda jauh berikut table hasil *confusion matrix* diaplikasi dan dimodel :

Tabel 2 perbandingan confusion matric dengan confusion matrix manual

Nama kelas	Confusion matrix dimodel	Confusion matrix diaplikasi
Macro precision	86%	82,25%
Macro recall	85%	84,63%
Macro FI-Score	85%	84,63%
Akurasi	86%	85,71%

Berdasarkan table 2, hasil pengujian tersebut dapat disimpulkan bahwa performa model pada tahap pengujian dan implementasi dalam aplikasi memiliki tingkat akurasi yang relatif konsisten, perbedaan terjadi pada macro *precision* dengan selisih 4,25%, macro *recall* dengan selisih 0,37%, macro *FI-score* dengan selisih 0,37%, dan nilai akurasi dari semua kelas dengan selisih 0,29%, berdasarkan hasil perbandingan tersebut bisa disimpulkan perbedaan yang tidak signifikan antara *confusion matrix* pada model dan aplikasi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengidentifikasi pola tenun Bengkalis dengan tingkat akurasi sebesar 86% setelah pelatihan selama 16 *epoch*, tanpa menunjukkan gejala *overfitting*. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai macro *precision* sebesar 86%, macro *recall* 85%, dan macro *F1-score* 86%, yang mengindikasikan kinerja klasifikasi yang stabil dan andal. Implementasi model ke dalam aplikasi *Mobile* juga berhasil dilakukan, dengan hasil pengujian menunjukkan perbedaan yang tidak signifikan antara evaluasi model dan pengujian manual, yaitu selisih 4,25% pada *precision*, serta 0,37% pada *recall* dan *F1-score*. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis CNN dapat menjadi solusi efektif dalam mendukung upaya pelestarian budaya tenun Bengkalis melalui otomasi identifikasi pola yang akurat dan efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Mawan, "Klasifikasi motif batik menggunakan *Convolutional Neural Network*", doi: 10.36802/jnanaloka.
- [2] Y. Omori, "Image Augmentation for Eye Contact Detection Based on Combination of Pre-trained Alex-Net CNN and SVM," *J Comput (Taipei)*, vol. 15, no. 3, pp. 85–97, 2020, doi: 10.17706/jcp.15.3.85-97.
- [3] S. Bahri, A. Sunyoto, and M. P. Kurniawan, "Klasifikasi Hama Pada Daun Sawi Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) Dengan Algoritma Xcaption dan Optimasi Adam," *Journal homepage: Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, vol. 6, no. 2, 2024, doi: 10.33650/jecom.v4i2.
- [4] K. Azmi, S. Defit, and U. Putra Indonesia YPTK Padang Jl Raya Lubuk Begalung-Padang-Sumatera Barat, "Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," vol. 16, no. 1, p. 2023.
- [5] R. Eka Nainggolan *et al.*, "KLASIFIKASI MOTIF PADA TENUN TRADISIONAL TARUTUNG MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) DAN PERANCANGAN VISUAL PRODUCT GUIDE BERBASIS WEBSITE," 2025.
- [6] A. Rizal, I. 1□, and T. N. Suharsono, "Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Citra Jamur Berbasis *Mobile*".
- [7] M. Resa Arif Yudianto and H. Al Fatta, "ANALISIS PENGARUH TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI CITRA WAYANG DENGAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*."
- [8] A. Ibnu Rasidi, Y. A. H. Pasaribu, A. Ziqri, and F. D. Adhinata, "Klasifikasi Sampah Organik dan Non-Organik Menggunakan *Convolutional Neural Network*," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 1, Apr. 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i1.4314.
- [9] M. Bagus, S. Bakti, and Y. M. Pranoto, "Pengenalan Angka Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*."
- [10] B. Setiyono *et al.*, "IDENTIFIKASI TANAMAN OBAT INDONESIA MELALUI CITRA DAUN MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)", doi: 10.25126/jtiik.2023106809.
- [11] L. Arisandi Barka Satya, "Sistem Klarifikasi Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo) Dengan Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*," 2022.
- [12] J. Homepage, D. Pakiding, and A. Selao, "MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Implementation of Computer Vision for Detecting Diseases in Chili and Tomato Plants Using the *Convolutional Neural Networks* Method Implementasi Computer Vision dalam Mendeteksi Penyakit pada Tanaman Cabai dan Tomat Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Networks*," vol. 5, pp. 841–850, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i3.1989.
- [13] L. Abdiansah, S. Sumarno, A. Eviyanti, and N. L. Azizah, "Penerapan Algoritma *Convolutional Neural Networks* untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Jawa," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 2, pp. 496–504, Mar. 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i2.1814.
- [14] K. Prasetyo and R. Mahenra, "Analisis Kinerja *Convolutional Neural Networks Baseline* untuk Identifikasi Jenis Jenis Penyakit Kentang," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 2, pp. 609–615, Mar. 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i2.1722.
- [15] H. Fonda, Y. Irawan, A. Febriani, S. Informatika, and H. T. Pekanbaru, "KLASIFIKASI BATIK RIAU DENGAN MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS* (CNN) 1 2 3 Email : 1 2 3," 2020. [Online]. Available: <http://jik.htp.ac.id>

- [16] T. Bayu Sasongko and A. Amrullah, “ANALISIS EFEK AUGMENTASI DATASET DAN FINE TUNE PADA ALGORITMA PRE-TRAINED *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN),” vol. 10, no. 4, pp. 763–768, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023106583.
- [17] D. Listianing Tyas, F. R. Rumambi, A. Patanduk, R. Christopel, and J. Mailangkay, “Klasifikasi Jenis Tumor Otak Melalui Citra MRI dengan Menggunakan *Convolutional Neural Network*”.
- [18] M. Rafly Alwanda, R. Putra, K. Ramadhan, and D. Alamsyah, “Implementasi Metode *Convolutional Neural Network* Menggunakan Arsitektur *LeNet-5* untuk Pengenalan Doodle,” 2020.
- [19] S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber, T. Ince, M. Gabbouj, and D. J. Inman, “1D *Convolutional Neural Networks* and applications: A survey,” *Mech Syst Signal Process*, vol. 151, p. 107398, Apr. 2021, doi: 10.1016/J.YMSSP.2020.107398.
- [20] I. Suhardin, A. Patombongi, A. Muhammad Islah, and S. H. Catur Sakti Kendari Jl Abdullah, “MENGIDENTIFIKASI JENIS TANAMAN BERDASARKAN CITRA DAUN MENGGUNAKAN AIGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*,” vol. 6, no. 2, 2021.