



KLASIFIKASI WARNA KAIN TENUN LOTIS MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Elike Adielwin Nenometa¹

¹STIKOM Uyelindo Kupan

Email: elikenenometa@gmail.com

Abstrak

Kain tenun Lotis merupakan warisan budaya khas dari Kabupaten Timor Tengah Selatan, Nusa Tenggara Timur, yang berasal dari tiga suku besar, yaitu Amanuban, Amanatun, dan Mollo. Kain ini memiliki motif geometris unik dan menggunakan bahan pewarna alami dalam proses pembuatannya. Selain nilai estetika, kain tenun Lotis memiliki makna sosial dan budaya penting, seperti digunakan dalam busana adat dan simbol status sosial masyarakat setempat. Namun, pelestarian kain tenun Lotis menghadapi tantangan di era modern, terutama dalam klasifikasi dan dokumentasi digital karena kompleksitas visualnya. Variasi motif, corak, serta warna yang khas menyulitkan proses klasifikasi otomatis menggunakan metode konvensional. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini menerapkan metode Convolutional Neural Network, sebuah pendekatan deep learning yang efektif dalam pengolahan citra dan klasifikasi objek dengan visual kompleks. CNN mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dan mengenali pola serta karakteristik visual dengan akurasi tinggi. Penelitian ini bertujuan meningkatkan akurasi dan efisiensi identifikasi warna kain tenun Lotis. Hasilnya diharapkan dapat menghasilkan sistem klasifikasi berbasis CNN yang mampu mengidentifikasi kain tenun Lotis secara otomatis, serta mendukung pelestarian budaya melalui digitalisasi, dokumentasi yang lebih baik, dan meningkatkan apresiasi di kalangan generasi muda.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, Kain Tenun Lotis, Klasifikasi Warna, Timor Tengah Selatan.

Abstract

Lotis woven fabric is a cultural heritage originating from Timor Tengah Selatan Regency, East Nusa Tenggara, derived from three major ethnic groups: Amanuban, Amanatun, and Mollo. This fabric features unique geometric motifs and uses natural dyes in its production process. In addition to its aesthetic value, Lotis woven fabric holds important social and cultural meanings, often used in traditional clothing and as a symbol of social status within the local community. However, preserving Lotis woven fabric faces challenges in the modern era, particularly in digital classification and documentation due to its complex visual patterns. The variations in motifs, patterns, and distinctive colors make automatic classification difficult using conventional methods. To address this issue, this research applies the Convolutional Neural Network (CNN) method, a deep learning approach effective in image processing and classifying visually complex objects. CNN is capable of automatically extracting features and recognizing visual patterns and characteristics with high accuracy. This research aims to improve the accuracy and efficiency of color identification for Lotis woven fabric. The results are expected to produce a CNN-based classification system capable of automatically identifying Lotis woven fabrics, supporting cultural preservation through improved digital



documentation, and enhancing appreciation for the distinctive motifs and colors among the younger generation.

Keywords: *Color Classification, Convolutional Neural Network, Lotis Woven Fabric, South Central Timor.*

1. PENDAHULUAN

Kain tenun Lotis merupakan warisan budaya yang khas dari Kabupaten Timor Tengah Selatan, Nusa Tenggara Timur. Berakar dari tiga suku besar, yaitu Amanuban, Amanatun, dan Mollo, kain ini mencerminkan kekayaan tradisi setempat melalui motif geometris yang unik dan penggunaan bahan alami. Proses pembuatannya, mulai dari pengolahan kapas hingga pewarnaan dengan bahan-bahan alam, menjadi bukti kearifan lokal yang diwariskan secara turun-temurun. Selain memiliki nilai estetika tinggi, kain tenun Lotis juga berperan dalam berbagai aspek sosial dan budaya, seperti busana adat, mas kawin, alat tukar, hingga simbol status dalam masyarakat. Namun, di tengah modernisasi, pelestarian kain tenun Lotis menghadapi berbagai tantangan, terutama dalam hal klasifikasi dan dokumentasi secara digital. Kompleksitas visual pada kain tenun Lotis menjadi tantangan tersendiri ketika hendak diklasifikasikan secara otomatis. Setiap kain memiliki variasi motif, corak, dan warna yang unik, yang membuat proses klasifikasi menjadi sulit dilakukan dengan metode konvensional. Selain itu, jumlah data citra yang besar serta variasi warna dan tekstur yang tinggi memerlukan pendekatan yang lebih canggih untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat. Dalam konteks pelestarian budaya, kemampuan untuk mengenali dan mengkategorikan kain tenun Lotis secara digital menjadi semakin penting, terutama dalam mendukung dokumentasi serta pengenalan kain tradisional ini di era digital. Oleh karena itu, diperlukan solusi teknologi yang mampu mengatasi tantangan tersebut secara efektif.

Deep learning merupakan salah satu pendekatan yang telah terbukti mampu mengatasi permasalahan dalam pengolahan citra, terutama dalam klasifikasi objek yang kompleks. Salah satu metode *deep learning* yang banyak digunakan dalam analisis citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN telah terbukti efektif dalam mengenali pola, warna, dan tekstur dalam berbagai jenis gambar. Salah satu penelitian yang paling mendekati adalah penelitian oleh Bariyah, et.al (2021) yang menggunakan CNN untuk klasifikasi multi-label pada motif batik. Dalam penelitian tersebut, CNN diterapkan untuk mengenali lebih dari satu motif dalam



satu citra batik, dengan tingkat akurasi mencapai 91,41% dari 300 citra uji. Keberhasilan metode ini menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan motif kain dengan pola yang kompleks dan beragam. Oleh karena itu, penerapan CNN dalam klasifikasi warna kain tenun Lotis diharapkan dapat menjadi pendekatan yang efektif dalam mengatasi tantangan identifikasi warna dan motif yang beragam.

Dengan mempertimbangkan permasalahan dan solusi yang telah diuraikan, penelitian ini mengusung judul "Klasifikasi Warna Kain Tenun Lotis Menggunakan *Convolutional Neural Network*". Penerapan metode ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses identifikasi serta mendukung pelestarian budaya melalui digitalisasi dan dokumentasi yang lebih baik. Dan diharapkan dapat membantu masyarakat, terutama generasi muda, dalam memahami dan mengklasifikasikan warna serta motif kain tenun Lotis secara lebih mudah dan akurat melalui teknologi digital. Dengan adanya sistem klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN), proses identifikasi kain tenun dapat dilakukan secara otomatis, sehingga dapat meningkatkan apresiasi terhadap keberagaman motif dan warna khas dari Timor Tengah Selatan.

Perumusan Masalah

Berdasarkan perumusan masalah yang disimpulkan dari latar belakang di atas, muncul pertanyaan penelitian utama yang perlu dijawab, yaitu: Bagaimana cara membuat klasifikasi kain tenun Lotis menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)?

Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah membuat model klasifikasi citra kain tenun Lotis menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) guna meningkatkan akurasi dalam pengenalan pola, warna, dan tekstur kain tenun Lotis.

Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat yang signifikan dalam beberapa aspek, yaitu:

1. Bagi peneliti, penelitian ini dapat menambah wawasan tentang penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi citra kain tradisional.



2. Bagi pemerintah dan masyarakat, penelitian ini dapat menjadi langkah awal dalam digitalisasi budaya kain tenun Lotis, mendukung pelestarian budaya lokal, serta mempermudah proses dokumentasi dan pengenalan kain tradisional.

Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup penelitian ini mencakup aspek pengambilan data serta karakteristik dataset yang digunakan dalam proses klasifikasi warna kain tenun Lotis. Penelitian ini berfokus pada kain tenun Lotis di Kabupaten Timor Tengah Selatan, dengan rincian sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 100 citra kain tenun Lotis, yang terdiri dari 33 citra dari Suku Amanuban, 34 citra dari Suku Amanatun, dan 33 citra dari Suku Mollo. Dataset ini mencakup variasi warna dan motif khas dari masing-masing suku, sehingga dapat merepresentasikan keberagaman kain tenun Lotis secara lebih akurat dalam proses klasifikasi.
2. Pengambilan gambar dilakukan dengan dua teknik utama untuk memastikan kualitas dan kejelasan citra yang digunakan dalam penelitian. Teknik pertama adalah close-up shot dengan jarak 30 cm hingga 50 cm, yang bertujuan untuk menangkap detail tekstur dan warna kain secara lebih jelas. Teknik kedua adalah medium shot dengan jarak 1 hingga 2 meter, yang memungkinkan gambar memberikan konteks lebih luas terhadap kain yang dianalisis.
3. seluruh proses klasifikasi citra dalam penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python. Python dipilih karena memiliki berbagai library yang mendukung kebutuhan *machine learning* dan *deep learning* secara menyeluruh. Beberapa library yang digunakan antara lain TensorFlow dan Keras untuk membangun serta melatih model klasifikasi, Scikit-learn untuk menghitung metrik evaluasi seperti *confusion matrix*, sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi, serta OpenCV dan Matplotlib untuk proses pengolahan citra serta visualisasi hasil prediksi. Dengan penggunaan Python, seluruh tahapan seperti *preprocessing*, pelatihan model, evaluasi kinerja, hingga visualisasi hasil klasifikasi dapat dilakukan secara terintegrasi dan efisien.

2. METODE PENELITIAN

Lokasi Dan Waktu Penelitian



Penelitian ini dilaksanakan di Kabupaten Timor Tengah Selatan (TTS), yang merupakan sebuah kabupaten di provinsi Nusa Tenggara Timur dengan 3 suku yaitu suku Amanuban, Amanatun dan suku Mollo, yang terkenal dengan warisan budaya dan kerajinan tradisionalnya, termasuk kain tenun. Penelitian ini berlangsung selama 11 bulan, dimulai pada Agustus 2024 hingga Juni 2025.

Bahan Dan Alat Penelitian

1. Bahan Penelitian

Dalam penelitian ini, bahan yang digunakan antara lain kain tenun Lotis dengan berbagai warna yang akan dijadikan sebagai dataset untuk klasifikasi. Dataset ini terdiri dari gambar kain tenun yang diambil langsung dari tiga suku yang ada di Kabupaten Timor Tengah Selatan (TTS), yaitu suku Amanuban, Amanatun dan Molo. Jumlah citra dari setiap suku dalam dataset adalah sebagai berikut: Suku Amanuban: 33 citra, Suku Amanatun: 34 citra, Suku Mollo: 33 citra

Dengan total jumlah dataset sebanyak 100 citra kain tenun Lotis. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan representasi yang seimbang dari setiap suku dalam penelitian, sehingga hasil klasifikasi dapat mencerminkan keragaman motif dan warna yang ada pada kain tenun Lotis dari masing-masing suku. Untuk pengumpulan data, responden akan dipilih dari masyarakat lokal yang memiliki pengetahuan tentang kain tenun Lotis, dengan jumlah responden sebanyak 15 orang. Setiap responden akan diminta untuk memberikan informasi terkait identifikasi dan klasifikasi kain tenun berdasarkan warna dan motif yang mereka kenal. Data yang diperoleh dari responden ini akan digunakan untuk melengkapi dan memvalidasi dataset yang telah disiapkan.

2. Alat Penelitian

Alat yang digunakan dalam penelitian ini antara lain:

1. Perangkat keras:

- 1) Laptop: Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah laptop Acer dengan sistem operasi Windows 10. Laptop ini dilengkapi dengan memori RAM 16 GB yang memungkinkan pemrosesan data besar dan pelatihan model pembelajaran mesin secara efisien. Untuk penyimpanan,



laptop ini menggunakan SSD 512 GB, yang menyediakan kecepatan baca/tulis tinggi untuk mempercepat akses data dan pemrosesan file citra dalam jumlah besar. Kecepatan kedua komponen ini sangat mendukung kinerja komputasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam penelitian.

- 2) Kamera DSLR Canon EOS 4000D: Digunakan untuk mengambil gambar citra kain tenun Lotis yang akan diproses. Kamera ini dilengkapi dengan sensor APS-C 18 MP yang mampu menghasilkan gambar berkualitas tinggi dengan detail yang tajam.

2. *Software:*

- 1) Python sebagai bahasa pemrograman utama.
- 2) *Library* seperti TensorFlow atau Keras untuk implementasi CNN.
- 3) OpenCV untuk pengolahan citra.
- 4) Jupyter Notebook atau IDE lain seperti *Visual Studio Code* (*VS Code*) untuk pengembangan dan pengujian kode.

Prosedur Penelitian

Flowchart pada Gambar 1 menjelaskan tahapan dalam penelitian klasifikasi citra kain tenun Lotis menggunakan CNN. Tahapan-tahapan ini meliputi pengolahan data, pelatihan model, pengujian, dan evaluasi performa model.



Gambar 1. Prosedur Penelitian



Berikut penjelasan flowchartnya:

1. Citra Kain Tenun Lotis

Kain tenun Lotis berasal dari Kabupaten Timor Tengah Selatan (TTS), Nusa Tenggara Timur (NTT). Secara khusus, kain ini merupakan warisan budaya dari tiga suku besar: Amanuban, Amanatun, dan Mollo. Motif kain ini memiliki ciri khas berupa pola geometris yang dihasilkan melalui teknik tenun tradisional.

Teknik Pengambilan Gambar:

- 1) Kamera Digital / Smartphone dengan Resolusi Tinggi: Untuk mendapatkan detail motif yang jelas.
- 2) Pencahayaan Alami dan Buatan: Menggunakan cahaya matahari atau lampu LED untuk menghindari bayangan berlebih.
- 3) Jarak Pengambilan: Sekitar 30–50 cm agar detail kain tetap terlihat tanpa distorsi.
- 4) Sudut Pengambilan: Tegak lurus terhadap kain untuk menghindari perspektif miring.

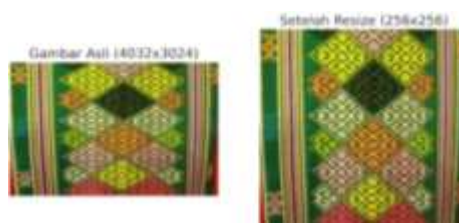
2. *Preprocessing*

Sebelum digunakan dalam model CNN, citra kain tenun harus melalui beberapa tahap *preprocessing*:

a. *Resize Image*

Mengubah ukuran gambar untuk menyamakan dimensi input. Contohnya:

1. Ukuran awal: 4032 x 3024 piksel
2. Ukuran setelah *resize*: 256 x 256 piksel



Gambar 2. Contoh perbandingan gambar sebelum dan sesudah *resize*

Gambar di atas menunjukkan proses perubahan ukuran (*resize*) citra kain tenun dari ukuran asli 4032 x 3024 piksel menjadi 256 x 256 piksel. Proses ini dilakukan untuk menyamakan dimensi gambar agar sesuai dengan input model *Convolutional Neural*



Network(CNN). Dengan ukuran yang lebih kecil, pemrosesan menjadi lebih efisien tanpa menghilangkan pola dan tekstur utama dari kain tenun, yang penting untuk analisis dan klasifikasi citra.

b. Normalisasi

Mengubah nilai piksel dari rentang 0-255 ke rentang 0-1 dengan persamaan:

$$X_{normalized} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \dots \dots \dots (2)$$

Misalnya, jika suatu piksel memiliki nilai 120 dalam skala 0-255:

$$X_{normalized} = \frac{120 - 0}{255 - 0} = 0.47 \dots \dots \dots (3)$$



Gambar 3. Contoh Perbandingan gambar sebelum dan setelah normalisasi.

Gambar di atas menunjukkan perbedaan sebelum dan sesudah normalisasi. Sebelum normalisasi, nilai piksel berada dalam rentang 0-255, sementara setelah normalisasi, nilai piksel dikonversi ke rentang 0-1. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi pemrosesan dalam model pembelajaran mesin, terutama dalam CNN, tanpa mengubah informasi visual dari gambar.

c. Augmentasi Data

Augmentasi digunakan untuk memperkaya dataset. Contohnya, Rotasi 30°, Flipping horizontal, Perubahan warna (*Brightness* +10%), Zoom in (1.2x)



Gambar 4. Contoh Hasil Augmentasi: Rotasi, Flip, *Brightness*, Zoom.

Gambar di atas menampilkan berbagai teknik augmentasi yang diterapkan pada citra kain tenun setelah melalui tahap normalisasi. Augmentasi pertama adalah rotasi 30°,



yang memutar gambar untuk membantu model mengenali pola dari sudut berbeda. Selanjutnya, flipping horizontal digunakan untuk membalik gambar secara horizontal, menambah variasi data tanpa mengubah struktur pola kain. Teknik peningkatan *brightness* (+10%) bertujuan untuk mensimulasikan kondisi pencahayaan yang berbeda, sehingga model dapat lebih adaptif terhadap variasi intensitas cahaya. Terakhir, zoom in (1.2x) dilakukan dengan memperbesar gambar sebesar 1.2 kali, memungkinkan model untuk fokus pada detail tertentu dari kain tenun. Augmentasi ini membantu meningkatkan kualitas dataset dan memperkuat kemampuan model CNN dalam mengenali kain tenun dengan lebih akurat.

3. Pembagian Data

Dataset dalam penelitian ini terdiri dari 100 citra kain tenun Lotis yang berasal dari tiga suku di Timor Tengah Selatan: Amanuban, Amanatun, dan Mollo. Untuk melatih dan menguji model *Convolutional Neural Network* (CNN), dataset ini dibagi menjadi dua bagian utama dengan rasio 80:20. Sebanyak 80% dari total dataset (80 citra) akan digunakan sebagai data latih (*training set*), yang berfungsi untuk melatih model agar dapat mengenali pola, warna, dan tekstur kain tenun Lotis. Sisa 20% (20 citra) akan digunakan sebagai data uji (*testing set*), yang digunakan untuk menguji kinerja model setelah dilatih. Secara lebih rinci, pembagian dataset untuk setiap suku adalah sebagai berikut:

1. Suku Amanuban: Dari total 33 citra, 26 citra (80%) akan digunakan untuk data latih, dan 7 citra (20%) akan digunakan untuk data uji.
2. Suku Amanatun: Dari total 34 citra, 27 citra (80%) akan digunakan untuk data latih, dan 7 citra (20%) akan digunakan untuk data uji.
3. Suku Mollo: Dari total 33 citra, 26 citra (80%) akan digunakan untuk data latih, dan 7 citra (20%) akan digunakan untuk data uji.

Pembagian ini memastikan bahwa setiap suku terwakili dengan proporsi yang sama dalam data latih dan data uji, sehingga model yang dihasilkan diharapkan dapat memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap variasi motif dan warna kain tenun Lotis dari ketiga suku tersebut.

4. CNN (*Convolutional Neural Network*)



Setelah data training masuk ke CNN, model melewati beberapa tahap utama, dimulai dari *convolutional layer*, yang mengekstrak fitur penting seperti pola dan tekstur menggunakan filter konvolusi, lalu hasilnya diproses melalui ReLU activation untuk menambahkan non-linearitas. Selanjutnya, Pooling Layer mengecilkan dimensi fitur dengan metode seperti Max Pooling agar model lebih efisien dan mengurangi overfitting. Setelah itu, fitur yang diekstrak diratakan (*Flattening*) dan dimasukkan ke dalam *Fully Connected Layer*, di mana model melakukan klasifikasi menggunakan fungsi aktivasi Softmax untuk menentukan kategori suku (Amanuban, Amanatun, atau Mollo). Proses Backpropagation dengan optimasi seperti Adam atau SGD kemudian memperbaiki bobot berdasarkan kesalahan prediksi untuk meningkatkan akurasi. Terakhir, model diuji menggunakan data uji (20%), dan kinerjanya diukur dengan metrik seperti akurasi, presisi, dan recall, sehingga model dapat mengenali pola kain tenun dengan optimal. Model CNN akan melalui beberapa lapisan utama:

- a. *Convolution Layer*: Menggunakan filter 3×3 untuk mengekstrak fitur dari gambar. Operasi konvolusi dilakukan untuk mendeteksi pola dan tekstur dalam citra, sebagaimana dijelaskan dalam Persamaan 1.
- b. *Pooling Layer*: Reduksi dimensi menggunakan *max pooling* 2×2 , yang membantu mengurangi kompleksitas komputasi dan meningkatkan ketahanan terhadap pergeseran fitur.
- c. *Fully Connected Layer*: Menghubungkan fitur yang telah diekstrak dengan kelas output, memungkinkan model untuk melakukan klasifikasi berdasarkan pola yang telah dipelajari.

Dengan struktur ini, CNN mampu mengenali warna dan motif kain tenun Lotis secara lebih akurat melalui analisis fitur yang dilakukan pada setiap lapisan.

5. Pengujian dengan *Confusion Matrix*

Setelah model *Convolutional Neural Network* (CNN) dilatih, kinerja model dievaluasi menggunakan data uji (testing set) yang sebelumnya telah dipisahkan. Salah satu metode yang efektif untuk mengukur kinerja model klasifikasi adalah dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* memberikan gambaran yang detail tentang seberapa baik model mampu memprediksi kelas yang benar dan jenis kesalahan apa yang sering terjadi. Dalam konteks penelitian ini, *confusion matrix* akan memiliki dimensi 3×3 , di mana baris



merepresentasikan kelas aktual (Suku Amanuban, Amanatun, Mollo) dan kolom merepresentasikan kelas yang diprediksi oleh model. Setiap sel dalam *confusion matrix* menunjukkan jumlah citra dari kelas aktual tertentu yang diprediksi sebagai kelas tertentu.

6. Hasil

Hasil akhir dari penelitian ini akan menghasilkan sebuah model klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu mengidentifikasi motif kain tenun Lotis berdasarkan suku asalnya (Amanuban, Amanatun, dan Mollo). Kinerja model akan dievaluasi secara komprehensif menggunakan *confusion matrix* dan metrik evaluasi yang relevan. Secara spesifik, hasil akhir yang diharapkan meliputi:

- 1) Model CNN Terlatih: Sebuah model CNN yang telah dilatih dengan dataset kain tenun Lotis dan mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang optimal. Model ini akan menyimpan bobot (*weights*) dan bias yang telah dipelajari selama proses pelatihan.
- 2) Evaluasi Kinerja Model:
 - a) *Confusion Matrix*: Matriks yang menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas (Amanuban, Amanatun, Mollo). *Confusion matrix* memberikan informasi detail tentang jenis kesalahan klasifikasi yang sering terjadi.
 - b) Akurasi (*Accuracy*): Persentase total prediksi yang benar dari seluruh data uji. Berdasarkan contoh *confusion matrix* yang telah dibahas, akurasi yang diharapkan adalah sekitar 87%.
 - c) Presisi (*Precision*): Mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi setiap kelas secara individual. Presisi akan dihitung untuk setiap suku (Amanuban, Amanatun, Mollo). Nilai presisi yang tinggi menunjukkan bahwa ketika model memprediksi suatu citra sebagai kelas tertentu, prediksi tersebut cenderung benar.
 - d) Recall (Sensitivitas): Mengukur kemampuan model untuk menemukan semua citra yang relevan dari setiap kelas. *Recall* juga akan dihitung untuk



setiap suku. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi sebagian besar citra dari kelas tertentu.

- e) F1-Score: Rata-rata harmonik antara presisi dan *recall*. F1-Score memberikan gambaran yang seimbang tentang kinerja model, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan kelas. F1-Score juga akan dihitung untuk setiap suku.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Sistem

Implementasi sistem dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan warna kain tenun Lotis berdasarkan motif dan coraknya. Sistem ini dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka *TensorFlow* dan *OpenCV*. Implementasi melibatkan beberapa tahap utama, yaitu pengumpulan dan pengolahan data citra, pelatihan model CNN, validasi menggunakan metode *k-fold cross validation*, serta pengujian sistem untuk menilai kinerja model. Dataset yang digunakan berasal dari kain tenun Lotis yang dikategorikan berdasarkan tiga suku utama di Timor Tengah Selatan, yaitu Amanuban, Amanatun, dan Mollo. Proses implementasi bertujuan untuk mengoptimalkan akurasi klasifikasi dan meningkatkan efisiensi dalam pengenalan warna serta motif kain tenun Lotis.

Data Citra

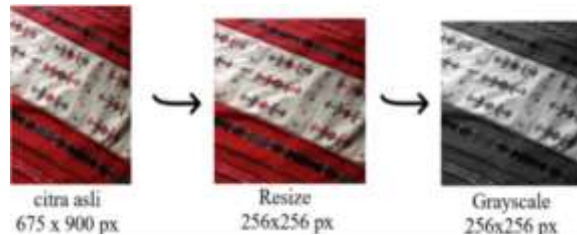
Pada penelitian ini menggunakan data citra kain tenun Lotis dari tiga suku di Timor Tengah Selatan, terdiri dari 100 gambar kain tenun Lotis dengan masing-masing suku diambil sekitar 33-34 sampel. Pengambilan gambar dilakukan dengan jarak kamera 30-50 cm untuk memastikan kualitas citra yang optimal. Gambar disimpan dalam format file *.jpg. Selanjutnya, citra diinput ke dalam Python untuk diproses lebih lanjut menggunakan algoritma CNN.

Praproses Citra

Pada tahap praproses citra, dilakukan beberapa langkah penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pelatihan model memiliki kualitas yang optimal. Citra asli kain tenun Lotis yang berukuran 675×900 piksel terlebih dahulu diubah ukurannya menjadi



256×256 piksel. Proses resize ini bertujuan untuk menyamakan dimensi input model, mengurangi beban komputasi, serta mempercepat proses pelatihan tanpa menghilangkan pola utama kain. Setelah itu, citra dikonversi ke grayscale guna menyederhanakan informasi warna dan mengurangi kompleksitas data, sehingga model dapat lebih fokus dalam mengenali pola tekstur kain tanpa gangguan variasi warna.



Gambar 8. *Resize dan Grayscale*

Selain proses dasar seperti resize dan grayscale, dilakukan juga augmentasi data untuk meningkatkan variasi dalam dataset dan membuat model lebih tangguh dalam mengenali pola kain dari berbagai perspektif. Salah satu teknik augmentasi yang digunakan adalah rotasi citra pada sudut 45°, 90°, 135°, dan 180°. Dengan melakukan rotasi ini, model diharapkan mampu mengenali motif kain tenun Lotis dalam berbagai orientasi yang mungkin terjadi di dunia nyata, sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam proses klasifikasi. Teknik ini tidak hanya memperkaya jumlah data pelatihan, tetapi juga membantu model dalam memahami pola kain dengan lebih baik, menjadikannya lebih adaptif terhadap berbagai kemungkinan variasi dalam citra input.



Gambar 9. *Augmentasi data rotation*

Pelatihan Model

Setelah tahap praprosesan citra selesai, langkah berikutnya adalah pelatihan model menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola visual yang kompleks, seperti motif dan tekstur pada kain tenun Lotis. Model ini dirancang untuk mengklasifikasikan warna kain tenun Lotis ke dalam tiga kategori utama, yaitu Amanuban, Amanatun, dan Mollo. Model CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa lapisan utama. Lapisan pertama adalah *Convolutional Layer*, yang berfungsi untuk mengekstrak fitur penting dari citra kain tenun menggunakan filter



berukuran 3×3 . Setelah fitur diekstraksi, aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) diterapkan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola non-linear. Selanjutnya, *Max Pooling* (2×2) digunakan untuk mengurangi dimensi fitur, sehingga meningkatkan efisiensi komputasi dan mengurangi kemungkinan *overfitting*.

Setelah beberapa lapisan konvolusi dan pooling, fitur yang telah diproses diubah menjadi bentuk vektor menggunakan *Flattening Layer*. Vektor ini kemudian diteruskan ke *Fully Connected Layer*, yang menghubungkan fitur yang telah diekstraksi dengan kategori keluaran. Pada bagian terakhir, model menggunakan Output Layer dengan aktivasi *Softmax*, yang bertugas menghasilkan probabilitas untuk setiap kelas warna kain tenun Lotis. Fungsi aktivasi *Softmax* dipilih karena model ini melakukan klasifikasi multi-kelas.

Pelatihan model dilakukan dengan algoritma optimasi Adam, yang dipilih karena kemampuannya dalam menyesuaikan laju pembelajaran dan mempercepat proses konvergensi. Fungsi *categorical cross-entropy* digunakan sebagai *loss function*, karena klasifikasi ini terdiri dari tiga kelas yang saling eksklusif. Model dilatih selama 50 epoch dengan batch size 32, serta validasi menggunakan *k-fold cross-validation* untuk meningkatkan generalisasi model.

```
pro > modelcnn.py > ...
1 import tensorflow as tf
2 from tensorflow.keras.models import Sequential
3 from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout
4 from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
5
6 # Inisialisasi model CNN
7 model = Sequential([
8     Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(256, 256, 3)),
9     MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
10
11     Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
12     MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
13
14     Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
15     MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
16
17     Flatten(),
18     Dense(128, activation='relu'),
19     Dropout(0.5),
20     Dense(3, activation='softmax') # 3 kelas untuk kain tenun Lotis
21 ])
22
23 # Kompilasi model
24 model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
25
26 # Ringkasan arsitektur model
27 model.summary()
```

Gambar 10. Code Implementasi Model CNN

Setelah model dikompilasi, tahap selanjutnya adalah proses pelatihan menggunakan dataset kain tenun Lotis. Dataset ini telah melalui berbagai teknik augmentasi, seperti rotasi, *flipping*, *brightness adjustment*, dan *zooming*, guna meningkatkan akurasi model. Teknik



augmentasi ini membantu model mengenali pola kain dari berbagai sudut dan kondisi pencahayaan yang berbeda, sehingga model menjadi lebih tangguh terhadap variasi data. Berikut adalah kode untuk augmentasi data dan pelatihan model:

```

#train.py # pelatihan ...
1 import tensorflow as tf
2 from tensorflow.keras.models import Sequential
3 from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout
4 from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
5
6 # Inisialisasi model CNN
7 model = Sequential([
8     Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(256, 256, 3)),
9     MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
10    Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
11    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
12    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
13    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
14    Flatten(),
15    Dense(128, activation='relu'),
16    Dropout(0.5),
17    Dense(10, activation='softmax') # 10 kelas untuk kain tenun Lotis
18 ])
19
20 # Kompilasi model
21 model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
22
23 # Augmentasi Data
24 train_datagen = ImageDataGenerator(
25     rescale=1./255,
26     rotation_range=30,
27     width_shift_range=0.1,
28     height_shift_range=0.1,
29     horizontal_flip=True,
30     zoom_range=0.1,
31 )
32 validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
33
34 # Load dataset (Pastikan struktur folder dataset benar)
35 train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
36     'dataset/', # Pastikan path folder dataset benar
37     target_size=(256, 256),
38     batch_size=32,
39     class_mode='categorical',
40     subset='training' # 80% data untuk training
41 )
42
43 validation_generator = validation_datagen.flow_from_directory(
44     'dataset/',
45     target_size=(256, 256),
46     batch_size=32,
47     class_mode='categorical',
48     subset='validation' # 20% data untuk validasi
49 )
50
51 # Pelatihan Model
52 history = model.fit(
53     train_generator,
54     validation_data=validation_generator,
55     steps_per_epoch=len(train_generator),
56     validation_steps=len(validation_generator),
57     epochs=50,
58 )
59
60

```

Gambar 11.Kode Augmentasi Data & Pelatihan Model CNN

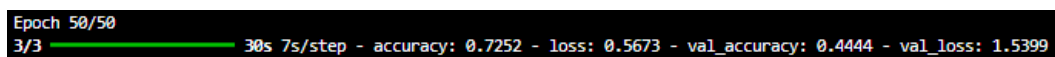
Model ini diuji pada data latih (80%) dan data uji (20%) yang telah dibagi sebelumnya. Dengan pendekatan ini, model dapat belajar dengan lebih optimal dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik saat mengklasifikasikan kain tenun Lotis. Setelah model selesai dikompilasi dan dilatih, berikut adalah output ringkasan arsitektur model CNN yang dihasilkan:

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 256, 256, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 127, 127, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 125, 125, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 62, 62, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 60, 60, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 115200)	0
dense (Dense)	(None, 128)	14,745,728
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	128
Total params: 14,830,383 (56.61 MB)		
Trainable params: 14,830,383 (56.61 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 B)		

Gambar 12.Output Model CNN



Model ini terdiri dari beberapa lapisan, dimulai dengan tiga lapisan *Conv2D* (konvolusi) yang masing-masing diikuti oleh lapisan *MaxPooling2D* untuk pengurangan dimensi spasial. Lapisan pertama menghasilkan 32 filter, lapisan kedua 64 filter, dan lapisan ketiga 128 filter, dengan output shape yang semakin mengecil karena pooling. Setelah itu, data diratakan menggunakan lapisan *Flatten*, menghasilkan vektor berdimensi 115200. Lapisan ini diikuti oleh lapisan *Dense* dengan 128 unit, kemudian lapisan *Dropout* untuk mencegah *overfitting*, dan akhirnya lapisan *Dense* terakhir dengan 3 unit output, yang kemungkinan digunakan untuk klasifikasi tiga kelas. Model ini memiliki total parameter sebanyak 14.839.363, semuanya dapat dilatih (*trainable*), tanpa parameter *non-trainable*. Ukuran model ini sekitar 56,61 MB. Selama pelatihan 50 *epoch*, model menunjukkan peningkatan akurasi secara bertahap. Berikut adalah output dari proses pelatihan model:



```
Epoch 50/50  
3/3 30s 7s/step - accuracy: 0.7252 - loss: 0.5673 - val_accuracy: 0.4444 - val_loss: 1.5399
```

Gambar 13. Output Proses Pelatihan Model

Output tersebut merupakan hasil dari proses pelatihan model machine learning yang telah mencapai epoch ke-50 dari total 50 epoch. Proses pelatihan menggunakan 3 batch data, membutuhkan waktu 30 detik dengan rata-rata 7 detik per step. Pada data pelatihan, model mencapai akurasi 72.52% dengan loss sebesar 0.5673. Namun, pada data validasi, akurasi model hanya mencapai 44.44% dengan loss yang lebih tinggi, yaitu 1.5399. Perbedaan signifikan antara akurasi dan loss pada data pelatihan dan validasi mengindikasikan adanya potensi *overfitting*, di mana model terlalu baik dalam mempelajari data pelatihan namun kurang mampu menggeneralisasi pada data baru.

K-Fold Cross Validation

Setelah model *Convolutional Neural Network* (CNN) dilatih, tahap berikutnya adalah melakukan validasi untuk mengevaluasi performa model sebelum dilakukan pengujian lebih lanjut. Salah satu teknik validasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *K-Fold Cross Validation*. Teknik ini digunakan untuk mengurangi bias akibat pembagian dataset yang tidak merata serta memastikan bahwa model dapat melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Dalam penelitian ini, digunakan *5-Fold Cross Validation* ($K=5$), yang berarti dataset dibagi menjadi 5 bagian yang sama besar. Pada setiap iterasi pelatihan, 4 bagian digunakan untuk melatih model, sementara 1 bagian digunakan untuk menguji model. Proses ini diulang sebanyak 5 kali, sehingga setiap bagian dataset berkesempatan menjadi data uji. Nilai rata-rata dari hasil validasi digunakan sebagai tolok ukur kinerja model secara keseluruhan. Setelah model diuji pada 5 fold, hasil evaluasi model adalah sebagai berikut:

a. *Training k-fold 1*

Table 1. Hasil *Training k-fold 1*

<i>Epoch</i>	<i>Batch size</i>	<i>Accuracy (%)</i>	<i>Loss</i>
50	16	40.00	2.7709

b. *Training k-fold 2*

Table 2. Hasil *Training k-fold 2*

<i>Epoch</i>	<i>Batch size</i>	<i>Accuracy (%)</i>	<i>Loss</i>
50	16	15.00	9.3115

c. *Training k-fold 3*

Table 3. Hasil *Training k-fold 3*

<i>Epoch</i>	<i>Batch size</i>	<i>Accuracy (%)</i>	<i>Loss</i>
50	16	35.00	3.0972

d. *Training k-fold 4*

Table 4. Hasil *Training k-fold 4*

<i>Epoch</i>	<i>Batch size</i>	<i>Accuracy (%)</i>	<i>Loss</i>
50	16	25.00	3.7751

e. *Training k-fold 5*



Table 5. Hasil *Training k-fold 5*

<i>Epoch</i>	<i>Batch size</i>	<i>Accuracy</i> (%)	<i>Loss</i>
50	16	35.00	8.5922

Analisis Hasil:

a) *Training k-fold 1*

- 1) *Epoch*: 50
- 2) *Batch size*: 16
- 3) *Accuracy*: 40.00%
- 4) *Loss*: 2.7709

Pada fold pertama, model mencapai akurasi 40% dengan nilai loss 2.7709. Ini menunjukkan model cukup baik dalam mengenali pola pada data fold 1, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan.

b) *Training k-fold 2*

- 1) *Epoch*: 50
- 2) *Batch size*: 16
- 3) *Accuracy*: 15.00%
- 4) *Loss*: 9.3115

Pada fold kedua, akurasi turun drastis menjadi 15% dan loss meningkat tajam ke 9.3115. Ini menandakan model mengalami kesulitan dalam mempelajari data pada fold ini, kemungkinan karena distribusi data yang berbeda atau data yang lebih sulit.

c) *Training k-fold 3*

- 1) *Epoch*: 50
- 2) *Batch size*: 16
- 3) *Accuracy*: 35.00%
- 4) *Loss*: 3.0972

Pada fold ketiga, akurasi naik menjadi 35% dengan loss 3.0972. Hasil ini lebih baik dibanding fold kedua, namun masih di bawah fold pertama.



d) *Training k-fold 4*

- 1) *Epoch*: 50
- 2) *Batch size*: 16
- 3) *Accuracy*: 25.00%
- 4) *Loss*: 3.7751

Pada fold keempat, akurasi berada di angka 25% dengan loss 3.7751. Model menunjukkan performa sedang, tidak terlalu baik maupun terlalu buruk.

e) *Training k-fold 5*

- 1) *Epoch*: 50
- 2) *Batch size*: 16
- 3) *Accuracy*: 35.00%
- 4) *Loss*: 8.5922

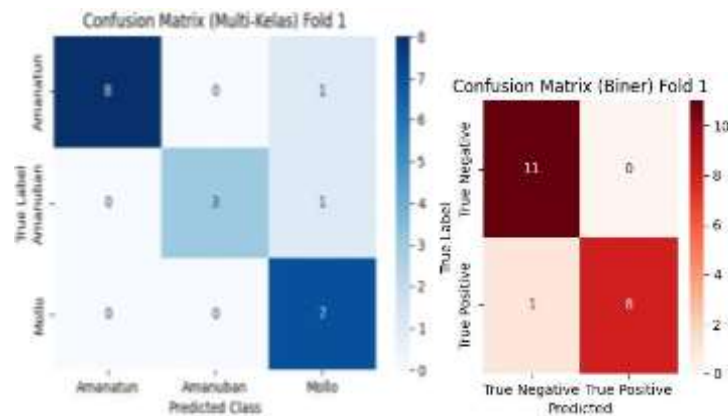
Pada fold kelima, akurasi kembali ke 35%, namun loss cukup tinggi di angka 8.5922. Ini menunjukkan model bisa menebak dengan benar pada beberapa data, tetapi prediksi yang salah memiliki error yang besar.

Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi performa model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan kain tenun berdasarkan citra yang telah diproses. Setelah melalui proses *K-Fold Cross Validation* pada tahap sebelumnya, model diuji lebih lanjut menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dari setiap fold. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan baik terhadap data uji, serta mengidentifikasi sejauh mana model dapat membedakan antara berbagai kelas kain tenun secara optimal.

1. *Confusion matrix* pada *fold 1*

Pada Gambar 14 menunjukkan *confusion matrix* hasil evaluasi model pada Fold 1, yang mencakup klasifikasi multi-kelas dan biner. *Confusion matrix* ini menggambarkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar maupun yang salah. Dari gambar tersebut, total data yang digunakan adalah 20 sampel, dengan perincian 18 sampel diklasifikasikan dengan benar dan 2 sampel diklasifikasikan salah.



Gambar 14. *Confusion matrix fold 1*

Berdasarkan hasil dari *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 14, dapat diperoleh nilai akurasi sebagai berikut:

Sensitivitas:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{8}{8 + 1} = \frac{8}{9} = 0.888889$$

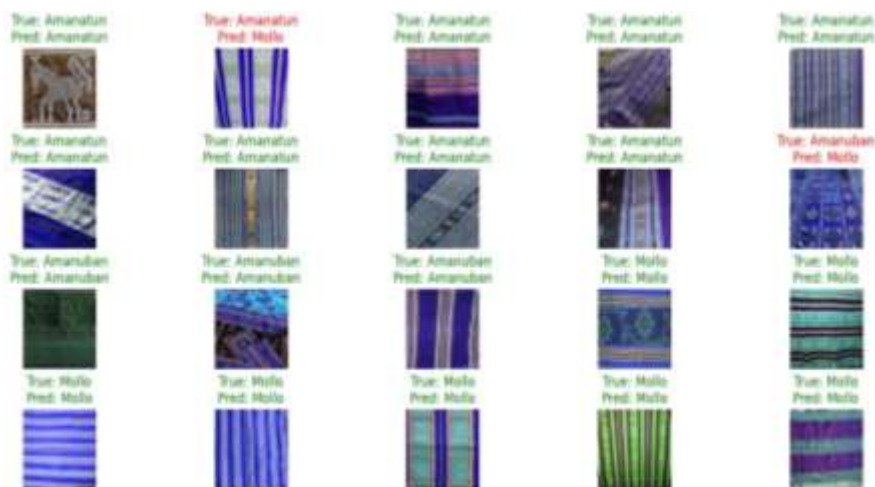
Spesifisitas:

$$Specitifity = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{11}{11 + 0} = \frac{11}{11} = 1.00000$$

Akurasi:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{8 + 11}{8 + 11 + 1 + 0} = \frac{19}{20} = 0.950000$$

Dari hasil perhitungan di atas, dapat disimpulkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 95%, dengan sensitivitas 88.89% dan spesifisitas 100%. Untuk mengetahui performa klasifikasi berdasarkan hasil prediksi dari *confusin matrix fold 1* dapat dilihat pada Gambar 15.

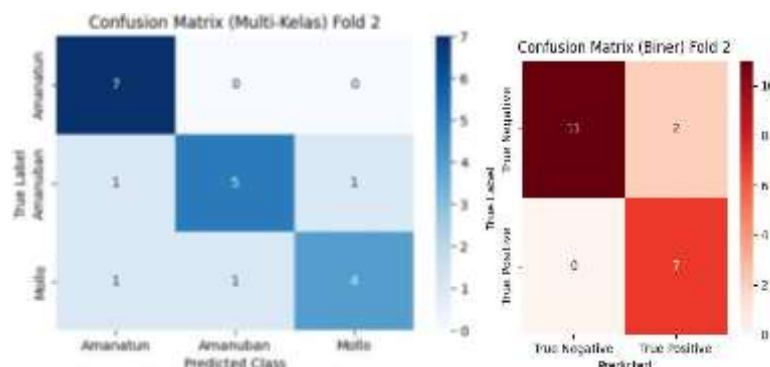


Gambar 15. Hasil Prediksi *confusion matrix fold 1*

Gambar 15 menunjukkan hasil prediksi model dalam klasifikasi motif kain tradisional pada *fold 1*. Sebagian besar prediksi sudah sesuai dengan label aslinya, tetapi masih terdapat beberapa kesalahan, terutama dalam membedakan motif Amanatun dan Mollo.

2. *Confusion matrix* pada *fold 2*

Pada Gambar 16 menunjukkan *confusion matrix* hasil evaluasi model pada Fold 2, yang mencakup klasifikasi multi-kelas dan biner. *Confusion matrix* ini menggambarkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar maupun salah. Dari gambar tersebut, total data yang digunakan adalah 20 sampel, dengan 18 sampel diklasifikasikan dengan benar dan 2 sampel diklasifikasikan salah.



Gambar 16. *Confusion matrix fold 2*

Berdasarkan hasil dari *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 16, dapat diperoleh nilai akurasi sebagai berikut:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{7}{7 + 0} = \frac{7}{7} = 1.000000$$

$$Specititivity = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{11}{11 + 2} = \frac{11}{13} = 0.846154$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{7 + 11}{7 + 11 + 2 + 0} = \frac{18}{20} = 0.900000$$

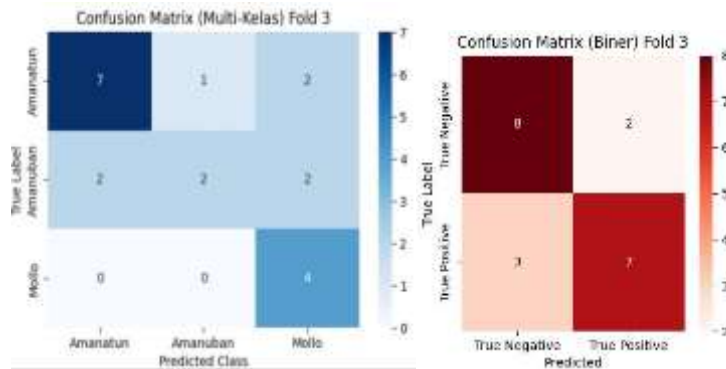


Pada gambar ini, terdapat beberapa kesalahan prediksi dalam klasifikasi motif kain. Motif Mollo salah diklasifikasikan sebagai Amanatun. Selain itu, motif Amanatun salah diklasifikasikan sebagai Mollo. Kesalahan lainnya terjadi pada motif Mollo yang diklasifikasikan sebagai Amanuban, serta motif Amanuban yang salah diprediksi sebagai Amanatun.

Pada Gambar 18 menunjukkan *confusion matrix* hasil evaluasi model pada Fold 3, yang mencakup klasifikasi multi-kelas dan biner. *Confusion matrix* ini menggambarkan jumlah data



yang diklasifikasikan dengan benar maupun salah. Dari gambar tersebut, total data yang digunakan adalah 20 sampel, dengan 15 sampel diklasifikasikan dengan benar dan 5 sampel diklasifikasikan salah.



Gambar 18. *Confusion matrix fold 3*

Berdasarkan hasil dari *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 18, dapat diperoleh nilai akurasi sebagai berikut:

Sensitivitas:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{7}{7 + 3} = \frac{7}{10} = 0.700000$$

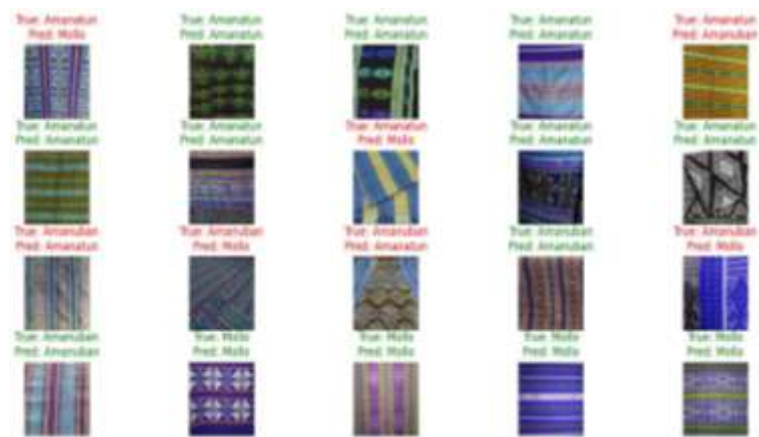
Spesifisitas:

$$Specitifity = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{8}{8 + 2} = \frac{8}{10} = 0.800000$$

Akurasi:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{7 + 8}{7 + 8 + 2 + 3} = \frac{15}{20} = 0.750000$$

Dari hasil perhitungan di atas, dapat disimpulkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 75%, dengan sensitivitas 70% dan spesifisitas 80%. Untuk mengetahui performa klasifikasi berdasarkan hasil prediksi dari *confusin matrix fold 3* dapat dilihat pada Gambar 19.

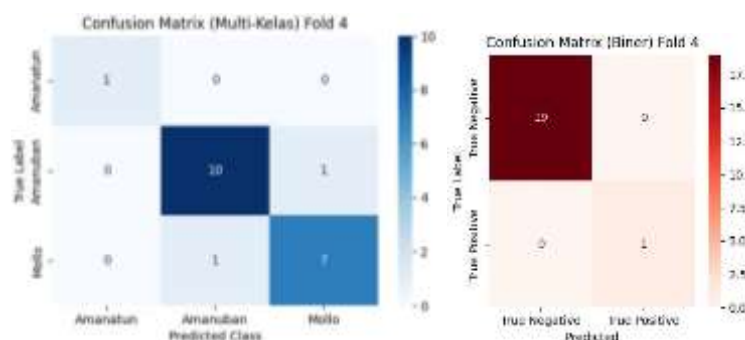


Gambar 19. Hasil Prediksi *confusion matrix fold 3*

Pada Gambar 19, terdapat beberapa kesalahan prediksi dalam klasifikasi motif kain. Motif Amanatun salah diklasifikasikan sebagai Mollo. Selain itu, motif Amanatun salah diprediksi sebagai Amanuban. Kesalahan lainnya terjadi pada motif Amanuban yang diklasifikasikan sebagai Amanatun, serta motif Mollo yang salah diprediksi sebagai Amanatun di baris pertama, kolom keenam.

4. *Confusion matrix* pada *fold 4*

Pada Gambar 20 menunjukkan *confusion matrix* hasil evaluasi model pada Fold 4. *Confusion matrix* ini menggambarkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar maupun salah. Dari gambar tersebut, total data yang digunakan adalah 20 sampel, dengan seluruh 20 sampel diklasifikasikan dengan benar, sehingga tidak ada kesalahan klasifikasi.



Gambar 20. *Confusion matrix fold 4*

Berdasarkan hasil dari *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 20, dapat diperoleh nilai akurasi sebagai berikut:

Sensitivitas:



$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{1}{1 + 0} = \frac{1}{1} = 1.000000$$

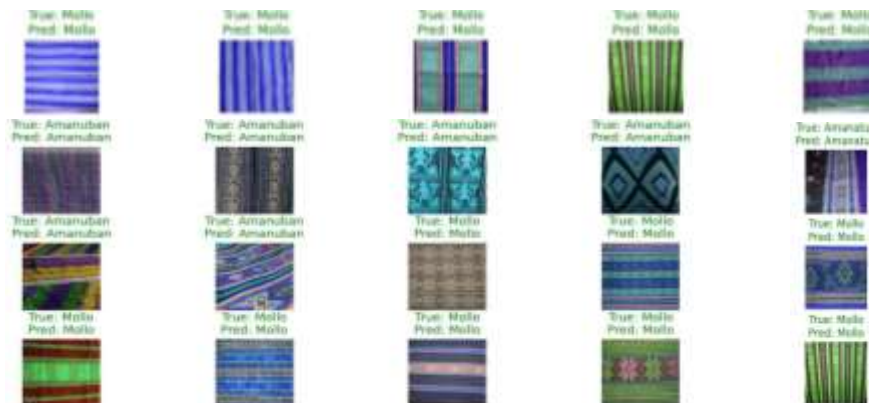
Spesifisitas:

$$Specitify = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{19}{19 + 0} = \frac{19}{19} = 1.000000$$

Akurasi:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{1 + 19}{1 + 19 + 0 + 0} = \frac{20}{20} = 1.000000$$

Dari hasil perhitungan di atas, dapat disimpulkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 100%, dengan sensitivitas 100% dan spesifisitas 100%, menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan seluruh sampel dengan benar tanpa kesalahan. Untuk mengetahui performa klasifikasi berdasarkan hasil prediksi dari *confusin matrix fold 4* dapat dilihat pada Gambar 21.

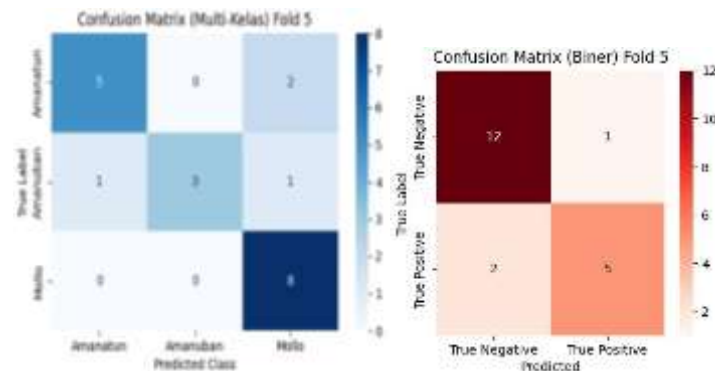


Gambar 21. Hasil Prediksi *confusin matrix fold 4*

Pada gambar ini, hasil prediksi model dalam klasifikasi motif kain tradisional pada *fold 4* menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sudah sesuai dengan label aslinya.

5. *Confusion matrix* pada *fold 5*

Pada Gambar 22 menunjukkan *confusion matrix* hasil evaluasi model pada Fold 5, yang mencakup klasifikasi multi-kelas dan biner. *Confusion matrix* ini menggambarkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar maupun salah. Dari gambar tersebut, total data yang digunakan adalah 20 sampel, dengan 16 sampel diklasifikasikan dengan benar dan 4 sampel diklasifikasikan salah.



Gambar 22. *Confusion matrix fold 5*

Berdasarkan hasil dari *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 22, dapat diperoleh nilai akurasi sebagai berikut:

Sensitivitas:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{5}{5 + 2} = \frac{5}{7} = 0.714286$$

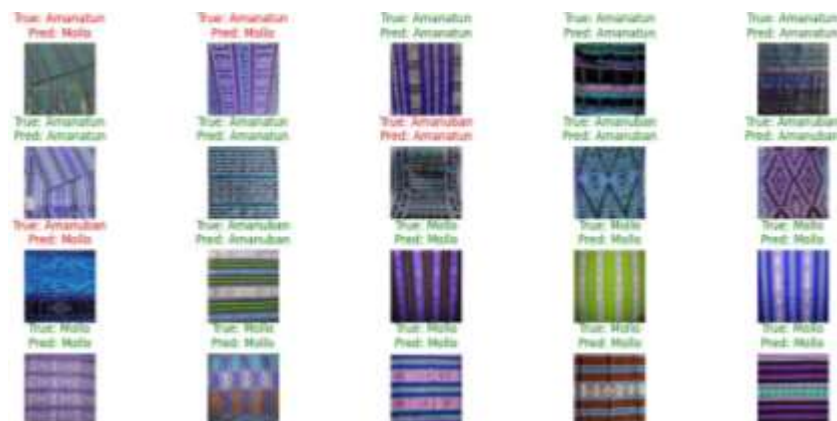
Spesifisitas:

$$Specitify = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{12}{12 + 1} = \frac{12}{13} = 0.923077$$

Akurasi:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{5 + 12}{5 + 12 + 1 + 2} = \frac{17}{20} = 0.850000$$

Dari hasil perhitungan di atas, dapat disimpulkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 85%, dengan sensitivitas 71.4% dan spesifisitas 92.3%, menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengklasifikasikan data. Untuk mengetahui performa klasifikasi berdasarkan hasil prediksi dari *confusin matrix fold 5* dapat dilihat pada Gambar 23.





Gambar 23. Hasil Prediksi *confusion matrix fold 5*

Pada gambar ini, hasil prediksi model dalam klasifikasi motif kain tradisional pada *fold 5* menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sudah sesuai dengan label aslinya. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan, seperti motif Amanatun yang salah diklasifikasikan sebagai Mollo pada baris pertama, kolom pertama dan kedua. Selain itu, motif Amanuban juga mengalami kesalahan klasifikasi menjadi Mollo pada baris kedua, kolom kedua.

Dari hasil perhitungan menggunakan parameter akurasi pada masing-masing fold, diperoleh nilai keseluruhan untuk klasifikasi motif kain tenun Lotis Timor Tengah Selatan yaitu:

$$\begin{aligned} Sensitivity_{avg} &= \frac{0.88 + 1.000000 + 0.700000 + 1.000000 + 0.714286}{5} \\ &= \frac{4.29}{5} = 0.8580 \\ Specificity_{avg} &= \frac{0.888889 + 0.846154 + 0.800000 + 1.000000 + 0.923077}{5} \\ &= \frac{4.458120}{5} = 0.912 \\ Accuracy_{avg} &= \frac{0.950000 + 0.900000 + 0.750000 + 1.000000 + 0.850000}{5} \\ &= \frac{4.450000}{5} = 0.890000 \end{aligned}$$

Berdasarkan perhitungan di atas, model memiliki performa keseluruhan dengan sensitivity sebesar 85%, specificity sebesar 91%, dan accuracy sebesar 89%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi data positif dengan baik sekaligus meminimalkan kesalahan dalam mengklasifikasikan data negatif. Dengan tingkat akurasi yang tinggi, model ini dapat dikatakan cukup andal dalam melakukan klasifikasi.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai klasifikasi warna kain tenun Lotis menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:



1. Penelitian ini berhasil mencapai tujuan utama yaitu mengembangkan sistem klasifikasi warna kain tenun Lotis berbasis CNN yang dapat mengenali dan mengklasifikasikan warna kain dengan tingkat akurasi yang cukup baik.
2. Model CNN yang diterapkan menunjukkan hasil yang signifikan dalam mengidentifikasi pola dan warna kain tenun Lotis, dengan beberapa kali percobaan memperoleh akurasi yang bervariasi, namun secara keseluruhan menunjukkan bahwa CNN adalah metode yang efektif untuk klasifikasi citra kain tradisional.
3. Meskipun akurasi model pada data latih menunjukkan hasil yang memadai, masih ada potensi kesalahan klasifikasi pada data uji, yang menunjukkan bahwa model perlu dioptimalkan lebih lanjut untuk meningkatkan kemampuan generalisasi pada kondisi nyata.
4. Kesulitan utama yang dihadapi dalam klasifikasi kain tenun Lotis adalah variasi pola dan warna yang sangat beragam, serta kualitas citra yang dipengaruhi oleh faktor pencahayaan dan sudut pengambilan gambar.
5. Diperlukan penelitian lanjutan dengan peningkatan jumlah data, penggunaan teknik augmentasi yang lebih beragam, dan eksperimen dengan arsitektur CNN yang lebih kompleks untuk mencapai hasil klasifikasi yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfarizi, M. R. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., Ardiansah, G., dan Elgar, M. (2023). *Penggunaan Python sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning*. Karimah Tauhid [internet]. 2023; [diakses 17 Februari 2025]. Volume 2(1). Tersedia dari: <https://www.scribd.com/document/727180262/document>
- Bariyah, T., Rasyidi, M. A., & Ngatini. (2021). Convolutional Neural Network Untuk Metode Klasifikasi Multi-Label Pada Motif Batik. *Techno.COM* [internet]. [diakses tanggal 8 Februari 2025]. 20(1): 155-165. <https://doi.org/10.33633/tc.v20i1.4224>
- Bowo, T.A., Syaputra, H., dan Akbar, M. (2020). *Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo*. Journal of Software Engineering Ampera [internet]. Pembaharuan terakhir Juni 2020; [diakses 3 Desember 2024]. 1(2):82-96. <https://Doi.Org/10.51519/Journalsea.V1i2.47>.



- Jain, A., Fandango, A., & Kapoor, A. (2018). *Tensorflow Machine Learning Projects: Build 13 Real-World Projects With Advanced Numerical Computations Using The Python Ecosystem*. Birmingham (UK): Packt Publishing Ltd. Tersedia Pada www.packtpub.com.
- Kadir, Abdul. (2019). *Langkah Mudah Pemrograman OpenCV & Python*. Jakarta (ID): PT Elex Media Komputindo. Tersedia Pada Okti@Elexmedia.Id.
- Masa, A.P.A dan Hamdani. (2021). *Klasifikasi Motif Citra Batik Menggunakan Convolutional Neural Network Berdasarkan K-means Clustering*. Jurnal Media Informatika Budidarma [internet]. [diakses 6 November 2024]. 5(4):1292-1301. Tersedia dari: <https://doi.org/10.30865/mib.v5i4.3246>
- Pratamasunu, G.Q.O., Farisi, O.I.R., Solehah, R., Riyanti, Y., Putri M.P., Maimuna. (2021). Pengenalan Jenis Kelamin Mahasiswa Universitas Nurul Jadid (UNUJA) pada Video Berdasarkan Busana Menggunakan Metode Haar Cascade dan Deep Learning. *Jurnal Kecerdasan Buatan, Komputasi dan Teknologi Informasi* [internet]. [diakses 17 Februari 2025]. Vol. 2(1): 79-91. Tersedia dari: <https://ejournal.unuja.ac.id/index.php/core>.
- Romadloni, P.L., Kusuma, B.A., Baihaqi, W.M. (2022). Komparasi Metode Pembelajaran Mesin untuk Implementasi Pengambilan Keputusan dalam Menentukan Promosi Jabatan Karyawan. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)* [internet]. September 2022; [diakses 17 Februari 2025]. Vol. 6(2): 622-628. Tersedia dari: <https://docs.rapidminer.com/latest/studio/operators/rapidminer-studio-operator-pdf>.
- Setiawan dan Wahyudi. (2020). *Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network: Teori dan Aplikasi*. Cetakan I. Malang (ID): Media Nusa Creative. Tersedia pada www.mnccpublishing.com.
- Siwilopo, K., dan Marcos H. (2023). *Membandingkan Klasifikasi Pada Buah Jeruk Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan K-Nearest Neighbor*. KOMPUTA: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika [internet]. [diakses 10 Oktober 2023]. 12(1): 57-64. <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i1.9068>