

PENERAPAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) RESNET-50 PADA SISTEM KLASIFIKASI MOTIF KAIN TENUN TEMBE NGGOLI BIMA DONGGO

Idhar¹, M. Julkarnain², Herfandi³, Dinola⁴

idharhalqi92@gmail.com¹, m.julkarnain@uts.ac.id², herfandi@uts.ac.id³, dinola@uts.ac.id⁴

Universitas Teknologi Sumbawa

ABSTRAK

Motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo merupakan salah satu warisan budaya yang memiliki beragam pola dan karakteristik visual. Proses klasifikasi motif masih dilakukan secara manual sehingga membutuhkan ketelitian, waktu, dan pengetahuan khusus. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 sehingga proses klasifikasi motif dapat dilakukan secara otomatis. Metode penelitian yang digunakan adalah Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), yang meliputi tahapan business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, dan deployment. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.785 citra yang terbagi ke dalam 22 kelas motif. Seluruh citra melalui proses preprocessing berupa penyeragaman ukuran menjadi 224×224 piksel, kemudian diterapkan data augmentation menggunakan teknik rotasi, horizontal flip, zoom, width shift, height shift, brightness, dan shear. Model dibangun menggunakan pendekatan transfer learning dengan ResNet-50 sebagai base model, kemudian dilakukan proses fine-tuning pada 30 lapisan terakhir untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik motif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model berhasil mencapai nilai accuracy sebesar 97,00%, precision sebesar 98,05%, recall sebesar 97,00%, dan F1-score sebesar 97,08%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model ResNet-50 mampu mengklasifikasikan motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo dengan tingkat ketepatan yang sangat baik. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi alternatif dalam membantu proses klasifikasi motif kain tenun secara lebih cepat, konsisten, dan objektif serta mendukung upaya pelestarian budaya melalui pemanfaatan teknologi deep learning.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, Resnet-50, Transfer Learning, Klasifikasi Citra, Tembe Nggoli Bima Donggo, CRISP-DM.

ABSTRACT

Tembe Nggoli Bima Donggo woven fabric motifs represent one of Indonesia's cultural heritages, characterized by diverse patterns and distinctive visual features. The classification of these motifs is still performed manually, requiring considerable time, accuracy, and specialized knowledge. This study aims to develop an automatic classification model for Tembe Nggoli Bima Donggo woven fabric motifs using the Convolutional Neural Network (CNN) method with the ResNet-50 architecture. The research employed the Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), consisting of business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment. The dataset consisted of 1,785 images representing 22 motif classes. All images were preprocessed by resizing them to 224×224 pixels, followed by data augmentation techniques including rotation, horizontal flip, zoom, width shift, height shift, brightness adjustment, and shear transformation. The classification model was developed using a transfer learning approach with ResNet-50 as the base model, followed by fine-tuning of the last 30 layers to improve its ability to recognize motif characteristics. The experimental results demonstrated that the proposed model achieved an accuracy of 97.00%, precision of 98.05%, recall of 97.00%, and F1-score of 97.08%. These results indicate that the ResNet-50 model is highly effective in classifying Tembe Nggoli Bima Donggo woven fabric motifs. This research is expected to provide an alternative approach for faster, more consistent, and objective motif classification while supporting the preservation of traditional woven fabric through the application of deep learning technology.

Keywords: Convolutional Neural Network, Resnet-50, Transfer Learning, Image Classification, Tembe Nggoli Bima Donggo, CRISP-DM.

PENDAHULUAN

Kekayaan budaya yang melimpah menempatkan Indonesia sebagai negara yang terkenal akan kain tenun tradisionalnya, yang sekaligus menggambarkan identitas unik bagi tiap daerah. Lebih dari sekadar sandang, sehelai kain tenun menyimpan makna filosofis, rekam jejak sejarah, dan tatanan sosial yang diturunkan antar-generasi. Namun di sisi lain, arus globalisasi yang masif dan lompatan teknologi menghadirkan tantangan baru bagi kelestarian budaya lokal. Hingga kini, proses pengenalan, penyebaran, dokumentasi, hingga pengarsipan data visual motif kain tradisional seringkali masih mengandalkan cara-cara konvensional, yang sayangnya dinilai kurang efektif. Oleh sebab itu, integrasi teknologi digital menjadi alat penting dalam menjaga keberadaan warisan budaya agar tetap hidup dan dapat diwariskan ke generasi masa depan (Suharto, 2021).

Salah satu warisan leluhur yang sarat akan nilai budaya tinggi adalah kain tenun Tembe Nggoli, yang lahir dari tangan terampil masyarakat Kecamatan Donggo, Kabupaten Bima. Kain tradisional ini dihiasi oleh keberagaman motif yang menjadi simbol identitas kultural warga Donggo. Tiap-tiap motif membawa ciri khas visual tersendiri baik lewat bentuk, pola geometri, maupun jalinan teksturnya sehingga menjadi pembeda yang jelas antara satu motif dengan yang lain. Sayangnya, proses klasifikasi motif Tembe Nggoli saat ini masih dikerjakan secara manual oleh perajin atau warga lokal yang memiliki pemahaman khusus. Mekanisme konvensional ini memakan waktu cukup lama, bersifat subjektif karena bergantung pada pengalaman individu, serta rentan memicu bias klasifikasi ketika dihadapkan pada motif yang mirip. Ditambah lagi, belum adanya platform berbasis teknologi yang mampu mengklasifikasikan motif Tembe Nggoli secara otomatis membuat aktivitas dokumentasi dan pengarsipan digital menjadi tidak optimal.

Guna mengatasi kendala dalam pengelompokan motif kain tradisional, sejumlah riset telah memanfaatkan keunggulan Artificial Intelligence (AI) dan Computer Vision. Di antara sekian banyak pendekatan, Convolutional Neural Network (CNN) menjadi algoritma Deep Learning yang paling sering diandalkan karena kemampuannya dalam mendeteksi pola visual citra secara mandiri (LeCun et al., 2015). Studi yang dilakukan oleh Cahyati et al. (2023) memperlihatkan bahwa CNN memiliki kemampuan yang baik untuk mengelompokkan ragam motif batik tradisional Indonesia. Validasi ini diperkuat oleh riset Ariessaputra et al. (2024) yang sukses mengimplementasikan CNN untuk mengklasifikasi motif Songket Lombok dan Batik Sasambo dengan akurasi yang memuaskan. Lebih lanjut, Kembo dan Kaesmetan (2025) menyebutkan bahwa CNN terbukti efektif dalam mengklasifikasikan kategori motif kain tenun berkat kemampuannya mengekstrak karakteristik pola dan tekstur kain secara otomatis.

Dari berbagai variasi arsitektur CNN yang ada, ResNet-50 menjadi salah satu model yang paling populer digunakan dalam ranah klasifikasi gambar. Menurut He et al. (2016), ResNet-50 unggul dalam meminimalkan kendala vanishing gradient lewat penerapan mekanisme residual learning, yang memungkinkannya mempertahankan kinerja optimal meskipun dibangun dalam jaringan yang sangat dalam. Eksperimen dari Agista dan Kurniadi (2025) membuktikan bahwa ResNet-50 mampu menyajikan hasil klasifikasi yang akurat pada motif batik Indonesia. Hasil yang sejalan juga dikemukakan oleh Mauladi dan Hermanto (2025), yang menyebutkan bahwa arsitektur ResNet-50 sangat adaptif untuk membedakan motif pada kain tradisional. Di samping pemilihan arsitektur, Baso et al. (2025) memaparkan bahwa penggunaan teknik data augmentation dapat memperbanyak variasi data latih, yang pada akhirnya meningkatkan performa keseluruhan dari model CNN tersebut.

Meski pemanfaatan CNN dan ResNet-50 sudah umum dijumpai dalam studi klasifikasi kain nusantara, mayoritas penelitian terdahulu masih berfokus pada objek kain

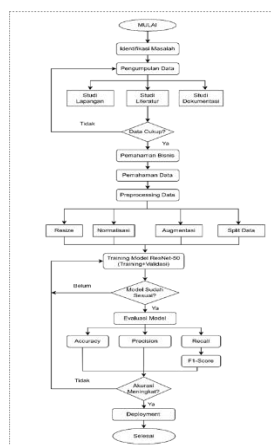
batik, songket, jumputan, atau kain tenun dari wilayah lain. Kajian ilmiah yang secara spesifik meneliti klasifikasi motif tenun Tembe Nggoli khas Bima Donggo dengan basis arsitektur ResNet-50 sejauh ini masih sangat langka. Padahal, kain Tembe Nggoli menyimpan keunikan visual yang berbeda dari kain tradisional lainnya, sehingga memerlukan pendekatan analisis yang lebih mendalam. Belum adanya fokus pada objek ini menciptakan celah penelitian (research gap) yang penting untuk segera ditindaklanjuti.

Berangkat dari latar belakang masalah tersebut, studi ini mengusulkan penerapan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan memanfaatkan arsitektur ResNet-50 untuk merancang model sistem klasifikasi otomatis pada motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo. Demi memaksimalkan performa, penelitian ini juga mengintegrasikan teknik data augmentation untuk memperkaya variasi data latih, sehingga model dapat mengenali karakteristik unik setiap motif secara lebih mendalam. Penggunaan arsitektur ResNet-50 sendiri dipilih atas dasar rekam jejaknya di berbagai riset terdahulu yang terbukti andal dalam menyelesaikan tugas klasifikasi citra dengan kompleksitas visual yang tinggi.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang sekaligus mengimplementasikan model CNN ResNet-50 sebagai sistem pengenalan otomatis motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo, sekaligus mengukur kinerjanya lewat metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Secara praktis, luaran dari riset ini diharapkan mampu mempercepat digitalisasi kebudayaan lokal, mempermudah klasifikasi motif kain tenun, serta menyediakan alat dokumentasi digital yang bernilai bagi pelestarian warisan budaya masyarakat Donggo. Di samping itu, kontribusi akademis dari penelitian ini diharapkan dapat memperkaya kekayaan keilmuan di bidang Computer Vision dan Deep Learning, sekaligus menjadi pilar pendukung pelestarian budaya daerah di era digital.

METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) sebagai panduan dalam membangun model klasifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo. CRISP-DM dipilih karena tahapannya yang terstruktur, mulai dari identifikasi masalah hingga deployment, sehingga cocok untuk proyek deep learning. Alur kerja CRISP-DM yang diterapkan pada penelitian ini disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur Penelitian berbasis CRISP-DM

Merujuk pada visualisasi Alur Kerja yang disajikan pada Gambar 3.1, siklus penelitian ini diawali oleh fase identifikasi masalah yang secara simultan diikuti dengan aktivitas penghimpunan data lapangan lewat metode observasi langsung (field study), penelusuran pustaka, serta studi dokumentasi. Seluruh data mentah yang telah

dikumpulkan kemudian ditransformasikan dan diekstrak melalui enam fase terpadu dari metodologi CRISP-DM, yang terdiri atas Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment. Pada tahapan Modeling, rancang bangun sistem klasifikasi untuk mengenali ragam motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo ini dieksekusi dengan mengandalkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur ResNet-50. Pasca-pemodelan, kualitas dan reliabilitas sistem diukur secara menyeluruh menggunakan parameter metrik accuracy, precision, recall, serta F1-score. Begitu hasil pengujian performa dinyatakan telah memenuhi batas indikator keberhasilan yang ditentukan, model final tersebut siap diintegrasikan secara penuh ke dalam ekosistem sistem klasifikasi nyata.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan dalam dua tahap, yaitu pelatihan awal menggunakan base model yang dibekukan (frozen) dan dilanjutkan dengan proses fine-tuning. Pembagian proses pelatihan menjadi dua tahap bertujuan agar model dapat memanfaatkan fitur umum yang telah dipelajari oleh ResNet-50 sekaligus menyesuaikan parameter terhadap karakteristik motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo.

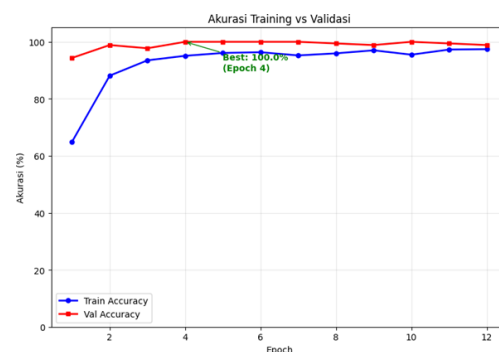
Selama proses pelatihan, performa model dipantau menggunakan data validation pada setiap epoch. Parameter yang diamati meliputi nilai training accuracy, validation accuracy, training loss, dan validation loss. Keempat parameter tersebut digunakan untuk mengetahui perkembangan kemampuan model dalam mempelajari pola pada dataset serta mengidentifikasi kemungkinan terjadinya overfitting maupun underfitting. Hasil pelatihan pada masing-masing tahap disajikan pada subbab berikut.

Hasil Pelatihan Tahap Pertama (Frozen Model)

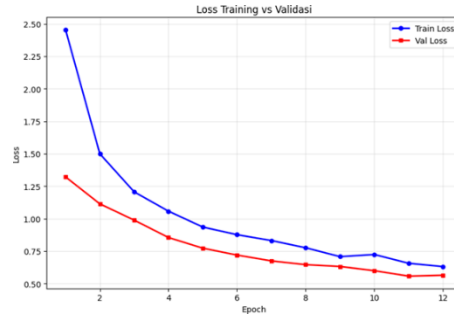
Tahap pelatihan pertama dilakukan dengan membekukan seluruh parameter pada base model ResNet-50 sehingga proses pembelajaran hanya dilakukan pada lapisan klasifikasi yang ditambahkan. Pelatihan dilakukan selama 15 epoch dengan learning rate sebesar 0,001 dan batch size sebesar 16.

Selama proses pelatihan, nilai accuracy dan loss mengalami perubahan pada setiap epoch. Perkembangan nilai tersebut digunakan untuk melihat kemampuan model dalam mempelajari karakteristik motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo pada tahap awal pelatihan.

Perkembangan nilai training accuracy dan validation accuracy ditampilkan pada Gambar 1, sedangkan perkembangan training loss dan validation loss ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 1 Grafik Training Accuracy dan Validation Accuracy Fase 1



Gambar 2 Grafik Training Loss dan Validation Loss Fase 1

Berdasarkan grafik yang diperoleh, terlihat bahwa nilai training accuracy mengalami peningkatan secara bertahap pada setiap epoch. Hal yang sama juga ditunjukkan oleh nilai validation accuracy yang meningkat seiring bertambahnya proses pelatihan. Sementara itu, nilai training loss dan validation loss menunjukkan kecenderungan menurun, yang mengindikasikan bahwa model mulai mampu mempelajari pola-pola pada dataset.

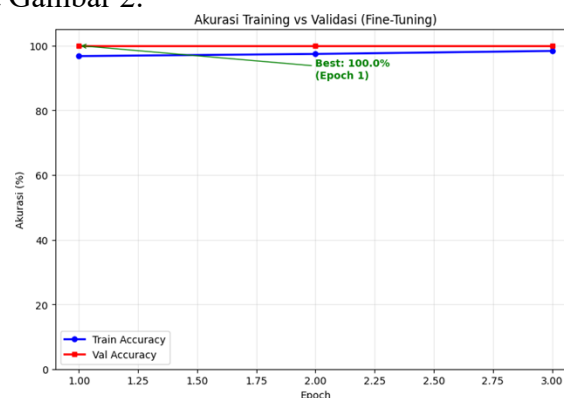
Meskipun demikian, hasil pelatihan pada tahap pertama belum menunjukkan performa terbaik karena base model masih berada dalam kondisi frozen. Oleh karena itu, dilakukan proses fine-tuning pada tahap berikutnya untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo.

Hasil Pelatihan Tahap Fine-Tuning

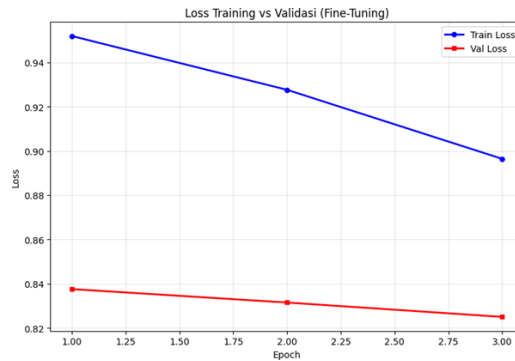
Setelah pelatihan tahap pertama selesai, proses dilanjutkan dengan tahap fine-tuning. Pada tahap ini, sebanyak 30 layer terakhir pada base model ResNet-50 diaktifkan kembali sehingga bobotnya dapat diperbarui selama proses pelatihan. Proses fine-tuning dilakukan selama 5 epoch menggunakan learning rate sebesar 0,00001 dan batch size sebesar 16.

Penurunan nilai learning rate bertujuan agar proses pembaruan bobot berlangsung secara bertahap sehingga model dapat menyesuaikan parameter pada lapisan tingkat akhir tanpa mengubah fitur-fitur dasar yang telah dipelajari pada tahap sebelumnya. Dengan strategi tersebut, model diharapkan mampu mengenali karakteristik motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo dengan lebih baik.

Perkembangan nilai training accuracy dan validation accuracy selama proses fine-tuning ditampilkan pada Gambar 1, sedangkan perubahan nilai training loss dan validation loss ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 3 Grafik Training Accuracy dan Validation Accuracy Fase 2



Gambar 4 Grafik Training Loss dan Validation Loss Tahap Fase 2

Berdasarkan hasil pelatihan, nilai training accuracy menunjukkan peningkatan dibandingkan tahap pelatihan sebelumnya. Pada epoch pertama proses fine-tuning, model memperoleh training accuracy sebesar 96,75% dengan validation accuracy mencapai 100%. Selanjutnya, proses pelatihan menunjukkan peningkatan yang stabil pada setiap epoch, yang mengindikasikan bahwa model mampu menyesuaikan parameter pada lapisan yang diaktifkan kembali.

Selain peningkatan nilai akurasi, nilai training loss dan validation loss juga mengalami penurunan selama proses fine-tuning. Penurunan nilai loss menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model semakin kecil sehingga proses pembelajaran berlangsung dengan baik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa strategi fine-tuning berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola dan karakteristik dari setiap motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo.

Model terbaik yang diperoleh selama proses pelatihan kemudian disimpan dan digunakan pada tahap pengujian menggunakan data testing. Selanjutnya, evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik pengukuran, yaitu accuracy, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix untuk mengetahui performa model dalam mengklasifikasikan motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo.

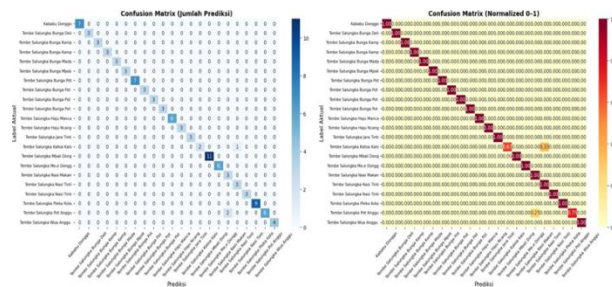
Hasil Pengujian Model

Setelah proses pelatihan dan fine-tuning selesai dilakukan, model terbaik selanjutnya digunakan untuk mengklasifikasikan data testing. Pengujian dilakukan terhadap 100 citra uji yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo berdasarkan pola yang telah dipelajari sebelumnya.

Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu confusion matrix, classification report, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Metrik-metrik tersebut digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model baik secara keseluruhan maupun pada masing-masing kelas motif.

Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk menggambarkan hasil prediksi model terhadap setiap kelas motif. Matriks ini memperlihatkan jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar maupun data yang mengalami kesalahan klasifikasi.



Gambar 5 Confusion Matrix Hasil Pengujian Model

Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan ke dalam kelas yang sesuai. Hal tersebut ditunjukkan oleh dominasi nilai pada diagonal utama matriks yang menandakan bahwa prediksi model sesuai dengan label sebenarnya. Hanya terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada sejumlah kelas motif yang memiliki karakteristik visual yang relatif mirip, sehingga model menghasilkan prediksi pada kelas lain. Secara umum, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model ResNet-50 mampu membedakan karakteristik setiap motif dengan tingkat ketepatan yang tinggi.

Classification Report

Selain menggunakan confusion matrix, evaluasi model juga dilakukan menggunakan classification report. Laporan ini menampilkan nilai precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas motif yang digunakan pada penelitian.

Berdasarkan hasil pengujian, sebagian besar kelas memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi sebagian besar motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo dengan sangat baik.

Meskipun demikian, terdapat beberapa kelas yang memiliki nilai evaluasi lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Kelas Tembe Salungka Katoa Kalongko Keu memperoleh nilai recall sebesar 0,67 dan F1-score sebesar 0,80. Selain itu, kelas Tembe Salungka Nasi Makancao Asa memperoleh nilai precision sebesar 0,60 dengan F1-score sebesar 0,75, sedangkan kelas Tembe Salungka Pot Anggu memperoleh nilai recall sebesar 0,75 dan F1-score sebesar 0,86. Nilai tersebut menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa citra yang diprediksi ke kelas lain karena memiliki kemiripan pola, warna, maupun tekstur dengan motif yang berbeda.

Secara keseluruhan, hasil classification report menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan 22 kelas motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo.

Hasil Evaluasi Model

Ringkasan hasil evaluasi model disajikan pada Tabel 4.8.

Tabel 1 Hasil Evaluasi Model

Metrik Evaluasi	Nilai
Accuracy	97,00%
Precision	98,05%
Recall	97,00%
F1-Score	97,08%

Berdasarkan Tabel 1, model ResNet-50 memperoleh accuracy sebesar 97,00%, yang menunjukkan bahwa sebanyak 97 dari 100 citra uji berhasil diklasifikasikan ke dalam kelas yang benar. Nilai precision sebesar 98,05% menunjukkan bahwa sebagian besar hasil prediksi yang diberikan model merupakan prediksi yang tepat. Sementara itu, nilai recall sebesar 97,00% menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar citra pada masing-masing kelas motif. Nilai F1-score sebesar 97,08% menunjukkan keseimbangan yang baik antara nilai precision dan recall, sehingga performa model dapat dikatakan

sangat baik.

Tingginya nilai pada seluruh metrik evaluasi menunjukkan bahwa penerapan arsitektur ResNet-50 dengan pendekatan transfer learning serta proses fine-tuning mampu menghasilkan model klasifikasi yang memiliki tingkat akurasi tinggi dalam mengenali motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo. Hasil tersebut juga menunjukkan bahwa tahapan preprocessing, data augmentation, dan strategi pelatihan yang diterapkan telah berkontribusi terhadap peningkatan performa model pada data pengujian.

Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, model klasifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo menggunakan arsitektur ResNet-50 memperoleh nilai accuracy sebesar 97,00%, precision sebesar 98,05%, recall sebesar 97,00%, dan F1-score sebesar 97,08%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan motif kain tenun sesuai dengan kelasnya.

Tingginya nilai akurasi tidak terlepas dari tahapan pengolahan data yang dilakukan sebelum proses pelatihan. Pada penelitian ini, seluruh citra terlebih dahulu melalui proses preprocessing dengan menyeragamkan ukuran citra menjadi 224×224 piksel, sehingga seluruh data memiliki dimensi yang sesuai dengan kebutuhan arsitektur ResNet-50. Selain itu, penerapan data augmentation berupa rotasi, horizontal flip, zoom, width shift, height shift, brightness, dan shear menghasilkan variasi citra yang lebih beragam. Variasi tersebut membantu model mempelajari karakteristik motif dari berbagai kondisi sehingga meningkatkan kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Penggunaan pendekatan transfer learning juga memberikan kontribusi yang signifikan terhadap performa model. Pada tahap awal pelatihan, base model ResNet-50 digunakan sebagai pengekstraksi fitur dengan kondisi frozen, sehingga model dapat memanfaatkan fitur-fitur dasar yang telah dipelajari dari dataset ImageNet. Selanjutnya, proses fine-tuning dilakukan dengan membuka kembali 30 lapisan terakhir agar model mampu menyesuaikan fitur tingkat tinggi dengan karakteristik motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo. Strategi tersebut terbukti mampu meningkatkan kemampuan model dalam membedakan karakteristik visual antar motif.

Berdasarkan hasil classification report, sebagian besar kelas memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali hampir seluruh motif dengan sangat baik. Namun demikian, masih terdapat beberapa kelas yang memiliki nilai evaluasi lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa masih terdapat sejumlah kecil citra yang mengalami kesalahan klasifikasi.

Kesalahan klasifikasi diduga terjadi karena beberapa motif memiliki kemiripan karakteristik visual, baik dari segi bentuk ornamen, pola geometris, tekstur, maupun kombinasi warna. Selain itu, perbedaan pencahayaan, posisi kain saat proses pengambilan gambar, sudut pengambilan citra, dan kualitas gambar juga dapat memengaruhi hasil ekstraksi fitur yang dilakukan oleh model. Faktor-faktor tersebut menyebabkan beberapa citra memiliki representasi fitur yang hampir sama sehingga model mengalami kesulitan dalam membedakan kelas tertentu.

Meskipun demikian, jumlah kesalahan klasifikasi relatif kecil jika dibandingkan dengan jumlah keseluruhan data uji. Dari 100 citra pengujian, model berhasil mengklasifikasikan 97 citra dengan benar, sedangkan 3 citra mengalami kesalahan prediksi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keandalan yang tinggi dalam melakukan klasifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo.

Jika dibandingkan dengan penelitian-penelitian terdahulu yang menggunakan metode Convolutional Neural Network maupun pendekatan transfer learning untuk klasifikasi citra, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur ResNet-50 mampu memberikan performa yang kompetitif. Hal tersebut menunjukkan bahwa pemanfaatan transfer learning yang dipadukan dengan proses preprocessing, data augmentation, serta fine-tuning dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik objek pada dataset dengan jumlah data yang terbatas.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur ResNet-50 dapat diterapkan secara efektif untuk klasifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo. Performa model yang mencapai tingkat akurasi 97,00% membuktikan bahwa metode yang digunakan mampu menghasilkan klasifikasi dengan tingkat ketepatan yang tinggi, sehingga berpotensi mendukung proses identifikasi motif kain tenun secara lebih cepat, konsisten, dan objektif dibandingkan dengan pengamatan secara manual.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai klasifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50, maka dapat diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model klasifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo menggunakan arsitektur ResNet-50 dengan pendekatan transfer learning. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.785 citra yang terbagi ke dalam 22 kelas motif, kemudian melalui tahapan preprocessing, data augmentation, pembagian dataset, pelatihan model, dan fine-tuning sesuai dengan tahapan metode CRISP-DM.
2. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ResNet-50 mampu mengklasifikasikan motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo dengan performa yang sangat baik. Model memperoleh nilai accuracy sebesar 97,00%, precision sebesar 98,05%, recall sebesar 97,00%, dan F1-score sebesar 97,08% pada data testing. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang tinggi dalam mengenali karakteristik masing-masing motif.
3. Penerapan transfer learning, proses fine-tuning, serta teknik data augmentation memberikan kontribusi terhadap peningkatan performa model dalam proses klasifikasi. Secara keseluruhan model mampu melakukan klasifikasi secara akurat dan dapat digunakan sebagai alternatif dalam membantu proses identifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan sebagai pengembangan pada penelitian selanjutnya, yaitu sebagai berikut.

1. Menambah jumlah dataset pada setiap kelas motif sehingga distribusi data menjadi lebih seimbang dan model dapat mempelajari karakteristik setiap motif secara lebih optimal.
2. Menggunakan teknik pengambilan citra yang lebih bervariasi, seperti perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan jarak pengambilan objek, agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap kondisi nyata.
3. Melakukan perbandingan performa ResNet-50 dengan arsitektur deep learning lainnya, seperti ResNet-101, EfficientNet, DenseNet, atau Vision Transformer (ViT), untuk mengetahui model yang paling sesuai dalam klasifikasi motif kain tenun, agar tidak ada kesalahan prediksi pada motif yang memiliki karakteristik yang sama.
4. Mengembangkan hasil penelitian ke dalam bentuk aplikasi berbasis web atau

perangkat bergerak (mobile application) sehingga proses identifikasi motif kain tenun Tembe Nggoli Bima Donggo dapat dilakukan secara lebih mudah dan praktis oleh masyarakat maupun pelaku industri tenun.

DAFTAR PUSTAKA

020-2649-2

4(1). <https://doi.org/10.56211/blendsains.v4i1.816>

Agista, A. M., & Kurniadi, D. (2025). Implementasi arsitektur ResNet50 pada klasifikasi motif batik Indonesia menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi*, 2(4), 1324–1343. <https://doi.org/10.70248/jrsit.v2i4.2375>

Ardana, W. M., & Kusriani, K. (2025). Optimasi algoritma Convolutional Neural Network dengan arsitektur EfficientNet-B0 dan ResNet-50 untuk klasifikasi jenis sampah. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 5(4), 1274–1286. <https://doi.org/10.57152/malcom.v5i4.2030>

Ariessaputra, R., Wijaya, A., & Prabowo, D. (2024). Classification of Lombok songket and Sasambo batik motifs using convolutional neural network. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(2), 210–218.

Armansyah, J., & Fiska, R. R. (2025). Identifikasi pola tenun Bengkalis menggunakan metode Convolutional Neural Network. *Techno.Com*, 24(3). <https://doi.org/10.62411/tc.v24i3.13613>

Baso, B., Risald, R., & Akhyar, R. M. (2025). Analisis pengaruh data augmentasi pada klasifikasi tenun menggunakan deep learning berbasis Convolutional Neural Network. *Journal of Information and Technology*, 5(1). <https://doi.org/10.32938/jitu.v5i1.9209>

Cahyati, N., Sari, M. P., & Lestari, D. (2023). Penerapan Convolutional Neural Network untuk klasifikasi motif batik tradisional Indonesia. *Jurnal Informatika Nusantara*, 8(1), 45–52.

Chollet, F. (2021). *Deep learning with Python* (2nd ed.). Manning Publications.

Creswell, J. W. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). SAGE Publications.

Dianda, M. R., Saputra, H., & Firmansyah, R. (2025). Identifikasi citra motif kain tenun Sumbawa (Kre'Alang) menggunakan Convolutional Neural Network arsitektur MobileNetV2. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 6(1), 12–20.

Elgendy, M. (2020). *Deep Learning for Vision Systems*. Manning Publications. Géron, A. (2019). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and*

Flores menggunakan metode CNN dan RNN. *Blend Sains Jurnal Teknik*,

Ghozali, I. (2021). *Aplikasi analisis multivariate dengan program IBM SPSS*. Badan Penerbit Universitas Diponegoro.

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4th ed.).

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2019). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.

Harris, C. R., Millman, K. J., van der Walt, S. J., et al. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825), 357–362. <https://doi.org/10.1038/s41586->

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 770–778.

Hidayat, T., Ramadhan, A., & Kurniawan, E. (2021). Identifikasi motif kain tenun berbasis pengolahan citra digital menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, 5(2), 89–97.

Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>

Iskandar, D. (2022). *Tekstil tradisional Indonesia dan makna budaya*. Gramedia. Kembo, E. K., & Kaesmetan, Y. R. (2025). *Klasifikasi motif kain tenun di Pulau*

- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Mauladi, M., & Hermanto, D. (2025). Klasifikasi motif kain jumputan Palembang menggunakan metode CNN dengan arsitektur ResNet-50. *Arcitech: Journal of Computer Science and Artificial Intelligence*, 5(2), 332–355. <https://doi.org/10.29240/arcitech.v5i2.15310>
- McKinney, W. (2022). *Python for data analysis* (3rd ed.). O'Reilly Media.
- Müller, A. C., & Guido, S. (2016). *Introduction to machine learning with Python: A guide for data scientists*. O'Reilly Media.
- O'Shea, K., & Nash, R. (2015). An introduction to convolutional neural networks. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1511.08458>
- Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345–1359. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191>
- Pearson.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., et al. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.
- Pratama, D., & Nugroho, Y. (2022). Klasifikasi motif songket Palembang menggunakan deep learning Convolutional Neural Network. *Jurnal Sistem Cerdas*, 4(3), 155–163.
- Provost, F., & Fawcett, T. (2023). *Data science for business* (2nd ed.). O'Reilly Media.
- Puspitasari, A., Salsabila, D. S., & Roliawati, D. (2025). Penerapan ResNet-50 CNN untuk optimalisasi klasifikasi pada data fashion. *Indonesian Journal on Data Science*, 3(1). <https://doi.org/10.30989/ijds.v3i1.1533>
- Python Software Foundation. (2024). Python documentation. <https://docs.python.org/3/>
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Sari, D. P., Rahman, A., & Nugraha, F. (2023). Pengaruh kualitas dataset terhadap performa model Convolutional Neural Network pada klasifikasi citra. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(2), 210–218.
- Scikit-learn Developers. (2024). Scikit-learn documentation. <https://scikit-learn.org/>
- Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-34372-9>
- Sugiyono. (2019). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Alfabeta.
- Suharto, S. (2021). *Warisan budaya kain tenun Nusantara*. Pustaka Nusantara.
- Suyanto. (2020). *Machine learning tingkat dasar dan lanjut*. Informatika.
- Szeliski, R. (2022). *Computer vision: Algorithms and applications* (2nd ed.).
- TensorFlow (2nd ed.). O'Reilly Media.
- TensorFlow Team. (2024). TensorFlow documentation. <https://www.tensorflow.org/>
- VanderPlas, J. (2016). *Python data science handbook*. O'Reilly Media.
- Zhang, Y., Li, K., & Wang, L. (2021). Advances in residual neural networks for image classification. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 70, 1–25