



Identifikasi Citra Motif Kain Tenun Sumbawa (Kre Alang) Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Arsitektur MobileNetV2

Nandita Dianda*, A Sjamsjiar Rachman, Made Sutha Yadnya

Fakultas Teknik, Teknik Elektro, Universitas Mataram, Mataram

Jl. Majapahit, No. 62, Gomong, Kec. Selaparang, Kota Mataram, Nusa Tenggara Barat, Indonesia

Email: ^{1,*}nanditadianda.7@gmail.com, ²asrachman@unram.ac.id, ³msyadnya@unram.ac.id

Email Penulis Korespondensi: nanditadianda.7@gmail.com

Submitted: 17/01/2025; Accepted: 23/01/2025; Published: 23/01/2025

Abstrak—Tenun adalah produk budaya yang mencerminkan identitas masyarakat pembuatnya, dengan setiap daerah memiliki corak, keindahan, dan ciri khas motif tenunnya. Namun, identifikasi asal daerah berdasarkan motif kain tenun seringkali sulit dilakukan karena karakteristik motif yang unik dan beragam. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model arsitektur MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan citra motif kain tenun Sumbawa. Model ini diuji menggunakan dataset citra kain tenun yang mencakup berbagai motif dari Sumbawa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 98,14% pada epoch ke-20 dan ke-25, dengan waktu pelatihan kurang dari 1 jam. Pada data pelatihan, model memperoleh akurasi 99,71% dengan loss sebesar 12,99%, yang mengindikasikan bahwa model dapat mengenali gambar dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Namun, pada data validasi, akurasi model tercatat 92,71% dengan loss 41,98%, yang menunjukkan bahwa meskipun terdapat penurunan akurasi, model masih mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah ditemui sebelumnya. Selain itu, model menunjukkan hasil yang sangat baik dalam hal presisi (98,14%), recall (100%), dan f1-score (99%). Temuan ini menegaskan efektivitas model MobileNetV2 dalam mengenali motif kain tenun Sumbawa dan memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan sistem otomatis dalam mendukung pelestarian dan promosi budaya tenun daerah. Penelitian ini juga menunjukkan pentingnya pengoptimalan model untuk meningkatkan akurasi pada data validasi dan mengurangi kesenjangan antara data pelatihan dan data yang belum terlihat. Sebagai langkah selanjutnya, penelitian dapat diarahkan untuk memperluas dataset dengan lebih banyak variasi motif dan daerah untuk meningkatkan kemampuan model dalam menggeneralisasi ke berbagai jenis motif kain tenun.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network; MobileNetV2; Citra; Pengenalan; Motif Tenun

Abstract—Weaving is a cultural product that reflects the identity of the people who make it, with each region having its patterns, beauty, and distinctive features of its weaving motifs. However, identifying the origin of the region based on woven fabric motifs is often difficult to do due to the unique and diverse characteristics of the motifs. This paper aims to evaluate the performance of the MobileNetV2 architectural model in classifying the motif image of Sumbawa woven fabrics. This model was tested using a dataset of woven fabric images that included various motifs from Sumbawa. The results showed that the model managed to achieve the highest accuracy of 98.14% in the 20th and 25th epochs, with a training time of less than 1 hour. In the training data, the model obtained an accuracy of 99.71% with a loss of 12.99%, which indicates that the model can recognize images with a very high level of accuracy. However, in the validation data, the accuracy of the model was recorded at 92.71% with a loss of 41.98%, which shows that despite the decrease in accuracy, the model is still able to generalize well on data that has never been encountered before. In addition, the model showed excellent results in terms of precision (98.14%), recall (100%), and f1-score (99%). These findings confirm the effectiveness of the MobileNetV2 model in recognizing Sumbawa woven fabric motifs and provide a solid basis for the development of an automated system in supporting the preservation and promotion of regional weaving culture. This paper also shows the importance of model optimization to improve accuracy on validation data and reduce the gap between training data and unseen data. As a next step, the research can be directed to expand the dataset with more variations of motifs and regions to improve the model's ability to generalize to different types of woven fabric motifs.

Keywords: Convolutional Neural Network; MobileNetV2; Image; Recognition; Woven Motifs

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki kekayaan warisan budaya yang meliputi benda-benda fisik yang digunakan sebagai alat untuk mencari nafkah atau memenuhi kebutuhan hidup. Salah satu contohnya adalah penggunaan alat tenun yang masih terus menghasilkan kain tenun untuk berbagai keperluan, seperti upacara, pakaian sehari-hari, pakaian adat, dan pakaian pengantin di seluruh Indonesia. Tenunan yang dikembangkan oleh suku-suku di pulau-pulau Indonesia merupakan seni kerajinan tangan yang diwariskan secara turun-temurun. Pola tenunan yang digunakan oleh seseorang sering kali menunjukkan asal usul suku atau pulau mereka. Hal ini berdasarkan kebiasaan bahwa setiap orang merasa bangga dan nyaman mengenakan tenunan yang berasal dari sukunya sendiri, sementara mengenakan tenunan dari suku lain dapat membuat mereka merasa canggung, malu, dan kehilangan kebanggaan diri [1].

Tenun adalah produk budaya yang mencerminkan kebudayaan masyarakat yang membuatnya. Oleh karena itu, tenunan dari berbagai daerah memiliki corak, keindahan, dan kekhasan masing-masing. Tenunan tradisional Indonesia memuat nilai-nilai budaya yang tinggi, terutama dalam aspek teknis, estetis, makna simbolik, dan falsafah yang mendalam. Makalah ini disusun agar dapat berkontribusi membuat ciri khas untuk rancangan tenun Sumbawa Besar dapat ditentukan dari tempat asal penenunnya (asal daerah motif).



Kre alang adalah salah satu jenis kain tenun khas dari Sumbawa yang menjadi simbol identitas masyarakat Sumbawa, Nusa Tenggara Barat. Seperti halnya kain tradisional dari berbagai daerah di Indonesia, Kre alang digunakan oleh masyarakat Sumbawa sebagai pakaian adat dan dalam berbagai acara adat, seperti prosesi pernikahan [2].

Kre alang merupakan hasil kerajinan tenun berupa kain sarung yang ukurannya lebih kecil dibandingkan sarung pada umumnya, yaitu setengah dari ukuran sarung biasa. Yang membedakan kain tenun kre alang dengan kain tenun lainnya adalah motifnya yang dibuat menggunakan benang berwarna emas. Meskipun seluruhnya terbuat dari benang, kre alang memiliki motif dan desain yang indah berkat penggunaan teknik sesek. Proses pembuatan kre alang memakan waktu yang cukup lama, untuk menyelesaikan satu kre alang bisa memakan waktu hingga dua puluh hari jika dikerjakan setiap hari, dan bisa mencapai satu bulan atau lebih jika ada pekerjaan lain yang harus diselesaikan. Karena keunikan dan kerumitan dalam proses pembuatannya, tidak heran jika satu buah kre alang dapat dijual dengan harga mencapai jutaan rupiah [3].

Keberagaman motif pada kain tenun disebabkan oleh perbedaan latar belakang budaya dan lingkungan yang menghasilkan keunikan hasil tenun di setiap daerah. Salah satu contohnya adalah di Sumbawa Besar, Nusa Tenggara Barat. Meskipun belum ada catatan pasti mengenai awal mula keterampilan menenun di Sumbawa, keterampilan ini diwariskan secara turun-temurun dari nenek moyang mereka, menggunakan alat tenun gedhog (gendong) yang masih digunakan hingga saat ini. Motif tenun di Sumbawa cenderung geometris, teratur, dengan garis-garis zigzag dan diagonal yang khas [4].

Perkembangan motif pada Kre Alang tidak menunjukkan perubahan yang signifikan. Namun, jika dilihat dari sudut pandang stilisasi terhadap motif-motif yang sudah ada, maka perkembangannya dapat dikatakan cukup pesat. Motif dasar pada kain tenun Sumbawa meliputi motif yang berasal dari nama dan sifat tumbuhan (seperti kemang setange, lonto engal, pusuk rebong, dan wapak), serta motif yang terinspirasi oleh nama makhluk hidup, seperti manusia dan hewan dirancang dengan menyerupai bentuk aslinya, atau telah digayakan (distilisasi) sehingga terlihat mirip dengan motif yang terinspirasi dari nama tumbuhan. Motif-motif tersebut antara lain piyo (burung), naga, manusia (nenek moyang), kerbau, dan buraq (binatang yang digambarkan dengan kepala manusia dan tubuh hewan). Selain itu, terdapat juga motif yang berasal dari nama benda mati, seperti motif cepa, selimpat, dan gelapok [5].

Tidak semua orang dapat membedakan asal daerah dari motif kain tenun tertentu karena sulitnya mendefinisikan karakteristik motif dari masing-masing daerah, serta keberagaman motif dan komposisi warna yang ada. Variasi yang begitu banyak dalam motif dan warna kain tenun membuat identifikasi asal daerah menjadi lebih menantang. Di era teknologi yang terus berkembang pesat, pengolahan citra dapat dilakukan dengan memanfaatkan metode deep learning [6]. Deep learning, yang merupakan bagian dari machine learning, dapat menjadi solusi teknologi yang efektif [7].

Identifikasi adalah proses untuk membedakan atau menyamakan identitas suatu benda atau individu. Dalam hal ini, yang diperlukan adalah sistem yang mampu mengenali atau mengidentifikasi informasi yang diperoleh [8]. Identifikasi suatu objek dapat dilakukan secara tidak langsung dengan mengidentifikasi citra objek tersebut berdasarkan fitur-fiturnya. Beberapa fitur yang dapat diekstrak dari sebuah citra meliputi warna, bentuk, dan tekstur. Analisis tekstur merupakan salah satu teknik analisis citra yang didasarkan pada variasi intensitas piksel, baik pada citra keabuan maupun citra berwarna. Teknik ini bertujuan untuk mengekstrak fitur atau karakteristik dari citra sehingga dapat digunakan untuk mengenali atau membedakan citra dalam satu kelas dengan citra di kelas lainnya.

Citra adalah gambar yang berada pada bidang dua dimensi. Secara matematis, citra dapat dianggap sebagai fungsi kontinu dari intensitas cahaya pada bidang tersebut. Cahaya yang dipantulkan oleh objek ditangkap oleh alat optik, seperti mata, kamera, atau pemindai, sehingga objek tersebut dapat direkam dan diubah menjadi citra [9].

Deep Learning (DL) adalah cabang dari machine learning yang menggunakan algoritma untuk membuat model abstraksi tingkat tinggi dari data melalui serangkaian fungsi transformasi non-linear yang disusun dalam banyak lapisan. Deep learning sangat efektif dalam berbagai jenis pembelajaran, termasuk supervised learning, unsupervised learning, semi-supervised learning, dan reinforcement learning. Teknik ini sering diterapkan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan citra, pemrosesan suara, klasifikasi teks, dan banyak lagi [10].

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma yang menggabungkan proses ekstraksi fitur melalui operasi konvolusi dengan proses klasifikasi menggunakan neural network. Sebagai bagian dari metode Deep Learning, CNN dirancang khusus untuk mendeteksi dan mengenali objek dalam citra digital. CNN efektif dalam mengidentifikasi pola dan fitur dalam gambar, membuatnya sangat berguna dalam berbagai aplikasi pengolahan citra dan visi komputer [11].

MobileNetV2 adalah salah satu arsitektur dalam metodologi convolutional neural network (CNN) yang dirancang untuk memenuhi kebutuhan komputasi dengan sumber daya yang lebih efisien, terutama dalam tugas-tugas yang memerlukan komputasi intensif. Perbedaan utama antara arsitektur MobileNetV2 dan arsitektur CNN tradisional terletak pada penggunaan lapisan konvolusi dengan filter yang disesuaikan dengan ketebalan gambar input. MobileNet memisahkan konvolusi menjadi depthwise convolution dan pointwise convolution. Sementara itu, MobileNetV2 memperkenalkan dua fitur tambahan, yaitu linear bottleneck dan shortcut connections antar



bottlenecks. Selain itu, studi menunjukkan bahwa penggunaan optimizer tipe ADAM pada arsitektur MobileNetV2 dengan data augmentation menghasilkan akurasi yang tinggi selama proses pelatihan dan pengujian [12].

Transfer Learning adalah teknik atau metode terhadap suatu dataset untuk menyelesaikan permasalahan lain yang serupa dengan cara menggunakannya sebagai starting point, memodifikasi dan mengupdate parameternya sehingga sesuai dengan dataset yang baru, serta bertujuan untuk memanfaatkan pembelajaran sebelumnya dan menghindari memulai dari awal [13].

Google Collaboratory atau Google Colab adalah platform berbasis cloud untuk menulis, menjalankan, dan berbagi kode Python melalui web browser. Platform ini dirancang bagi analyst, developer, peneliti, dan pendidik yang bekerja di bidang data science dan machine learning dengan menyediakan environment komputasi yang fleksibel dan mudah diakses tanpa biaya. [14]

Google Drive adalah layanan penyimpanan file berbasis cloud dari Google. Cloud sendiri merujuk pada teknologi server yang dioperasikan oleh layanan di internet. Dengan demikian, jika suatu file disimpan di cloud, file tersebut sebenarnya disimpan di server internet, bukan di media penyimpanan fisik seperti hard drive, SSD, atau perangkat penyimpanan lainnya di komputer atau ponsel [14].

Ariessaputra dkk (2024) telah melakukan penelitian tentang klasifikasi kain songket Lombok dan batik Sasambo menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Pengujian yang dilakukan pada motif dengan warna yang sama menunjukkan tingkat keberhasilan sebesar 83,85%. Rata-rata pengenalan tertinggi ditemukan pada kain batik Sasambo, dengan tingkat keberhasilan sebesar 93,66% dalam pengujian motif dengan warna yang sama untuk data pada database [15].

Rizki Mawan (2020) melakukan penelitian untuk mengidentifikasi motif batik. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi rata-rata 65%, sementara model kombinasi CNN dan Grayscale mencapai akurasi rata-rata 70%. Penambahan Grayscale meningkatkan akurasi sebesar 5%. [16]

Hambali dkk (2021) melakukan penelitian mengenai klasifikasi kain songket Lombok menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Setelah proses pelatihan (training) dilakukan, hasil yang diperoleh menunjukkan akurasi sebesar 86,36%, precision sebesar 87%, recall sebesar 86%, dan F1-Score sebesar 86% [17].

Lutfi Hakim dkk (2023) melakukan penelitian tentang klasifikasi citra motif batik banyuwangi menggunakan convolutional neural network dan library Pytorch model CNN dengan arsitektur yang diberi nama MyCustomModel. Hasil prediksi menunjukkan akurasi sebesar 63% [11]

Arief (2024) melakukan penelitian menggunakan metode CNN dengan arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi aksara Jawa, menghasilkan akurasi 87,41% dan presisi 86,95%. Dengan fine-tuning, akurasi model mencapai 86,46% [18].

Febrywinata (2024) telah melakukan penelitian yang berfokus pada implementasi dan evaluasi model jaringan saraf konvolusi Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi jenis buah, khususnya dalam membedakan antara pisang dan pepaya, menggunakan Google Colab (Google Collaboratory). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model berhasil membedakan antara pisang dan pepaya berdasarkan pelatihan yang telah dilakukan [14].

Sandag dan Waworundeng (2021) melakukan penelitian tentang pengidentifikasian menggunakan CNN juga dilakukan dengan mengidentifikasi jenis pakaian dengan memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan library TensorFlow. Pada uji pertama, model mengalami overfitting dan menghasilkan akurasi sebesar 91%. Sementara itu, pada uji kedua, dengan penambahan lapisan Dropout, akurasi yang diperoleh meningkat menjadi 93% [19]

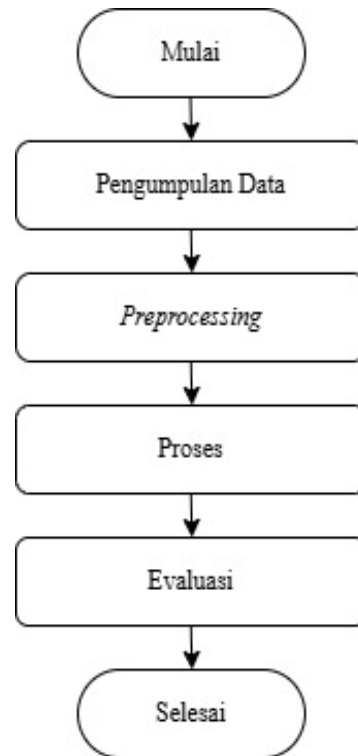
Pujiati dan Rochmawati (2022) juga telah melakukan penelitian dengan judul identifikasi citra daun tanaman herbal menggunakan metode convolutional neural network (CNN), menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 94% dan nilai loss terendah 0,28. Pada tahap pengujian, model memperoleh akurasi sebesar 84% [20].

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN) dengan menggunakan model arsitektur MobileNetV2. CNN merupakan salah satu metode deep learning yang memiliki hasil paling signifikan didalam pengenalan citra. Metode CNN memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dan sesuai dengan data kain yang diidentifikasi. Berdasarkan uraian tersebut, maka pada penelitian ini penulis menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model arsitektur MobileNetV2 untuk mengidentifikasi motif pada kain tenun Sumbawa.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan dalam beberapa tahapan yang bertujuan tidak hanya untuk memudahkan peneliti dalam mengklasifikasikan kegiatan, tetapi juga untuk mengidentifikasi kemungkinan kesalahan atau kekurangan melalui setiap tahap. Tahapan penelitian merupakan gambaran secara ringkas terhadap setiap proses yang akan dilalui pada sebuah penelitian, tahapan penelitian bertujuan untuk memudahkan melakukan monitoring terhadap sudah sampai dimana atau proses apa yang akan dilakukan selanjutnya. Dimana tahapan pada penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir tahapan penelitian

Tahapan penelitian secara umum dapat dilihat pada Gambar 1 dimana dimulai dengan pengumpulan data, selanjutnya tahap preprocessing, setelah itu dilakukan tahap pelatihan model, selanjutnya tahap pengujian, dan yang terakhir tahap evaluasi. Berikut penjelasan lebih lanjut.

2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan langkah awal dalam membangun sistem identifikasi motif tenun sumbawa pada penelitian ini. Data yang dikumpulkan adalah data primer, yang berarti diperoleh langsung oleh peneliti dari sumber aslinya dan belum pernah diproses atau dipublikasikan sebelumnya, sehingga dianggap sebagai data yang paling autentik dan relevan dengan penelitian yang dilakukan [8].

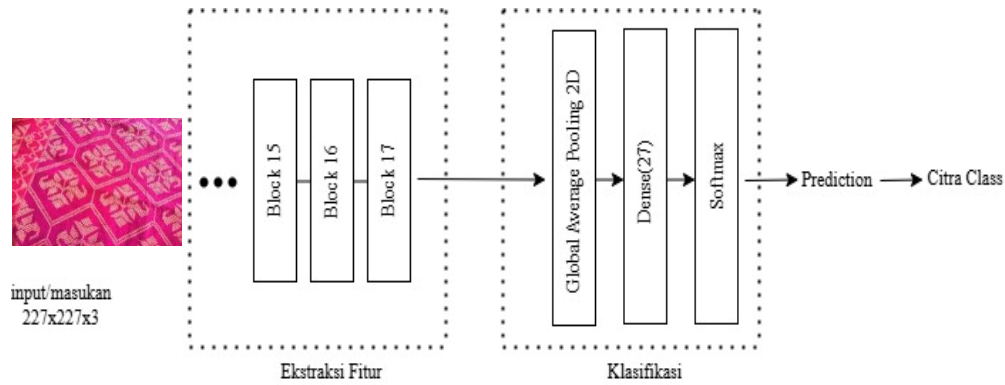
2.3 Preprocessing

Data yang telah dikumpulkan akan melalui tahap preprocessing sebelum digunakan dalam CNN. Penelitian ini mencakup dua tahap preprocessing, yaitu penyesuaian ukuran piksel dan augmentasi. Penyesuaian ukuran piksel diperlukan agar setiap citra memiliki ukuran yang seragam, karena CNN memerlukan ukuran piksel yang konsisten untuk setiap citra, sementara citra motif batik yang digunakan memiliki variasi ukuran. Augmentasi pada citra motif batik dilakukan untuk memperkaya dataset dengan lebih banyak variasi. Hal ini penting karena CNN cenderung menghasilkan akurasi yang lebih tinggi ketika menggunakan dataset yang besar [21].

2.4 Proses

Tahapan ini mencakup pembangunan, pelatihan, dan pengujian model. Proses pembangunan dan pelatihan model dimulai dengan memilih arsitektur yang sesuai, dalam hal ini penulis menggunakan arsitektur MobileNetV2, yang dikenal efisien. Model ini kemudian disesuaikan dengan menambahkan lapisan tambahan sesuai dengan jumlah kelas yang ingin diidentifikasi. Setelah itu, model dikompilasi menggunakan optimizer Adam untuk memperbarui bobot, fungsi loss seperti categorical crossentropy untuk mengukur kesalahan, dan metrik seperti akurasi untuk memonitor performa. Selama pelatihan, data dibagi menjadi tiga bagian: training untuk melatih model, validasi untuk memantau performa selama pelatihan, dan testing untuk evaluasi akhir. Model belajar mengidentifikasi pola melalui forward propagation, menghitung loss, dan memperbaiki bobot melalui backward propagation. Proses ini diulang dalam beberapa epoch hingga model mencapai hasil terbaik. Setelah pelatihan selesai, model diuji dengan data testing untuk memastikan kemampuannya dalam memprediksi data baru. Akhirnya, model yang sudah terlatih disimpan untuk digunakan dalam aplikasi praktis, seperti klasifikasi gambar atau deteksi pola [22].

Model arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi dataset motif kain tenun Sumbawa didasarkan pada arsitektur MobileNetV2, yang merupakan salah satu dari berbagai arsitektur convolutional neural network (CNN), yang memanfaatkan transfer learning dengan weights = imageNet. Arsitektur MobileNetV2 terdiri dari 17 blok, Global Average Pooling, dan Classification Layer.



Gambar 2. Arsitektur MobileNetV2

Ukuran input citra adalah (227, 227, 3), di mana angka 3 menunjukkan bahwa citra memiliki tiga channel warna: merah, hijau, dan biru (RGB). Lapisan Bottleneck terdiri dari 17 blok yang mencakup Ekspansi Layer, Depthwise Convolution, dan Projection Convolution. Hasil ekstraksi fitur adalah citra berukuran 7 x 7 piksel, yang kemudian diubah menjadi 1 x 1 piksel pada lapisan Global Average Pooling. Setelah itu, lapisan klasifikasi dengan fungsi aktivasi softmax digunakan untuk membagi citra menjadi 27 kelas. Proses klasifikasi akan melibatkan eksperimen dengan berbagai hyperparameter yang disesuaikan dengan kebutuhan. Model terbaik, yang diperoleh dari proses kompilasi berdasarkan akurasi tertinggi dan loss terendah, akan digunakan untuk memprediksi kelas citra dengan akurasi yang optimal [23].

2.5 Evaluasi

Tahap ini akan menyajikan hasil dari pelatihan dataset motif kain tenun sumbawa, yang kemudian disusun dengan rapi mulai dari akurasi selama pelatihan, kinerja model, hingga akurasi model dalam proses identifikasi sistem. Semua hal ini merupakan bagian penting dalam identifikasi motif kain tenun sumbawa menggunakan CNN. Akurasi, presisi, recall, dan F1-score dapat dilihat melalui Tabel 1 confusion matrix berikut:

Tabel 1. Ilustrasi Confusion Matrix

	Nilai Prediksi: Yes	Nilai Prediksi: No
Nilai Aktual: Yes	TP	FN
Nilai Aktual: No	FP	TN

Nilai True Negative (TN) menggambarkan data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif atau salah. True Positive (TP) adalah data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai positif atau benar. False Positive (FP) menunjukkan data yang diklasifikasikan secara tidak tepat sebagai positif atau benar. False Negative (FN) merujuk pada data yang diklasifikasikan secara tidak tepat sebagai negatif atau salah. Dalam penelitian ini, matriks yang digunakan mencakup akurasi, presisi, recall, dan f1-score, yang dihitung dengan rumus 1, 2, 3, dan 4 [24].

$$Accuracy(\%) = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+TN+FN)} \tag{1}$$

$$Precision(\%) = \frac{TP}{(FP+TP)} \tag{2}$$

$$Recall(\%) = \frac{TP}{(FN+TP)} \tag{3}$$

$$F1\ Score(\%) = \frac{(2 \times recall \times precision)}{(recall+precision)} \tag{4}$$

Dengan mengetahui akurasi, presisi, recall, dan F1-score, kita dapat menilai seberapa baik atau buruknya kinerja sistem dan model tersebut [8].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap hasil dan pembahasan ini mengacu pada tahapan penelitian yang sebelumnya telah dipaparkan, mulai dari pengumpulan data, preprocessing, proses hingga tahap terakhir yaitu evaluasi. Berikut hasil dari tahapan-tahapan tersebut.

3.1 Pengumpulan Data

Data yang diperlukan dalam sistem ini adalah foto motif kain tenun sumbawa, yang penulis kumpulkan dengan mencari langsung ke pusat produksi kre alang yaitu di Desa Poto Kabupaten Sumbawa dan di Museum Negeri NTB.



Gambar 3. Contoh dataset motif kain tenun sumbawa

Gambar 3 merupakan contoh foto dataset motif kain tenun sumbawa yang digunakan dalam penelitian ini. Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan kamera profesional maupun dengan kamera smartphone, kemudian diubah menjadi citra visual yang akhirnya akan dilatih dan diuji identifikasinya menggunakan platform Google Colab dengan metode Convolution Neural Network (CNN) menggunakan pendekatan model arsitektur MobileNetV2.

Dataset dibagi menjadi 3 kelas, dimana setiap kelasnya terdiri dari 27 subkelas yang mencakup motif Aning Bulaeng, 2 kelas motif Cepa, 3 kelas motif Gelampok, 4 kelas motif Gili Liuk, 2 kelas motif Hujan Bintang, 2 kelas motif Kemang Kenanga, 5 kelas motif Kemang Langit, 2 kelas motif Kemang Setange, motif Koari Ode, motif Lasuji, 2 kelas motif Lonto Engal, motif Pusuk Rebong, dan motif Wafaq dengan total 540 data masing-masing sebanyak 20 data persubkelas, dengan perbandingan 70% data yang akan dilatih, 20% data validasi dan 10% data yang akan diuji, yakni sebanyak 14 data train, 4 data valid dan 2 data test.

3.2 Preprocessing

Data yang telah dikumpulkan memiliki ukuran yang beragam, selanjutnya akan dilakukan penyesuaian ukuran piksel atau di resize untuk disamakan ukurannya menjadi 227x227x3 piksel, guna mempermudah proses pelatihan. Arsitektur MobileNetV2 dapat mendukung semua ukuran input yang lebih besar dari 32 x 32 piksel. Setelah data di resize, maka dilakukan augmentasi pada citra motif kain tenun untuk memperkaya variasi. Augmentasi data bertujuan untuk meningkatkan kualitas generalisasi, mengurangi overfitting, dan mengatasi masalah keterbatasan data. Variabel yang digunakan dalam proses augmentasi data dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Variabel augmentasi

Variabel	Variabel Nilai
Rotation range	0.2
Shear range	0.2
Width shift range	0.2
Height shift range	0.2
Horizontal flip	True
Vertical flip	True
Zoom range	0.2
Batch size	32

Rotasi menghasilkan gambar yang diputar berdasarkan derajat yang dipilih secara acak. Zoom menghasilkan citra yang diperbesar secara acak. Flip menghasilkan citra yang dibalik secara horizontal dan vertikal. Batch size digunakan untuk menentukan jumlah gambar yang akan dibuat. Nilai 0.2 menandakan bahwa variabel melakukan perubahan 20% dari ukuran data semula. Batch size 32 memberikan keseimbangan yang baik antara efisiensi komputasi dan penggunaan memori. Ukurannya cukup besar untuk memanfaatkan kemampuan komputasi GPU, tetapi cukup kecil juga untuk tidak membebani memori GPU.

3.3 Proses

Penelitian ini menggunakan data motif kain tenun Sumbawa, seperti yang ditampilkan pada Gambar 2. Pengujian dilakukan dengan mengatur konfigurasi epoch dan batch size yang berbeda-beda. Konfigurasi epoch yang diuji mencakup nilai 5, 10, 15, 20 dan 25. Sedangkan nilai batch size-nya yaitu 8, 16, 32, dan 64. Tujuan dari variasi ini adalah untuk menemukan hasil yang paling optimal dari model MobileNetV2 dalam mengidentifikasi citra motif kain tenun Sumbawa.

Tabel 3. Hasil akurasi dengan batch size dan epoch yang berbeda

bs/epoch	5	10	15	20	25
8	94,44%	94,44%	96,29%	98,14%	98,14%

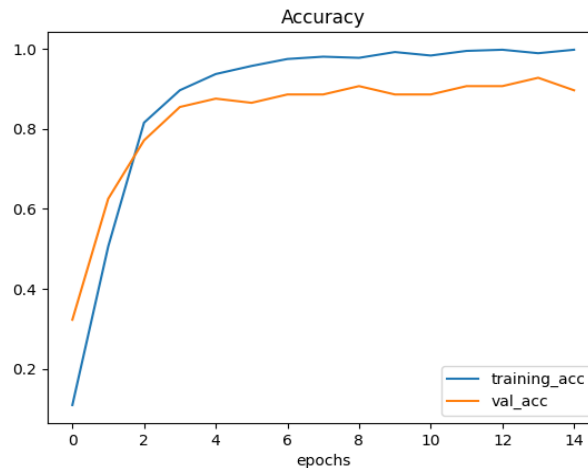
bs/epoch	5	10	15	20	25
16	92,59%	96,29%	96,29%	98,14%	98,14%
32	85,18%	98,14%	96,29%	98,14%	98,14%
64	75,92%	94,44%	96,29%	98,14%	98,14%

Pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa hasil akurasi tertinggi adalah batch size 32 pada epoch 10, kemudian pada batch size 8, 16, 32, dan 64 pada epoch 20 dan 25, yaitu sebesar 98,14%. Dan akurasi terendah yaitu pada batch size 64 dengan epoch sebanyak 5, yaitu 75,92%. Ukuran batch yang tepat memungkinkan model belajar secara efektif dengan menjaga keseimbangan antara kecepatan pelatihan dan stabilitas. Dengan memilih batch size yang sesuai, model dapat memproses data dengan efisien, mempercepat konvergensi, dan mencegah overfitting, yang pada akhirnya meningkatkan akurasi.

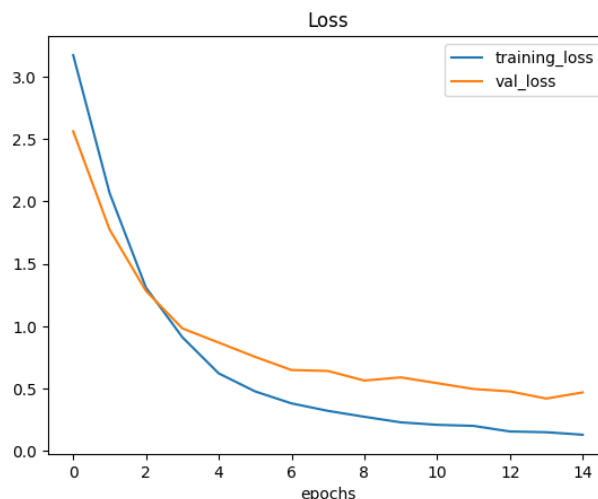
Tabel 3. Lama waktu proses pelatihan

bs/epoch	5	10	15	20	25
8	675s	1370s	1949s	2811s	3571s
16	936s	1375s	1998s	2704s	3364s
32	895s	1308s	2037s	2646s	3704s
64	653s	1350s	1350s	3047s	3223s

Pelatihan model dengan arsitektur MobileNetV2 membutuhkan sumber daya yang besar, termasuk kapasitas RAM yang memadai, serta waktu pelatihan yang relatif cukup lama. Untuk pelatihan tersingkat yaitu batch size 64 dengan 5 epoch, proses pelatihan memakan waktu sekitar 653 detik atau 10,88 menit dan proses pelatihan terlama yaitu batch size 32 dengan epoch 25, proses pelatihan dapat memakan waktu sekitar 3704s atau 61,73 menit, tergantung pada kecepatan baca-tulis dan kapasitas RAM serta ROM yang digunakan. Batch size yang terlalu kecil dapat menyebabkan pembaruan parameter yang tidak stabil, sementara yang terlalu besar membutuhkan lebih banyak memori dan dapat memperlambat proses pelatihan.



Gambar 4. Plot nilai akurasi data training dan validation



Gambar 5. Plot nilai loss data training dan validation

Gambar 4 dan Gambar 5 menunjukkan grafik perbandingan nilai akurasi dan loss data pada proses pelatihan data training dan data validation dengan batch size 32 dan epoch 15 menggunakan model MobileNetV2 dengan hasil Tingkat akurasi 96,29%. Dapat dilihat bahwa garis berwarna biru merupakan proses training dan merah merupakan proses validation, sumbu horizontal (x) merepresentasikan jumlah epoch, sementara sumbu vertikal (y) menunjukkan tingkat akurasi. Hasil akhir menunjukkan bahwa akurasi dan loss pada training masing-masing sebesar 99,71% dan 12,99%, sementara akurasi dan loss pada validation tercatat sebesar 92,71% dan 41,98%.

3.4 Evaluasi

Peneliti memilih salah satu hasil akurasi tertinggi untuk evaluasi perhitungan yang ditampilkan pada Tabel 4 Confusion Matrix sebagai berikut:

Tabel 4. Confusion matrix

	Nilai Prediksi: Yes	Nilai Prediksi: No
Nilai Aktual: Yes	TP : 53	FN : 0
Nilai Aktual: No	FP : 1	TN : 0

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= (TP+TN) / (TP+FP+TN+FN) \\
 &= (53+0) / (53+1+0+0) \\
 &= 0,9814 * 100\% \\
 &= 98,14\% \\
 \text{Presisi} &= TP / (FP+TP) \\
 &= 53 / (1+53) \\
 &= 0,9814 * 100\% \\
 &= 98,14\% \\
 \text{Recall} &= TP / (FN+TP) \\
 &= 53 / (0+53) \\
 &= 1 * 100\% \\
 &= 100\% \\
 \text{F1-Score} &= (2 * Recall * Presisi) / (Recall + Presisi) \\
 &= 2 * 1 * 0,9814 / 1 + 0,9814 \\
 &= 0,99 * 100\% \\
 &= 99\%
 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan evaluasi model menunjukkan performa yang sangat memuaskan dengan tingkat akurasi sebesar 98,14%, yang berarti model berhasil mengklasifikasikan 98,14% data dengan benar. Selain itu, nilai presisi model juga tercatat sebesar 98,14%, yang menggambarkan ketepatan model dalam menghasilkan prediksi positif. Dengan nilai recall sebesar 100%, model berhasil mendeteksi semua data positif yang ada dalam dataset, tanpa ada yang terlewat. Terakhir, f1-score yang mencapai 99% menunjukkan bahwa model mampu menjaga keseimbangan yang sangat baik antara presisi dan recall, mencerminkan kemampuan model yang sangat efektif dalam menangani keduanya.

MobileNetV2 memberikan keunggulan yang jelas dalam hal waktu pelatihan dan sumber daya yang digunakan jika dibandingkan dengan model-model besar lainnya dalam penelitian sebelumnya. Berkat desain yang efisien, MobileNetV2 tidak hanya mampu mencapai akurasi yang baik, tetapi juga memungkinkan implementasi yang lebih cepat dan lebih hemat sumber daya, menjadikannya pilihan yang sangat cocok untuk aplikasi pada perangkat dengan keterbatasan memori dan daya komputasi.

Meskipun MobileNetV2 efisien dalam hal waktu pelatihan dan penggunaan sumber daya, model ini memiliki beberapa keterbatasan. Akurasinya bisa lebih rendah pada dataset yang kompleks atau tugas yang membutuhkan pengenalan detail tinggi, karena jumlah parameter yang lebih sedikit. Selain itu, MobileNetV2 mungkin kesulitan menangani data dengan resolusi tinggi atau fitur yang sangat rumit. Meskipun mampu menggeneralisasi dengan baik pada banyak data, model ini bisa lebih rentan terhadap overfitting jika data pelatihan terbatas. Untuk mencapai kinerja optimal, MobileNetV2 juga memerlukan teknik augmentasi data yang tepat.

4. KESIMPULAN

MobileNetV2 menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi citra motif kain tenun Sumbawa dengan akurasi tertinggi yaitu 98,14% dengan epoch sebanyak 20 dan 25 dalam waktu kurang dari 1 jam. Akurasi pelatihan mencapai 99,71% dengan nilai loss sebesar 12,99%, yang menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi gambar pada data pelatihan dengan sangat akurat dan rendahnya tingkat kehilangan. Pada data validasi, model mencapai akurasi 92,71% dengan loss sebesar 41,98%. Tingginya loss pada data validasi, yang mencapai 41,98%, dapat disebabkan oleh beberapa faktor. Salah satunya adalah overfitting pada data pelatihan, di mana model terlalu fokus mengoptimalkan data pelatihan sehingga kurang mampu menggeneralisasi pada data validasi yang baru. Selain itu, perbedaan antara distribusi data pelatihan dan data validasi juga bisa menyebabkan



model kesulitan mengenali pola pada data validasi. Kurangnya augmentasi data yang cukup bervariasi atau penggunaan ukuran batch yang tidak optimal juga dapat mempengaruhi kemampuan model dalam beradaptasi dengan data validasi. Selain itu, jumlah epoch yang terbatas bisa menjadi faktor, karena model mungkin belum cukup belajar untuk mengidentifikasi pola yang lebih kompleks pada data validasi. Hasil perhitungan model juga menunjukkan hasil yang sangat baik dengan nilai presisi sebesar 98,14%, recall 100%, dan f1-score sebesar 99%. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya tampil baik pada data pelatihan, tetapi juga mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, meskipun ada sedikit penurunan akurasi dibandingkan dengan pelatihan. Hasil-hasil ini mendukung tujuan utama penelitian untuk mengembangkan model yang dapat mengidentifikasi gambar dengan tepat. Meskipun demikian, masih terdapat peluang untuk perbaikan lebih lanjut, terutama dalam mengurangi loss dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Pendekatan yang dapat dilakukan yaitu eksperimen dengan ukuran batch dan learning rate yang berbeda dapat membantu menemukan kombinasi terbaik untuk stabilitas pelatihan. Meningkatkan jumlah epoch juga dapat memberikan model lebih banyak kesempatan untuk belajar, namun tetap perlu dipantau untuk menghindari overfitting. Implementasi early stopping juga disarankan untuk mencegah overfitting dengan menghentikan pelatihan jika akurasi pada data validasi tidak meningkat dalam beberapa epoch. Teknik regularisasi, seperti dropout atau L2 regularization, juga dapat digunakan untuk mengurangi overfitting dengan mencegah model bergantung pada fitur tertentu.

REFERENCES

- [1] S. Purwati, "Motif Dan Corak Kre Alang Dalam Perspektif Nilai Budaya," *Hist. J. Kajian, Penelit. Pengemb. Pendidik. Sej.*, vol. 3, no. 1, pp. 14–20, 2018, [Online]. Available: <http://journal.ummat.ac.id/index.php/historis>
- [2] N. Hudaningsih, "Pemetaan Dan Analisis Kompetensi Inti Pada Value Chain Kre Alang Sebagai Produk Khas Sumbawa," *J. TAMBORA*, vol. 3, no. 3, pp. 115–121, 2019, doi: 10.36761/jt.v3i3.404.
- [3] R. Masniadi, A. Asmini, and Y. Astri, "Analisis Pendapatan Usaha Home Industri Kain Tenun (Kre Alang) di Dusun Sameri Desa Poto Kecamatan Moyo Hilir Kabupaten Sumbawa Tahun 2019," *J. Ekon. Bisnis*, vol. 7, no. 2, pp. 171–181, 2019, [Online]. Available: <http://www.e-journalppmunsa.ac.id/index.php/jeb/article/view/533>
- [4] Arum Kusumastuti, "Perkembangan Kerajinan Tenun Songket Kere' Alang Dusun Senampar, Sebewe, Moyo Utara, Sumbawa, Nusa Tenggara Barat Tahun 2010-2015," *Ucv*, vol. 1, no. 02, pp. 390–392, 2016,
- [5] P. Kain and S. K. Alang, "Museum Negeri Ntb," 2019.
- [6] I. A. DLY, J. Jasril, S. Sanjaya, L. Handayani, and F. Yanto, "Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 1176–1185, 2023, doi: 10.47065/josh.v4i4.3702.
- [7] A. F. Setyawan, R. A. Hasani, and E. R. Arumi, "Sistem Klasifikasi Keanekaragaman Tanaman Pangan Menggunakan Transfer Learning Pendekatan CNN dan Model Arsitektur," vol. 6, no. 1, pp. 66–75, 2024, doi: 10.47065/josh.v6i1.5577.
- [8] S. Zamroni, G. W. Wiriasto, and B. Kanata, "Identifikasi Moncong Sapi Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN)," 2024
- [9] M. H. Nashr, M. Fachrurrozi, E. Triningsih, and K. J. Miraswan, "Pengenalan Motif Kain Songket Pada Citra Kamera Smartphone Dengan Beragam Sudut Pandang Menggunakan CNN," *J. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf. Univ. Sriwij.*, vol. 12, no. 01, pp. 22–26, 2020.
- [10] I. Cholissodin and A. A. Soebroto, "Ai , Machine Learning & Deep Learning (Teori & Implementasi)," no. July 2019, 2021.
- [11] L. Hakim, H. R. Rahmanto, S. P. Kristanto, and D. Yusuf, "Klasifikasi Citra Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Teknoinfo*, vol. 17, no. 1, p. 203, 2023, doi: 10.33365/jti.v17i1.2342.
- [12] F. Zaelani and Y. Miftahuddin, "Perbandingan Metode EfficientNetB3 dan MobileNetV2 Untuk Identifikasi Jenis Buah-buahan Menggunakan Fitur Daun," *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–11, 2022, doi: 10.33197/jitter.vol9.iss1.2022.911.
- [13] M. Harahap, Em Manuel Laia, Lilis Suryani Sitanggang, Melda Sinaga, Daniel Franci Sihombing, and Amir Mahmud Husein, "Deteksi Penyakit Covid-19 Pada Citra X-Ray Dengan Pendekatan Convolutional Neural Network (CNN)," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 70–77, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i1.3373.
- [14] E. Febrywinata, "Pengenalan Dan Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Metode CNN Secara Sederhana Dengan Menggunakan Google Colab," *Juli*, vol. 2, no. 4, pp. 185–193, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.61132/mercurius.v2i4.162>
- [15] S. Ariessaputra, V. H. Vidiyari, S. M. Al Sasongko, B. Darmawan, and S. Nababan, "Classification of Lombok Songket and Sasambo Batik Motifs Using the Convolution Neural Network (CNN) Algorithm," *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 8, no. 1, pp. 38–44, 2024, doi: 10.62527/joiv.8.1.1386.
- [16] R. Mawan, "Klasifikasi motif batik menggunakan Convolutional Neural Network," *Jnanaloka*, pp. 45–50, 2020, doi: 10.36802/jnanaloka.2020.v1-no1-45-50.
- [17] H. Hambali, M. Mahayadi, and ..., "Classification of Lombok Songket Cloth Image Using Convolution Neural Network Method (Cnn)," *Pilar Nusa Mandiri ...*, no. 85, pp. 149–156, 2021, doi: 10.33480/pilar.v17i2.2705.
- [18] N. Arief, W. Putra, D. Septhian, and D. Pratama, "Implementasi Cnn Arsitektur Mobilenetv2 Untuk Klasifikasi Tulisan Aksara Jawa," *Pros. Semin. Nas. Teknol. dan Sains*, vol. 3, pp. 298–303, 2024.
- [19] G. A. Sandag and J. Waworundeng, "Identifikasi Foto Fashion Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Cogito Smart J.*, vol. 7, no. 2, pp. 305–314, 2021, doi: 10.31154/cogito.v7i2.340.305-314.
- [20] R. Pujiati and N. Rochmawati, "Identifikasi Citra Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 3, no. 03, pp. 351–357, 2022, doi: 10.26740/jinacs.v3n03.p351-357.
- [21] S. Dewi, F. Ramadhani, and S. Djasmayena, "Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Gambar Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network)," *Hello World J. Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 2, pp. 68–73, 2024, doi:



10.56211/helloworld.v3i2.518.

- [22] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, and A. Zhmoginov, "Sandler_MobileNetV2_Inverted_Residuals_CVPR_2018_paper.pdf," arXiv, pp. 4510–4520, 2018.
- [23] S. Tinggi, M. Informatika, D. Komputer, and N. Mandiri, "TESIS Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Ilmu Komputer (M . Kom)," pp. 1–49, 2020.
- [24] D. Efendi, J. Jasril, S. Sanjaya, F. Syafria, and E. Budianita, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi," JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer), vol. 9, no. 3, p. 607, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i3.4176.