

Klasifikasi Citra Motif Ukiran Toraja Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2 pada Aplikasi Android

Sudianto Lande^{1,*}, Petrus Renaldi Rombe², Chris Batara³, Wendyanto Panggalo⁴

¹Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Informatika dan Komputer, Universitas Kristen Indonesia Paulus

²Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Informatika dan Komputer, Universitas Kristen Indonesia Paulus

³Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Informatika dan Komputer, Universitas Kristen Indonesia Paulus

⁴Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Informatika dan Komputer, Universitas Kristen Indonesia Paulus

sudianto@ukipaulus.ac.id (Korespondensi)*

Abstract: *Toraja carvings, locally known as Passura', are cultural heritage objects with strong philosophical values, yet their preservation is challenged by limited public ability to recognize motif types and meanings directly. This study develops an Android-based image classification system using MobileNetV2 to identify 30 Toraja carving motifs and present cultural information to users. A total of 12,000 images were prepared, with 9,600 images used for training and 2,400 images for validation. Images were standardized to 320×320 pixels and processed using class balancing and light augmentation. Transfer learning was performed in two stages: classifier-head training with the MobileNetV2 backbone frozen, followed by fine-tuning of the last 30 layers. The model used Adam optimization, categorical cross-entropy with label smoothing, and was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, Top-3 accuracy, and a confusion matrix. The best model achieved 97.29% validation accuracy from 2,335 correct predictions out of 2,400 validation images, while macro-average precision, recall, and F1-score each reached 0.97. The model was converted to TensorFlow Lite and integrated into an Android application supporting camera and gallery inputs, confidence display, motif descriptions, philosophical meanings, and an audio guide. These results indicate that MobileNetV2 provides an effective and computationally suitable approach for mobile-based Toraja carving classification and interactive cultural education.*

Keywords: *Toraja carving; image classification; MobileNetV2; TensorFlow Lite; Android*

Abstrak: Ukiran Toraja atau Passura' merupakan warisan budaya yang memiliki nilai filosofis tinggi, namun pelestariannya menghadapi tantangan karena keterbatasan kemampuan masyarakat dalam mengenali jenis motif dan maknanya secara langsung. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi citra berbasis Android menggunakan MobileNetV2 untuk mengenali 30 motif ukiran Toraja sekaligus menyajikan informasi budaya kepada pengguna. Dataset terdiri atas 12.000 citra, yaitu 9.600 citra latih dan 2.400 citra validasi. Citra diseragamkan menjadi 320×320 piksel serta diproses melalui penyeimbangan kelas dan augmentasi ringan. Transfer learning dilakukan dalam dua tahap, yaitu pelatihan classifier head dengan backbone MobileNetV2 dibekukan dan fine-tuning dengan membuka 30 lapisan terakhir. Model menggunakan optimizer Adam dan categorical crossentropy dengan label smoothing, kemudian dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, Top-3 accuracy, dan confusion matrix. Model terbaik memperoleh accuracy validasi 97,29% dari 2.335 prediksi benar pada 2.400 citra, sedangkan macro-average precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,97. Model dikonversi ke TensorFlow Lite dan diintegrasikan ke aplikasi Android yang mendukung input kamera dan galeri, menampilkan nilai confidence, deskripsi, makna filosofis, serta Audio Guide. Hasil ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 efektif dan sesuai untuk klasifikasi motif ukiran Toraja pada perangkat bergerak sekaligus mendukung edukasi budaya secara interaktif.

Kata kunci: ukiran Toraja; klasifikasi citra; MobileNetV2; TensorFlow Lite; Android

Informasi Artikel: Diterima: xx-xx-xxxx, Disetujui: xx-xx-xxxx, Dipublikasikan: xx-xx-xxxx

1. Pendahuluan (12 pt)

Indonesia memiliki kekayaan budaya yang tercermin dalam seni, arsitektur, dan motif hias tradisional. Salah satu bentuk warisan visual tersebut adalah ukiran Toraja atau Passura', yang tidak hanya berfungsi sebagai unsur estetika, tetapi juga menjadi media komunikasi visual yang merepresentasikan falsafah hidup, sistem kepercayaan leluhur, status sosial, serta identitas masyarakat Toraja. Motif ukiran Toraja ditemukan pada Tongkonan, Alang, peti jenazah, perlengkapan ritual, dan berbagai struktur budaya lainnya (Matana dan Ronal, 2024; Pakarena, 2022). Secara umum, motif dapat dikelompokkan ke dalam empat kategori utama, yaitu Garonto' Passura', Passura' Todolo, Passura' Malollek, dan Passura' Pa'barean (Sudianto dan Simon, 2018).

Modernisasi dan berkurangnya pemahaman terhadap makna Passura' menimbulkan tantangan dalam proses pelestarian. Banyaknya variasi motif serta kemiripan pola geometris antarmotif juga menyebabkan identifikasi secara visual menjadi sulit bagi masyarakat awam. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya media digital yang tidak hanya mendokumentasikan motif, tetapi juga membantu pengguna mengenali motif dan memperoleh informasi mengenai makna filosofisnya.

Teknologi computer vision menyediakan pendekatan untuk menganalisis pola visual secara otomatis. Penelitian terdahulu telah menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix dan thresholding untuk pengenalan motif Toraja (Imelda et al., 2025), Local Binary Pattern dan K-Nearest Neighbor untuk ekstraksi fitur tekstur serta klasifikasi (Aini dan Umar, 2023), ResNet50 untuk klasifikasi citra ukiran Toraja (Wardhani et al., 2026), serta YOLO11s untuk deteksi dan klasifikasi real-time (Asgar et al., 2026). Studi komparatif juga telah mengevaluasi VGG-16, DenseNet121, ResNet50V2, dan EfficientNetB0 pada klasifikasi ukiran Toraja (Putri et al., tanpa tahun). Temuan-temuan tersebut memperlihatkan bahwa karakter visual Passura' dapat dipelajari melalui pendekatan computer vision dan deep learning.

Meskipun demikian, penelitian sebelumnya umumnya menggunakan jumlah kelas yang terbatas atau berfokus pada keberhasilan pengenalan visual. Ruang pengembangan masih terbuka untuk membangun sistem dengan cakupan motif yang lebih luas dan mengintegrasikan hasil klasifikasi dengan informasi budaya yang dapat diakses langsung melalui perangkat bergerak. MobileNetV2 dipilih karena dirancang untuk efisiensi komputasi dengan memanfaatkan inverted residual, linear bottleneck, dan depthwise separable convolution sehingga sesuai untuk implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas (Kencana et al., 2025; Setiawan, 2021). Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan transfer learning MobileNetV2 untuk klasifikasi 30 kelas citra motif ukiran Toraja, dilanjutkan dengan konversi model ke TensorFlow Lite dan integrasi ke aplikasi Android yang tidak hanya menampilkan prediksi, tetapi juga nilai confidence, deskripsi, makna filosofis, Top-3 predictions, serta Audio Guide. Penelitian bertujuan mengembangkan model klasifikasi citra motif ukiran Toraja menggunakan transfer learning MobileNetV2 dan mengimplementasikannya pada aplikasi Android sebagai alat bantu pengenalan serta media edukasi budaya.

2. Metodologi Penelitian (12 pt)

Penelitian merupakan pengembangan sistem berbasis computer vision yang menggabungkan penelitian kepustakaan dan penelitian lapangan. Studi kepustakaan digunakan untuk memperoleh dasar teori pengolahan citra, Convolutional Neural Network, MobileNetV2, serta informasi nama dan makna filosofis motif. Informasi budaya untuk konten edukatif aplikasi mengacu pada The Encyclopedia of Virtual Art Carving Toraja - Indonesia (Sudianto dan Simon, 2018). Penelitian lapangan dilakukan melalui observasi dan dokumentasi visual pada rumah adat Tongkonan dan

situs budaya di wilayah Toraja. Dataset juga dilengkapi dari sumber daring yang memuat motif ukiran tradisional Toraja.

Objek penelitian dibatasi pada 30 kelas motif yang mewakili empat kelompok Passura'. Pemilihan kelas mempertimbangkan popularitas motif, keunikan visual, ketersediaan data, serta keterbatasan waktu dan sumber daya pengumpulan data. Dataset akhir diseimbangkan menjadi 400 citra per kelas sehingga total berjumlah 12.000 citra. Contoh citra dari kelas-kelas motif pada dataset ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Contoh dataset motif ukiran Toraja yang digunakan dalam penelitian

2.1. Persiapan dan pembagian dataset

Dataset dibagi menggunakan `validation_split` sebesar 0,20. Sebanyak 80% data atau 9.600 citra digunakan sebagai data latih dan 20% data atau 2.400 citra sebagai data validasi. Dengan 30 kelas yang seimbang, setiap kelas memiliki 320 citra latih dan 80 citra validasi. Struktur data yang seimbang digunakan agar evaluasi antarkelas dapat dilakukan secara lebih proporsional.

Tabel 1. Rincian pembagian dataset

Keterangan	Jumlah
Jumlah kelas motif	30 kelas
Jumlah citra per kelas	400 citra
Jumlah citra latih per kelas	320 citra
Jumlah citra validasi per kelas	80 citra
Total data latih	9.600 citra
Total data validasi	2.400 citra
Total dataset	12.000 citra

2.2. Praproses dan augmentasi

Citra diseragamkan ke ukuran 320×320 piksel dan diproses sebagai citra tiga kanal RGB. Normalisasi nilai piksel dilakukan melalui lapisan Rescaling. Untuk meningkatkan keragaman data tanpa mengubah ciri visual utama motif, digunakan augmentasi ringan yang meliputi zoom 0,95–1,05, pergeseran posisi sekitar $\pm 3\%$, penyesuaian kontras 0,9–1,15, penyesuaian kecerahan –20 sampai 20, dan simulasi kompresi JPEG dengan kualitas 85–95. Horizontal flip hanya diterapkan secara selektif pada kelas yang aman secara visual. Penelitian juga menerapkan oversampling dan transformasi tambahan seperti grayscale probabilistik serta blur ringan untuk membantu mengurangi bias warna dan pencahayaan.

2.3. Arsitektur dan pelatihan model

MobileNetV2 digunakan sebagai feature extractor. Bagian klasifikasi dibangun dengan Global Average Pooling, Batch Normalization, Dropout, dan Dense dengan aktivasi softmax pada lapisan keluaran 30 kelas. Transfer learning dilakukan dalam dua tahap. Pada tahap pertama, seluruh backbone MobileNetV2 dibekukan sehingga pelatihan berfokus pada classifier head. Pada tahap kedua, 30 lapisan terakhir MobileNetV2 dibuka untuk fine-tuning agar fitur tingkat tinggi dapat menyesuaikan karakteristik visual ukiran Toraja.

Tabel 2. Hyperparameter pelatihan

Parameter	Nilai
Ukuran input	320 × 320 piksel
Batch size	16
Optimizer	Adam
Learning rate tahap awal	0,001
Learning rate fine-tuning	0,00001
Loss	Categorical Crossentropy
Label smoothing	0,05
Callback	ModelCheckpoint; EarlyStopping (patience 7); ReduceLROnPlateau

2.4. Evaluasi, konversi, dan implementasi Android

Model dievaluasi pada 2.400 citra validasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, dan Top-3 accuracy. Selain itu, mean confidence margin Top1–Top2 dianalisis untuk melihat jarak keyakinan antara kandidat prediksi pertama dan kedua. Setelah model terbaik diperoleh, model Keras dikonversi menggunakan TensorFlow Lite Converter menjadi dua kandidat, yaitu Float32 dan Float16. File labels.txt digunakan untuk memetakan indeks keluaran probabilitas ke nama 30 kelas motif.

Pada aplikasi Android, model dapat menerima citra dari kamera maupun galeri. Citra dipraproses ke ukuran dan format yang sama dengan masukan model. Hasil inferensi menampilkan nama motif, confidence, Top-3 predictions, margin keyakinan, deskripsi, dan makna filosofis. Panel informasi hanya ditampilkan ketika hasil prediksi memenuhi ambang keyakinan yang ditetapkan pada aplikasi.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil pelatihan

Pada tahap classifier head, performa meningkat bertahap. Training accuracy bertambah dari 70,68% pada epoch pertama menjadi 96,86% pada epoch ke-15 dan 98,10% pada epoch ke-30. Validation accuracy pada akhir tahap pertama mencapai 96,54% dengan validation loss 0,3816. Fine-tuning 30 lapisan terakhir MobileNetV2 kemudian meningkatkan adaptasi model terhadap ciri visual motif. Pada tahap fine-tuning, validation accuracy mencapai 96,67% pada epoch pertama. Validation accuracy tertinggi 97,33% diperoleh pada epoch ke-15 dengan validation loss 0,3693, sedangkan validation loss terbaik 0,3681 diperoleh pada epoch ke-16 dengan validation accuracy 97,29% dan Top-3 accuracy 99,04%. Perbedaan antara akurasi tertinggi dan loss terendah terjadi karena model terbaik disimpan berdasarkan validation loss.

Tabel 3. Ringkasan hasil pelatihan

Tahap	Epoch	Train Acc.	Val. Acc.	Val. Loss	Keterangan
Tahap 1, Classifier Head	1	70,68%	89,04%	0,6154	Awal pelatihan classifier head
Tahap 1, Classifier Head	15	96,86%	96,29%	0,4063	Performa model meningkat stabil
Tahap 1, Classifier Head	30	98,10%	96,54%	0,3816	Akhir pelatihan tahap pertama
Tahap 2, Fine-tuning	1	98,07%	96,67%	0,3805	Awal fine-tuning setelah 30 lapisan MobileNetV2 dibuka
Tahap 2, Fine-tuning	15	99,09%	97,33%	0,3693	Validation accuracy tertinggi
Tahap 2, Fine-tuning	±16	99,12%	97,29%	0,3681	Validation loss terbaik, model disimpan sebagai model terbaik

3.2. Evaluasi model

Model terbaik menghasilkan 2.335 prediksi benar dari total 2.400 citra validasi dan 65 prediksi salah, sehingga accuracy sebesar 0,972917 atau 97,29%. Macro-average dan weighted-average untuk precision, recall, serta F1-score masing-masing sebesar 0,97. Hasil tersebut menunjukkan performa yang konsisten karena setiap kelas memiliki support yang sama, yaitu 80 citra.

Tabel 4. Ringkasan metrik evaluasi

Metrik	Precision	Recall	F1-Score	Support
Accuracy	-	-	0,97	2.400
Macro average	0,97	0,97	0,97	2.400
Weighted average	0,97	0,97	0,97	2.400

Tabel 5. Classification report 30 kelas motif ukiran Toraja

Nama motif	Precision	Recall	F1-Score	Support
pa_bare_allo	0,99	1,00	0,99	80
pa_manuk_londong	1,00	0,97	0,99	80
pa_tedong	0,99	0,99	0,99	80
pa_sussuk	1,00	1,00	1,00	80
pa_dot	1,00	1,00	1,00	80
pa_dot_pandin	1,00	1,00	1,00	80
pa_limbongan	1,00	1,00	1,00	80
pa_lolo_tabang	0,89	1,00	0,94	80
pa_kapu_baka	0,97	0,93	0,95	80
pa_bulu_londong	0,96	1,00	0,98	80
pa_erong	0,89	0,88	0,88	80
Pa_tedong_tumuru	0,91	0,90	0,91	80
pa_don_bolu	1,00	1,00	1,00	80
pa_bulintong_somba	0,97	0,90	0,94	80
pa_barana	1,00	1,00	1,00	80
pa_baranae(Passape Bai)	0,96	0,96	0,96	80
pa_re_po	1,00	1,00	1,00	80
pa_tangke_lumu	0,91	0,72	0,81	80
pa_tangke_lumu_ditoke	0,90	0,99	0,94	80
pa_don_paria	0,93	1,00	0,96	80
pa_batang_lau	1,00	0,99	0,99	80
pa_pollo_gayang	0,96	1,00	0,98	80
pa_kadang_pao	1,00	1,00	1,00	80
pa_tangki_pattung	1,00	1,00	1,00	80
pa_tanduk_rape	0,96	0,96	0,96	80
pa_bombo_uai	1,00	1,00	1,00	80
pa_rangga_ulu	1,00	1,00	1,00	80
pa_sekong_kandaure	1,00	1,00	1,00	80
pa_gayang	1,00	1,00	1,00	80
pa_papan_kandaure	1,00	1,00	1,00	80

Sebagian besar kelas memiliki precision, recall, dan F1-score yang tinggi, bahkan beberapa mencapai 1,00. Namun, performa tidak sepenuhnya merata. Kelas pa_tangke_lumu memperoleh precision 0,91, recall 0,72, dan F1-score 0,81. Dari 80 citra validasi pa_tangke_lumu, 58 citra dikenali dengan benar dan 22 citra diklasifikasikan sebagai kelas lain. Nilai recall yang lebih rendah menunjukkan bahwa model masih kesulitan menangkap seluruh variasi visual kelas tersebut.

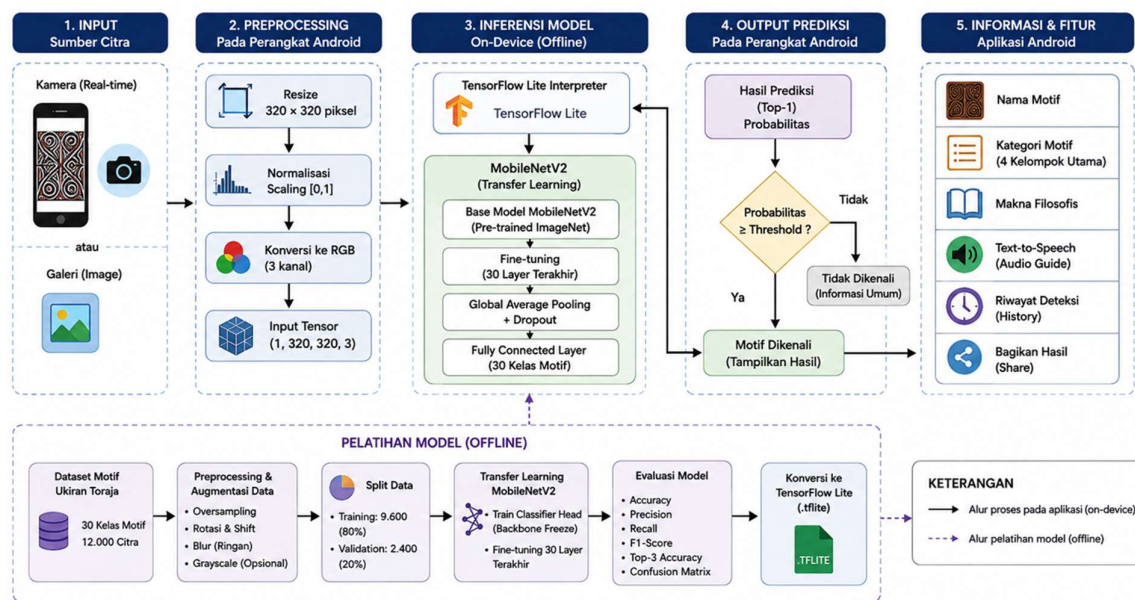
Kesalahan pada kelas tertentu dapat dikaitkan dengan kemiripan visual antarmotif, terutama pada struktur garis, lengkungan, dan komposisi pola. Hal ini konsisten dengan karakter objek penelitian yang memiliki banyak motif geometris dengan perbedaan lokal yang relatif halus. Temuan tersebut memperlihatkan bahwa accuracy global yang tinggi perlu dibaca bersama metrik per kelas dan confusion matrix agar kelemahan model pada motif tertentu tidak tertutupi oleh performa agregat.

3.3. Konversi TensorFlow Lite dan deployment

Model terbaik dikonversi dari format Keras ke TensorFlow Lite sebagai tahap penghubung antara proses pelatihan dan implementasi pada perangkat Android sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2. Proses konversi menghasilkan model_toraja_float32.tflite dan model_toraja_float16.tflite. Untuk implementasi aplikasi, model dan labels.txt ditempatkan pada aset aplikasi sehingga indeks keluaran model dapat dipetakan ke nama 30 kelas motif dan inferensi dapat dijalankan secara lokal.

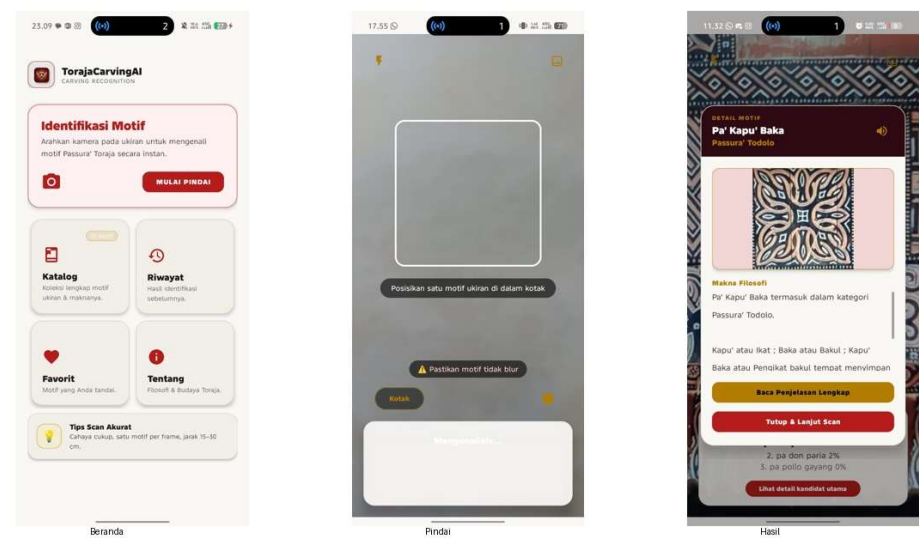
Aplikasi TorajaCarvingAI menyediakan dua skema masukan, yaitu pemindaian langsung melalui kamera dan unggah citra dari galeri. Hasil klasifikasi disajikan dalam panel yang memuat nama motif, kategori, confidence, deskripsi, dan makna filosofis. Fitur Audio Guide berbasis Text-to-Speech menambahkan penyampaian informasi dalam bentuk suara. Dengan demikian, keluaran model tidak berhenti pada label kelas, tetapi dihubungkan dengan konten edukatif yang relevan.

Arsitektur sistem pada Gambar 2 memperlihatkan hubungan antara proses pelatihan model secara offline dan proses inferensi pada perangkat Android. Pada tahap pelatihan, dataset 30 kelas yang berjumlah 12.000 citra dipraproses dan diaugmentasi, kemudian dibagi menjadi 9.600 citra latih dan 2.400 citra validasi. MobileNetV2 digunakan melalui pendekatan transfer learning dengan pelatihan classifier head dan fine-tuning pada 30 lapisan terakhir. Model selanjutnya dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix, lalu dikonversi ke format TensorFlow Lite (.tflite) untuk diintegrasikan ke aplikasi Android. Pada tahap penggunaan, citra diperoleh melalui kamera atau galeri, diubah ukurannya menjadi 320×320 piksel, dikonversi ke RGB, dan dinormalisasi sebelum diteruskan sebagai input tensor ke model TensorFlow Lite. Model menghasilkan probabilitas kelas dan aplikasi menampilkan hasil prediksi yang memenuhi ambang keyakinan, kemudian menyajikan nama dan kategori motif, makna filosofis, Text-to-Speech (TTS), serta riwayat deteksi. Seluruh proses inferensi model berlangsung pada perangkat (on-device), sehingga proses klasifikasi tidak bergantung pada koneksi internet.



Gambar 2. Arsitektur sistem klasifikasi citra motif ukiran Toraja pada aplikasi Android

Pada tahap inferensi, probabilitas hasil prediksi dibandingkan dengan nilai confidence threshold sebagai dasar pengambilan keputusan. Prediksi yang memenuhi nilai threshold ditampilkan sebagai motif yang dikenali, sedangkan prediksi yang berada di bawah threshold dikategorikan sebagai tidak dikenali. Nilai threshold berfungsi untuk mengendalikan tingkat keyakinan model dalam menerima hasil klasifikasi. Penentuan threshold yang optimal dapat dilakukan melalui pengujian beberapa nilai ambang dengan mempertimbangkan keseimbangan antara precision, recall, dan F1-score.



Gambar 3. Tampilan aplikasi TorajaCarvingAI: halaman beranda, pemindaian, dan hasil klasifikasi

Tampilan aplikasi menunjukkan bahwa model telah diintegrasikan ke antarmuka pengguna, bukan hanya diuji pada lingkungan pelatihan. Pengguna dapat memindai motif secara langsung atau menggunakan citra dari galeri, kemudian memperoleh hasil klasifikasi beserta informasi edukatif. Fitur panduan suara berbasis Text-to-Speech dan riwayat deteksi memperluas fungsi aplikasi sebagai media pembelajaran budaya.

Tabel 6. Ringkasan pengujian fungsi utama aplikasi

Modul/Fitur	Skenario	Kesimpulan
Pindai Kamera	Pengguna memindai motif melalui kamera	Valid
Unggah Galeri	Pengguna memilih gambar dari galeri	Valid
Pindai Motif Tidak Terdeteksi	Pengguna memindai objek bukan motif atau citra tidak jelas	Valid
Citra Ukiran Non-Toraja	Pengguna memindai/mengunggah citra ukiran atau motif dari budaya lain (bukan motif Toraja)	Valid
Cek Update, Integrasi Android	Aplikasi Android melakukan cek pembaruan setelah bundle baru dipublikasikan oleh admin	Valid

3.4.Pembahasan

Hasil accuracy 97,29% menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mempelajari karakteristik visual 30 kelas motif dalam dataset penelitian. Keunggulan ini relevan dengan sifat MobileNetV2 yang menggunakan struktur efisien untuk ekstraksi fitur dan dirancang agar dapat diterapkan pada perangkat mobile. Dibandingkan penelitian yang menggunakan ekstraksi fitur manual seperti LBP dan KNN (Aini dan Umar, 2023), pendekatan deep learning memungkinkan fitur visual dipelajari secara otomatis dari data. Dibandingkan penelitian ResNet50 pada ukiran Toraja (Wardhani et al., 2026), penelitian ini menekankan arsitektur yang lebih berorientasi pada efisiensi deployment mobile.

Cakupan 30 kelas merupakan aspek penting karena sistem tidak hanya membedakan sejumlah kecil motif. Dataset yang diseimbangkan menjadi 400 citra per kelas juga mengurangi dominasi kelas tertentu pada proses pelatihan. Meskipun demikian, keseimbangan jumlah data tidak otomatis menjamin tingkat kesulitan yang sama. Kelas pa_tangke_lumu memperlihatkan bahwa kemiripan visual dan variasi intra-kelas tetap menjadi sumber kesalahan. Oleh karena itu, penambahan variasi sudut pengambilan, pencahayaan, kualitas citra, dan bentuk ukiran nyata perlu diprioritaskan pada kelas dengan F1-score lebih rendah.

Top-3 accuracy sebesar 99,04% pada model terbaik menunjukkan bahwa pada banyak kasus label benar masih berada dalam tiga kandidat teratas meskipun prediksi Top-1 tidak selalu tepat. Informasi ini berguna pada aplikasi edukatif karena dapat menjadi dasar pengembangan antarmuka yang menampilkan alternatif motif ketika margin keyakinan Top1–Top2 rendah. Namun, penelitian sumber belum memberikan evaluasi numerik khusus terhadap beberapa nilai confidence threshold. Karena itu, efektivitas nilai ambang yang berbeda untuk kondisi lapangan masih perlu diuji secara terpisah.

Integrasi TensorFlow Lite memperluas kontribusi penelitian dari sekadar eksperimen model menjadi sistem yang dapat digunakan. Inferensi lokal memungkinkan aplikasi bekerja tanpa koneksi internet pada proses klasifikasi. Selain itu, penyajian makna filosofis, deskripsi, dan Audio Guide menempatkan aplikasi sebagai media edukasi budaya, bukan hanya alat klasifikasi. Konsep ini penting karena tujuan pelestarian tidak cukup hanya dengan mengenali nama motif, tetapi juga perlu menghubungkan bentuk visual dengan pengetahuan budaya yang menyertainya.

Pengujian fungsional menunjukkan fitur kamera, unggah galeri, penanganan citra yang tidak terdeteksi, citra non-Toraja, dan mekanisme pembaruan dapat berjalan sesuai skenario yang dirancang. Meski demikian, pengujian pada beragam tipe perangkat Android, pengukuran waktu inferensi, konsumsi memori, dan perbandingan langsung Float32 dengan Float16 belum disajikan secara kuantitatif dalam dokumen sumber. Aspek-aspek tersebut menjadi ruang evaluasi berikutnya untuk memperkuat klaim efisiensi pada perangkat bergerak.

3.5. Posisi penelitian dan implikasi hasil

Penelitian terkait dalam dokumen sumber memperlihatkan beberapa jalur pengembangan klasifikasi citra budaya. Aini dan Umar (2023) menggunakan Local Binary Pattern sebagai ekstraksi fitur tekstur dan K-Nearest Neighbor sebagai pengklasifikasi pada sepuluh motif ukiran Toraja. Pendekatan tersebut menempatkan proses perancangan fitur sebagai tahap yang eksplisit. Penelitian ini berbeda karena MobileNetV2 mempelajari representasi fitur secara otomatis dan cakupan kelas diperluas menjadi 30 motif. Perbedaan ini penting karena peningkatan jumlah kelas memperbesar kemungkinan terjadinya kemiripan visual antarkategori, sehingga model perlu membentuk representasi fitur yang cukup diskriminatif.

Wardhani et al. (2026) menggunakan pendekatan CNN dengan ResNet50 pada citra motif ukiran kayu Toraja, sedangkan Asgar et al. (2026) mengembangkan deteksi dan klasifikasi real-time dengan YOLO11s. Penelitian ini mengambil posisi yang berbeda dengan memilih MobileNetV2 dan skema klasifikasi citra tunggal. Pilihan tersebut diarahkan pada kebutuhan implementasi di Android melalui TensorFlow Lite. Konsekuensinya, sistem memiliki alur yang relatif ringan untuk mengenali citra yang telah diarahkan pengguna ke area motif, tetapi belum dirancang untuk memberi lokasi beberapa motif sekaligus dalam satu bidang gambar. Keterbatasan ini sekaligus menjelaskan mengapa object detection menjadi salah satu arah pengembangan berikutnya.

Penelitian Maulana et al. (2023) menunjukkan penerapan CNN untuk klasifikasi motif batik pada aplikasi computer vision berbasis Android, sedangkan penelitian lain yang dicantumkan

dalam kajian terkait menggunakan MobileNetV2 pada objek budaya maupun objek visual lain. Kesamaan tersebut memperkuat relevansi pemilihan arsitektur yang efisien untuk perangkat bergerak. Kontribusi spesifik penelitian ini bukan sekadar penggunaan MobileNetV2, melainkan kombinasi antara cakupan 30 motif Toraja, proses transfer learning dan fine-tuning, konversi TensorFlow Lite, serta penyajian informasi deskriptif dan makna filosofis dalam aplikasi.

Dari sisi evaluasi, penggunaan data validasi yang seimbang memberikan dasar yang lebih jelas untuk membaca performa setiap kelas. Setiap motif memiliki support 80 citra sehingga kelas dengan recall rendah dapat segera diidentifikasi tanpa dipengaruhi ketimpangan jumlah data validasi. Pa_tangke_lumu menjadi contoh penting: precision 0,91 menunjukkan sebagian besar prediksi yang diberi label tersebut benar, tetapi recall 0,72 menunjukkan sejumlah citra asli kelas itu masih terlewat dan berpindah ke kelas lain. Dengan demikian, strategi perbaikan sebaiknya tidak hanya menambah jumlah data secara umum, tetapi menambah keragaman data pada kelas yang paling sering tertukar.

Dari sisi pemanfaatan, sistem menghubungkan hasil klasifikasi dengan pengetahuan budaya. Informasi motif yang berasal dari sumber kepustakaan ditempatkan sebagai konten edukatif dan tidak dicampurkan sebagai data pelatihan model. Pemisahan ini penting secara metodologis: model belajar dari representasi visual citra, sedangkan nama, kategori, deskripsi, dan makna filosofis dipanggil aplikasi setelah kelas prediksi diperoleh. Struktur tersebut memungkinkan pembaruan konten edukatif dilakukan tanpa harus melatih ulang model selama pemetaan label kelas tetap konsisten.

Hasil penelitian juga menunjukkan perlunya membedakan evaluasi model di lingkungan dataset dengan evaluasi aplikasi di lingkungan penggunaan nyata. Accuracy 97,29% menggambarkan performa pada data validasi penelitian, sedangkan keberhasilan fitur kamera dan galeri menggambarkan fungsi sistem Android. Dokumen sumber belum melaporkan pengujian kuantitatif lintas perangkat, waktu inferensi, konsumsi memori, ataupun eksperimen beberapa nilai confidence threshold. Oleh karena itu, indikator tersebut sebaiknya diperlakukan sebagai agenda evaluasi lanjutan, bukan diasumsikan dari accuracy klasifikasi. Pemisahan ini menjaga interpretasi hasil agar klaim kinerja model dan klaim kinerja aplikasi tetap sesuai dengan bukti pengujian yang tersedia.

4. Kesimpulan

Transfer learning MobileNetV2 dapat diterapkan untuk klasifikasi citra 30 motif ukiran Toraja pada aplikasi Android. Model menggunakan input 320×320 piksel dan dilatih melalui transfer learning dua tahap. Pada 2.400 citra validasi, model terbaik memperoleh accuracy 97,29% dengan macro-average precision, recall, dan F1-score masing-masing 0,97, serta Top-3 accuracy 99,04% pada titik validation loss terbaik. Model berhasil dikonversi ke TensorFlow Lite dan diintegrasikan ke TorajaCarvingAI untuk menerima input kamera maupun galeri serta menampilkan nama motif, confidence, deskripsi, makna filosofis, dan Audio Guide. Keterbatasan utama masih terlihat pada motif dengan kemiripan visual tinggi, terutama pa_tangke_lumu yang memiliki recall 0,72 dan F1-score 0,81. Penelitian berikutnya perlu memperluas variasi dataset, menguji performa pada lebih banyak perangkat Android, mengukur waktu inferensi dan penggunaan sumber daya secara kuantitatif, mengevaluasi beberapa confidence threshold, serta mempertimbangkan pendekatan object detection seperti YOLO atau MobileNet SSD agar beberapa motif dapat dideteksi secara simultan.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Informatika dan Komputer, Universitas Kristen Indonesia Paulus, serta pihak-pihak yang mendukung proses pengumpulan data, pengembangan model, dan implementasi aplikasi.

Daftar Pustaka

- Aini, A. & Umar, F. (2023). Implementasi Local Binary Pattern dalam melakukan ekstraksi fitur tekstur untuk pengenalan klasifikasi pada ukiran Toraja. 4(3), 262–273.
- Al Aziz, F. F. K. A. & Saefurrohman, S. (2023). Deteksi dan pengenalan jenis corak batik Nusantara menggunakan metode CNN berbasis Android. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Aplikasi*, 6(2), 191–201. doi:10.32493/jtsi.v6i2.32142.
- Ario, A. D. & Prasetyo, B. H. (2017). Penerapan optimisasi pruning dan clustering TensorFlow Lite pada embedded system untuk sistem speech to text. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(1), 2548–964.
- Asgar, A. et al. (2026). Implementasi deep learning model untuk deteksi dan klasifikasi real-time motif khas Toraja (Pa'ssura') sebagai upaya pelestarian budaya digital. 15, 1257–1268.
- Gusmawan, M. P. et al. (2024). Menguak arti dan makna ukiran Toraja di Kampung Tonga melalui film dokumenter. Program Studi Desain Komunikasi Visual, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas.
- Imelda, I. et al. (2025). Recognition of Toraja carving motifs using texture features with GLCM. 19(4), 395–404.
- Kencana, N. Wangsa, Umar, R. & Murinto. (2025). Implementasi transfer learning untuk klasifikasi jenis ras ayam menggunakan arsitektur MobileNetV2. *Jurnal Informatika Polinema*, 11, 147–154.
- Matana, M. & Ronal, M. (2024). Tinjauan biaya dan kompleksitas pengukiran rumah adat Toraja (studi pada usaha Gian Passura' Toraya). 4, 6825–6836.
- Maulana, I. et al. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi motif batik pada aplikasi computer vision berbasis Android. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, 9(3), 384. doi:10.26418/jp.v9i3.69496.
- Pakarena, J. (2022). Semiotic analysis of the meaning of wood carvings in. 7, 2–12.
- Putri, P., Norulazmi, M. & Mohamed, M. (tanpa tahun). A comparative study on efficacy of CNN VGG-16, DenseNet121, ResNet50V2, and EfficientNetB0 in Toraja carving classification. 6(1), 122–131.
- Rahmadhani, U. S. & Marpaung, N. L. (2023). Klasifikasi jamur berdasarkan genus dengan menggunakan metode CNN. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(2), 169–173. doi:10.30591/jpit.v8i2.5229.
- Ramadhani, F., Satria, A. & Salamah, S. (2023). Implementasi algoritma Convolutional Neural Network dalam mengidentifikasi dini penyakit pada mata katarak. *sudo Jurnal Teknik Informatika*, 2(4), 167–175. doi:10.56211/sudo.v2i4.408.
- Setiawan, A. (2021). Pengenalan jenis hama serangga menggunakan algoritma Convolutional Neural Network dengan arsitektur MobileNetV2. *Brawijaya Knowledge Garden*.
- Sudianto, L. & Simon, P. (2018). The Encyclopedia of Virtual Art Carving Toraja - Indonesia. 01025, 1–8.
- Wardhani, N. et al. (2026). Classification of Toraja wood carving motif images using convolutional neural network. *Jurnal RESTI*, 8(158), 486–495.
- Yangsen, B. R. (2023). Analisis semiotika warna Marawa (Minangkabau) dan ukiran (Toraja). *Tekstual*, 21(1), 14–25. doi:10.33387/tekstual.v21i1.5896.