

Sistem Pengenalan Motif Seni Ornamen Tradisional Ukiran Bali dengan Metode *Convolutional Neural Network* (Cnn) Berbasis *Website*

Anak Agung Gede Bagus Ariana^{1*}, I Kadek Dwi Gandika Supartha², I Gusti Made Ngurah Desnanjaya³, I Wayan Wahyu Surya Dinata⁴

^{1,2,3,4} Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia, Denpasar, Indonesia
gungariana@instiki.ac.id*

INFO ARTIKEL

Article history:
Received Juni 2026
Published Juli 2026

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode Convolutional Neural Network dalam pengembangan sistem klasifikasi motif ornamen tradisional berbasis website, dengan tujuan utama meningkatkan pemahaman tentang seni ukiran Bali dan membantu dalam melestarikan warisan budaya melalui pengenalan dan dokumentasi motif-motif ornamen ukiran Bali. Penelitian ini melibatkan evaluasi kinerja dan pengujian sistem yang dihasilkan. Metode implementasi melibatkan penggunaan arsitektur MobileNetV2 untuk pelatihan model dan penerapan K-Fold Cross Validation. Sembilan kelas ukiran diambil sebagai dataset dalam implementasi sistem ini, dan melalui 5 kali pengujian dengan K-Fold pada setiap epochs. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi sistem klasifikasi motif ornamen tradisional ukiran Bali menggunakan metode Convolutional Neural Network mencapai 95,44%. Hasil ini menandakan keberhasilan sistem dalam mengklasifikasi motif ornamen tradisional ukiran Bali dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra.

Kata Kunci: Ornamen Bali, Klasifikasi, Jaringan Saraf Konvolusional, MobileNetV2

ABSTRAK

Abstracts This research aims to apply the Convolutional Neural Network method in the development of a website-based traditional ornament motif classification system, with the main objective of increasing understanding of Balinese carving art and assisting in preserving cultural heritage through the introduction and documentation of Balinese carving ornament motifs. This research involves performance evaluation and testing of the resulting system. The implementation method involves the use of MobileNetV2 architecture for model training and the application of K-Fold Cross Validation. Nine carving classes were taken as datasets in the implementation of this system, and went through 5 times of testing with K-Fold at each epochs. The results showed that the accuracy of the classification system for traditional Balinese carving motifs using the Convolutional Neural Network method reached 95,44%. This result indicates the success of the system in classifying traditional ornamental motifs of Balinese carvings by utilizing image processing technology.

Keywords: Balinese Ornaments, Classification, Convolutional Neural Network, MobileNetV2

1. Pendahuluan

Indonesia adalah negara yang kaya akan budaya dan seni tradisionalnya (Hakim, 2018). Seni adalah salah satu representasi dari rasa indah yang terkandung dalam hati seseorang yang telah ditransmisikan melalui alat-alat komunikasi ke dalam bentuk yang dapat diterima indera manusia. Seni ukiran Bali adalah salah satu warisan budaya terkenal yang memiliki nilai seni dan keindahan unik (Putra, dkk, 2020). Penulis melakukan wawancara dengan salah satu narasumber dari Institut Seni Indonesia Denpasar yang bertujuan untuk mendapatkan perspektif yang mendalam serta menggali informasi yang berkaitan tentang seni ornamen ukiran Bali. Institut Seni Indonesia Denpasar merupakan salah satu perguruan tinggi khusus seni yang populer di Bali.

Berdasarkan hasil wawancara penulis dengan narasumber Cokorda Alit Artawan, S.Sn., M.Sn., selaku salah satu dosen Institut Seni Indonesia Denpasar yang sudah berpengalaman dibidang ilustrasi tradisi, ornamen Bali atau Patra Bali dan komik tradisi Bali atau Prasi selama lebih dari 17 tahun. Beliau menjelaskan bahwa seni ukiran Bali pada umumnya dapat dibedakan berdasarkan kategorinya, seperti *keketusan*, *pepatran*, dan *kekarangan*. Seni ukiran Bali ini termasuk dalam kategori ornamen, yang dimana berasal dari kata “*Ornare*” yang berarti hias-menghias. Selain menjadi ornamen, ukiran Bali juga sering digunakan pada sarana persembahan dalam upacara agama Hindu, salah satu contohnya adalah upacara *magedong-gedongan*. Pada dasarnya terdapat dua macam ukiran Bali, yaitu ukiran Bali asli dan ukiran Bali yang terpengaruh oleh pengaruh luar. Salah satu contoh ukiran Bali asli adalah motif *Patra Punggel* dengan ciri khas adanya elemen “*batun pob*” atau biji mangga dengan bentuk oval dan garis tepi yang melengkung serta pahatan yang membentuk garis di bagian dalam. Sedangkan, salah satu contoh ukiran Bali yang terpengaruh oleh pengaruh luar yaitu motif *Patra Cina* dengan ciri khas adanya dominasi bunga dengan bentuk lingkaran/bulat dan kelopak daun cenderung berbentuk bulat.

Motif-motif yang digunakan dalam ukiran Bali sering kali terinspirasi dari kehidupan di bumi baik berupa bentuk manusia, tumbuhan dan binatang. Ini memberikan ornamen-ornamen tersebut memiliki makna simbolik dan nilai budaya yang mendalam (Maharani, 2021). Narasumber juga mengatakan bahwa, meskipun ukiran Bali memiliki banyak motif dan makna simbolik, banyak orang yang tidak tahu tentang berbagai nama motif dan makna di baliknya. Hal ini dikarenakan pengetahuan tentang ukiran Bali masih terbatas bagi kalangan masyarakat umum, biasanya hanya para ahli dan seniman yang memiliki pemahaman tentang nama motif dan makna di baliknya. Pada penelitian ini, penulis juga membuat kuesioner dengan tujuan untuk mengevaluasi dan memperkaya data yang berkaitan dengan pengetahuan akan seni ornamen ukiran Bali. Berdasarkan hasil evaluasi kuesioner yang disebarkan pada responden 50 orang, hanya 48% responden yang mengetahui tentang nama motif ornamen tradisional ukiran Bali. Dari data tersebut, terungkap bahwa 52% responden tidak mengetahui tentang nama motif ornamen tradisional ukiran Bali. Hasil ini menandakan bahwa pemahaman mengenai pengenalan seni ornamen tradisional ukiran Bali masih kurang. Pengetahuan tentang seni ornamen tradisional ukiran Bali seharusnya tetap dipertahankan guna melestarikan budaya Bali serta untuk mencegah hilangnya budaya Bali seiring berkembangnya zaman (Pratama, 2021).

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu, ditemukan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek. Sebagai contoh, penelitian oleh (Nashr, dkk, 2020) menunjukkan bahwa menggunakan arsitektur CNN, program dapat mengenali motif kain songket dengan tingkat akurasi 93% pada data uji. Demikian pula, penelitian oleh (Hakim, dkk, 2022) menunjukkan bahwa dengan menggunakan model CNN dengan arsitektur *Custom*, pengenalan motif batik Banyuwangi mencapai tingkat akurasi sebesar 63% pada dataset yang terdiri dari 1024 citra.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat berperan untuk membantu mempertahankan dan melestarikan seni ornamen tradisional ukiran Bali serta salah satu bentuk penghormatan terhadap warisan leluhur. Pengenalan motif ornamen ukiran Bali menggunakan metode CNN tidak hanya akan membantu dalam memperkenalkan nama motif ornamen ukiran Bali saja, namun juga diharapkan dapat mempermudah akses dan menambah pengetahuan tentang kekayaan seni ukiran Bali, ujar narasumber. Implementasi teknologi ini diharapkan dapat membuka peluang baru dalam penelitian budaya, pendidikan, dan industri kreatif, sekaligus menjaga kelestarian seni dan budaya Bali untuk generasi mendatang.

2. Metode Penelitian

A. Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini hanya menggunakan metode kepustakaan yaitu metode yang digunakan untuk mendapatkan beberapa teori yang menunjang penelitian yang diambil dari jurnal-jurnal penelitian terdahulu dalam rentang lima tahun terakhir. Terdapat dua metode pengumpulan data yang dapat digunakan, yaitu metode pengumpulan data primer dan metode pengumpulan data sekunder. Metode pengumpulan data primer melibatkan wawancara langsung dengan salah satu dosen Institut Seni Indonesia Denpasar, sementara metode pengumpulan data sekunder melibatkan studi literatur terkait metode *Convolutional Neural Network*, pengolahan gambar, dan sistem pengenalan yang serupa.

B. Data Primer

Metode yang digunakan untuk mendapatkan data primer adalah sebagai berikut:

1. Metode Wawancara

Setelah melakukan wawancara dengan Bapak Cokorda Alit Artawan, S.Sn., M.Sn., sebagai salah satu dosen dari Institut Seni Indonesia Denpasar, didapatkan sebuah informasi tentang motif seni ornamen tradisional ukiran Bali yang menyatakan bahwa ilmu pengetahuan tentang seni ornamen tradisional ukiran Bali ini masih sangat terbatas di kalangan masyarakat umum, dan pada dasarnya yang lebih memahami tentang seni ukiran Bali ini adalah seniman. Ini menimbulkan masalah untuk memahami dan menghargai seni ini, terutama bagi generasi muda.

2. Metode Kuesioner

Metode kuesioner digunakan dalam penelitian ini untuk mengevaluasi pemahaman atau pengetahuan mahasiswa terhadap budaya Bali, khususnya dalam hal motif ukiran Bali. Hasil awal penelitian menunjukkan bahwa hanya sejumlah kecil mahasiswa yang memiliki pemahaman atau pengetahuan yang memadai tentang setiap motif yang terdapat pada pertanyaan kuesioner yang telah disusun. Kuesioner ini bertujuan untuk mengidentifikasi pemahaman mereka terhadap motif-motif tersebut, sekaligus memberikan kesempatan bagi mahasiswa untuk meningkatkan pengetahuan mereka tentang kekayaan budaya Bali dan makna di balik setiap motif ukiran.

C. Data Sekunder

Sumber data sekunder berupa data yang diperoleh secara tidak langsung. Data sekunder pada penelitian berasal dari hasil publikasi berbagai sumber yang ada di internet seperti artikel, jurnal, *e-book* terkait topik yang sesuai dengan penelitian.

1. Dokumentasi

Dalam tahap ini pengumpulan data yang dilakukan dengan melihat beberapa dokumen-dokumen yang terkait dengan topik penelitian. Data dan dokumen yang diperoleh akan digunakan untuk melengkapi kebutuhan dalam perancangan sistem. Beberapa dokumen yang relevan yang telah diperoleh meliputi gambar jenis ukiran Bali yang didapat dari internet.

2. Metode Kepustakaan

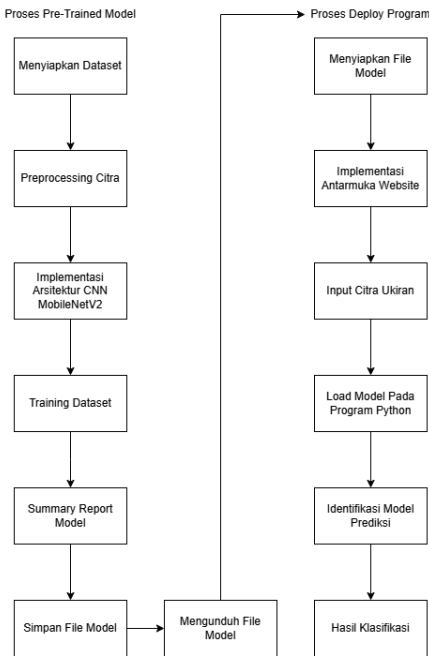
Untuk mendukung landasan teori penelitian ini, digunakan metode kepustakaan dengan mengambil referensi dari internet dan jurnal yang relevan. Sumber-sumber tersebut akan digunakan untuk memperkuat pemahaman tentang metode *Convolutional Neural Network*, pengenalan motif, pengolahan gambar, dan pengembangan sistem.

D. Perancangan Sistem

Dalam penelitian ini, akan dikembangkan sistem pengenalan seni tradisional motif ukiran Bali dengan metode *Convolutional Neural Network* berbasis *website* dengan bahasa pemrograman python dan java script. Perancangan sistem ini mencakup diagram blok, *use case diagram*, *activity diagram*, *flowchart*, dan desain antarmuka. Sistem ini dirancang dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 9 jenis motif ukiran Bali, setiap jenis motif memiliki 200 citra latihan. Untuk mengumpulkan citra-citra ini, dilakukan pengambilan gambar dari internet dan jurnal-jurnal yang relevan.

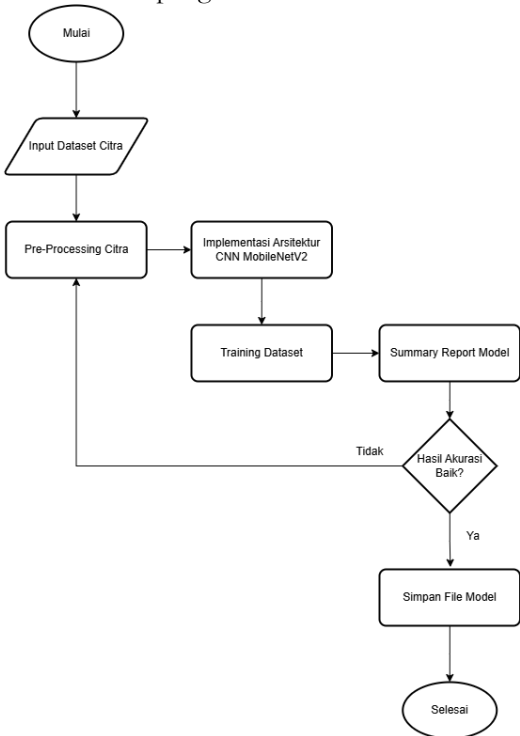
Diagram blok di bawah ini mencakup beberapa proses yang terdiri dari menyiapkan dataset gambar, normalisasi citra, implementasi arsitektur CNN *MobileNetV2*, melakukan *training* pada *dataset*, *testing model*

yang telah ter-*generate*, dan membuat *model* prediksi. Diagram tersebut memiliki dua alur proses yang berbeda. Bagian pertama adalah proses *pre-trained model* untuk mendapatkan data latih sesuai *dataset* yang ditentukan. Sedangkan alur proses *deploy* program terdiri dari proses implementasi pada *website* beserta proses klasifikasi citra yang di-*input* dengan men-*load file model* hasil *pre-trained* sebelumnya yang kemudian akan menghasilkan *output* berupa hasil klasifikasinya.



Gambar 1 Diagram Blok Sistem

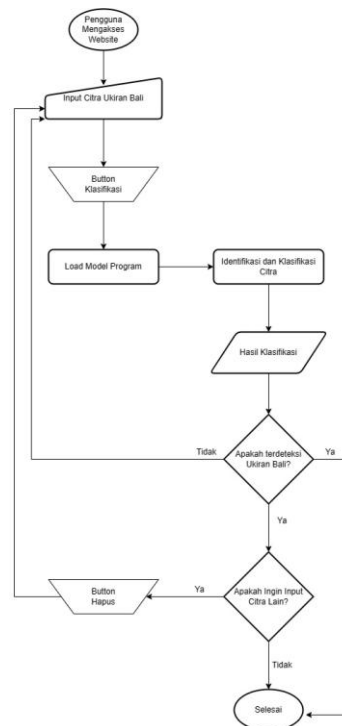
Tujuan flowchart adalah untuk memberikan ikhtisar visual tentang sistem yang dibuat dalam penelitian ini. Bagian ini menjelaskan cara pengolahan data dalam bentuk grafik atau diagram yang mudah dipahami. Berikut adalah *flowchart* dari sistem pengenalan motif ukiran Bali:



Gambar 2 Flowchart *Training* Dataset

Berikut merupakan penjelasan dari proses flowchart *training* dataset:

1. Mulai
Proses *training* dataset dimulai dari menyiapkan dataset citra.
2. Input Dataset Citra
Langkah ini berfungsi untuk mengambil atau memanggil data yang telah disiapkan sebelum dinormalisasikan.
3. *Pre-Processing* Citra
Pada langkah ini dilakukan augmentasi data, konversi citra, dan dilakukan pengubahan dimensi atau *resize* ukuran citra menjadi 224x224 pixel. Selanjutnya dilakukan pembentukan *Array* Fitur dan Label guna untuk memisahkan fitur dan label dari setiap pasangan dalam datatrain. Kemudian dilakukan *Reshape Array* Fitur untuk menyesuaikan format yang diperlukan dalam pelatihan CNN nantinya. Lalu Normalisasi *Pixel* dengan membagi setiap *pixel* dengan nilai yang ditentukan nantinya, sehingga nilai *pixel* akan berada dalam rentang nilai tertentu. Terakhir pengkodean *One-Hot Encoding*, tujuannya adalah untuk mengubah label kelas menjadi representasi biner yang sesuai.
4. Implementasi Arsitektur CNN MobileNetV2
Setelah melakukan input dan normalisasi citra, langkah selanjutnya dalam implementasi arsitektur MobileNetV2 adalah mengaplikasikan model tersebut pada citra yang telah diproses. MobileNetV2 menggunakan lapisan-lapisan konvolusi *depthwise separable* untuk mengurangi kompleksitas model dan meningkatkan efisiensi komputasi.
5. *Training* Dataset
Pada langkah ini, dilakukan pelatihan dataset dan dievaluasi, kemudian skor akurasi dan riwayat pelatihan dataset akan disimpan dalam variable tertentu dalam format h5.
6. Summary Report Model
Pada langkah ini data yang telah dilatih akan ditampilkan hasil ringkasan pelatihannya dalam bentuk *classification report* dan *confusion matrix*. Jika hasil ringkasan menunjukan hasil yang baik, maka akan dilanjutkan ke langkah menyimpan *file* model, sebaliknya jika hasil ringkasan model tidak baik maka akan dilakukan normalisasi citra ulang dengan beberapa perubahan *variable* sampai pada langkah *training* dataset.
7. Simpan *File* Model
Di langkah ini, model yang telah dilatih akan disimpan sebagai *file* model yang akan digunakan untuk implementasi sistem dalam bentuk *website* nantinya.
8. Selesai



Gambar 3 Flowchart *Deploy* Sistem

Berikut merupakan penjelasan dari flowchart deploy program:

1. Mulai
Proses dimulai dengan mengakses sistem berbasis *website*.
2. *Input* Citra Ukiran Bali
Di langkah ini akan melakukan peng-*input*-an citra yang telah disiapkan untuk diklasifikasikan secara manual.
3. *Button* Klasifikasi
Pada langkah ini, ketika pengguna menekan button klasifikasi maka citra yang di-*input* selumnya akan dikirim ke sistem lalu berikutnya memproses perintah ke langkah berikutnya yaitu load model program.
4. *Load* Model Program
Setelah melakukan input citra dan menekan *button* klasifikasi, maka berikutnya program akan men-*load* model yang telah disiapkan sebelumnya sebagai data identifikasi dan klasifikasi citra.
5. Identifikasi dan Klasifikasi Citra
Pada langkah ini, dilakukan identifikasi dan klasifikasi citra yang telah di-*input* sebelumnya dengan perhitungan *convolutional neural network* berdasarkan model yang diterapkan sebelumnya.
6. Hasil Klasifikasi
Di langkah ini hasil dari identifikasi dan klasifikasi citra akan ditampilkan. Jika pengguna tidak ingin mengklasifikasi citra lainnya maka program akan langsung mengarah ke langkah selesai, namun sebaliknya jika pengguna ingin mengklasifikasikan citra motif ukiran Bali lainnya, maka program akan mengarah ke langkah berikutnya yaitu *button* hapus dan akan mengulang langkah dari input citra ukiran Bali lagi dan seterusnya hingga langkah hasil klasifikasi. Jika hasil klasifikasi tidak terdeteksi sebagaimana mestinya, maka akan mengulang langkah input citra ukiran Bali lagi dan pastikan citra yang di-*input* adalah citra ukiran Bali dengan kualitas citra yang baik.
7. Selesai
8. Proses *Deploy* sistem telah selesai.

3. Hasil dan Pembahasan (Heading 3, bold, 11 pt)

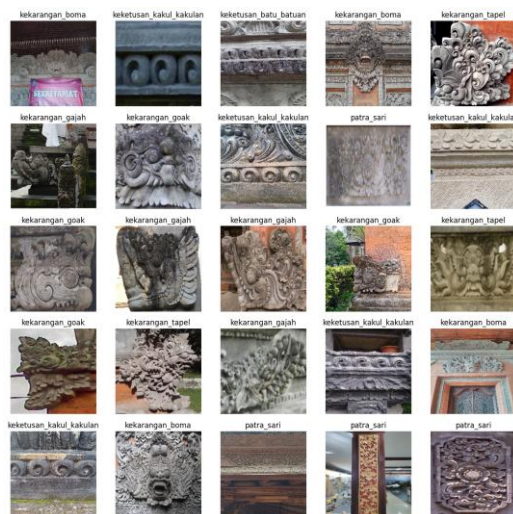
A. Implementasi Sistem Website

Sebelum masuk ke tahapan pembuatan sistem, langkah pertama yang dilakukan adalah mengumpulkan dataset citra ornamen. Pengumpulan data dilakukan dengan mengunjungi tempat-tempat yang berpotensi adanya ornamen ukiran Bali seperti Art Centre, Pusat Pemerintahan Badung, Pura dan Puri dengan kamera *smartphone* beresolusi 1080P, serta beberapa didapatkan melalui internet dengan total perolehan 9 motif ornamen ukiran Bali. Jarak pengambilan citra ke objek sekitar 50-500 cm dengan beberapa objek diambil dengan kondisi *zoom* 1,5x – 2,5x, dan pencahayaan yang berasal dari sinar matahari langsung.

Perangkat lunak yang digunakan pada tahap ini adalah Visual Studio Code sebagai platform pembuatan source code, dengan bahasa pemrograman JavaScript dan Python. JavaScript berfungsi sebagai alat untuk mengintegrasikan proses yang terhubung dengan HTML tampilan *website*, sedangkan Python digunakan untuk melakukan proses load model dan memprediksikan kelas pada sistem klasifikasi.

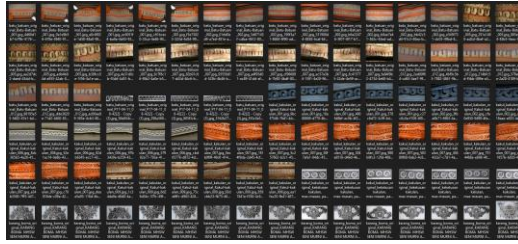
B. Dataset

Berikut adalah dataset dari ornamen tradisional ukiran Bali yang telah diambil selama 4 minggu dilapangan. Dataset latih yang digunakan telah dinormalisasi dan di *resize* pada tahap *preprocessing* citra. Dataset yang digunakan dikategorikan menjadi 9, yaitu Kekarangan Boma, Kekarangan Gajah, Kekarangan Goak, Kekarangan Tapel, Keketusan Batu-Batuan, Keketusan Kakul-Kakulan, Patra Mesir, Patra Pipid, dan Patra Sari.



Gambar 4 Data Latih

Gambar 3.1 memperlihatkan dataset yang berfungsi sebagai bagian dari proses pelatihan model klasifikasi ornamen ukiran Bali. Data latih tersebut yang berjumlah 1800 merupakan kumpulan gambar motif ukiran Bali dengan nama motifnya masing-masing. Data ini digunakan untuk melatih model agar dapat mengklasifikasikan motif ukiran Bali dengan benar. Model akan mempelajari pola dan ciri khas dari setiap motif ukiran sehingga dapat membedakannya dengan motif lainnya. Hal ini memungkinkan model untuk mengotomatiskan proses klasifikasi motif ukiran Bali.

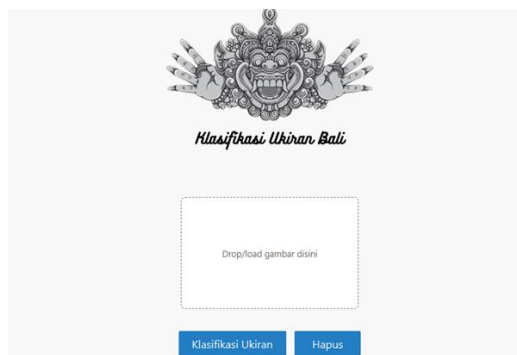


Gambar 5 Data Uji

Pada gambar 5 diatas merupakan kumpulan gambar motif ukiran Bali yang digunakan untuk mengevaluasi performa model CNN yang telah dilatih. Data ini berbeda dengan data latih, di mana data uji tidak digunakan untuk melatih model CNN. Data uji digunakan untuk mengukur kemampuan model CNN dalam mengklasifikasikan motif ukiran Bali dengan benar. Model CNN yang telah dilatih dengan data latih yang baik diharapkan dapat mengklasifikasikan motif ukiran Bali dengan akurasi yang tinggi pada data uji. Jumlah data uji yang memadai sangat penting untuk memastikan bahwa evaluasi terhadap model CNN akurat dan reliabel. Oleh karena itu, penting untuk memiliki data uji yang representatif dan beragam, serta memiliki kualitas yang baik. Dalam kasus ini, data uji sebanyak 360 citra merupakan 20% dari jumlah data latih yang digunakan untuk mengevaluasi performa model CNN. Data uji ini diharapkan dapat mewakili berbagai jenis motif ukiran Bali yang ada di lapangan.

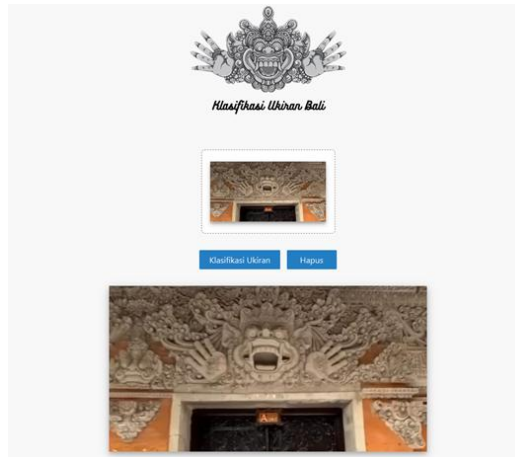
3.1.2 Tampilan *Website*

Sistem ini diimplementasikan kedalam *website* agar pengguna dapat berinteraksi dengan sistem klasifikasi. Antarmuka ini mencakup logo sistem, tombol-tombol untuk *upload* gambar ukiran Bali yang akan diklasifikasi, klasifikasi ukiran, dan hapus, serta area tampilan hasil klasifikasi pada bagian bawah tombol klasifikasi ukiran dan hapus. Sistem berbasis *website* ini diharapkan kedepannya dapat bermanfaat bagi banyak orang untuk mengklasifikasi ornamen ukiran Bali baik untuk mahasiswa maupun kalangan umum.

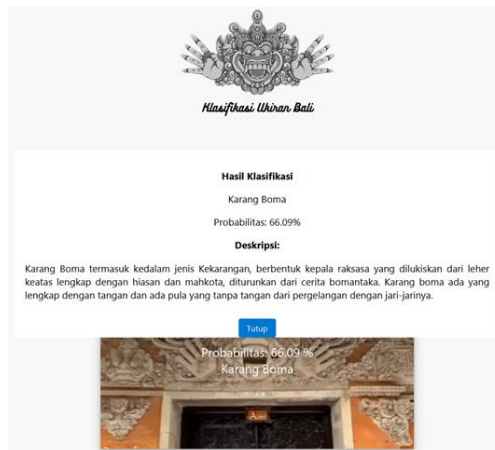


Gambar 6 Tampilan Awal Sistem

Pada gambar 3.3 ini adalah tampilan utama pada implementasi sistem berbasis *website*. Halaman ini dapat memuat gambar melalui galeri *smartphone* atau direktori komputer dan sistem sudah otomatis terintegrasi dengan *file* python untuk melakukan *load* model *convolutional neural network* yang telah dibuat sebelumnya.

Gambar 7 Tampilan *Load* Gambar

Setelah pengguna memuat gambar ornamen ukiran Bali yang akan diklasifikasikan jenis motifnya, selanjutnya sistem akan melakukan klasifikasi ukiran Bali dengan pengguna menekan tombol “Klasifikasi Ukiran” terlebih dahulu.



Gambar 8 Tampilan Hasil Klasifikasi

Pada gambar 8 diatas adalah tampilan sistem setelah pengguna menekan tombol “Klasifikasi Ukiran”. Hasil klasifikasi akan ditampilkan dalam bentuk *pop-up* yang berisikan nama jenis ukiran Bali yang telah dikenali oleh model *neural network* beserta nilai prediksinya dalam bentuk persentase, dan menampilkan deskripsi singkat tentan ornamen ukiran Bali tersebut. Sebagai contoh, gambar diatas adalah hasil dari sistem berhasil memprediksikan bahwa gambar yang dimuat adalah jenis ornamen ukiran Bali Kekarangan Boma dengan nilai persentase sebesar 66,09% dengan deskripsi singkatnya. Setelahnya, pengguna dapat melanjutkan *upload* gambar ukiran lainnya untuk diklasifikasi dengan menekan atau *drag* gambar baru pada area gambar yang sebelumnya dimuat atau menghapus hasil klasifikasi sebelumnya dengan menekan tombol "Hapus".

C. 3 Hasil dan Pembahasan

Total pengujian yang dilakukan adalah sebanyak 10 kali dengan konfigurasi pelatihan model yang berbeda-beda. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, model berhasil menentukan jenis motif ornamen ukiran Bali dengan cukup baik menggunakan metode *convolutional neural network* beserta model yang telah dilatih sebelumnya. Model dengan peforma terbaik diperoleh pada pengujian ke-3. Model menunjukan tingkat akurasi yang baik dengan jumlah dataset sebanyak 1800 dengan jumlah kelas hanya 9 dan mampu memprediksi kelas yang benar sebanyak 1718 sampel. Namun, beberapa motif masih

mengalami kesalahan prediksi dikarenakan *overfitting* pada beberapa kelas. Berikut adalah tabel pengujian model yang telah dilakukan:

No.	Kelas Terprediksi	Total Terprediksi	Akurasi	Dataset	Kelas
1	1490	1800	0,827777778	1800	9
2	1650	1800	0,916666667	1800	9
3	1718	1800	0,954444444	1800	9
4	1479	1800	0,821666667	1800	9
5	1637	1800	0,909444444	1800	9
6	1653	1800	0,918333333	1800	9
7	1512	1800	0,840000000	1800	9
8	1655	1800	0,919444444	1800	9
9	1550	1800	0,861111111	1800	9
10	1650	1800	0,916666667	1800	9

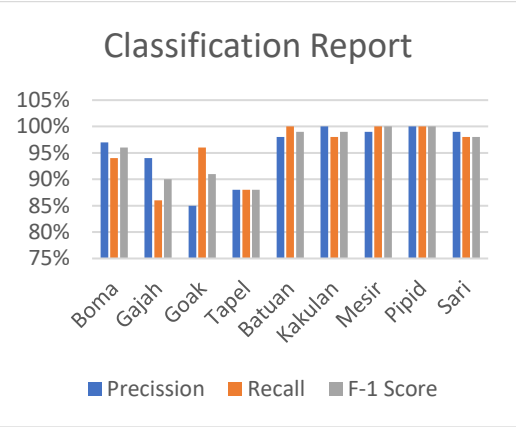
Gambar 9 Tabel Pengujian Model

3.2.1 Classification Report

Classification report adalah sebuah metode evaluasi yang umum digunakan dalam tugas klasifikasi. Hal ini biasanya digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari suatu model klasifikasi dengan memberikan informasi tentang berbagai metrik evaluasi yang relevan. Pada pengujian ini, diperoleh hasil *classification report* sebagai berikut:

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Boma	0.97	0.94	0.96	200
Gajah	0.94	0.86	0.9	200
Goak	0.85	0.96	0.91	200
Tapel	0.88	0.88	0.88	200
Batuan	0.98	1.0	0.99	200
Kakulan	1.0	0.98	0.99	200
Mesir	0.99	1.0	1.0	200
Pipid	1.0	1.0	1.0	200
Sari	0.99	0.98	0.98	200

Gambar 10 Classification Report



Gambar 11 Grafik Classification Report

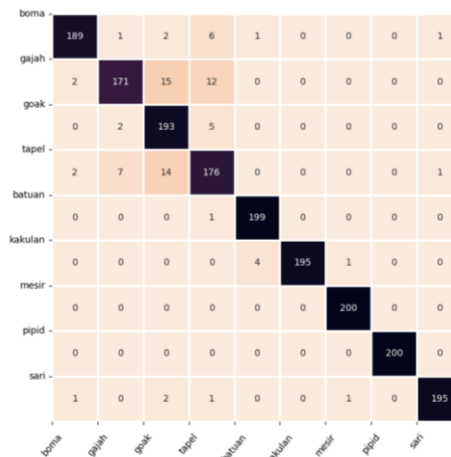
Pada pengujian ini, presisi (*precision*) mengukur seberapa tepat citra yang diprediksi dari keseluruhan kelas yang ada. Sebagai contoh, presisi sebesar 100% pada pipid menandakan bahwa setiap citra yang

331 | Seminar Nasional Teknologi dan Inovasi (SITASI): Vol. 1 Nomor 2, Juni 2026

diidentifikasi sebagai pipid, dengan pasti citra tersebut adalah citra pipid. Sensitivitas (*recall*) menilai seberapa efektif model dalam mengidentifikasi kelas dari keseluruhan kelas yang seharusnya terprediksi. Sebagai contoh, *recall* sebesar 0.86 atau 86% pada kelas gajah mengindikasikan bahwa 86% dari citra gajah yang seharusnya berhasil terprediksi oleh model. *F-1 score* merupakan ukuran kinerja model yang menggabungkan *precision* dan *recall*, dimana nilai yang lebih tinggi menunjukkan kinerja yang lebih baik. Sebagai contoh, *f-1 score* sebesar 100% pada kelas pipid mengindikasikan kemampuan model yang tinggi dalam melabeli sampel sebagai kelas pipid secara tepat. *Support* berfungsi untuk menginformasikan jumlah sampel dalam setiap kelas dalam dataset yang digunakan untuk melakukan evaluasi klasifikasi.

3.2.2 Confusion Matrix

Pada fase ini, model diuji dengan menggunakan perhitungan *machine learning* untuk mengevaluasi tingkat akurasi dalam memprediksi objek. Evaluasi ini merujuk pada empat istilah yang mencerminkan hasil klasifikasi dalam *confusion matrix*, yakni *True Positive*, *False Positive*, *False Negative*, dan *True Negative*.



Gambar 12 Confusion Matrix

Confusion matrix di atas menggambarkan performa klasifikasi dari sembilan kelas yang berbeda, yaitu Boma, Gajah, Goak, Tapel, Batuan, Kakulan, Mesir, Pipid, dan Sari. Pada bagian kotak yang berwarna lebih gelap, menunjukkan jumlah prediksi benar untuk setiap kelas, misalnya, kelas "Boma" diprediksi benar sebanyak 189 kali. Nilai-nilai di luar kotak yang berwarna gelap menunjukkan kesalahan prediksi, di mana jumlah tertinggi salah prediksi terdapat pada kelas "Gajah" yang salah diklasifikasikan sebagai kelas "Goak" sebanyak 15 kali dan kelas "Tapel" sebanyak 12 kali. Secara umum, matriks ini menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi benar berada di diagonal utama, namun terdapat beberapa kesalahan prediksi di luar diagonal ini yang menunjukkan area untuk perbaikan dalam model klasifikasi. Dibawah ini adalah *confusion matrix* dalam bentuk tabel untuk mengetahui nilai *true positive*, *false positive*, *false negative*, dan *true negative*.

Nama Kelas	TP	FP	FN	TN
Boma	189	11	5	1607
Gajah	171	29	10	1590
Goak	193	7	33	1567
Tapel	176	24	25	1764
Batuan	199	1	5	1784
Kakulan	195	5	0	1789
Mesir	200	0	2	1787
Pipid	200	0	0	1789
Sari	195	5	2	1787

Gambar 13 Nilai TP FP FN TN

Pada tabel diatas, TP (*True Positive*) mengacu pada jumlah kasus yang diklasifikasikan secara benar sebagai anggota kelas tertentu, sedangkan FP (*False Positive*) mengacu pada jumlah kasus yang salah diklasifikasikan sebagai anggota kelas tersebut. FN (*False Negative*) mengacu pada jumlah kasus yang seharusnya diklasifikasikan sebagai anggota kelas, tetapi salah diklasifikasikan sebagai bukan anggota kelas, sedangkan TN (*True Negative*) mengacu pada jumlah kasus yang benar diklasifikasikan sebagai bukan anggota kelas. Sebagai contoh, untuk kelas Boma, terdapat 189 kasus yang benar diklasifikasikan sebagai Boma (TP), 11 kasus yang seharusnya bukan Boma tetapi salah diklasifikasikan sebagai Boma (FP), 5 kasus yang seharusnya Boma tetapi salah diklasifikasikan sebagai bukan Boma (FN), dan 1607 kasus yang benar diklasifikasikan sebagai bukan Boma (TN).

Jadi, sistem klasifikasi motif ornamen tradisional ukiran Bali menggunakan metode *Convolutional Neural Network* mendapatkan total akurasi sebesar 95,44%. Dengan memilih model yang berakurasi tinggi merupakan tujuan utama *machine learning* untuk menghasilkan prediksi yang seakurat mungkin, yang meningkatkan kepercayaan dan reliabilitas hasil prediksi. Model dengan akurasi tinggi mengurangi jumlah kesalahan, meningkatkan efisiensi, dan biasanya lebih andal untuk pengambilan keputusan. Namun, akurasi bukan satu-satunya metrik yang harus dipertimbangkan, metrik lain seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* juga penting tergantung pada konteks dan tujuan spesifik model, serta pertimbangan terhadap overfitting dan generalisasi model.

Adapun pembuatan model tanpa menggunakan K-Fold *Cross Validation* sebagai metode pelatihan dataset, sebagai berikut:

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Boma	0.97	0.90	0.94	40
Gajah	0.74	0.65	0.69	40
Goak	0.71	0.80	0.75	40
Tapel	0.71	0.72	0.72	40
Batuan	0.78	0.95	0.85	40
Kakulan	0.76	0.95	0.84	40
Mesir	0.98	1.0	0.99	40
Pipid	0.96	0.68	0.79	40
Sari	0.91	0.78	0.84	40

Gambar 14 *Classification Report* Tanpa K-Fold

Berdasarkan hasil performa model di atas, kelas Mesir tetap menunjukkan kemungkinan terjadinya *overfitting*. *Precision* pada kelas ini sangat tinggi (0.98) dengan *recall* sempurna (1.0), mengindikasikan bahwa model sangat baik dalam memprediksi kelas ini. Namun, performa yang hampir sempurna ini bisa mengindikasikan bahwa model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan dan mungkin gagal menggeneralisasi dengan baik pada data baru.

Berdasarkan pelatihan yang telah dilakukan, maka diperoleh ringkasan pelatihan model tersebut. Dengan pelatihan yang dilakukan sebanyak 6 kali dengan konfigurasi pelatihan model yang berbeda-beda, model berhasil menentukan jenis motif ornamen ukiran Bali dengan baik tanpa menggunakan K-Fold *Cross Validation*. Model dilatih dengan jumlah data *train* sebanyak 200 dan data *testing* sebanyak 40 permasing-masing kelas dengan jumlah kelas sebanyak 9 dengan variasi pelatihan yang berbeda-beda. Berikut adalah tabel hasil pelatihan model yang telah dilakukan tanpa K-Fold:

No.	Kelas Terprediksi	Total Terprediksi	Akurasi	Dataset	Kelas
1	295	360	0,819	1800	9
2	290	360	0,805	1800	9
3	288	360	0,800	1800	9
4	297	360	0,825	1800	9
5	297	360	0,825	1800	9

Gambar 15 Pelatihan Tanpa K-Fold

Pada pelatihan ke-4 dan ke-5 walaupun variasi pelatihan modelnya berbeda, nilai akurasi sama persis dikarenakan perbedaan antara menggunakan validasi dan tanpa validasi data. Dengan demikian, nilai akurasi tertinggi diperoleh pada pelatihan ke-4 dan ke-5 dengan perhitungan akurasi dijabarkan sebagai berikut:

Jadi, akurasi yang diperoleh pada pelatihan tanpa menggunakan K-Fold *Cross Validation* dengan variasi data *train* dan data validasi terpisah sebesar 82,5%. Dengan memilih model yang berakurasi tinggi merupakan tujuan utama *machine learning* untuk menghasilkan prediksi yang seakurat mungkin, yang meningkatkan kepercayaan dan reliabilitas hasil prediksi. Model dengan akurasi tinggi mengurangi jumlah kesalahan, meningkatkan efisiensi, dan biasanya lebih andal untuk pengambilan keputusan. Namun, akurasi bukan satu-satunya metrik yang harus dipertimbangkan, metrik lain seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* juga penting tergantung pada konteks dan tujuan spesifik model, serta pertimbangan terhadap overfitting dan generalisasi model.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan hasil penelitian yang telah dilaksanakan dengan judul Sistem Pengenalan Motif Seni Ornamen Tradisional Ukiran Bali Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Website maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1) Sistem ini dibangun dengan pelatihan model di Google Colab dan tampilan website dirancang menggunakan Visual Studio Code dengan bahasa pemrograman JavaScript dan Python. Sistem ini mengimplementasikan metode Convolutional Neural Network dan menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mencapai keseimbangan antara keakuratan model dan ukuran model yang ringan serta efisien dalam penggunaan daya komputasi. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasi 9 motif ornamen ukiran Bali dengan akurasi yang dipengaruhi oleh jarak pengambilan gambar, pencahayaan, dan sudut pengambilan gambar.

2) Sistem ini telah menunjukkan kinerja dengan akurasi keseluruhan mencapai 95,44% dengan pelatihan menggunakan K-Fold Cross Validation. Berdasarkan analisis data performa model, ditemukan pola konsisten overfitting dan underfitting pada beberapa kelas. Kelas Mesir menunjukkan tanda overfitting dengan *precision* dan *recall* tinggi (0.98 dan 1.0). Kelas Pipid juga cenderung overfitting dengan variasi *recall*. Sebaliknya, kelas Gajah konsisten menunjukkan underfitting dengan *precision* dan *recall* rendah (0.69-0.74 dan 0.53-0.65). Kelas Goak dan Tapel juga mengalami underfitting pada beberapa dataset. Pola ini mengindikasikan model terlalu kompleks untuk beberapa kelas, sementara terlalu sederhana untuk yang lain, sehingga diperlukan penyesuaian lebih lanjut untuk keseimbangan performa prediksi yang lebih baik.

5. Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan apresiasi dan rasa terima kasih yang setinggi-tingginya kepada Direktorat Riset, Pengabdian Masyarakat, dan Inovasi (DRPMI) Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia (INSTIKI) atas dukungan finansial dan pendanaan yang telah diberikan. Dukungan sumber daya yang difasilitasi oleh DRPMI INSTIKI sangat berkontribusi signifikan terhadap keseluruhan tahapan penelitian, mulai dari pengumpulan data, pelaksanaan eksperimen, hingga tahap penyelesaian luaran penelitian.

Daftar Pustaka

Hakim, L. M. "Batik Sebagai Warisan Budaya Bangsa dan Nation Brand Indonesia", 2018. doi: <https://doi.org/10.24076/NSJIS.2018v1i1.90>.

Hakim, L *et al.*, "KLASIFIKASI CITRA MOTIF BATIK BANYUWANGI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," 2023. [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>

Maharani I. A. D., "FENOMENA OUT OF SCALE RAGAM HIAS DALAM PERWUJUDAN CITRA ARSITEKTUR BALI," 2021. [Online]. Available: <http://senada.idbbali.ac.id>

Nashr M. H., M. Fachrurrozi, E. Triningsih, and K. J. Miraswan, "Pengenalan Motif Kain Songket Pada Citra Kamera Smartphone Dengan Beragam Sudut Pandang Menggunakan CNN," 2020.

Pratama I. G. Y., "FENOMENA PERUBAHAN DALAM PELESTARIAN BUDAYA MESATUA BALI," *JURNAL SENI DESAIN DAN BUDAYA*, vol. 6, no. 1, 2021.

Putra, I. G. R. M. M. W. A. Kesiman, G. A. Pradnyana, and I. M. D. Maysanjaya, "IDENTIFIKASI CITRA UKIRAN ORNAMEN TRADISIONAL BALI DENGAN METODE MULTILAYER PERCEPTRON", *SINTECH Journal*, 2020, [Online]. Available: <https://doi.org/10.31598>