

Analisis Klasifikasi Citra Karakteristik Topeng Bali Menggunakan Model InceptionV3 Dan MobileNetV2

Ni Putu Widya Yuniari^{a1}, I Made Surya Kumara^{a2}, I Kadek Agus Wahyu Raharja^{a3},
I Made Adi Bhaskara^{a4}, I Gede Wira Darma^{a5}, Gde Wikan Pradnya Dana^{a6}

^aProgram Studi Teknik Komputer, Fakultas Teknik Dan Perencanaan
Universitas Warmadewa
Denpasar, Indonesia

¹widyayuniari2010@gmail.com

Abstract

Bali is one of the provinces with quite complex cultural diversity in Indonesia. One of them is the characterization of traditional masks. Traditional masks in Balinese tradition are not only intended as performance accessories, but also as symbols of characterization, social status in indigenous communities, rites, and certain primordial activities. Every detail in the curve of the carving on the Balinese mask indicates an aesthetic richness that is certainly measurable as an ontological entity. In this case, the magnitude of this aesthetic measurability can be assisted by using various computational methods. This study tries to create a machine learning model with supervised learning to create a classification system for Balinese mask characterization. The methods used include: processing mask images into a 3-dimensional vector, each representing the red, green and blue color indices. Then each vector will go through a training process to create a measurability model for each characterization. The models used are InceptionV3 and MobileNetV2 which are developments of convolutional models. The performance measurement metrics used are Accuracy, Precision, Recall & F1-Score. The InceptionV3 model produced an accuracy of 88,57%, while the MobileNetV2 model produced an accuracy of 74,28%.

Keywords : Bali, Classification, InceptionV3, Mask, MobileNetV2

1. Pendahuluan

Bali merupakan salah-satu provinsi yang memiliki kekayaan budaya dan tradisi yang paling kompleks sekaligus Indonesia. Kekayaan ini salah-satunya termanifestasikan dalam Indeks Pembangunan Kebudayaan (IPK) yang mencatat nilai tertinggi jika dibandingkan dengan seluruh Provinsi Di Indonesia. Pada tahun 2023, Indeks Pembangunan Kebudayaan Bali mencatat angka 71,36 point yang meningkat dari tahun sebelumnya sebesar 66,04 point [1]. Nilai ini bahkan lebih tinggi dari rata-rata nasional yang mencatatkan indeks sebesar 57,13 point dan juga lebih tinggi dari Daerah Istimewa Yogyakarta yang masih kental dengan adat dan budaya feodalisme Jawa dengan indeks sebesar 67,90 [2]. Angka ini secara kolektif mengkonfirmasi kekayaan adat dan budaya Bali sekaligus mengkonfirmasi bahwa terdapat kemungkinan masih banyak lagi kebudayaan di Bali yang belum terdokumentasikan dengan baik.

Salah satu komponen penting dalam Indeks Pembangunan Kebudayaan adalah ekspresi budaya dalam keseharian masyarakat. Ekspresi budaya ini kemudian termanifestasikan dalam berbagai bentuk ritus adat dan keseharian masyarakat di Bali, salah-satunya adalah topeng tradisional Bali. Topeng dalam antropologi masyarakat Bali tidak hanya merupakan sebuah aksesoris ritus dalam dramateri Bali, melainkan juga sebuah tanda yang melambangkan penokohan manusia melalui pemaknaan tokoh-tokoh tertentu [3]. Dalam artian lain, topeng Bali merupakan representasi emosi, status sosial, serta perasaan-perasaan terdalam dari para pengukirnya [4]. Jenis-jenis topeng bali pun sangat beragam, antara lain: topeng barong, topeng rangda, topeng jangda, topeng jauk, topeng ratu, dan berbagai jenis topeng lainnya [5].

Kajian tentang topeng Bali tidak hanya terbatas pada kajian-kajian antropologis dan kultural semata, melainkan terdapat kajian yang lebih artistik dengan pendekatan estetika [6]. Estetika sendiri adalah sebuah ilmu tentang keindahan. Dalam artian lain, estetika dapat diidentifikasi secara empiris [7]. Kajian empiris pada topeng tradisional Bali ini dapat dilihat dalam bentuk indeks warna dan kurva dari setiap detail pahatan yang terbentuk. Hal ini dikarenakan sebuah citra pada dasarnya adalah sebuah manifestasi dari gerakan tangan dan insting yang terukur dari sang pengukir.

Salah-satu metode yang dapat digunakan dalam mengukur rupa citra dalam konteks estetika topeng tradisional Bali adalah metode komputasi (*computational study*). Dalam kajian yang lebih mutakhir, teknik perhitungan ini dapat dilakukan dengan menggunakan bantuan Kecerdasan Buatan (AI) [8]. Hal ini sangat dimungkinkan mengingat bahwa citra sebagai sebuah gambar sejatinya adalah bit-bit data yang membedakannya antara satu data dengan yang lain. Dengan memahami pola-pola tersebut, metode komputasi dapat dengan mudah membedakan, mengidentifikasi, serta mengklasifikasinya dalam berbagai pendekatan. Hal ini tentunya menjadi urgensi yang lain dalam pengembangan serta pendokumentasian kebudayaan di Bali dimana kita perlu untuk melakukan pendokumentasian dalam bentuk model-model kecerdasan buatan sebagai tolak ukur kebudayaan. Hal ini tentunya untuk menghindari bias budaya, menguatkan citra budaya serta mencegah pengakuan dari negara lain yang tidak mendasar.

Pendekatan identifikasi citra karakter pada topeng Bali menggunakan kecerdasan buatan dapat dikatakan sebagai sebuah metode yang baru. Hal ini terkait dengan pendokumentasian data yang belum banyak dilakukan. Sehingga belum banyak ditemukan studi terkait. Salah satu studi terbaru (*recent study*) dalam pengidentifikasian topeng tradisional Bali yang dapat dijadikan sebagai acuan menggunakan bantuan kecerdasan buatan, dilakukan oleh Nugraha dkk pada tahun 2023. Studi ini melakukan serangkaian rekognisi pada topeng bali menggunakan model VGG16. Studi ini bertujuan untuk mendapatkan insight tentang nama dan makna budaya yang melekat pada topeng Bali secara programatic. Hal ini mengingat banyaknya topeng bali yang beredar namun memiliki kesamaan yang kompleks secara geometris. Pola geometris itulah yang nanti akan dibaca oleh sistem sebagai sebuah vektor. Studi ini mencoba untuk mengatasi masalah kompleksitas geometris pada topeng Bali dengan mengembangkan sistem Kecerdasan Buatan (AI) yang terintegrasi ke dalam aplikasi seluler menggunakan metode CNN (VGG-16). Hal ini mampu memudahkan pengguna dalam mengidentifikasi pemaknaan topeng bali dari berbagai model bahkan model ukiran-ukiran terbaru sekalipun [9].

Model dan pendekatan yang sama juga pernah digunakan pada penelitian yang dilakukan oleh Banjaransari dkk pada tahun 2023. Perbedaannya terdapat pada objek kajian berupa wayang tradisional. Penelitian ini mencoba membuat sebuah model klasifikasi citra penokohan wayang menggunakan VGG16 dan MobileNetV2. Penelitian ini mendapatkan hasil pada model MobileNetV2 precision sebesar 95%, recall 94%, f1-score 94% dan akurasi 94,17% [10].

Studi lain terkait klasifikasi karakteristik topeng bali dilakukan oleh Budiarta & Wiharta pada tahun 2021. Studi ini menggunakan metode bag of visual word dalam proses klasifikasi karakter topeng Bali. Pada metode ini terdapat beberapa algoritma yang digunakan untuk kemudian dilakukan assembling, antara lain: SURF sebagai deteksi fitur, K-Means sebagai proses clustering untuk mendapatkan nilai kuantisasi fitur, dan SVM sebagai klasifikasi karakter topeng Bali. Penelitian ini mendapatkan nilai akurasi sebesar 80% [11].

Pendekatan yang lebih baik dilakukan oleh Cao dkk pada tahun 2021 yang menggunakan model InceptionV3 untuk melakukan pengenalan dan rekognisi pada citra penokohan objek kajian kebudayaan beberapa dinasti di Republik Rakyat Tiongkok. Penelitian ini membandingkan beberapa objek tokoh dari beberapa mural dan mengklasifikasinya pada beberapa dinasti. Penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 88,4% [12].

Dari berbagai penelitian terdahulu dapat dikatakan bahwa merekognisi citra penokohan topeng dapat menjadi salah satu media baru dalam pendokumentasian budaya dalam bentuk bit-bit data. Sehingga terjadi alih wahana dari bentuk real menjadi bentuk komputasi. Data-data rekognisi ini kemudian dapat digunakan untuk berbagai keperluan seperti: pembuatan modal 3D dan pembuatan Augmented Reality. Lebih jauh setiap data-data citra juga dapat menjadi standar pendokumentasian yang membedakan satu bentuk ekspresi budaya dengan yang lainnya, sehingga hal ini diharapkan mampu menekan bentuk-bentuk pembajakan, plagiasi, maupun pengakuan identitas dari negara lain.

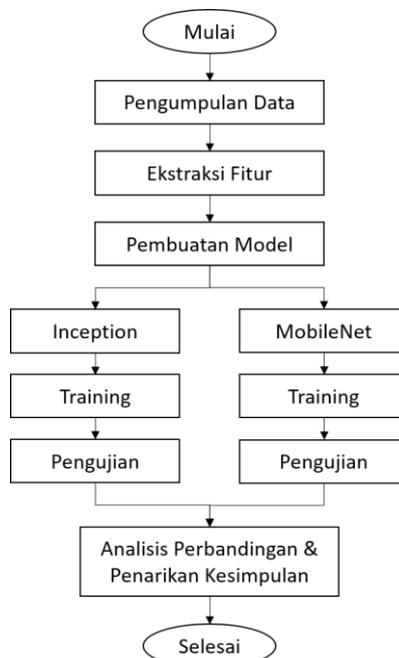
Berdasarkan dari urgensi tersebut, penelitian ini akan membuat sebuah model pengolahan citra berupa model klasifikasi beberapa citra penokohan topeng Bali dengan menggunakan kecerdasan buatan. Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya, ditemukan bahwa kinerja model InceptionV3 memberikan hasil yang baik berdasarkan pada tingkat akurasinya pada model klasifikasi citra penokohan wayang [12] sementara model MobileNetV2 juga memberikan hasil yang baik berdasarkan pada tingkat akurasinya pada citra penokohan objek kajian kebudayaan beberapa dinasti di Republik Rakyat Tiongkok[10]. Berdasarkan hal tersebut penelitian ini akan membandingkan unjuk kerja dari model InceptionV3 & MobileNetV2 untuk model klasifikasi beberapa citra penokohan topeng Bali. Diharapkan nantinya penelitian ini dapat menjadi rujukan, baik untuk penelitian selanjutnya maupun bagi para

pemangku kepentingan dalam pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan dalam pendokumentasian, pelestarian dan alih wahana baru kebudayaan khususnya di Provinsi Bali.

2. Metodologi Penelitian

2.1 Alur Penelitian

Adapun diagram alir dari penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dari Gambar 1 dapat dilihat bahwa penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan dataset yang berasal dari penelitian sebelumnya, kemudian dilanjutkan dengan proses ekstraksi fitur yang bertujuan mengubah bentuk citra menjadi bentuk vektor numeric. Kemudian dilanjutkan dengan proses pembuatan model. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah model InceptionV3 & MobileNetV2. Lalu kemudian dilanjutkan dengan proses training menggunakan 25 iterasi (epoch) dan diakhiri dengan proses pengujian, analisis perbandingan dan penarikan kesimpulan. Bahasa pemrograman yang digunakan pada penelitian ini seluruhnya menggunakan Python dengan library dari tensorflow. Adapun notebook yang digunakan untuk melakukan pemrograman adalah Google Colab.

2.2 Teknik Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan adalah dataset topeng pajegan bali oleh Surya Pradan yang dapat diakses pada platform kaggle pada url: <https://www.kaggle.com/datasets/suryapradana/balinese-mask>.



Gambar 2. Dataset Topeng (Dari Kiri Ke Kanan, Atas Ke Bawah): Topeng Bujur, Topeng Dalem, Topeng Keras, Topeng Pemasar, Topeng Sidakarya, Topeng Tua & Topeng Wijil

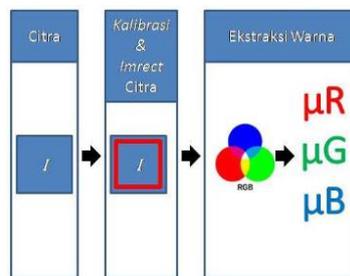
Dataset ini berisi kumpulan gambar dari topeng pajegan bali yang diklasifikasikan menjadi 7 buah label, yaitu: topeng bujur, topeng dalem, topeng keras, topeng pemasar, topeng sidakarya, topeng tua, dan topeng wijil. Masing-masing data memiliki 50 buah gambar. Beberapa contoh gambar topeng bali yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.

Sekilas, secara visual beberapa jenis topeng memiliki kesamaan rupa, seperti pada topeng dalem dan topeng keras, lalu pada topeng pemasar dengan topeng wijil. Namun kesemua topeng tersebut adalah jenis penokohan topeng yang berbeda. Disinilah model-model komputasi menjadi penting untuk dapat menjadi pembeda yang empiris diantara penokohan topeng-topeng tersebut.

2.3 Teknik Ekstraksi Fitur

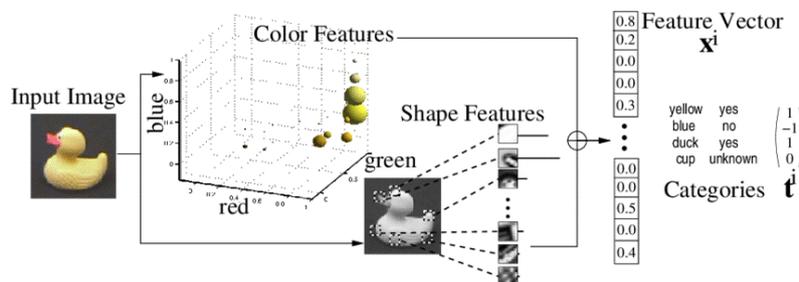
Ekstraksi fitur adalah proses mengubah data dalam bentuk apapun (dalam hal ini berupa citra gambar) menjadi bentuk vektor numerik yang dapat dibaca oleh program [13]. Dalam terminologi pengolahan citra, proses ini sering disebut dengan image processing. Metode ekstraksi fitur yang digunakan adalah image to vector. Pada proses ini gambar akan diekstraksi langsung menjadi vektor menggunakan indeks warna [14].

Tahap pertama, ukuran gambar akan disesuaikan menjadi 150 pixel x 150 pixel untuk menyamakan node-node pengambilan indeks warna. Kemudian pada setiap pixel akan dilakukan proses color extraction emnggunakan RGB-Extraction. Skema proses RGB-Extraction dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses Color Extraction [14]

Proses pada Gambar 3 dilakukan pada semua node pixel data, sehingga menghasilkan sebuah vektor dengan dimensi 150 x 150 x 3 [15]. Keseluruhan proses ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Image to Vector [15]

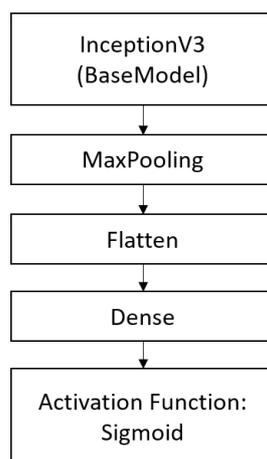
Proses ini kemudian dilakukan pada keseluruhan dataset untuk menghasilkan vektor training.

2.4 Arsitektur Model InceptionV3

Inception adalah sebuah arsitektur model jaringan saraf tiruan (neural network) yang dikembangkan oleh tim Google untuk mengatasi masalah dalam image recognition dan object

detection. Inception dirancang untuk membuat model lebih efisien, cepat, dan akurat dengan cara mengurangi jumlah parameter dan komputasi [16]. Inception masih merupakan keluarga dari model Convolutional Neural Network (CNN) [17]. Versi pertama Inception dikenal dengan GoogleLeNet. Saat ini Inception sudah dikembangkan menjadi V1, V2, V3 & V4.

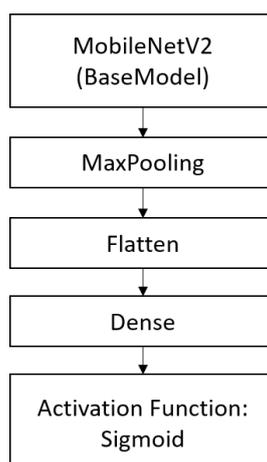
Model Inception yang digunakan dalam penelitian ini adalah model Inception V3. Model ini dipilih karena popularitasnya dalam klasifikasi gambar. Versi Inception V3 memperkenalkan beberapa perbaikan pada stabilitas pelatihan (training) dan efisiensi, termasuk normalisasi batch (batch normalization) serta konvolusi terpisah yang membuatnya lebih reliabel dan hemat akan sumberdaya yang digunakan. Untuk meningkatkan kemampuan pada klasifikasi topeng tradisional Bali, model Inception V3 kemudian direkayasa dengan proses transfer learning dengan menambahkan layer Global Average Pooling dan Dropout layer untuk menghapus node-node yang memiliki kontribusi rendah [18]. Penambahan layer ini diharapkan mampu meningkatkan performansi dan meningkatkan efisiensi pada proses pelatihan [19]. Arsitektur lengkap InceptionV3 yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Arsitektur Rekayasa Model InceptionV3

2.5 Arsitektur Model MobileNetV2

MobileNet adalah arsitektur jaringan saraf tiruan (neural network) yang dirancang oleh Google dengan fokus pada efisiensi komputasi dan kinerja yang baik pada perangkat dengan sumber daya terbatas (minimum resource), seperti smartphone, IoT devices, dan edge computing [20]. MobileNet terkenal karena menggunakan teknik depthwise separable convolution, yang mengurangi jumlah parameter dan operasi komputasi sehingga membuatnya lebih ringan dan dapat diandalkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas [21]. Sama seperti Inception, MobileNet juga merupakan pengembangan dari Convolutional Neural Network (CNN). Saat ini, MobileNet memiliki 3 buah versi, yaitu V1, V2 dan V3.



Gambar 6. Arsitektur Rekayasa Model MobileNetV2

Model yang digunakan pada penelitian ini adalah MobileNetV2. Model ini memperkenalkan inverted residual block dan linear bottleneck yang memungkinkan aliran informasi di sepanjang jaringan tanpa kehilangan fitur penting. Teknik inilah yang membuat MobileNetV2 tetap reliable meskipun dengan sumber daya terbatas. Untuk meningkatkan kemampuan pada klasifikasi topeng tradisional Bali, model MobileNetV2 kemudian direkayasa dengan proses transfer learning dengan menambahkan layer Global Average Pooling dan Dropout layer untuk menghapus node-node yang memiliki kontribusi rendah. Sama seperti arsitektur Inception, penambahan layer ini diharapkan mampu meningkatkan performansi dan meningkatkan efisiensi pada proses pelatihan [19]. Arsitektur lengkap MobileNetV2 yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 6.

2.6 Pelatihan Data

Setelah vektor gambar terbentuk melalui proses ekstraksi fitur, dan arsitektur model sudah dibuat, tahapan berikutnya adalah melakukan proses training dari vektor gambar ke dalam model yang sudah dibuat. Proses training dimulai dengan membagi data menjadi data training dan data testing dengan perbandingan 50:50. Data training akan digunakan untuk melakukan proses pelatihan sedangkan data testing akan digunakan sebagai data validasi dan pengujian. Proses training pada model Inception akan dilakukan dengan menggunakan 25 iterasi, sementara pada model MobileNet akan dilakukan dengan 100 iterasi. Hal ini mengacu pada model yang lebih ringkas membutuhkan pelatihan yang lebih banyak.

2.7 Teknik Analisis Data

Analisis data akan dimulai dengan melakukan pengujian pada keseluruhan data testing. Kemudian akan dibandingkan hasil prediksi model dengan label yang sebenarnya. Metric pengukuran pertama yang digunakan adalah confusion matrix. Confusion matrix adalah matriks pengukuran yang membandingkan antara data hasil prediksi dengan data yang sebenarnya pada setiap kelas [22]. Contoh dari confusion matrix dapat dilihat pada Gambar 7.

		Classifier Prediction	
		Positive	Negative
Actual Value	Positive	True Positive	False Negative
	Negative	False Positive	True Negative

Gambar 7. Confusion Matrix

Metrik selanjutnya yang digunakan dalam penelitian ini adalah akurasi. Akurasi menyatakan seberapa akurat model memprediksi data apakah positif, negatif, atau netral. Untuk menghitung nilai akurasi dari confusion matrix dapat menggunakan persamaan (1).

$$Acc = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (1)$$

Metrik selanjutnya yang digunakan dalam penelitian ini adalah precision. Precision membandingkan jumlah data positif yang berhasil diprediksi dibagi dengan jumlah data yang tergolong positif. Untuk menghitung precision dari confusion matrix dapat menggunakan persamaan (2).

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

Metrik berikutnya yang digunakan dalam penelitian ini adalah recall. Recall merupakan perbandingan antara jumlah data positif yang berhasil diprediksi dibagi dengan jumlah data yang benar-benar positif. Penarikan kembali menyatakan seberapa baik model memprediksi data positif. Untuk menghitung recall dari confusion matrix dapat menggunakan persamaan (3).

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

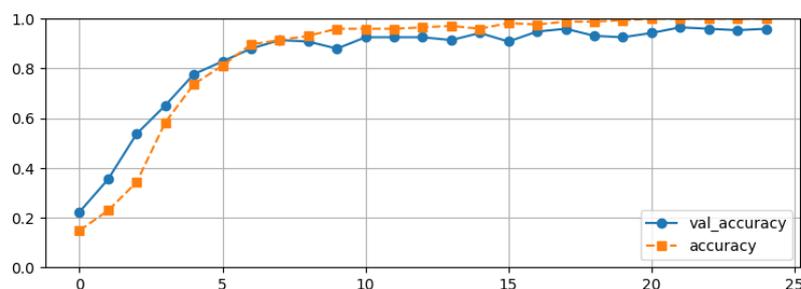
Metrik terakhir yang digunakan dalam penelitian ini adalah F1-Score. F1-Score adalah rata-rata harmonis antara precision dan recall. F1-Score dapat dihitung menggunakan persamaan (4).

$$F1 = \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

3. Hasil & Pembahasan

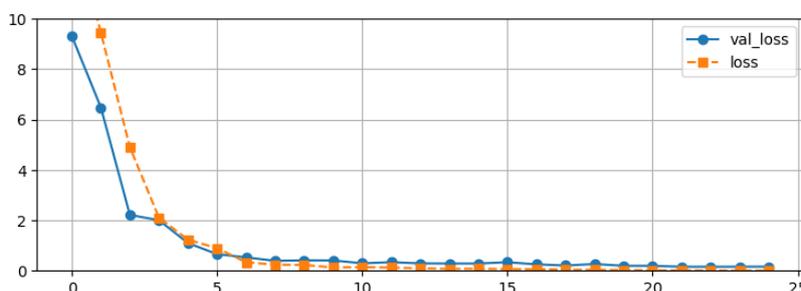
3.1 Model Inception V3

Setelah melakukan proses training pada 25 iterasi, didapatkan trend akurasi menunjukkan peningkatan dan trend loss mengalami penurunan. Hal ini mengindikasikan bahwa proses pembelajaran pada model Inception berlangsung dengan baik. Grafik performa akurasi selama proses training pada model Inception dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Performa Akurasi Selama Proses Training Pada Model InceptionV3

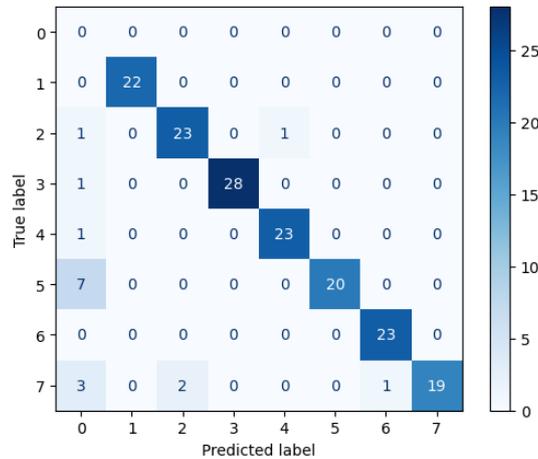
Sementara grafik performa loss selama proses training pada model Inception dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Performa Loss Selama Proses Training Pada Model InceptionV3

Dari Gambar 8 dan Gambar 9 tidak ditemukan indikasi overfitting, sehingga model dapat dikatakan valid dan dapat digunakan.

Setelah melalui proses training, kemudian dilakukan proses pengujian pada model InceptionV3 yang sudah dilatih. Proses ini dilakukan dengan menggunakan data testing yang sudah disiapkan. Confusion matrix dari hasil pengujian model InceptionV3 dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Confusion Matrix Pengujian Model InceptionV3

Dari Gambar 10 dapat dilihat bahwa hampir semua data testing dapat diprediksi dengan baik oleh model. Namun masih terdapat beberapa kesalahan dimana ada satu buah data topeng Tua (label '2') diprediksi sebagai topeng Sidakarya (label '4'). Kemudian juga terdapat 2 data pada topeng Dalem (label '7') yang diprediksi sebagai topeng Tua (label '2') dan terdapat 1 data topeng Dalem (label '7') yang diprediksi sebagai topeng Bujuh (label '6'). Sementara sisa kesalahan ditemukan pada bias dalam menentukan bounding box (label '0').

Dari confusion matrix pada Gambar 10, kemudian dapat dihitung nilai akurasi, precision dan recall pada masing-masing label. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 1.

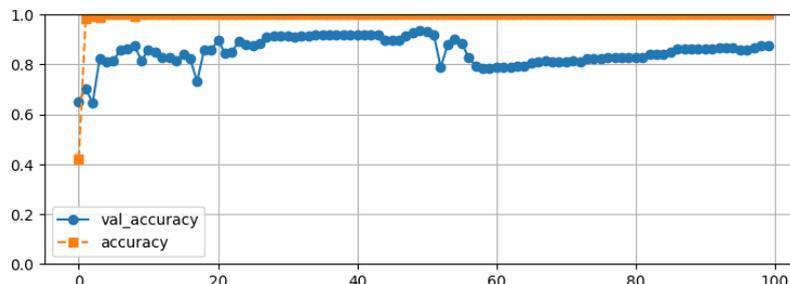
Tabel 1. Hasil Pengujian Model InceptionV3

Label	Precision	Recall	F1-Score
1 (Bujuh)	100%	100%	100%
2 (Dalem)	92%	92%	92%
3 (Keras)	100%	97%	98%
4 (Penasar)	85%	96%	90%
5 (Sidakarya)	100%	74%	85%
6 (Tua)	96%	100%	98%
7 (Wijil)	100%	84%	91%
Akurasi		88,57%	

Dari Tabel 1 dapat disimpulkan bahwa akurasi model InceptionV3 yang didapatkan adalah 88,57%. Nilai precision pada topeng Bujuh, Keras, Sidakarya dan Wijil mendapatkan nilai precision 100%. Hal ini karena tidak ada data yang salah diprediksi sebagai data pada label tersebut. Sementara pada topeng Dalem, Penasar, dan Tua terdapat indikasi kesalahan prediksi data lain sebagai data tersebut sehingga menimbulkan error (galat) tipe I. Nilai recall paada topeng Tua mendapatkan nilai 100%, hal ini dikarenakan topeng tersebut sama sekali tidak mengalami salah prediksi. Sementara data pada topeng lain mengalami beberapa kesalahan prediksi yang menyebabkan nilai recall dibawah 100%.

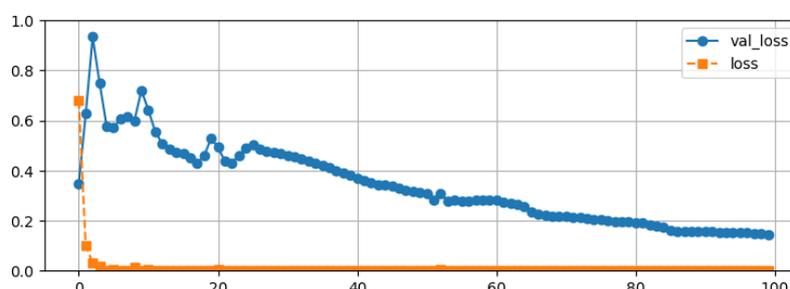
3.2 Model MobileNetV2

Setelah melakukan proses training pada 100 iterasi, didapatkan trend akurasi menunjukkan peningkatan dan trend loss mengalami penurunan. Hal ini mengindikasikan bahwa proses pembelajaran model MobileNetV2 berlangsung dengan baik. Grafik performa akurasi selama proses training pada model MobileNetV2 dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Performa Akurasi Selama Proses Training Pada Model MobileNetV2

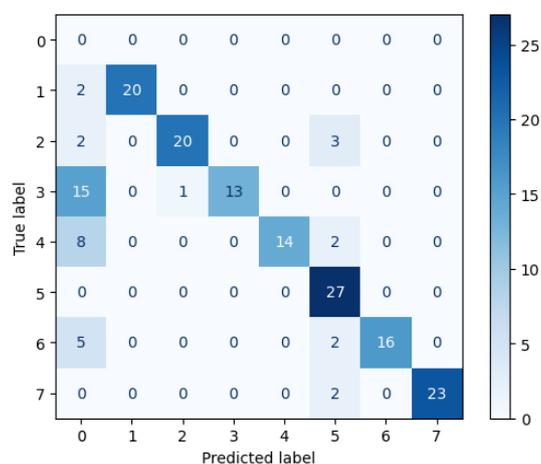
Sementara grafik performa loss selama proses training pada model MobileNetV2 dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Performa Loss Selama Proses Training Pada Model MobileNetV2

Dari Gambar 11 dapat dilihat bahwa nilai akurasi pada data validasi cenderung fluktuatif namun secara trend dapat dilihat terjadi peningkatan. Sementara dari Gambar 12 dapat dilihat performa loss terus mengalami penurunan, meskipun jika dihitung per iterasi penurunan yang terjadi tidak signifikan, namun jika dilihat secara keseluruhan terjadi penurunan loss yang sangat signifikan. Hal ini sesuai dengan arsitektur MobileNetV2 yang sangat ringan sehingga hanya menghasilkan sedikit pembelajaran yang membutuhkan iterasi yang lebih tinggi daripada InceptionV3. Namun dari Gambar 11 dan Gambar 12 didapatkan kesimpulan bahwa proses training berjalan dengan baik dan tidak mengindikasikan overfitting, sehingga model dapat dikatakan valid dan dapat digunakan.

Setelah melalui proses training, kemudian dilakukan proses pengujian pada model MobileNet yang sudah dilatih. Proses ini dilakukan dengan menggunakan data testing yang sudah disiapkan. Confusion matrix dari hasil pengujian model MobileNetV2 dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Confusion Matrix Pengujian Model MobileNetV2

Dari Gambar 13 didapatkan bahwa sebagian besar data dapat diprediksi dengan baik, namun nampaknya beberapa data salah diinterpretasikan sebagai topeng Keras (label '5'), seperti 3 data pada topeng Tua (label '2'), 2 data pada topeng Sidakarya (label '4'), 2 data pada topeng Bujuh (label '6') dan 2 data pada topeng Dalem (label '7'). Sementara terdapat beberapa data yang gagal diprediksi pada topeng Wijil (label '3'), topeng Sidakarya (label '4') dan topeng Bujuh (label '6').

Dari confusion matrix pada Gambar 13, kemudian dapat dihitung nilai akurasi, precision dan recall pada masing-masing label. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Model MobileNetV2

Label	Precision	Recall	F1-Score
1 (Bujuh)	100%	91%	95%
2 (Dalem)	95%	80%	87%
3 (Keras)	100%	45%	62%
4 (Penasar)	100%	58%	74%
5 (Sidakarya)	69%	100%	82%
6 (Tua)	100%	74%	85%
7 (Wijil)	100%	100%	100%
Akurasi		74.28%	

Berdasarkan tabel 2 dapat disimpulkan bahwa akurasi model MobileNetV2 yang didapatkan adalah 74,28%. Nilai ini lebih rendah daripada nilai akurasi pada model InceptionV3. Hal ini sesuai dengan model MobileNetV2 memiliki struktur yang lebih ramping sehingga cenderung memiliki performa yang rendah. Namun hal ini dapat diatasi dengan melakukan lebih banyak proses training sehingga mampu didapatkan akurasi yang cukup tinggi, yaitu 74,28% pada data validasi. Untuk nilai precision didapatkan nilai 100% pada data topeng Bujuh, topeng Keras, topeng Penasar, topeng Tua dan topeng Wijil. Artinya tidak terdapat kesalahan interpretasi pada proses pengujian. Sementara nilai precision terendah terdapat pada data topeng Sidakarya (label '5'). Hal ini dapat ditunjukkan dari confusion matrix pada Gambar 13, terdapat beberapa data yang mengalami kesalahan interpretasi sehingga diidentifikasi sebagai topeng Sidakarya (label '5'). Sementara dari nilai recall hanya ditemukan data pada topeng Sidakarya (label '5') dan topeng Wijil (label '7') yang memiliki nilai 100%. Artinya data pada topeng ini tidak mengalami salah prediksi. Sementara nilai recall terendah berada pada data topeng Keras (label '3') dan topeng Penasar (label '4'). Hal ini dikarenakan terdapat cukup banyak kesalahan prediksi juga kegagalan prediksi pada bounding box yang menyebabkan data tidak dapat diidentifikasi (label '0').

3.3 Pembahasan

Dari hasil pemaparan hasil pengujian pada sub-bab 3.2 dan 3.3 dapat dilakukan studi perbandingan dimana model InceptionV3 cenderung bekerja lebih baik daripada model MobileNetV2. Hal ini sesuai dengan bentuk arsitektur yang ringan pada MobileNetV2 akan membutuhkan lebih banyak upaya

pelatihan untuk mendapatkan model yang baik [23]. Pada akhirnya penelitian ini berhasil mendapatkan nilai akurasi 88,57% pada model InceptionV3 dan 74,28% pada model MobileNetV2.

Pada model Inception, peningkatan akurasi dan penurunan nilai loss terjadi dengan sangat signifikan, bahkan terjadi pada iterasi ke-5. Hal ini sesuai dengan hasil studi literatur dimana model Inception memiliki kelebihan yaitu kecepatan dalam melakukan prediksi dengan hasil yang cukup baik. Sementara nilai loss dan akurasi pada model MobileNet cenderung bergerak dengan trend yang lamban. Bahkan nilai loss dan akurasi pada data validasi tidak pernah menyamai atau lebih tinggi daripada data training. Sementara penurunan nilai loss pada model MobileNet terjadi dengan sangat lambat pada setiap iterasi, namun secara kolektif menunjukkan penurunan yang jelas. Hal ini menunjukkan proses pelatihan terjadi dengan cukup baik antara model Inception dan MobileNet. Hanya saja model MobileNet membutuhkan effort yang lebih tinggi daripada model Inception [23].

Jika dilihat dari confusion matrix, hasil pengujian pada model Inception juga cenderung lebih baik dimana hanya sedikit kegagalan prediksi yang terjadi jika dibandingkan dengan model MobileNet. Sementara mayoritas kesalahan prediksi pada MobileNet terjadi karena kegagalan prediksi, dan hanya sedikit data yang mengalami error tipe I, maupun error tipe II. Hal ini juga menunjukkan bahwa model Inception bekerja lebih baik dalam mengidentifikasi topeng.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membuat sebuah model kecerdasan buatan yang mampu mengidentifikasi sekaligus mengklasifikasikan penokohan citra topeng Bali yang terdiri dari: Topeng Bujuh, Topeng Dalam, Topeng Keras, Topeng Penasar, Topeng Sidakarya, Topeng Tua & Topeng Wijil dengan menggunakan model InceptionV3 dan MobileNetV2. Capaian ini penting dan menunjukkan bahwa metode komputasi dapat dan mampu mengidentifikasi entitas kebudayaan di Bali khususnya pada topeng tradisional Bali dengan cukup baik. Sehingga dapat digunakan sebagai rujukan dalam pendokumentasian objek pemajuan kebudayaan secara programatik.

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dipaparkan pada bagian hasil dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa pada berbagai data topeng, model InceptionV3 bekerja dengan lebih baik daripada model MobileNetV2. Hal ini dikarenakan struktur MobileNet yang lebih ringkas, sehingga membutuhkan proses pelatihan yang lebih panjang. Akurasi yang dihasilkan pada model InceptionV3 adalah 88,57% sementara akurasi yang dihasilkan pada model MobileNetV2 adalah 74,28%.

Harapannya, penelitian ini dapat menjadi acuan bagi penelitian-penelitian berikutnya dalam topik upaya pendokumentasian objek pemajuan kebudayaan dalam bentuk programatik menggunakan kecerdasan buatan. Harapannya juga penelitian ini dapat digunakan sebagai rujukan dalam pembuatan kebijakan dari pemangku kepentingan dan diimplementasikan sehingga makin memperkaya adat dan budaya Bali dalam bentuk alihwahan yang lebih moderen.

Referensi

- [1] KEMDIKBUD, "Indeks Pembangunan Kebudayaan," 2024. <https://ipk.kemdikbud.go.id/> (accessed Oct. 01, 2024).
- [2] KEMDIKBUD, *Kebudayaan Dalam Perbandingan: Analisis Komparatif Atas Ipk Dan Enam Indeks Terkait*, 2022nd ed. Jakarta: Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset dan Teknologi, 2022.
- [3] A. Kusuma and I. W. Karja, "Unraveling the Sacred Connection: the Sidakarya Mask and Pemuteran Jagad Sidakarya Temple in Balinese Culture," *Int. J. Soc. Sci. Hum. Res.*, vol. 06, 2023, doi: 10.47191/ijsshr/v6-i7-84.
- [4] I. W. Suardana, "Struktur Rupa Topeng Bali Klasik," *Imaji*, vol. 4, no. 1, 2015, doi: 10.21831/imaji.v4i1.6703.
- [5] I. Wayan Mudra, *Topeng Bali*. PUSAT PENERBITAN LP2MPP INSTITUT SENI INDONESIA DENPASAR, 2021. [Online]. Available: <https://repo.isi-dps.ac.id/4541/>
- [6] M. Hobart, "Cultural Studies and Everyday Life: A Balinese Case," *J. Kaji. Bali*, vol. 12, no. 2, pp. 627–647, 2022, doi: 10.24843/JKB.2022.v12.i02.p15.
- [7] M. Nadal and O. Vartanian, "3Empirical Aesthetics: An Overview," in *The Oxford Handbook of Empirical Aesthetics*, Oxford University Press, 2022. doi: 10.1093/oxfordhb/9780198824350.013.1.
- [8] M. Mishra and P. B. Lourenço, "Artificial intelligence-assisted visual inspection for cultural

- heritage: State-of-the-art review,” *J. Cult. Herit.*, vol. 66, pp. 536–550, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.culher.2024.01.005>.
- [9] P. G. S. Nugraha Cipta, P. S. Udyana Putra, I. P. A. E. Darma Udayana, and I. P. D. G. Ambara Putra, “Smart Mobile Application for Detecting Balinese Masks to Introduce Balinese Culture to World Tourism,” vol. 13, no. 02, pp. 354–365, 2023, [Online]. Available: <http://ejournal.seaninstitute.or.id/index.php/InfoSains>
- [10] M. Banjaransari, A. Prahara, M. Banjaransari, and A. Prahara, “Image Classification of Wayang Using Transfer Learning and Fine-Tuning of CNN Models,” *Bul. Ilm. Sarj. Tek. Elektro*, vol. 5, no. 4, pp. 632–641, 2023, doi: 10.12928/biste.v5i4.9977.
- [11] K. Budiarta, D. M. Wiharta, and K. O. Saputra, “Balinese Mask Characters Classification using Bag of Visual Words Model,” *J. Electr. Electron. Informatics*, vol. 5, no. 1, p. 25, 2021, doi: 10.24843/jeei.2021.v05.i01.p05.
- [12] J. Cao, M. Yan, Y. Jia, X. Tian, and Z. Zhang, “Application of a modified Inception-v3 model in the dynasty-based classification of ancient murals,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2021, no. 1, Jul. 2021, doi: 10.1186/s13634-021-00740-8.
- [13] W. Mutlag, S. Ali, Z. Mosad, and B. H. Ghrabat, “Feature Extraction Methods: A Review,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1591, p. 12028, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1591/1/012028.
- [14] K. Hafidh, I. Muhimmah, and L. Rosita, “Pemrosesan Citra Digital dalam Klasifikasi Hasil Urinalisis Menggunakan Kamera Smartphone,” *J. Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 2, no. 1, p. 10, 2019, doi: 10.36595/jire.v2i1.70.
- [15] S. Kirstein, H. Wersing, H. M. Gross, and E. Körner, “A vector quantization approach for life-long learning of categories,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 5506 LNCS, no. PART 1, pp. 805–812, 2009, doi: 10.1007/978-3-642-02490-0_98.
- [16] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, “Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision,” *CVPR 2016*, vol. 2016, no. 1, pp. 2818–2826, 2016.
- [17] L. Ali, F. Alnajjar, H. A. Jassmi, M. Gocho, W. Khan, and M. A. Serhani, “Performance evaluation of deep CNN-Based crack detection and localization techniques for concrete structures,” *Sensors*, vol. 21, no. 5, p. 1688, Mar. 2021, doi: 10.3390/s21051688.
- [18] J. Cao, M. Yan, Y. Jia, X. Tian, and Z. Zhang, “Application of a modified Inception-v3 model in the dynasty-based classification of ancient murals,” *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2021, no. 1, Jul. 2021, doi: 10.1186/s13634-021-00740-8.
- [19] S. Rizal, N. Ibrahim, N. Pratiwi, S. Saidah, and R. FU’ADAH, “Deep Learning untuk Klasifikasi Diabetic Retinopathy menggunakan Model EfficientNet,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 8, p. 693, 2020, doi: 10.26760/elkomika.v8i3.693.
- [20] B. Khasoggi, E. Ermatita, and S. Samsuryadi, “Efficient mobilenet architecture as image recognition on mobile and embedded devices,” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 16, no. 1, p. 389, Oct. 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v16.i1.pp389-394.
- [21] A. G. Howard et al., “MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications,” *arXiv.org*, Apr. 17, 2017. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [22] J. M. Banda, R. A. Angryk, and P. C. Martens, “Steps Toward Large-scale Solar Image Data Analysis to Differentiate Solar Phenomena,” no. June 2014, 2013, doi: 10.1007/s11207-013-0304-x
- [23] S. W. P. Listio, “Performance of Deep Learning Inception Model and MobileNet Model on gender prediction through eye image,” *Sinkron*, vol. 7, no. 4, pp. 2593–2601, Nov. 2022, doi: 10.33395/sinkron.v7i4.11887.