

Pengenalan Bangunan Pura Bali Menggunakan Metode InceptionV3 dan Xception

Erico Jochsen¹, Teny Handhayani²

¹Program Studi Teknik Informatika, ²Fakultas Teknologi Informatika

^{1,2}Universitas Tarumanagara

^{1,2}Jakarta, Indonesia

e-mail: ¹ericokevin12345@gmail.com, ²tenyh@fti.untar.ac.id

Diajukan: 23 Desember 2023; Direvisi: 23 Januari 2024; Diterima: 23 Januari 2024

Abstrak

Bali merupakan salah satu wilayah di Indonesia sangat dikenal sebagai tempat yang sering dikunjungi oleh wisatawan di Indonesia maupun luar negeri. Bali memiliki banyak peninggalan bangunan Sejarah. Bangunan pura di Bali memiliki karakteristik unik yang mencerminkan kekayaan budaya Indonesia. Sehingga banyak wisatawan yang tertarik untuk berlibur disana. Tetapi karena keunikan pada tiap bangunan pura disana menyebabkan kurangnya pengetahuan tentang bangunan Sejarah sehingga tujuan utama dari perancangan ini adalah untuk mengembangkan sistem pengenalan bangunan bersejarah pura di Indonesia melalui gambar bangunan. Secara lebih luas, kontribusi perancangan ini dapat diterapkan dalam pengembangan sistem serupa untuk wilayah-wilayah bersejarah lainnya di Indonesia, memperkaya upaya pelestarian dan promosi warisan budaya secara nasional. Dengan demikian, perancangan ini tidak hanya membuka jalan bagi inovasi dalam bidang pengenalan citra, tetapi juga memberikan dampak positif dalam melestarikan kekayaan budaya yang berharga. Penelitian ini menggunakan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode deep learning yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi citra dari data mentah. Penelitian ini menggunakan model CNN arsitektur InceptionV3 dan Xception. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma InceptionV3 menghasilkan akurasi 63% sedangkan arsitektur Xception menghasilkan akurasi senilai 52%.

Kata kunci: Bali, Pura, InceptionV3, Xception.

Abstract

Bali is one of the regions in Indonesia that is very well known as a place frequently visited by tourists in Indonesia and abroad. Bali has many historical building remains. Temple buildings in Bali have unique characteristics that reflect the richness of Indonesian culture. So many tourists are interested in holidaying there. However, because the uniqueness of each temple building there results in a lack of knowledge about historical buildings, the main aim of this design is to develop a system for recognizing historical temple buildings in Indonesia through building images. More broadly, this design contribution can be applied in the development of similar systems for other historical regions in Indonesia, enhancing efforts to preserve and promote national cultural heritage. In this way, this design not only paves the way for innovation in the field of image recognition, but also has a positive impact in preserving valuable cultural treasures. This research uses a proportion of 80% training data and 20% test data. Convolutional Neural Network (CNN) is a deep learning method that can be used to classify images from raw data. This research uses the CNN architecture model, i.e., InceptionV3 and Xception. The research results show that the InceptionV3 algorithm produces an accuracy of 63% while the Xception architecture produces an accuracy of 52%.

Keywords: Bali, Pura, CNN, InceptionV3, Xception.

1. Pendahuluan

Indonesia adalah negara yang memiliki kekayaan budaya berlimpah, semua itu dikarekan di berbagai negara Indonesia terdapat beragam suku, ras, dan agama. Kebudayaan tersebut terdiri dari rumah adat, pakaian adat, masakan, aksara dan drama [1]. Semua kebudayaan tersebut berawal dari aktivitas manusia pada zaman dahulu. Banyak hasil peninggalan yang menjadi saksi adanya kehidupan dan sejarah pada zaman itu. Setiap budaya di Indonesia memiliki ciri khasnya masing masing dalam bangunan, bentuk

di tiap tiap wilayah dari tahun ke tahun selalu berubah sesuai dengan perkembangan zaman [2]. Salah satu wilayah yang memiliki kekayaan peninggalan budaya yaitu Bali. Bali sangat dikenal sebagai tempat yang sangat indah dan sering dikunjungi oleh wisatawan di Indonesia maupun luar Indonesia. Tidak heran jika Bali merupakan tempat yang sering dikunjungi oleh banyak wisatawan karena peninggalan yang sangat unik seperti pura [3].

Bagi seorang umat hindu di Bali tempat ibadah atau bangunan suci yang digunakan untuk melakukan sembahyang disebut pura. Pura pada dasarnya memiliki ciri sebagai tempat pemujaan Tuhan Yang Maha Esa. Dikatakan tiap masing masing pura merupakan satu kesatuan dan tak dapat terpisahkan [4]. Pura adalah tempat ibadah hindu-buddha yang bentuk bangunannya berbeda dengan candi, pura memiliki area yang terbuka dikelilingi oleh tembok, pura terbesar yang terdapat di Bali yaitu pura Besakih [5]. Pura- pura yang terdapat di Bali ini sangat sering dikunjungi oleh wisatawan Indonesia maupun luar Indonesia sebagai tempat liburan dan tempat ibadah. Seiring dengan berkembangnya teknologi bangunan bangunan bersejarah di Indonesia mengalami perkembangan yang pesat juga dari sisi tekstur dan bentuk tujuannya untuk dapat terus dilestarikan dan dijaga keasliannya sehingga tidak akan terlupakan [6].

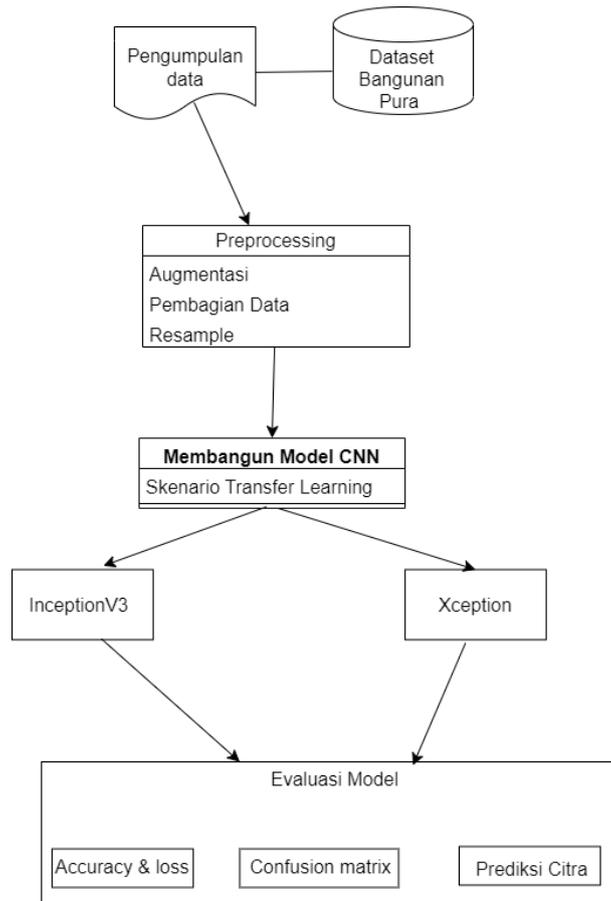
Bangunan pura memiliki ciri khas yang dapat dikatakan unik dari sisi bentuk dan ukuran oleh karena itu proses perancangan yang dapat mengenali bangunan bersejarah di Indonesia berdasarkan objek gambar akan memudahkan wisatawan dalam membandingkan bermacam macam pura yang terdapat di Bali [7]. Masalah ini dapat diselesaikan dengan menggunakan citra digital. Implementasi yang cocok dalam pembangunan citra digitak adalah Perancangan pengenalan “Bangunan Bersejarah Indonesia”. Perancangan ini akan menggunakan metode *Deep Learning*. *Deep Learning* menjadi suatu pilihan yang tepat dalam hal pendeteksi suatu objek gambar [8]. Dapat dikatakan menjadi pilihan yang tepat dikarenakan pada zaman yang sudah berkembang ini *Deep Learning* sering di gunakan pada deteksi objek pada bidang *computer vision* dan *image processing* [9]. Terdapat berbagai macam algoritma yang dapat digunakan dalam bidang *computer vision*, salah satu algoritma yang dapat digunakan yaitu *Convolutional Neural Network* atau sering disebut CNN. CNN sendiri memiliki kegunaan untuk mengenali suatu objek 2 dimensi pada gambar [10]. CNN merupakan algoritma *Supervised Learning*, dikatakan demikian dikarenakan algoritma CNN diberikan suatu input berupa label label di setiap kategori gambar pura yang ada untuk memberikan informasi apa yang perlu dilakukan oleh sistem [11]. Algoritma CNN akan mempelajari tiap pola pada data gambar, setelah itu tiap pola akan dihubungkan dengan label yang sesuai. Pada dasarnya algoritma CNN sangat sering digunakan untuk hal pengenalan gambar, segmentasi pada objek yang memerlukan pemahaman terhadap data dengan label [12].

Transfer Learning adalah teknik yang digunakan untuk mentransfer pengetahuan atau keterampilan yang diperoleh sebelumnya ke konteks baru atau berbeda. Ini adalah teknik di bidang pembelajaran mesin yang memungkinkan transfer model atau pengetahuan dari satu konteks ke konteks lainnya [13]. *Transfer learning* sangat membantu dalam perihal pelatihan model, model yang dilatih akan diproses lebih cepat saat menggunakan transfer learning dan akurasi akan meningkat [14]. Arsitektur arsitektur yang sering digunakan pada umumnya yaitu VGG, Inception, Resnet dan lain sebagainya [15].

Tujuan dari perancangan ini adalah menguji model InceptionV3 dan Xception untuk melakukan pengenalan pada bangunan bersejarah pura di Bali. Model terbaik akan digunakan untuk membangun sistem yang bermanfaat untuk mengenali bangunan Pura. Sistem ini merupakan bagian dari aplikasi yang diberi nama “Bangunan Bersejarah Indonesia” dengan data input image atau gambar bersejarah di indonesia.

2. Metode Penelitian

Secara garis besar metode penelitian dijelaskan pada Gambar 1. Tahap pertama yaitu pengumpulan data. Data citra pura dikumpulkan dari Google image. Proses penentuan gambaran sistem dilakukan dengan menyiapkan data citra yang sudah diunduh. Kemudian akan dilakukan *preprocessing* sehingga data siap digunakan. Tahap *preprocessing* meliputi *augmentation*, pembagian data latih dan data uji, dan *resample*. Setelah melalui tahap *preprocessing* maka akan dilakukan pelatihan model untuk mengenali bangunan pura di Bali data citra. Pada tahap ini, model yang digunakan yaitu InceptionV3 dan Xception. Pada saat pelatihan, model dievaluasi menggunakan nilai akurasi dan nilai *loss*. Model yang baik memiliki nilai akurasi yang tinggi (mendekati 100%) dan nilai *loss* rendah (mendekati 0). Model yang terlatih diuji menggunakan data uji dan performanya dinilai dari nilai akurasi, precision, recall, f1-score dan confusion matrix. Model yang terbaik digunakan sebagai model untuk membangun website pengenalan bangunan pura di Bali.



Gambar 1. Metode Penelitian

Tahapan preprocessing data dalam implementasi Convolutional Neural Network (CNN) adalah langkah yang bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam penelitian. Hal ini dilakukan agar data siap untuk diproses dengan baik oleh model. Di bawah ini adalah penjelasan tahapan-tahapan tersebut:

1. Augmentasi Citra:

Proses ini dilakukan untuk mendapatkan lebih banyak citra. Di penelitian ini, dilakukan karena jumlah citra Newcastle lebih sedikit dibandingkan dengan citra lainnya. Dengan menghasilkan citra tambahan, kita dapat mengatasi ketidakseimbangan jumlah citra antar kategori [16].

2. Pembagian Data:

Tahapan ini terjadi saat menggunakan algoritma pembelajaran. Data dibagi menjadi bagian untuk pelatihan (train), pengujian (testing), dan validasi. Di penelitian ini, data citra dibagi dengan perbandingan 8:1:1 untuk data pelatihan, data pengujian, dan data validasi [16].

3. Resample Citra:

Resampling citra adalah proses untuk mengubah ukuran atau resolusi citra. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kualitas dan ukuran citra serta mengoptimalkan penggunaan memori dan kecepatan komputer. Di penelitian ini, jumlah sampel diatur agar setiap kelas memiliki 100 citra, sehingga tidak ada ketidakseimbangan kelas pada tahap pelatihan maupun pengujian. Selain itu, ukuran citra yang diuji coba adalah 460 x 460 piksel [16].

Convolutional Neural Network atau yang sering disebut CNN merupakan salah satu algoritma deep learning yang sering digunakan dalam hal pengenalan objek. Algoritma CNN sangat populer dalam pembelajaran computer vision dan menjadi terobosan dalam melakukan deteksi objek hingga pengenalan gambar gambar [17]. CNN masuk ke dalam jenis Deep Neural Network karena kemampuannya dalam mengaplikasikan data citra maupun gambar [18].

CNN terdiri dari beberapa lapisan yang bekerja untuk mengekstrak fitur dari gambar secara bertahap dan meningkatkannya. Lapisan-lapisan ini termasuk lapisan yang dikenal sebagai lapisan konvolusional

(convolutional layers) yang menerapkan operasi imersi dan penyaringan pada gambar, lapisan yang mengecilkan dimensi (pooling layers) yang mengurangi ukuran informasi dan memudahkan analisis, serta lapisan tersembunyi (hidden layers) yang berkontribusi pada pemahaman pola dan fitur dasar dalam data [19].

InceptionV3 adalah model jaringan saraf konvolusional multi-layer yang digunakan dalam bidang pembelajaran mesin, terutama dalam pengolahan citra dan visi komputer. Model ini dikembangkan oleh Google untuk mencapai kinerja tinggi dalam tugas-tugas klasifikasi dan analisis citra [20]. InceptionV3 menggunakan berbagai teknik kompleks untuk mengekstrak informasi dari citra secara efektif. Model ini didasarkan pada ide "blok-blok multi" yang memungkinkan model untuk mengekstrak fitur secara multi-layer dan multi-dimensi, yang memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam dan lebih luas tentang citra dan informasi visual [21].

Xception adalah model canggih dalam bidang jaringan saraf konvolusional (CNN) yang digunakan untuk pengolahan citra dan visi komputer. Model ini dikembangkan oleh Google dan dianggap sebagai perkembangan dari jaringan saraf konvolusional multi-layer. Xception didasarkan pada ide penting yaitu menggunakan operasi yang efektif dan kompleks yang dikenal sebagai operasi mendalam untuk memanfaatkan informasi yang tersedia dalam gambar secara maksimal. Xception dicirikan dengan ide Complete Separable Convolution yang menggunakan operasi mendalam untuk meningkatkan ekstraksi informasi dan fitur dari gambar secara akurat dan efisien [22].

Dengan menggunakan Complete Separable Convolution, Xception dapat mencapai kinerja tinggi dalam tugas-tugas seperti klasifikasi gambar dan pengenalan objek dan bentuk dalam gambar dengan akurasi tinggi. Model ini dicirikan dengan kemampuannya untuk menggunakan informasi secara efektif dan cerdas untuk mencapai hasil yang akurat dan komprehensif dalam bidang pengolahan citra.

Metode evaluasi yang digunakan yaitu confusion matrix, precision, recall, f1-score dan akurasi. *Confusion matrix* merupakan tabel yang berisikan jumlah benar dan tidaknya suatu data yang dikenali oleh suatu model [23]. *Confusion matrix* dapat diimplementasikan pada beberapa dimensi sesuai dengan jumlah kelas yang ada, contohnya pada penelitian ini diperoleh sebanyak 3 (tiga) buah kelas sehingga *confusion matrix* berdimensi 3x3. *Confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 2.

		Kelas Prediksi		
		A	B	C
Kelas Sebenarnya	A	AA	AB	AC
	B	BA	BB	BC
	C	CA	CB	CC

Gambar 2. Confusion Matrix 3 x 3

Pada tahap ini akan dilakukan evaluasi akurasi dengan mencocokkan data hasil prediksi. Confusion matrix banyak dikenal sebagai error matrix, sebenarnya confusion matrix sangat membantu dalam memberikan perbandingan hasil pengenalan yang akan dilakukan oleh model dengan hasil sebenarnya. Bentuk dari Confusion matrix seperti tabel matrix yang menggambarkan suatu kinerja model klasifikasi dengan data uji [24].

Pada evaluasi menggunakan *confusion matrix* terdapat 4 (empat) hasil klasifikasi yang terdiri dari *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). *True Positive* (TP) merupakan nilai positif yang benar diidentifikasi. *True Negative* (TN) merupakan nilai negatif yang diidentifikasi benar. *False Positive* (FP) merupakan nilai positif yang diidentifikasi salah. *False Negative* (FN) merupakan nilai *negative* yang diidentifikasi salah [25]. Metrik evaluasi untuk menghitung akurasi, precision, recall, dan f1-score dituliskan pada rumus (1) – (4).

- a. Akurasi (*Accuracy*): Metrik ini mengukur sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar bangunan pura di Bali. Akurasi adalah rasio antara jumlah prediksi yang benar dengan total sampel [26].

$$akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \tag{1}$$

- b. **Presisi (Precision):** Presisi mengukur sejauh mana model benar dalam mengklasifikasikan bangunan pura di Bali dari semua yang diprediksi positif. Presisi memberikan gambaran tentang sejauh mana prediksi positif model adalah benar [26].

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

- c. **Recall (Sensitivitas):** Recall mengukur sejauh mana model dapat mendeteksi semua pasien dengan penyakit jantung yang sebenarnya. Recall menggambarkan kemampuan model untuk mengidentifikasi kasus positif [26].

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

- d. **F1-Score:** F1-Score adalah ukuran gabungan dari presisi dan recall. Ini memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model dengan mempertimbangkan baik presisi maupun recall [26].

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \tag{4}$$

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini membahas langkah-langkah yang diambil dalam mengumpulkan data, prapemrosesan data, dan hasil pembuatan model klasifikasi untuk mengenali berbagai jenis pura di Bali dalam konteks "Bangunan Bersejarah Indonesia." Data yang digunakan mencakup gambar-gambar pura yang mewakili enam jenis berbeda: Pura Besakih, Pura Lempuyangan, Pura Luhur Uluwatu, Pura Tanah Lot, Pura Tirta Empul, dan Pura Ulun Danu Beratan. Dalam penelitian ini, terdapat tiga tahap utama, yaitu pengumpulan data, prapemrosesan data, dan pembuatan model klasifikasi. Selain itu, dilakukan evaluasi hasil dengan membagi data menjadi dua skenario berbeda, yaitu dengan perbandingan 80% data latih dan 20% data uji.

3.1. Data

Penelitian dimulai dengan mengumpulkan dataset yang berisi gambar-gambar dari berbagai jenis pura di Bali. Dataset ini sangat penting karena akan digunakan untuk melatih dan menguji perancangan dalam mengenali bangunan bersejarah di Indonesia. Ada enam jenis pura yang dikenali dalam perancangan ini, yaitu Pura Besakih, Pura Lempuyangan, Pura Luhur Uluwatu, Pura Tanah Lot, Pura Tirta Empul, dan Pura Ulun Danu Beratan. Masing-masing jenis pura memiliki 100 gambar yang berbeda, sehingga totalnya ada 600 gambar. Ini memberikan keragaman yang cukup dalam dataset untuk melatih model dengan baik. Sampel data dapat dilihat pada Gambar 3. Dataset yang dikumpulkan di dapat dari google image dengan total dataset sebanyak 600 gambar bangunan pura. Tabel 1 menampilkan nama pura dan jumlah datanya.



Gambar 3. Pula Besakih

Tabel 1. Jumlah dataset

No	Data Citra	Jumlah Citra
1	Pura Tirta Empul	100
2	Pura Besakih	100
3	Pura Tanah Lot	100
4	Pura Luhur Uluwatu	100
5	Pura Ulun Danu Beratan	100
6	Pura Lempuyangan	100

Pemilihan jenis-jenis pura yang berbeda adalah langkah yang bijak, karena ini memungkinkan model untuk belajar mengenali variasi dalam arsitektur dan desain yang unik dari masing-masing pura. Jika dataset hanya terdiri dari satu jenis pura, maka model mungkin hanya akan belajar untuk mengidentifikasi pura tersebut tanpa mampu membedakan jenis pura yang lain.

3.2. Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* teknik augmentasi digunakan dengan tujuan agar untuk memperbesar ukuran kelas minoritas guna mengoptimalkan performa model dan menghindari overfitting. Selain itu, augmentasi tidak mempengaruhi distribusi label dataset asli dan meningkatkan variance. Proses augmentasi citra ini dilakukan dengan *rotation_range=40*, *shear_range=0.2*, *horizontal_flip= true*. Hasil augmentasi citra bisa dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Augmentasi Citra

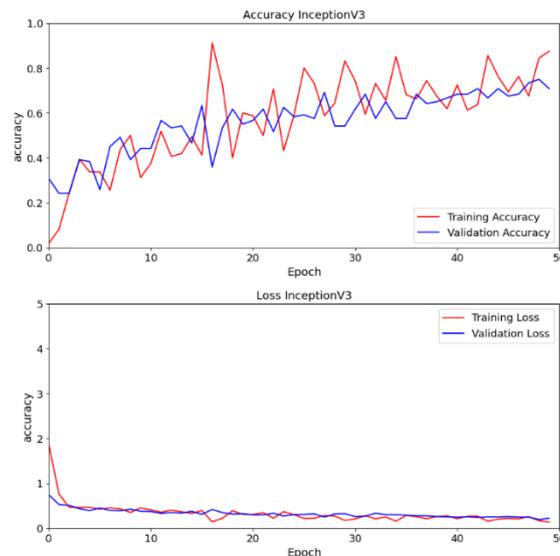
3.3. Pelatihan dan Pengujian Model

Pada tahap ini model InceptionV3 dan Xception digunakan untuk model klasifikasi data citra pura di Bali. Kedua arsitektur tersebut digunakan untuk membandingkan arsitektur mana yang akan menghasilkan akurasi terbaik saat melakukan pengenalan bangunan pura di Bali.

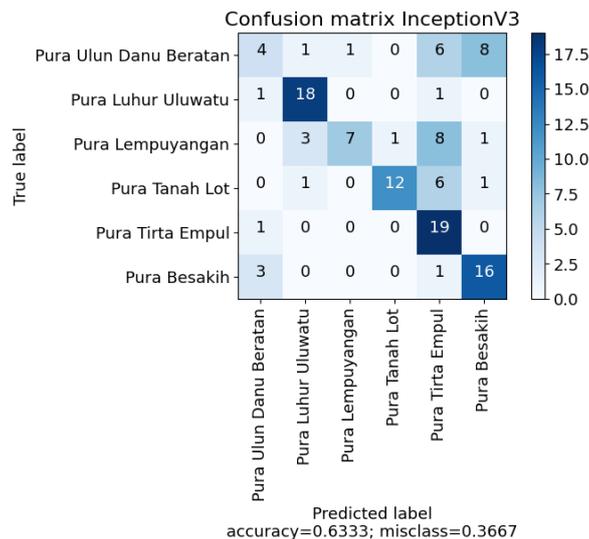
Model dievaluasi menggunakan metode akurasi, precision, recall, dan f1-score. Hasil evaluasi model InceptionV3 ditampilkan pada Tabel 2. Pengenalan bangunan pura berdasarkan arsitektur *InceptionV3* memiliki rata – rata nilai akurasi 63% dan f1-score 61%. Grafik akurasi dan loss berdasarkan hasil pengolahan data latih dan data validasi ditampilkan pada Gambar 5. Nilai akurasi bertambah dan nilai loss berkurang sejalan dengan bertambahnya epoch. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar nilai akurasi yang dihasilkan, maka semakin baik model yang diusulkan. Artinya, semakin kecil nilai loss yang dihasilkan, semakin kecil pula tingkat error yang dialami.

Tabel 2. Hasil evaluasi metode InceptionV3

	precision	recall	f1-score
Pura Ulun Danu Beratan	44%	20%	28%
Pura Luhur Uluwatu	78%	90%	84%
Pura Lempuyangan	88%	35%	50%
Pura Tanah Lot	92%	60%	73%
Pura Tirta Empul	46%	95%	62%
Pura Besakih	62%	80%	70%
Accuracy			63%
macro avg	68%	63%	61%
weighted avg	68%	63%	61%



Gambar 5. Hasil Grafik akurasi dan loss InceptionV3



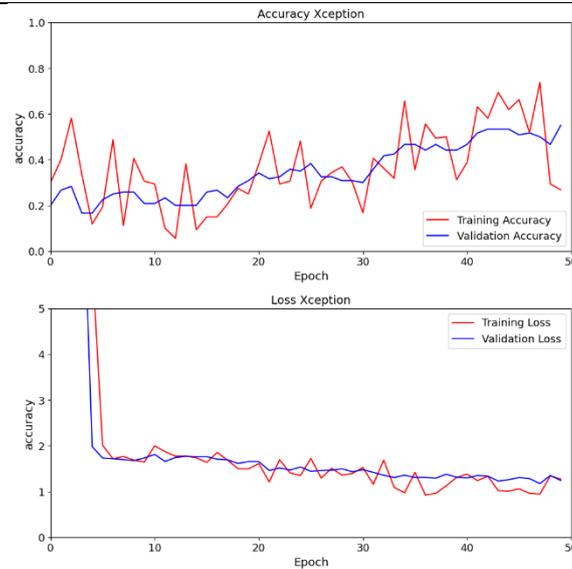
Gambar 6. Confusion matrix metode metode InceptionV3

Confusion matrix hasil evaluasi metode InceptionV3 ditampilkan pada Gambar 6. Citra Pura Ulun Danu Beratan salah dideteksi sebagai citra Pura Besakih sebanyak 8 gambar atau 40%. Pura Ulun Danu Beratan juga salah dideteksi sebagai Pura Tirta Empul sebesar 6 citra atau 30%. Pura Lempuyangan salah

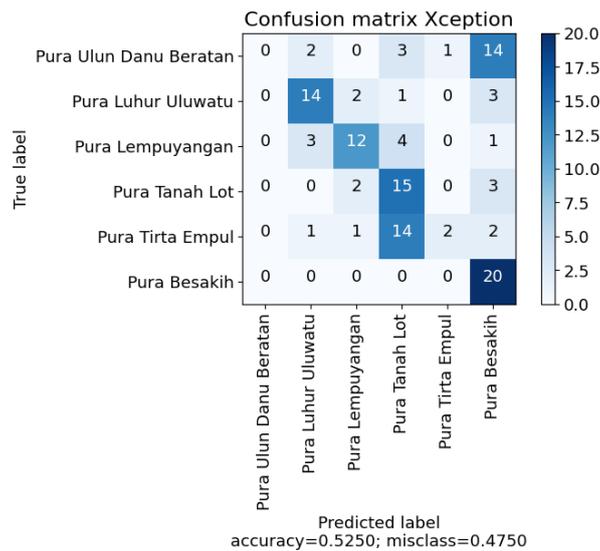
dideteksi sebagai Pura Tirta Empul sebanyak 8 citra atau 40%. Metode InceptionV3 bekerja dengan baik untuk mengenali citra Pura Luhur Uluwatu, Pura Tanah Lot, Pura Tirta Empul, dan Pura Besakih.

Tabel 3. Hasil evaluasi metode Xception

	precision	recall	f1-score
Pura Ulun Danu Beratan	0%	0%	0%
Pura Luhur Uluwatu	70%	70%	70%
Pura Lempuyangan	71%	60%	65%
Pura Tanah Lot	41%	75%	53%
Pura Tirta Empul	67%	10%	17%
Pura Besakih	47%	00%	63%
Accuracy macro avg	49%	53%	53%
Accuracy weighted avg	49%	53%	45%



Gambar 7. Hasil Grafik akurasi dan Loss metode Xception



Gambar 8. Confusion matrix Xception

Tabel 3 menampilkan evaluasi metode Xception menggunakan data uji. Hasil evaluasi model arsitektur *Xception* memiliki nilai rata-rata akurasi sebesar 53% dan f1-score 45%. Grafik akurasi dan loss metode Xception ditampilkan pada Gambar 7. Nilai akurasi dari epoch 1 sampai 50 tidak bertambah secara signifikan. Nilai loss berkurang seiring bertambahnya epoch. Confusion matrix dari metode Xception ditampilkan pada Gambar 8. Metode Xception bekerja dengan baik untuk mengenali Pura Luhur Uluwatu, Pura Lempuyangan, Pura Tanah Lot dan Pura Besakih. Metode Xception tidak bekerja dengan baik untuk mengenali Pura Ulun Danu Beratan dan Pura Tirta Empul.

Berdasarkan hasil eksperimen, metode InceptionV3 mengungguli kinerja Xception. Metode InceptionV3 akan digunakan sebagai model untuk membangun sistem informasi pengenalan Pura di Bali sebagai bagian dari sistem pengenalan Bangunan Bersejarah Indonesia. Secara umum, dataset untuk pengenalan Pura di Bali merupakan citra yang kompleks karena dalam sebuah citra tidak hanya terdapat bentuk pura tetapi ada banyak bentuk lainnya, misalnya pohon, langit, dan laut. Waktu pengambilan citra mempengaruhi warna langit, misalnya citra yang diambil pada waktu siang ketika cuaca cerah maka langit berwarna biru. Citra yang diambil pada waktu sore menjelang matahari terbenam, langit tidak lagi berwarna biru. Hal ini dapat menyebabkan terjadinya salah pengenalan. Klasifikasi dan pengenalan bangunan menggunakan data citra merupakan hal kompleks [27]. Pura Ulun Danu Beratan merupakan kelas yang paling sulit dikenali karena kualitas citra yang sebagian besar diambil hanya dari satu perspektif. Metode InceptionV3 mengungguli kinerja Xception untuk mengenali citra Pura di Bali. Hal ini dapat terjadi karena beberapa faktor yaitu kompleksitas citra, dan kualitas citra. Data citra yang digunakan berasal dari Google Image di mana kualitas gambar berbeda-beda. Jumlah dataset kurang mencukupi untuk melatih model supaya mendapatkan performa yang bagus. Pada penelitian ini, kinerja metode InceptionV3 dan Xception masih belum optimal karena nilai rata-rata akurasi tertinggal dan f1-score dibawah 65%.

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini, performa algoritma InceptionV3 mengungguli Xception dengan memperoleh nilai akurasi 63% dan f1-score 52%. Metode InceptionV3 bekerja dengan baik untuk mengenali citra Pura Luhur Uluwatu, Pura Tanah Lot, Pura Tirta Empul, dan Pura Besakih. Akan tetapi, InceptionV3 kurang optimal dalam mengenai citra Pura Ulun Danu Beratan dan Pura Lempuyangan. Kualitas citra dan waktu pengambilan citra mempengaruhi hasil pengenalan. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menambahkan dataset yang beragam untuk pelatihan model sehingga model dapat belajar dengan optimal dan dapat mengenali Pura di Bali dengan akurasi yang lebih tinggi. Saran untuk penelitian ini yaitu menambahkan metode segmentasi untuk mendapatkan bentuk pura dan memisahkannya dari objek lain sehingga bisa meningkatkan akurasi pengenalan.

Daftar Pustaka

- [1] I. M. A. Dwisada, I. G. A. G. A. Kadyanan dan I. D. M. B. A. Darmawan, "Perancangan Rule Base Alih Aksara Bali Menjadi Huruf Latin Pada," dalam Prosiding Seminar Nasional Universitas Ma Chung, Malang, 2022.
- [2] S. Aulia dan G. Pradini, "Dampak Lingkungan Dan Sosial Pengembangan Pariwisata Di Desa Wisata Pulesari Jogyakarta," *Jurnal Ilmiah Hospitality Management*, vol. V, no. 1, pp. 775-786, 2022.
- [3] A. L. Manuaba dan I. N. Sudirman, *Mengenal Dasar-Dasar Filosofis dan Sejarah Arsitektur Tradisional Bali*, Badung: Nilacakra, 2019.
- [4] I. N. B. Pramatha, "Representasi Nilai Kearifan Lokal Pada Peninggalan Sejarah di Bali Serta Potensinya Sebagai sumber Pembelajaran Sejarah.," *Jurnal Program Studi Pendidikan Sejarah*, vol. 10, no. 2, pp. 223-236, 2022.
- [5] N. D. Saliya, "Relasi Pura Besakih Dengan Hotel The Apurva Kempinski Bali Ditinjau Dari Tata," *Riset Arsitektur (Risa)*, vol. V, no. 3, pp. 207-222, 2021.
- [6] A. W. Bawono, B. Hidayat dan S. Nugroho, "Deteksi Area Hutan Berbasis Citra Google Earth Menggunakan Metode Grey-level-co-occurrence Matrix (glcm) Dan Support Vector Machine (svm)," *Eproceedings Of Engineering*, vol. 6, no. 1, 2019.
- [7] D. P. Pamungkas, "Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae)," *Orchidaceae*, vol. 1, no. 2, 2019.

-
- [8] L. Liu, W. Ouyang, X. Wang, P. Fieguth, J. Chen, X. Liu dan M. Pietikäinen, "Deep learning for generic object detection," *International journal of computer vision*, vol. 128, pp. 261-318, 2020.
- [9] L. Jiao, F. Zhang, F. Liu, S. Yang, L. Li, Z. Feng dan R. Qu, "A Survey of Deep Learning-Based Object Detection," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 128837 - 128868, 2019.
- [10] R. Primartha, *Algoritma Machine Learning*, Informatika, 2021.
- [11] J. Naranjo-Torres, M. Mora, R. Hernández-García, R. J. Barrientos, C. Fredes dan A. Valenzuela, "A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 10, 2020.
- [12] M. Tripathi, "Analysis of Convolutional Neural Network based Image Classification Techniques," *Journal of Innovative Image Processing (JIIP)*, vol. 3, no. 2, pp. 100-117, 2021.
- [13] H. Lee, S. Eum dan H. Kwon, "Is Pretraining Necessary for hyperspectral image classification?," dalam *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Yokohama, 2019.
- [14] H.-K. Jeon, S. Kim, J. Edwin dan C.-S. Yang, "Sea Fog Identification from GOCI Images Using CNN Transfer Learning Models," *Electronics*, vol. 9, no. 2, 2020.
- [15] A. Krizhevsky, I. Sutskever dan G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," dalam *NeurIPS Proceedings*, Long Beach California, 2017.
- [16] M. R. Fauzi, P. Eosina dan D. Primasari, "Deteksi Coronavirus Disease Pada X-Ray Dan CT-Scan Paru Menggunakan Convolutional Neural Network," *Junal Sains dan Sist. Inf*, vol. 3, no. 2, 2020.
- [17] B. D. Hartomo, Hendrayudi dan Mudini, "Penerapan Computer Vision Untuk Absensi Wajah Berbasis Algoritma CNN Pada Guru Smk Excellent 1 Tangerang," *Jurnal Teknik Informatika Mahakarya (JTIM)*, vol. 4, no. 2, pp. 69-72, 2021.
- [18] S. Alden dan B. N. Sari, "Implementasi Algoritma CNN Untuk Pemilahan Jenis Sampah Berbasis Android Dengan Metode CRISP-DM," *Jurnal Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 62-71, 2023.
- [19] S. F. Handono dan F. A. B. Rahmat, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Deteksi Retinopati Diabetik," *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 1, no. 2, pp. 669-678, 2020.
- [20] U. Ungkawa dan G. A. Hakim, "Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3.," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 11, no. 3, p. 731, 2023.
- [21] E. Y. Puspaningrum dan H. Maulana, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Daun Apel pada Imbalanced Data," *Prosiding Seminar Nasional Informatika Bela Negara*, vol. 1, pp. 169-175, 2020.
- [22] M. F. Naufal dan S. F. Kusuma, "Pendeteksi citra masker wajah menggunakan CNN dan Transfer Learning," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, no. 6, pp. 1293-1300, 2021.
- [23] N. D. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J-Sakti (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, vol. 5, no. 2, pp. 697-711, 2021.
- [24] E. Fauziningrum dan E. I. Suryaningsih, "Evaluasi Dan Prediksi Penguasaan Bahasa Inggris Maritim Menggunakan Metode Decision Tree Dan Confusion Matrix," *Journal Sains Dan Teknologi Maritim*, vol. 22, no. 1, pp. 41-50, 2021.
- [25] R. Rachmatika dan A. Bisri, "Perbandingan Model Klasifikasi Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa," *Jepin (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, vol. 6, no. 3, pp. 417- 422, 2020.
- [26] M. I. Fikri, T. S. Sabrila dan Y. Azhar, "Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Twitter," *Smatika Jurnal: Stiki Informatika Jurnal*, vol. 10, no. 2, pp. 71-76, 2020.

- [27] T. Handhayani, A. H. Pawening dan J. Hendryli, "An Automatic Recognition System for Digital Collections of Indonesian Traditional Houses Using Convolutional Neural Networks for Cultural Heritage Preservation," *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, vol. 22, no. 2, 2023.