



## IMPLEMENTASI *MOBILENETV2* UNTUK APLIKASI EDUKASI SEJARAH MONUMEN NASIONAL BERBASIS *COMPUTER VISION*

Ryan Rahman<sup>1</sup>, Sherly Maharani<sup>2</sup>, Maria Igniosa Toni<sup>3</sup>, Khairul Rizal<sup>4</sup>,  
Susliansyah<sup>5</sup>, Rahmat Hidayat<sup>6</sup>

<sup>1</sup>rahmanryan1004@gmail.com, <sup>2</sup>sherlymaharani281@gmail.com, <sup>3</sup>mariaikni91@gmail.com,  
<sup>4</sup>khairul.krl@bsi.ac.id, <sup>5</sup>susliansyah.slx@bsi.ac.id, <sup>6</sup>rahmat.rhh@bsi.ac.id  
<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Fakultas Teknik & Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

### Abstrak

Kemajuan teknologi *mobile* dan kecerdasan buatan telah membuka peluang baru dalam penyediaan materi pendidikan interaktif pada ranah sejarah dan pariwisata. Penelitian ini mengembangkan aplikasi *mobile* edukatif untuk Monumen Nasional dengan menerapkan model *MobileNetV2* dalam tugas *computer vision*. Aplikasi memungkinkan pengunjung memindai objek sejarah dari Monas menggunakan kamera *smartphone* dan memperoleh informasi secara instan. Model *MobileNetV2* dipilih karena efisiensi komputasi, ukuran ringan, dan akurasi tinggi yang sesuai untuk perangkat *mobile*. Penelitian ini melibatkan lima tahap utama berdasarkan metode *CRISP-DM*: analisis kebutuhan, pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, pelatihan model, serta integrasi model ke aplikasi. Hasil pengujian menunjukkan akurasi klasifikasi sebesar 99%, nilai *loss* 0,02, dan nilai *loss* saat validasi 0,06, menandakan model mencapai konvergensi stabil dengan indikasi *overfitting* yang ringan. Temuan ini menunjukkan efektivitas *MobileNetV2* dalam aplikasi edukatif berbasis *computer vision* yang efisien di perangkat *mobile*, serta berkontribusi pada pelestarian budaya melalui media edukatif interaktif.

**Kata kunci:** Aplikasi *Mobile*, *Computer Vision*, *MobileNetV2*, Monumen Nasional, *CRISP-DM*.

### Abstract

*Advances in mobile technology and artificial intelligence have opened new opportunities in the provision of interactive educational media in the fields of history and tourism. This study developed an educational mobile application for the National Monument by applying the MobileNetV2 model in computer vision tasks. The application allows visitors to scan historical objects from Monas using a smartphone camera and obtain information instantly. The MobileNetV2 model was chosen for its computational efficiency, light weight, and high accuracy, which are suitable for mobile devices. This research involved five main stages based on the CRISP-DM method: needs analysis, data collection, image pre-processing, model training, and model integration into the application. Test results showed a classification accuracy of 99%, a loss value of 0.02, and a validation loss value of 0.06, indicating that the model achieved stable convergence without overfitting. These findings demonstrate the effectiveness of MobileNetV2 in efficient computer vision-based educational applications on mobile devices and contribute to cultural preservation through interactive educational media.*

**Keywords:** *Mobile Application, Computer Vision, MobileNetV2, Monumen Nasional, CRISP-DM.*

### 1. Pendahuluan

Monumen Nasional atau yang sering disebut Monas merupakan tempat wisata yang dibangun pada tahun 1961, menjadi salah satu ikon bersejarah di Indonesia yang menjadi simbol perjuangan bangsa dalam merebut kemerdekaan [1]. Monas berfungsi sebagai destinasi wisata sekaligus sarana edukasi sejarah bagi masyarakat, khususnya generasi muda. Namun, di era digital, minat terhadap pembelajaran sejarah menurun karena keterbatasan media yang menarik dan interaktif. Akibatnya, banyak pengunjung hanya menikmati keindahan Monas tanpa memperoleh pemahaman mendalam tentang nilai sejarah dan filosofi yang dikandungnya. Kondisi ini menegaskan kebutuhan akan media pembelajaran inovatif yang dapat menyajikan pengalaman belajar yang menarik, interaktif, dan mudah diakses.

---

Masalah utama adalah kurangnya media pendidikan berbasis teknologi yang dapat membantu pengunjung berinteraksi dengan informasi sejarah. Brosur dan papan informasi di kawasan Monas tidak cukup menarik bagi generasi muda yang terbiasa dengan alat digital. Selain itu, aplikasi seluler yang dapat secara otomatis mengenali artefak atau objek untuk memberikan informasi instan juga masih terbatas. Namun, seiring dengan perkembangan teknologi penglihatan komputer dan pembelajaran mesin, peluang untuk menciptakan pengalaman pendidikan yang imersif semakin meningkat.

Pengembangan aplikasi *mobile* berbasis *computer vision* dapat menjadi solusi untuk memberikan pengalaman edukatif baru bagi pengunjung Monumen Nasional. Dengan memanfaatkan kamera *smartphone*, pengunjung dapat memindai objek atau artefak, kemudian memperoleh informasi yang sesuai secara langsung. *Computer vision* merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang melatih komputer agar mampu memahami, menganalisis, serta mengambil keputusan berdasarkan data visual, seperti gambar dan video [2]. Karena kemampuannya dalam menganalisis pola visual pada gambar, CNN berguna untuk *computer vision* [3][4]. Menurut [5] *Convolutional Neural Network* (CNN) atau yang dikenal sebagai *Convolutional Networks* merupakan jenis jaringan saraf buatan yang sangat populer di saat ini, dengan lapisan yang banyak dan termasuk salah satu varian dari *deep neural networks*. Biasanya CNN dimaksudkan untuk mengelompokkan atau mengenali gambar digital. Arsitektur *MobileNetV2* dikembangkan oleh *Google AI* pada tahun 2018 untuk mendukung penerapan CNN pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Arsitektur ini dirancang agar efisien dan ringan, sehingga cocok digunakan pada aplikasi berbasis *mobile*, *IoT*, dan *edge computing* [6].

Berbagai studi sebelumnya telah menerapkan teknologi *computer vision* dan *deep learning* untuk tujuan deteksi dan klasifikasi objek citra dalam berbagai bidang aplikasi. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh [7] berjudul “Perancangan Aplikasi *Android* untuk Perhitungan Nutrisi Makanan Pencegah Stunting dengan Metode CNN di Jakarta” mengimplementasikan arsitektur *MobileNetV2* dalam proses klasifikasi gambar makanan, yang memungkinkan perhitungan kandungan nutrisi secara otomatis. Studi tersebut melaporkan tingkat akurasi sebesar 94,6% dan mengembangkan sebuah aplikasi berbasis *Android* yang mendukung masyarakat dalam pemantauan asupan nutrisi secara *real-time*. Meski demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan fokus, yakni hanya pada klasifikasi jenis makanan untuk pencegahan *stunting*, tanpa mengkaji aspek pengenalan objek lingkungan atau monumen dalam konteks edukatif yang berlandaskan sejarah. Selain itu [8] dalam penelitiannya yang berjudul “Aplikasi *Face Mask Detection* Menggunakan *Neural Network Mobilenetv2* Berbasis *Android*” menggunakan model *MobileNetV2* untuk mendeteksi penggunaan masker secara langsung melalui kamera di *smartphone*. Aplikasi tersebut sudah mencapai akurasi sebesar 90% dalam mendeteksi objek wajah dengan atau tanpa masker, serta menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* memiliki efisiensi yang tinggi untuk penerapan pada perangkat *mobile* berbasis *Android*. Namun, belum ada penelitian yang memanfaatkan arsitektur ini untuk pengenalan objek sejarah dalam konteks edukatif berbasis budaya.

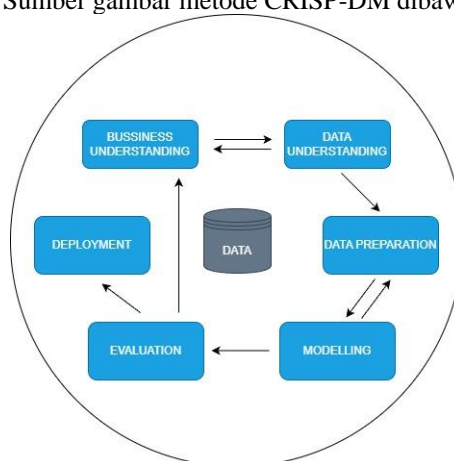
Penelitian “Perancangan Aplikasi *Android* untuk Perhitungan Nutrisi Makanan Pencegah Stunting dengan metode CNN di Jakarta” menerapkan *MobileNetV2* untuk klasifikasi gambar makanan guna menghitung nutrisi pencegah stunting, mencapai akurasi 94,6% pada 20 kategori makanan dari dataset 1847 gambar. Penelitian “Aplikasi *Face Mask Detection* Menggunakan *Neural Network Mobilenetv2* Berbasis *Android*” menggunakan *MobileNetV2* untuk mendeteksi masker wajah secara langsung pada *Android* (Kotlin), dan hasil akurasi 90% dari 60% objek uji non-training. Namun terbatas hanya satu wajah, khusus *Android*, dan sensitif terhadap background/pencahayaan. Kedua studi terbatas pada domain spesifik yaitu nutrisi makanan dan deteksi masker, tanpa menyentuh konteks edukasi sejarah/budaya seperti pengenalan objek monumen wisata (Monas), di mana tantangan *Out of Distribution* (OOD) data lebih kompleks akibat variasi lingkungan luar ruang (cuaca, sudut, keramaian).

Dalam penelitian ini digunakan model *MobileNetV2*, yang dikenal memiliki performa tinggi dengan kebutuhan komputasi rendah, maka sangat sesuai untuk diterapkan pada perangkat *mobile*. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan *MobileNetV2* untuk edukasi sejarah berbasis lokasi wisata Monas, berbeda dari studi sejenis seperti fokus pada nutrisi makanan dan deteksi masker. Dengan penanganan khusus *Out of Distribution* (OOD) data melalui augmentasi variasi lingkungan (pencahayaan, sudut, cuaca), menghasilkan aplikasi interaktif pertama yang mengintegrasikan *computer vision* dengan narasi budaya

untuk pelestarian warisan nasional. Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat dan mengoptimalkan aplikasi *mobile* edukasi yang mampu mengenali objek sejarah di Monumen Nasional dan menyajikan informasi yang relevan secara interaktif. Diharapkan aplikasi ini dapat mendukung pelestarian budaya sekaligus meningkatkan minat masyarakat, khususnya generasi muda, dalam mempelajari sejarah bangsa melalui pendekatan teknologi *modern*.

## 2. Metode

Metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) dipilih sebagai pendekatan utama dalam penelitian ini untuk mengembangkan aplikasi *mobile* edukatif berbasis *computer vision*. Metode ini digunakan karena menyediakan struktur kerja yang terorganisir dan terstruktur dalam pengolahan data, mulai dari masalah hingga penerapan model dalam sistem aplikasi. *CRISP-DM* mencakup enam siklus utama, yakni *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [9]. Sumber gambar metode CRISP-DM dibawah ini berasal dari buku [10].



Gambar 1. Metode CRISP-DM





### 2.1 Business Understanding

Langkah pertama dari proses ini yaitu *Business Understanding* yang menitikberatkan pada identifikasi tujuan dan kebutuhan proyek. Proses ini perlu dilakukan guna mendapatkan gambaran umum dari proyek dan sumber data yang dibutuhkan [11]. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat aplikasi *mobile* edukatif yang bisa mengenali citra dari objek sejarah yang berada di Monumen Nasional dengan menggunakan model *MobileNetV2*. Aplikasi tersebut diharapkan dapat membantu pengguna, terutama pelajar dan wisatawan, dalam memperoleh informasi sejarah dan pengetahuan umum tentang Monumen Nasional secara interaktif dan menarik. Permasalahan utama yang diangkat adalah bagaimana menerapkan teknologi *computer vision* secara efektif untuk mengenali objek bersejarah serta menyajikan informasi edukatif yang cepat, akurat, dan mudah diakses melalui perangkat *mobile*.

### 2.2 Data Understanding

Tahap kedua, *Data Understanding*, berfokus pada proses pengumpulan serta analisis pendahuluan data yang dimanfaatkan untuk pelatihan model [11]. Dataset terdiri atas kumpulan citra objek sejarah di lingkungan Monumen Nasional yang diambil dari berbagai sudut pandang, kondisi pencahayaan, serta latar belakang berbeda. Data diperoleh melalui pengambilan gambar langsung di lingkungan Monumen Nasional. Pada tahap ini dilakukan eksplorasi awal terhadap karakteristik data, mencakup pemeriksaan format berkas, resolusi citra, jumlah data per kelas, serta kualitas visual. Citra yang buram, duplikat, atau tidak relevan disaring untuk memastikan kualitas dataset dan menghindari penurunan performa model.

Tabel 1. Citra Patung









No	Nama Citra	Patung Citra
1.	Pangeran Diponegoro	
2.	Ikada	
3.	RA Kartini	
4.	Chairil Anwar	
5.	MH Thamrin	

Dataset penelitian ini terdiri dari lima kelas utama objek patung yang berada di kawasan Monumen Nasional, yaitu Patung Pangeran Diponegoro, Patung Ikada, Patung R.A. Kartini, Patung Chairil Anwar, dan Patung M.H. Thamrin, dengan total 600 citra. Selain itu, ditambahkan satu kelas tambahan yaitu kelas *unknown* yang berisi 130 citra acak non-sejarah yang digunakan agar model mampu mengenali data yang ada di luar distribusi (*Out-of-Distribution/OOD*). Penambahan kelas ini berfungsi sebagai mekanisme deteksi *OOD*, sehingga model dapat membedakan antara objek sejarah yang relevan dan citra acak yang tidak termasuk kategori pelatihan utama.

### 2.3 Data Preparation

Langkah ketiga melakukan pra-pemrosesan data yang ditujukan untuk melatih model, hal tersebut bertujuan agar model dapat berjalan optimal dan berjalan dengan efisien [12]. Seluruh citra disesuaikan ukurannya menjadi 224x224 piksel untuk menyesuaikan input *MobileNetV2*. Setiap nilai piksel gambar disesuaikan agar model lebih efisien mengenali pola visual. Proses augmentasi data diterapkan untuk guna menambah keragaman gambar pelatihan tanpa menambah jumlah data secara manual. Teknik augmentasi yang dilakukan meliputi rotasi 90°, flip *horizontal* dan *vertikal*, penyesuaian *hue*, saturasi, kecerahan (*brightness*), dan *exposure*, serta penambahan efek *blur* dan *noise*. Rotasi dan *flip* memungkinkan model untuk mendeteksi objek dari berbagai perspektif dan posisi, sedangkan penyesuaian warna mensimulasikan variasi pencahayaan. Efek *blur* dan *noise* berfungsi mensimulasikan gangguan visual seperti citra yang buram. Pendekatan ini meningkatkan keragaman data pelatihan, menurunkan risiko *overfitting*, dan juga memperkuat kemampuan generalisasi model terhadap kondisi citra di dunia nyata. Lalu *dataset* dibagi menjadi tiga *subset* dengan bagian 80% untuk data latih, 15% untuk validasi, dan 5% untuk pengujian. Sementara itu, kelas *unknown* dibagi menjadi 70% latih, 20% validasi, dan 10% uji. Kelas *unknown* digunakan untuk melatih model agar mampu membedakan antara objek sejarah dan data acak non-sejarah (*out-of-distribution*), sehingga sistem dapat mengenali citra yang tidak termasuk kategori pelatihan utama.

Tabel 2. Hasil Augmentasi Data

Parameter	Sebelum Augmentasi	Sesudah Augmentasi
<i>Flip</i>		
<i>Saturation</i>		
<i>Shear</i>		
<i>Rotation</i>		



## 2.4 Modelling

Tahap keempat, *Modeling*, merupakan inti dari penelitian. Pemodelan menggunakan arsitektur CNN yaitu *MobileNetV2* yang memiliki kelebihan guna integrasi di perangkat *mobile* dengan berkapasitas memori serta komputasi terbatas. [7] Pelatihan dilakukan dengan *framework TensorFlow* atau *Keras*. Model dilatih untuk mengenali pola visual pada citra objek sejarah di sekitaran Monumen Nasional dan mengklasifikasikannya secara akurat.

## 2.5 Evaluation

Tahap kelima, *Evaluation*, bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih. Pengujian dijalani dengan berbagai *matrix* yakni *accuracy*, *precision*, *recall*, *support* dan *confussion matrix*. Serta menguji kemampuan model dalam generalisasi menggunakan data uji yang belum pernah dilakukan sebelumnya [13]. Selain evaluasi numerik, pengujian juga dilakukan pada implementasi model dalam aplikasi *mobile* untuk menilai kecepatan respon dan tingkat akurasi deteksi citra dalam kondisi nyata. Hasil evaluasi ini menentukan kelayakan model atau kebutuhan penyempurnaan. Menurut [4] Dalam proses perhitungan nilai tersebut, diperlukan perumusan yang akan dijelaskan secara rinci sebagaimana berikut:

- 1) Akurasi, ukuran yang menggambarkan seberapa banyak prediksi yang dilakukan suatu model yang benar dibandingkan dengan jumlah total data yang diuji, secara matematis, akurasi dihitung dengan rumus:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Jumlah\ Total\ Data} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Keterangan:

TP (*True Positive*) : Jumlah prediksi benar dari kelas positif, patung dikenali

TN (*Trus negative*) : Jumlah prediksi benar dari kelas negatif, patung tidak dikenali

FP (*False Positive*) : Jumlah prediksi salah yang positif, patung tidak dikenali diprediksi mengenali patung

FN (*False Negative*) : Jumlah prediksi salah yang negatif, patung dikenali diprediksi tidak mengenali patung

- 2) *Recall*, mengukur proporsi prediktif positif yang benar dari seluruh data yang seharusnya positif. Secara matematis, *recall* dihitung dengan rumus:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

- 3) *Precision*, ukuran yang menunjukkan proporsi prediksi positif yang benar dari seluruh prediksi positif yang dilakukan oleh model. Secara matematis, *precision* dihitung dengan rumus:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

- 4) *F1-Score*, rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall*, yang memberikan gambaran kinerja model secara lebih seimbang terutama saat terdapat ketidakseimbangan antara kedua matrix tersebut. Secara matematis, *F1-Score* dihitung dengan rumus:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

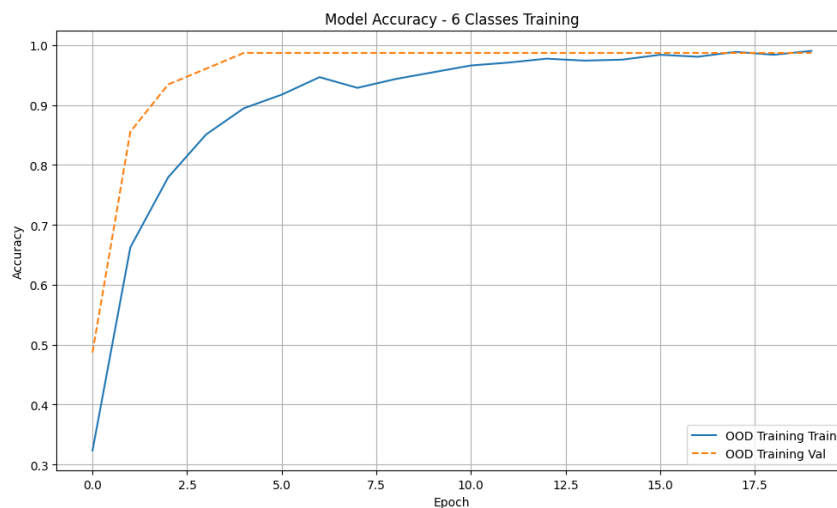
## 2.6 Deployment

Langkah terakhir adalah melibatkan penerapan model ke aplikasi *mobile* khususnya *android*. Model yang telah dilatih akan dikonversi ke format *TensorFlow Lite* agar berjalan efisien di perangkat *Android*. Aplikasi dikembangkan menggunakan *Visual Studio Code* dan *Android Studio* dengan antarmuka yang ramah pengguna dan interaktif. Ketika pengguna mengarahkan kamera atau mengunggah gambar objek sejarah Monumen Nasional, sistem mendeteksi dan menampilkan informasi edukatif mengenai sejarah, arsitektur, dan nilai budaya monumen tersebut. Oleh karena itu, aplikasi ini berfungsi sebagai alat bantu pembelajaran dan juga menjadi media interaktif yang mendukung promosi wisata edukatif.

## 3. Hasil dan Pembahasan

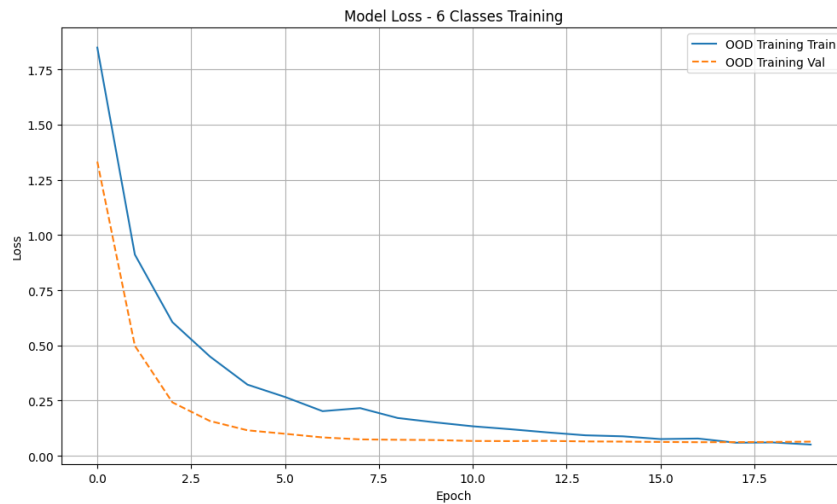
### 3.1 Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan *dataset* berjumlah 730 citra yang terdiri dari enam kelas, yaitu lima kelas objek sejarah (masing-masing berisi 120 citra) dan satu kelas *unknown* yang berisi 130 citra acak non-sejarah. *Dataset* tersebut telah melalui tahap augmentasi menggunakan teknik rotasi, *flipping*, penyesuaian warna, *blur*, dan *noise* untuk memperkaya variasi data serta meningkatkan ketahanan model terhadap perbedaan pencahayaan dan sudut pandang.



Gambar 2. Grafik Akurasi Model *MobileNetV2*

Pelatihan dilakukan selama 20 *epoch* dengan *batch size* 16 dan *learning rate* 0,001 menggunakan *framework TensorFlow-Keras*. Grafik akurasi menunjukkan bahwa akurasi pelatihan dan validasi mengalami peningkatan yang signifikan, mencapai nilai akhir sekitar 99% pada akhir pelatihan. Pola kurva akurasi yang meningkat dan mendekati konvergensi stabil menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data pelatihan secara optimal, sekaligus mempertahankan kemampuan generalisasi yang tinggi terhadap data validasi.



Gambar 3. Grafik Loss Model MobileNetV2

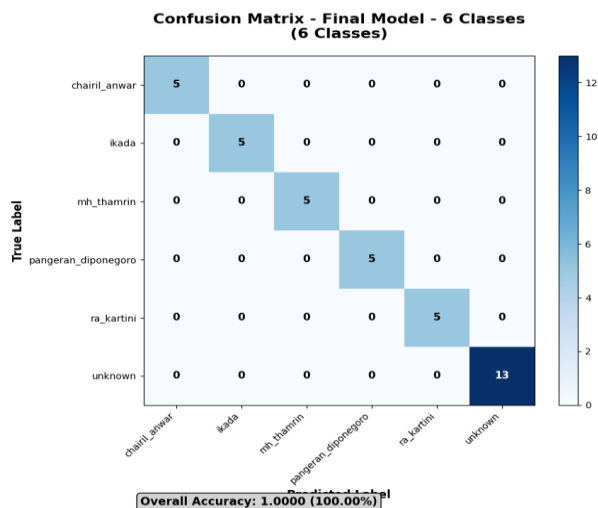
Grafik *loss* mengilustrasikan penurunan nilai *loss* pada data pelatihan dan validasi selama 20 *epoch* pelatihan. Terlihat bahwa nilai *loss* pada data latih dan data validasi mengalami penurunan yang stabil, mencapai sekitar 0,02 bagi data latih dan 0,06 untuk data validasi di akhir pelatihan. Tren penurunan *loss* yang konsisten tanpa adanya peningkatan signifikan pada *loss* validasi mengindikasikan bahwa model terbebas dari *overfitting* yang substansial. Untuk meningkatkan ketahanan model terhadap *overfitting* dan kemampuan generalisasi, diterapkan pendekatan *Out-of-Distribution (OOD) handling* melalui penambahan kelas *unknown* sebagai mekanisme regulasi. Kelas ini memungkinkan model untuk mengenali dan mengabaikan citra yang tidak termasuk dalam kategori objek sejarah, sehingga model tidak hanya menghafal pola pelatihan, tetapi juga belajar membedakan *data in-distribution* dari data di luar distribusi. Hasilnya, model menjadi lebih kuat dan *reliabel* dalam menghadapi citra baru yang sebelumnya belum pernah terlihat.

### 3.2 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi dilakukan terhadap data uji yang terdiri dari 10% dari total *dataset*. Pengujian dilakukan menggunakan *matrix precision*, *recall*, *F1-score* untuk mengukur kinerja klasifikasi tiap kelas.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model *MobileNetV2*

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
MH_Thamrin	1.00	1.00	1.00	5
Chairil_Anwar	1.00	1.00	1.00	5
RA_Kartini	1.00	1.00	1.00	5
Pangeran_Diponegoro	1.00	1.00	1.00	5
Ikada	1.00	1.00	1.00	5
unknown	1.00	1.00	1.00	13
Rata-rata Makro	1.00	1.00	1.00	38



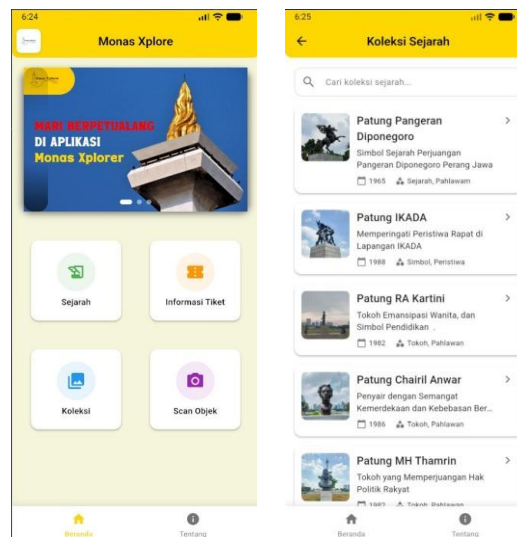
Gambar 4. Confusion Matrix Hasil Pengujian Model

Gambar 4 merupakan *confusion matrix* pada *data testing* yang terdiri dari 25 sampel, masing-masing kelas berisi 5 sampel. Gambar menghasilkan akurasi sempurna 100%, ditunjukkan oleh nilai diagonal 1.00 tanpa kesalahan klasifikasi antar kelas. Hasil ini menggambarkan kemampuan model dalam membedakan objek sejarah Monas yang memiliki visual. Namun, keterbatasan ukuran sampai kecil dan homogenitas data uji yang diambil pada kondisi pencahayaan optimal dan sudut pengambilan standar, membatasi kemampuan generalisasi model terhadap variasi lingkungan wisata nyata. Variasi data *Out of Distribution* seperti perubahan cuaca, keramaian pengunjung, sudut pengambilan ekstrem, dan kondisi malam hari belum teruji secara memadai.

Oleh karena itu, meskipun hasil ini memberikan *baseline* performa yang sangat menjanjikan, pengujian lapangan dengan minimal 100 sampel dunia nyata dari lokasi Monas direncanakan untuk mengevaluasi ketahanan model terhadap tantangan lingkungan wisata sebelum aplikasi edukatif diimplementasikan secara luas.

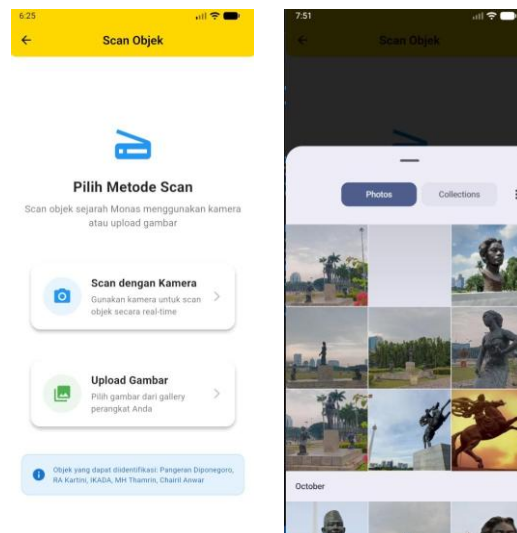
### 3.3 Implementasi Aplikasi Mobile

Model hasil pelatihan disimpan dalam format HDF5 (.h5), kemudian di konversi ke bentuk *TensorFlow Lite* untuk diintegrasikan secara efisien pada perangkat *mobile* berbasis *Android*. Model berukuran 7 MB setelah konversi ke *TensorFlow Lite*, proses integrasi dilakukan menggunakan *framework Flutter* melalui *Visual Studio Code*, yang memungkinkan sistem menjalankan inferensi secara *real time* dengan memanfaatkan model *on-device* tanpa koneksi internet, sehingga aplikasi relevan untuk penggunaan di area wisata. Aplikasi yang dikembangkan memiliki tiga komponen fungsional utama yaitu antarmuka beranda dan koleksi sejarah, fitur klasifikasi objek melalui kamera dan unggahan gambar, serta tampilan hasil identifikasi lengkap dengan informasi edukatif.



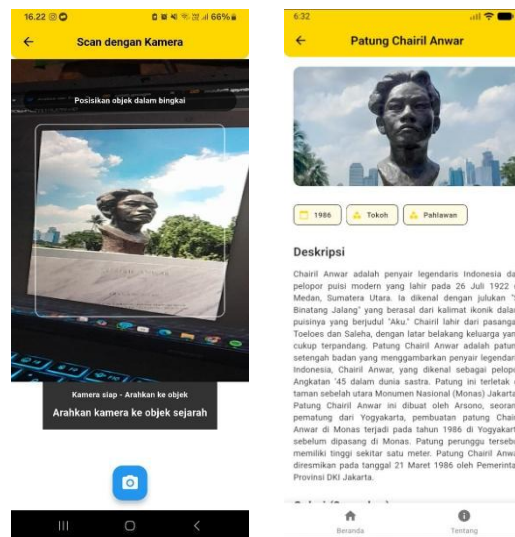
Gambar 5. Halaman Beranda & Koleksi Sejarah

Gambar 5 diatas memperlihatkan antarmuka utama aplikasi yang dirancang dengan pendekatan *user centered design* untuk mempermudah interaksi pengguna dengan aplikasi. Halaman utama beranda menampilkan menu utama seperti pemindaian objek dan koleksi sejarah, sedangkan halaman koleksi berisi daftar objek patung bersejarah dikawasan monumen nasional yang dilengkapi gambar dan keterangan singkat.



Gambar 6. Halaman Metode *Scan* Objek dan *Upload* Gambar

Gambar 6 memperlihatkan tampilan aplikasi yang menyediakan dua opsi utama bagi pengguna, yaitu pemindaian langsung menggunakan kamera dan klasifikasi gambar dari galeri antarmuka dilengkapi tombol navigasi yang intuitif serta indikator proses untuk memastikan pengalaman pengguna yang responsif.



Gambar 7. Halaman Pemindaian Objek dan Informasi Edukatif

Setelah proses klasifikasi selesai, aplikasi menampilkan hasil identifikasi berupa objek, tingkat keyakinan prediksi (*confidence score*), serta informasi edukatif dari objek tersebut. Untuk memastikan performa model berjalan optimal, dilakukan pengujian inferensi terhadap beberapa jenis *smartphone Android*. Berikut adalah hasil pengujiannya.

Tabel 4. Hasil Uji Inferensi Model *MobileNetV2* pada Berbagai Perangkat *Mobile*

Perangkat	RAM (GB)	Processor	Waktu Inferensi (detik)	Akurasi (%)
Samsung A13	4	Exynos 850	5,65	98,2
Samsung A14	6	Exynos 850	4,21	97,4
Xiaomi Pad 6	8	Snapdragon 870	1,57	98,5
IQOO 11	16	Snapdragon 8 Gen 2	1,13	98,2

## 4. Kesimpulan dan Saran

### 4.1 Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil merancang dan mengimplementasikan aplikasi mobile edukatif Monumen Nasional berbasis *computer vision* dengan model *MobileNetV2*. Model dilatih menggunakan 730 citra yang terdiri atas lima kelas objek sejarah dan satu kelas *unknown* berisi citra acak non-sejarah. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi mencapai 99%, yang menegaskan efektivitas arsitektur *MobileNetV2* dalam menjalankan tugas klasifikasi visual dengan kompleksitas ringan. Implementasi aplikasi menggunakan *framework Flutter* menghasilkan performa inferensi *real-time* yang efisien serta antarmuka pengguna yang interaktif dan responsif. Namun, *dataset* terbatas 730 citra membatasi generalisasi performa pada variasi lingkungan wisata yang lebih kompleks. Pengujian lapangan dengan *dataset* lebih besar dan beragam sedang direncanakan untuk memvalidasi robustitas model sebelum implementasi luas. Integrasi antara pembelajaran mesin dan media edukatif dalam penelitian ini terbukti mampu meningkatkan efektivitas dan interaktivitas proses pembelajaran sejarah berbasis teknologi digital.

---

## 4.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian, terdapat beberapa arah pengembangan yang dapat dijadikan acuan untuk penelitian dan pengembangan aplikasi selanjutnya, yaitu:

1. Memperluas *dataset* dengan menambahkan variasi kondisi pencahayaan, sudut pandang, serta jumlah objek sejarah guna meningkatkan kemampuan generalisasi model.
2. Menambahkan modul pembelajaran multimodal pada bagian informasi sejarah berbasis suara agar aplikasi lebih inklusif dan dapat menjangkau berbagai kelompok pengguna.
3. Melakukan evaluasi *User Experience (UX)* secara sistematis untuk menilai efektivitas aplikasi sebagai media pembelajaran interaktif berbasis teknologi.
4. Mengoptimalkan performa aplikasi agar tetap stabil dan responsif pada perangkat *smartphone* dengan spesifikasi perangkat keras yang beragam.

## Daftar Pustaka

- [1] R. Rianto, R. A. Pradhipta, D. Z. Nasution, M. Maharani, and S. Maudiarti, "The National Monument as Jakarta's Icon with the Role of Tour Guides in Enhancing Tourist Satisfaction," *TRJ Tour. Res. J.*, vol. 9, no. 1, p. 51, 2025, doi: 10.30647/trj.v9i1.276.
- [2] C. Cahyaningtyas, Mira, C. Gudiatto, M. Sari, and Noviyanti, *Computer Vision Untuk Pemula: Deteksi dan Analisis Ekspresi Wajah Dengan CNN*. Jawa Timur: Uwais Inspirasi Indonesia, 2025.
- [3] A. Hadhiwibowo, S. R. Asri, and R. A. Dinata, "Penerapan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Mobilenetv2 Pada Aplikasi Penerjemah dan Pembelajaran Bahasa Isyarat," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 4, no. 8, pp. 518–523, 2024, doi: 10.47065/tin.v4i8.4879.
- [4] G. Indra, H. Hamida Saputri, and N. Aulia Aziza, "Penerapan MobileNet untuk Klasifikasi Kondisi Wajah Mengantuk pada Citra Wajah," *J. Informatics Commun. Technol.*, vol. 7, no. 1, pp. 189–197, 2025.
- [5] S. Rahman, M. Ramli, F. Arnia, R. Maharar, M. Zen, and M. Ikhwan, *Convolutional Neural Networks Untuk Visi Komputer Jaringan Saraf Konvolusional Untuk Visi Komputer (Arsitektur Baru, Transfer Learning, Fine Tuning, dan Pruning)*. Surabaya: CV BUDI UTAMA, 2021.
- [6] M. A. Mobilenetv, N. W. Kencana, and R. Umar, "Implementasi Transfer Learning Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam," pp. 147–154, 2024.
- [7] I. D. Zianka, S. D. Alim, M. K. Adiputro, and A. Setiawan, "Perancangan Aplikasi Android untuk Perhitungan Nutrisi Makanan Pencegah Stunting dengan Metode CNN di Jakarta: The Design Android Application Nutrition Calculation to Prevent Stunting with CNN Method in Jakarta," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 99–107, 2024.
- [8] A. Dharmaputra, M. Cahyanti, M. R. D. Septian, and E. R. Swedia, "Aplikasi Face Mask Detection Menggunakan Neural Network Mobilenetv2 Berbasis Android," *Sebatik*, vol. 25, no. 2, pp. 382–389, 2021, doi: 10.46984/sebatik.v25i2.1503.
- [9] S. Alden and B. N. Sari, "Implementation of CNN Algorithm for Android-Based Waste Classification Using CRISP-DM Method," *J. Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 62–71, 2023.
- [10] I. G. I. Sudipa *et al.*, *Metode Penelitian Bidang Ilmu Informatika (Teori & Referensi Berbasis Studi Kasus)*. Jambi: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.
- [11] F. S. Anam, M. R. Muttaqin, and Y. R. Ramadhan, "Klasifikasi Penyakit Pada Daun dan Buah Jambu Menggunakan Convolutional Neural Network," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 8, no. 3, p. 115, 2023, doi: 10.31328/jointecs.v8i3.4823.
- [12] S. Nurazizah, Asriyanik, and F. F. Az-Zahra, "Implementasi *Convolutional Neural Network* dengan MobileNetV2 untuk Deteksi Tokoh Wayang Golek Berdasarkan Citra Digital," *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 21, no. 2, 2025, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v21i2.2782>
- [13] A. Hidayat, F. Syarif Ash-Shiddiq, and F. Amalya, "Pengembangan Aplikasi Klasifikasi Makanan Dengan Metode Transfer Learning Menggunakan MobilenetV2 dan Integrasi Api Nutrisi Berbasis Web," *Innov. J. Soc. Sci. Res.*, vol. 4, no. 6, pp. 2397–2419, 2024.