

# Implementasi Algoritma Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Jenis Cat Tembok Menggunakan Arsitektur MobileNet

Daniel Carlos\*, Dyah Erny Herwindiati, Chairisni Lubis

Fakultas Teknologi Informasi, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>daniel.535200040@stu.untar.ac.id, <sup>2</sup>dyah@fti.untar.ac.id, <sup>3</sup>chairisnil@fti.untar.ac.id

Email Korespondensi: daniel.535200040@stu.untar.ac.id

Submitted: 11/06/2024; Accepted: 30/06/2024; Published: 30/06/2024

**Abstrak**—Perkembangan teknologi pengenalan gambar telah mengalami kemajuan pesat, terutama dengan munculnya algoritma Convolutional Neural Networks (CNN). Salah satu arsitektur CNN yang efisien dan efektif untuk perangkat seluler adalah MobileNet. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma CNN menggunakan arsitektur MobileNet untuk klasifikasi jenis cat tembok. Permasalahan utama yang dihadapi adalah identifikasi akurat jenis cat tembok berdasarkan gambar, yang memerlukan model yang mampu bekerja dengan baik meskipun pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya. MobileNet dipilih sebagai solusi karena kemampuannya dalam mengurangi kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan kinerja. Metode yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan dua pendekatan: klasifikasi dengan ekstraksi ciri menggunakan GLCM dan histogram, serta klasifikasi tanpa ekstraksi ciri langsung menggunakan MobileNet. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan dengan teknik early stopping untuk mencegah overfitting, dengan model dilatih selama 50 epoch. Hasil akhir penerapan menunjukkan bahwa klasifikasi tanpa ekstraksi ciri menggunakan MobileNet memberikan hasil yang sangat baik. Model mencapai akurasi pelatihan sebesar 89.68% dan akurasi pengujian sebesar 88.86%, dengan nilai loss yang rendah 0.0111 untuk pelatihan dan 0.0117 untuk pengujian. Hasil ini menunjukkan bahwa MobileNet efektif dalam mengenali dan mengklasifikasikan jenis cat tembok, serta mampu bekerja dengan efisien pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya. Dengan demikian, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur MobileNet dalam klasifikasi jenis cat tembok adalah solusi yang efektif dan efisien, membuka peluang untuk aplikasi serupa di berbagai perangkat seluler di masa mendatang.

**Kata Kunci:** Klasifikasi Cat Tembok; Convolutional Neural Networks; MobileNet

**Abstract**—The development of image recognition technology has made significant advancements, particularly with the emergence of Convolutional Neural Networks (CNN) algorithms. One of the CNN architectures that is efficient and effective for mobile devices is MobileNet. This study aims to implement the CNN algorithm using the MobileNet architecture for classifying types of wall paint. The main problem addressed is the accurate identification of wall paint types based on images, requiring a model that performs well even on devices with limited resources. MobileNet was chosen as the solution due to its ability to reduce computational complexity without sacrificing performance. The methodology used in this research involves two approaches: classification with feature extraction using GLCM and histogram, and classification without feature extraction directly using MobileNet. The training and testing process was conducted using the early stopping technique to prevent overfitting, with the model trained for 50 epochs. The final results show that classification without feature extraction using MobileNet yields excellent results. The model achieved a training accuracy of 89.68% and a testing accuracy of 88.86%, with low loss values (0.0111 for training and 0.0117 for testing). These results indicate that MobileNet is effective in recognizing and classifying types of wall paint and can operate efficiently on devices with limited resources. Therefore, this research demonstrates that using the MobileNet architecture for classifying wall paint types is an effective and efficient solution, opening opportunities for similar applications on various mobile devices in the future.

**Keywords:** Wall Paint Classification; Convolutional Neural Networks; MobileNet

## 1. PENDAHULUAN

Dalam konteks dinamika industri cat tembok, menyaksikan sebuah perkembangan yang terus berlanjut seiring dengan tuntutan masyarakat akan inovasi dan variasi dalam pemilihan warna cat. Keanekaragaman jenis cat tembok yang melimpah di pasaran membawa dampak signifikan, menciptakan sebuah medan tantangan yang kompleks bagi konsumen. Proses memilih warna cat yang tepat menjadi semakin menantang, mengingat adanya beragam pilihan yang dapat disesuaikan dengan preferensi dan kebutuhan desain yang sangat bervariasi. Oleh karena itu, pemahaman yang kurang mendalam di kalangan masyarakat terhadap perbedaan antar jenis cat dan karakteristik warnanya seringkali menghasilkan keputusan yang kurang optimal, dan pada akhirnya, memberikan hasil yang mungkin tidak sesuai dengan ekspektasi.

Dalam progres evolusi warna cat tembok, konsumen seringkali menghadapi kesulitan dalam memilih jenis cat yang sesuai dengan preferensi dan kebutuhan desain. Keberagaman jenis cat dan warna yang berlimpah di pasaran dapat menciptakan kebingungan dan ketidakpahaman di kalangan masyarakat. Pemilihan warna yang kurang tepat dapat berdampak pada estetika ruangan dan hasil akhir yang tidak sesuai harapan.

Untuk mengatasi permasalahan ini, penggunaan algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) dengan arsitektur MobileNet dianggap sebagai solusi inovatif. MobileNet, dirancang khusus untuk perangkat seluler, menawarkan keunggulan dalam efisiensi sumber daya, menjadikannya pilihan yang dapat diakses oleh konsumen melalui berbagai platform. Melalui implementasi algoritma CNN dengan arsitektur MobileNet, penelitian ini bertujuan untuk memberikan panduan yang lebih jelas dan akurat kepada masyarakat dalam memilih jenis cat tembok[1].



Proses pengolahan citra, terdapat berbagai metode yang dapat diterapkan dalam proses klasifikasi, di antaranya menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). CNN merupakan salah satu metode dalam deep learning yang memiliki kapabilitas untuk mengidentifikasi dan mendeteksi objek pada citra. Keunggulan utamanya dapat diperoleh melalui kombinasi faktor-faktor seperti daya komputasi yang tinggi, ketersediaan dataset yang luas, dan teknik pelatihan jaringan yang lebih mendalam. Kemampuan CNN diakui sebagai salah satu pendekatan terbaik dalam deteksi dan pengenalan objek[2].

Dalam menghadapi kompleksitas tantangan ini, diperlukan solusi yang tidak hanya inovatif namun juga efisien. Oleh karena itu, penelitian ini mengusung konsep penggunaan algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) dengan arsitektur MobileNet untuk klasifikasi jenis cat tembok. Melalui pendekatan ini, diharapkan dapat memberikan kemudahan bagi masyarakat dalam memilih jenis cat tembok yang tidak hanya estetis, tetapi juga sesuai dengan kebutuhan dan kondisi lingkungan tempat tinggal masyarakat. Sebagai kontribusi terhadap pengetahuan masyarakat, penelitian ini membidik untuk menjembatani kesenjangan pemahaman seputar jenis cat tembok. Dengan merangkul sejarah dan peran penting cat dalam kehidupan sehari-hari, penelitian ini mengambil langkah untuk memberikan informasi yang lebih mendalam dan terperinci. Melalui implementasi teknologi dan kecerdasan buatan, harapannya penelitian ini dapat memberikan kontribusi positif dalam memberikan panduan yang lebih akurat dan dapat diandalkan bagi konsumen. Dengan demikian, diharapkan pengalaman memilih warna cat tembok akan menjadi lebih efisien dan memuaskan bagi konsumen.

Dalam proses pengolahan citra, terdapat berbagai metode yang dapat diterapkan dalam proses klasifikasi, di antaranya menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). CNN merupakan salah satu metode dalam ranah deep learning yang memiliki kapabilitas untuk mengidentifikasi dan mendeteksi objek pada citra[3]. Keunggulan utamanya dapat diperoleh melalui kombinasi faktor-faktor seperti daya komputasi yang tinggi, ketersediaan dataset yang luas, dan teknik pelatihan jaringan yang lebih mendalam. Kemampuan CNN diakui sebagai salah satu pendekatan terbaik dalam deteksi dan pengenalan objek[4][5].

Beberapa penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya dapat dijadikan acuan dalam pembuatan penelitian ini, salah satunya seperti yang dilakukan oleh Rizal Amegia Saputra, Sri Wasyanti, Adi Supriyatna, dan Dede Firmansyah Saefudin dengan judul "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi" pada rancangan ini diimplementasikan CNN untuk mengklasifikasi pada tanaman padi dengan menghasilkan nilai akurasi validasi mencapai 0.8333. Nilai akurasi pada Confusion Matrix yaitu sebesar 92%[6]. Rancangan yang dilakukan Naufal, Mohammad Farid dengan judul "Analisis Perbandingan Algoritma Svm, Knn, Dan Cnn untuk Klasifikasi Citra Cuaca." pada rancangan ini diimplementasikan Svm, Knn, Dan Cnn untuk mengklasifikasi citra cuaca dengan menghasilkan nilai akurasi terbaik pada arsitektur CNN dengan akurasi 0.942, precision 0.943, recall 0.942, dan F1 Score 0.942[7]. Rancangan yang di buat oleh Budiman, B., Lubis, C., & Perdana, N. J. (2021). Pendeteksian penggunaan masker wajah dengan metode convolutional neural network. Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi, 9(1), 40-47 menghasilkan pendeteksian penggunaan masker wajah dengan rata-rata akurasi deteksi objek sebesar 88,53% dan ketepatan pengklasifikasian penggunaan masker sebesar rata-rata sebesar 84,45%[8]. Perancangan yang dilakukan oleh Supirman, S., Lubis, C., Yulianto, D., & Perdana, N. J. (2023). KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR VGG16. Penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNet dan menghasilkan akurasi pengujian 80%, Presisi 0.81%, Recall 0,81%, dan F1 Score 0,80%[9].

Berdasarkan konteks tersebut, tujuan dari penelitian ini adalah membangun suatu sistem yang dapat mengklasifikasi jenis cat tembok menggunakan input berupa gambar dengan tipe file PNG dan JPEG, dengan penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang menggunakan arsitektur MobileNet. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam mengatasi permasalahan kurangnya pengetahuan jenis cat yang ada dipasaran.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Cat Tembok

Dalam arsitektur dan desain interior, teori cat tembok mencakup komposisi, jenis, dan teknik aplikasi yang penting[10]. Cat tembok terdiri dari pigmen (memberi warna), pengikat (memberi daya rekat), pelarut (mempermudah aplikasi), dan bahan tambahan (menambah sifat khusus seperti ketahanan cuaca). Jenis cat, seperti cat berbasis air yang ramah lingkungan atau cat berbasis minyak yang tahan lama, adalah pertimbangan utama. Tingkat kilap, dari matte hingga gloss, dan tekstur cat (flat atau textured) mempengaruhi efek visual[11][12]. Pemilihan warna sangat penting untuk suasana ruangan, dan teknik aplikasi seperti penggunaan kuas, rol, atau sponging memberikan hasil yang berbeda. Cat ramah lingkungan, rendah emisi VOC, menjadi pilihan utama. Perawatan dan pemeliharaan, seperti kemudahan pembersihan dan daya tahan, juga penting. Memahami aspek-aspek ini membantu mengoptimalkan pemilihan dan aplikasi cat tembok sesuai kebutuhan desain[13].

### 2.2 Pre-processing

Pre-processing dalam klasifikasi jenis cat tembok adalah tahapan penting dalam pengolahan data sebelum dilakukan proses klasifikasi. Langkah ini melibatkan serangkaian teknik untuk mempersiapkan gambar cat tembok mentah agar

sesuai untuk proses klasifikasi. Teknik-teknik ini mungkin termasuk resizing gambar ke ukuran yang seragam, normalisasi intensitas piksel untuk menghilangkan perbedaan pencahayaan, serta penghapusan noise atau gangguan yang tidak diinginkan dari gambar[14]. Pre-processing bertujuan untuk memastikan bahwa data masukan ke dalam model klasifikasi cat tembok bersih, konsisten, dan siap untuk dilatih agar menghasilkan hasil yang akurat dan dapat diandalkan[15][16].

### 2.3 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis Neural Network yang sangat populer dalam deep learning, khususnya untuk mengolah data berbentuk grid seperti citra dua dimensi[17]. CNN dikembangkan dari Multi Layer Perceptron (MLP) dan dirancang khusus untuk tugas pengenalan objek, deteksi, dan segmentasi dalam citra[18]. Berbeda dengan Neural Network umum, CNN menggunakan kernel 2D atau lebih tinggi dalam operasi konvolusi di setiap lapisannya[19]. Kernel ini menggabungkan fitur spasial sesuai dengan media input, membantu mengurangi jumlah variabel dan mempermudah proses pembelajaran[20]. Nama CNN berasal dari penggunaan operasi matematika konvolusi, yang memungkinkan CNN mempelajari fitur objek dari data pelatihan dan memprediksi objek serupa di masa depan[21][22].

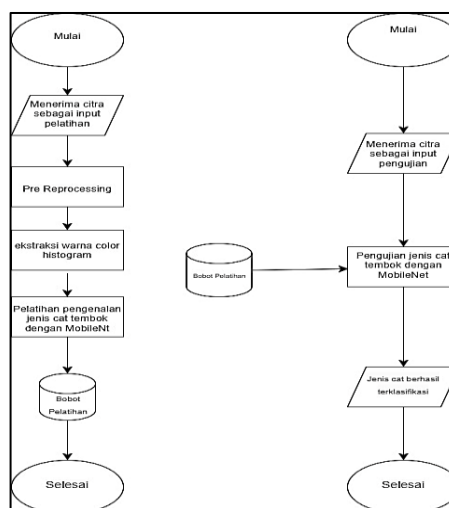
### 2.4 MobileNet

MobileNet adalah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Google untuk efisiensi komputasi pada perangkat seluler. MobileNet mengoptimalkan penggunaan sumber daya tanpa mengorbankan kinerja, berkat penerapan Depthwise Separable Convolution[23]. Pendekatan ini menggantikan konvolusi tradisional dengan dua tahap operasi: depthwise convolution (konvolusi terpisah pada setiap saluran input) dan pointwise convolution (menggabungkan saluran-saluran tersebut). Hal ini menghasilkan arsitektur yang lebih efisien dengan lebih sedikit parameter[24][25]. MobileNet juga menggunakan struktur bottleneck dalam blok konvolusi, di mana konvolusi 1x1 menurunkan dimensi saluran sebelum konvolusi 3x3 untuk ekstraksi fitur kompleks. Fungsi aktivasi relu6 digunakan untuk mengurangi risiko ledakan gradien dan memberikan non-linearitas pada jaringan[26]. Keunggulan utama MobileNet adalah kemampuannya menjalankan klasifikasi gambar atau deteksi objek dengan kinerja tinggi pada perangkat dengan sumber daya terbatas[27][28].

### 2.5 Sistem Yang Dirancang

Sistem klasifikasi jenis cat tembok menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) telah dikembangkan. Sistem ini mengidentifikasi jenis cat seperti Into The Blue, Santorini Romance, Oceanic Yacht, dan lainnya. Proses dimulai dengan menerima gambar tembok sebagai input, yang kemudian dimasukkan ke dalam model CNN untuk pelatihan. Model ini menghasilkan bobot pelatihan yang disimpan untuk fase pengujian, di mana sistem dievaluasi dalam mengklasifikasi jenis cat. Setelah model CNN dilatih dengan baik, langkah berikutnya adalah mengintegrasikannya ke dalam aplikasi seluler. Ini memungkinkan pengguna mengakses dan memahami hasil identifikasi jenis cat tembok melalui smartphone mereka dengan mudah.

Untuk memberikan gambaran visual tentang alur kerja sistem, terdapat flowchart yang dirancang dan dapat diakses pada aplikasi. Flowchart ini memberikan pandangan rinci tentang langkah-langkah dan proses yang terlibat dalam pengenalan dan klasifikasi jenis cat tembok menggunakan metode CNN. Kemampuan aplikasi ini untuk diakses melalui smartphone menambahkan dimensi keterjangkauan dan memastikan bahwa informasi terkait pengetahuan jenis warna cat tembok dapat dengan mudah diakses oleh masyarakat. Keseluruhan, perancangan ini mewakili upaya komprehensif untuk menggabungkan teknologi canggih dengan keterbukaan akses informasi umum. Sistem flowchart dapat terlihat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Kerangka Kerja Penelitian

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Analisa Sistem

#### 3.2 Cara Pengujian

Metode Black Box Testing diterapkan untuk menguji aplikasi mobile yang menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi warna cat tembok. Metode ini digunakan untuk memastikan apakah hasil program sesuai dengan desain dan fungsinya. Pengujian program klasifikasi jenis cat tembok dilakukan dengan menggunakan 10 papan triplek yang masing-masing sudah diberi warna cat dan diberi label warna yang sesuai.

Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi apakah aplikasi mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan warna cat tembok dengan akurasi tinggi. Setiap papan triplek dicat dengan warna yang berbeda-beda dan diberi label untuk memudahkan verifikasi hasil klasifikasi oleh aplikasi. Melalui Black Box Testing, fokus pengujian adalah pada output yang dihasilkan oleh aplikasi tanpa memperhatikan bagaimana proses internal aplikasi bekerja.

Black Box Testing efektif digunakan karena memungkinkan pengujian dilakukan dari perspektif pengguna akhir. Metode ini membantu mendeteksi kesalahan pada antarmuka pengguna, integrasi, serta hasil keluaran yang tidak sesuai dengan spesifikasi yang telah ditentukan. Dengan demikian, Black Box Testing memberikan gambaran apakah aplikasi berfungsi dengan baik dan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan dalam tahap perancangan.

Black Box Testing mencakup beberapa tahap pengujian seperti validasi input, pengujian antarmuka pengguna, dan verifikasi hasil klasifikasi terhadap label warna yang diberikan pada papan triplek. Hasil dari pengujian ini akan memberikan informasi penting untuk perbaikan dan penyempurnaan aplikasi sebelum diluncurkan untuk digunakan oleh pengguna.

#### 3.3 Hasil Pengujian

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan warna cat tembok dengan tingkat akurasi yang tinggi. Setiap hasil klasifikasi dibandingkan dengan label yang telah ditetapkan sebelumnya untuk memverifikasi keakuratannya. Dalam beberapa kasus, model mampu mengidentifikasi warna cat dengan presisi tinggi, menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif untuk aplikasi klasifikasi warna cat tembok.

Kesimpulan dari hasil pengujian ini adalah bahwa aplikasi mobile yang menggunakan model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 dapat diandalkan untuk klasifikasi warna cat tembok. Aplikasi ini tidak hanya mampu memberikan hasil yang akurat, tetapi juga cepat dan efisien dalam pemrosesan data. Pengujian lebih lanjut dengan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi akan dilakukan untuk memastikan generalisasi model pada kondisi nyata yang lebih beragam.

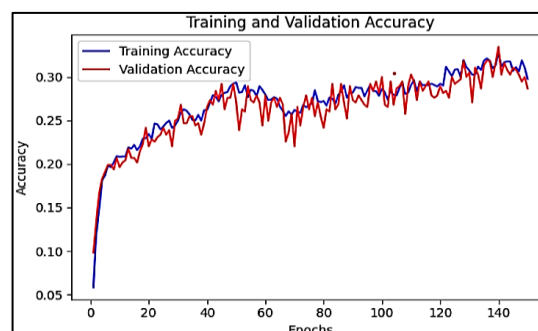
Dengan demikian, pengujian ini menunjukkan bahwa aplikasi yang telah dikembangkan memiliki potensi besar untuk digunakan dalam industri cat tembok, baik untuk keperluan rumah tangga maupun profesional. Implementasi teknologi ini diharapkan dapat membantu pengguna dalam memilih dan mengidentifikasi warna cat tembok dengan lebih mudah dan akurat.

##### 3.3.1 Menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM dan Histogram

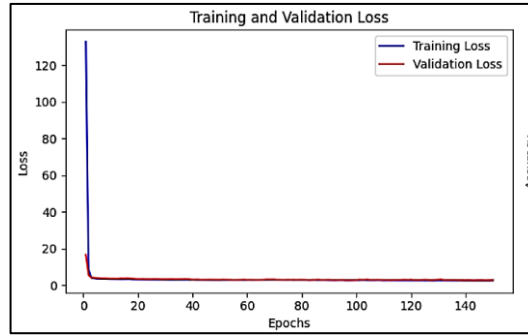
Proses pelatihan dilanjutkan dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan histogram selama 150 epoch untuk mendapatkan hasil terbaik terkait akurasi dan loss baik pada tahap pelatihan maupun pengujian. Evaluasi dilakukan pada setiap tahap epoch, yaitu pada epoch 50, 100, dan 150. Langkah ini bertujuan untuk mengevaluasi perkembangan model secara cermat sepanjang waktu pelatihan dan mengidentifikasi peningkatan atau perubahan performa model.

**Tabel 1.** Hasil Perbandingan Menggunakan Ekstraksi Fitur

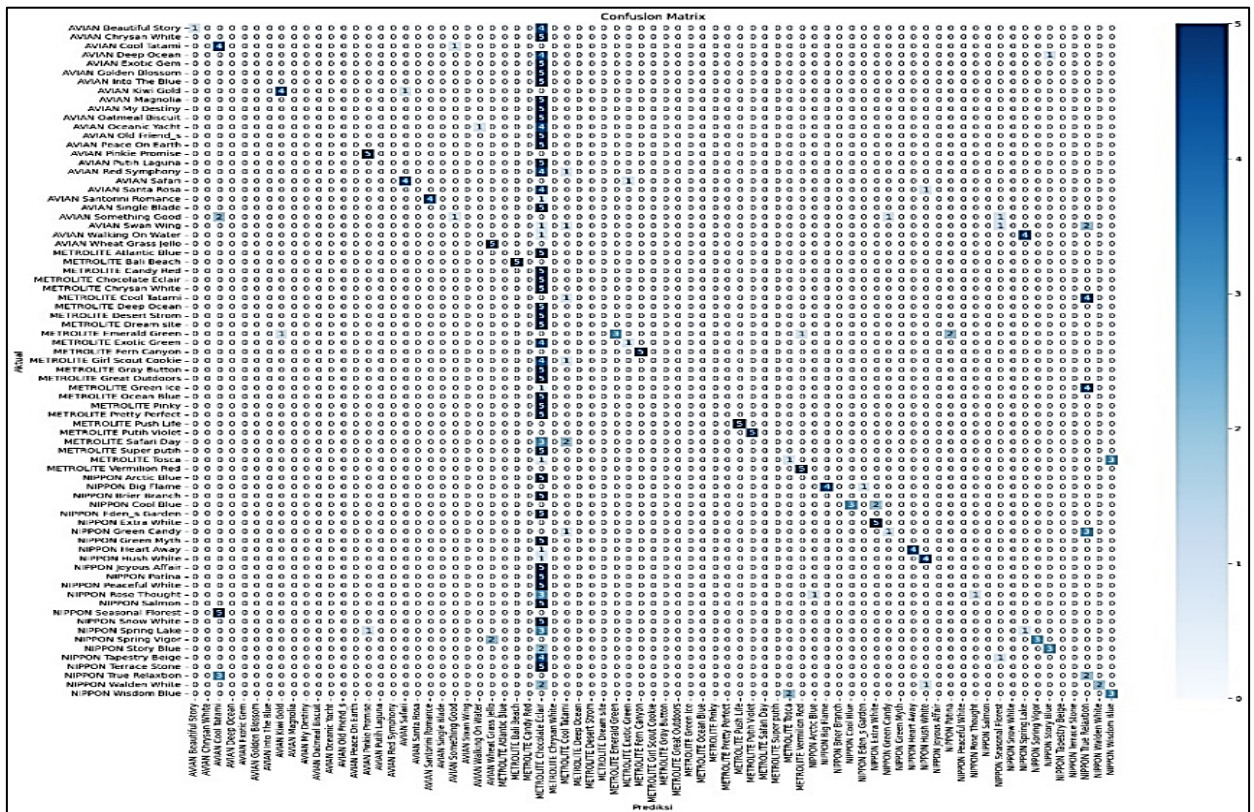
Epoch	Akurasi pelatihan	Loss pelatihan	Akurasi pengujian	Loss pengujian
50	0.2934	2.8537	0.2706	3.0866
100	0.2861	2.8752	0.2997	2.9001
150	0.2974	2.7394	0.2865	2.8384



**Gambar 2.** Plot Akurasi Data Menggunakan Ekstraksi Fitur



Gambar 3. Plot Akurasi Data Menggunakan Ekstraksi Fitur



Gambar 4. Confusion Matrix Menggunakan Ekstraksi Ciri GLCM dan Histogram

Hasil pengujian menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan histogram menunjukkan kinerja model yang baik selama pelatihan. Pada grafik loss di sisi kiri, baik training loss maupun validation loss turun signifikan pada beberapa epoch pertama, dan stabil pada nilai rendah setelah sekitar 10 epoch hingga akhir pelatihan pada 150 epoch, menunjukkan model cepat belajar dan stabil tanpa overfitting.

Grafik akurasi di sisi kanan menunjukkan training accuracy dan validation accuracy meningkat secara bertahap. Pada 60 epoch pertama, terdapat fluktuasi signifikan, menunjukkan model masih belajar dan menyesuaikan bobotnya. Setelah 60 epoch, akurasi menjadi lebih stabil dan terus meningkat, meskipun ada sedikit fluktuasi, menunjukkan model mencapai kinerja optimalnya.

Selama 150 epoch, terdapat perubahan signifikan pada metrik kinerja. Pada awal pelatihan, nilai loss sangat tinggi (132.7532) dan akurasi rendah (0.0584) pada epoch pertama. Nilai loss menurun menjadi 3.3689 dan akurasi meningkat menjadi 0.2081 pada epoch ke-10. Tren ini terus berlanjut dengan nilai loss 3.2388 dan akurasi 0.2343 pada epoch ke-20, serta nilai loss 3.0763 dan akurasi 0.2496 pada epoch ke-30.

Secara umum, hasil ini menunjukkan peningkatan kinerja model selama pelatihan. Penurunan nilai loss dan peningkatan akurasi signifikan menunjukkan adaptasi model yang baik terhadap data pelatihan. Namun, fluktuasi pada data validasi mengindikasikan kemungkinan overfitting, sehingga perlu perhatian lebih lanjut dan strategi tambahan untuk meningkatkan generalisasi model pada data validasi.

### 3.3.2 Pengujian Tanpa Menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM dan Histogram

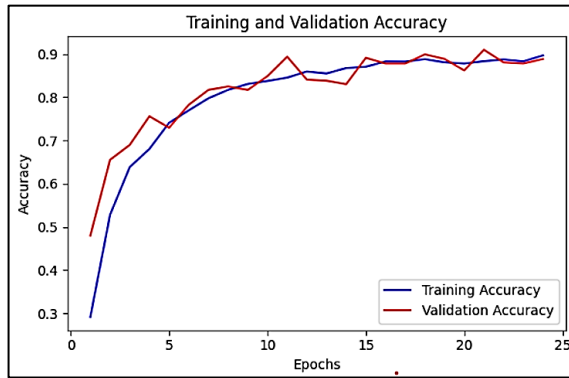
Proses pelatihan dilanjutkan tanpa ekstraksi fitur GLCM dan histogram, hanya menggunakan arsitektur MobileNet selama 50 epoch. Teknik early stopping digunakan untuk memantau dan menghentikan pelatihan jika tidak ada



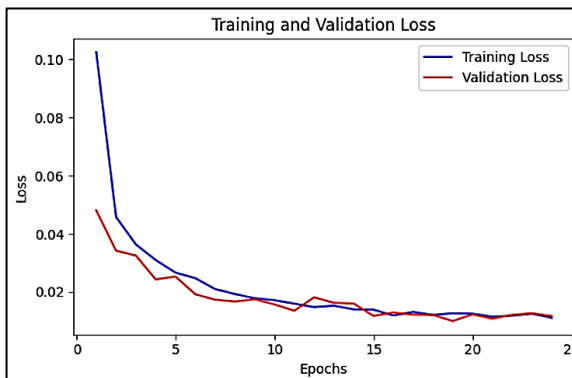
peningkatan signifikan, guna menghindari overfitting dan menghemat sumber daya. Tujuannya adalah mengevaluasi akurasi dan loss pada tahap pelatihan dan pengujian secara cermat, untuk mendapatkan hasil terbaik.

Tabel 2. Hasil Perbandingan Tanpa Menggunakan Ekstraksi Fitur

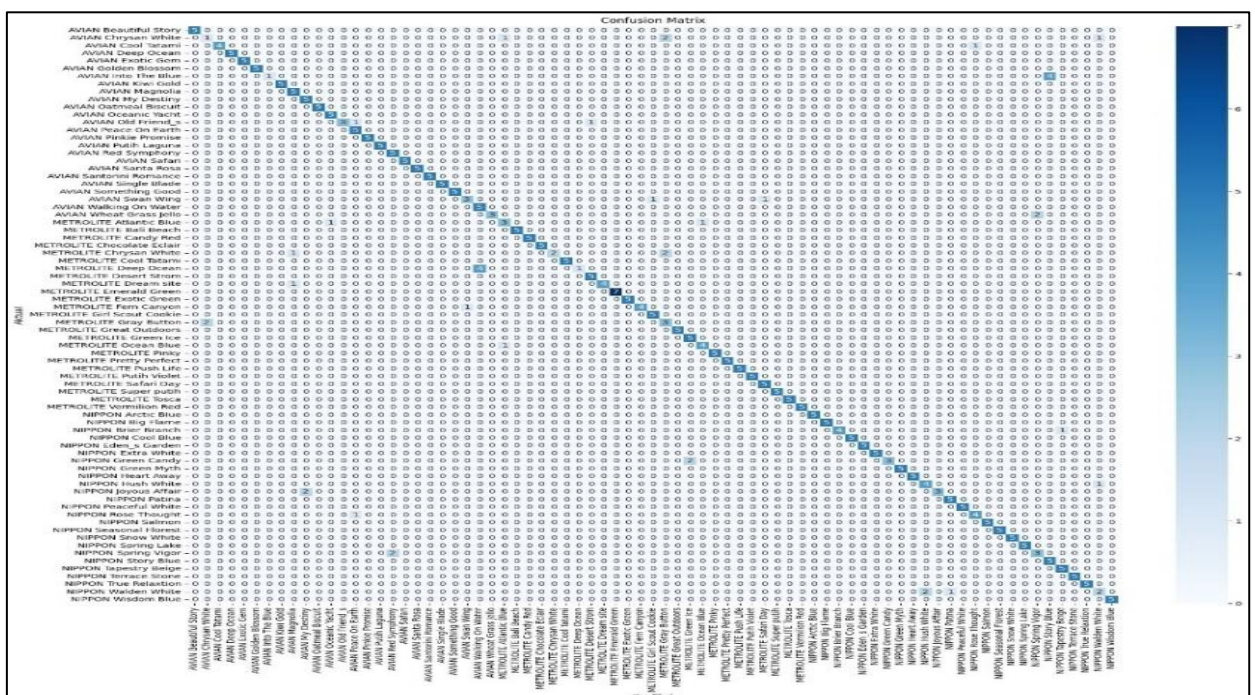
Epoch	Akurasi pelatihan	Loss pelatihan	Akurasi pengujian	Loss pengujian
10	0.8377	0.0172	0.8488	0.0157
20	0.8779	0.0125	0.8621	0.0123
24	0.8968	0.0111	0.8886	0.0117



Gambar 5. Plot Akurasi Data Tanpa Menggunakan Ekstraksi Fitur



Gambar 6. Plot Akurasi Data Tanpa Menggunakan Ekstraksi Fitur



Gambar 7. Confusion Matrix Tanpa Menggunakan Ekstraksi Ciri

Analisis hasil pelatihan model dengan teknik early stopping menunjukkan peningkatan kinerja yang konsisten selama 24 epoch pertama, dengan penurunan signifikan dalam nilai loss dan peningkatan akurasi. Pada epoch ke-24, kinerja pada data validasi stagnan, memicu penghentian pelatihan. Ini menunjukkan model telah mencapai titik optimal, menghindari overfitting dan memastikan generalisasi yang baik. Model mencapai akurasi 88.86% dan loss 0.0117 pada data validasi saat berhenti, menunjukkan keberhasilan dalam mempelajari pola data dan mengaplikasikannya dengan baik pada data baru. Teknik early stopping terbukti efektif dalam mengoptimalkan kinerja model dan menghasilkan hasil yang konsisten.

### 3.4 Pembahasan

Pada bagian ini pembahasan tentang hasil pengujian dari dua metode klasifikasi yang dilakukan menggunakan hasil terbaik dari dua metode yaitu, mobilenet dengan 24 epoch, serta glcm dan histogram dengan 150 epoch. Berikut adalah hasil perbandingan yang dapat dilihat pada tabel 3 berikut ini.

**Tabel 3.** Perbandingan Klasifikasi Dari Menggunakan Ekstraksi Fitur Dan Tanpa Menggunakan Ekstraksi Fitur

Klasifikasi	Akurasi Pelatihan	Loss Pelatihan	Akurasi Pengujian	Loss Pengujian
Dengan Ekstraksi Fitur 141 Epoch	0.3276	2.6114	0.3342	2.7729
Tanpa Ekstraksi Fitur 24 Epoch	0.8968	0.0111	0.8886	0.0117

Langkah selanjutnya adalah melakukan analisa dari hasil yang didapat setelah melakukan pengujian terhadap program klasifikasi warna dengan ekstraksi ciri dan tanpa ekstraksi ciri. Berikut merupakan analisa dari pengujian yang sudah dilakukan:

- Dari hasil Analisa pada dua klasifikasi (menggunakan ekstraksi ciri dan tanpa menggunakan ekstraksi ciri). Klasifikasinya yang terbaik dapat dilihat dari beberapa faktor, termasuk akurasi pelatihan, akurasi pengujian, serta loss pelatihan dan loss pengujian.
- Klasifikasi warna tanpa ekstraksi ciri menggunakan model CNN yang di latih menghasilkan hasil yang baik melihat hasil akurasi yang tinggi yang mencapai akurasi 89%.
- Dari hasil pengujian klasifikasi dapat disimpulkan klasifikasi tanpa menggunakan ekstraksi ciri menunjukan hasil terbaik. Dikarenakan klasifikasi tanpa menggunakan ekstraksi ciri memberikan akurasi pelatihan tinggi (0.8968), loss pelatihan rendah (0.0111), akurasi pengujian yang baik (0.8886), dan loss pengujian yang juga rendah (0.0117). Dengan keseimbangan yang baik antara akurasi dan loss, maka disimpulkan klasifikasi tanpa menggunakan ekstraksi ciri yang paling baik dalam pengujian data warna cat tembok.

## 4. KESIMPULAN

Analisis hasil pengujian program klasifikasi warna dengan dan tanpa ekstraksi ciri menunjukkan perbedaan kinerja yang signifikan. Berdasarkan analisis kedua pendekatan ini, klasifikasi terbaik dinilai dari beberapa faktor utama, yaitu akurasi pelatihan, akurasi pengujian, serta loss pelatihan dan loss pengujian. Klasifikasi warna tanpa ekstraksi ciri menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) memberikan hasil yang sangat baik, mencapai akurasi 89%. Dari hasil pengujian, klasifikasi tanpa ekstraksi ciri menunjukkan performa terbaik. Hal ini ditunjukkan dengan akurasi pelatihan yang tinggi sebesar 0.8968 dan loss pelatihan yang rendah sebesar 0.0111. Selain itu, akurasi pengujian juga cukup baik, mencapai 0.8886, dengan loss pengujian yang rendah sebesar 0.0117. Keseimbangan yang baik antara akurasi dan loss menunjukkan bahwa model ini mampu belajar dari data pelatihan dengan efektif dan mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data pengujian. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa pendekatan klasifikasi tanpa ekstraksi ciri lebih efektif dan efisien untuk pengujian data warna cat tembok. Penggunaan model CNN tanpa ekstraksi ciri tidak hanya menyederhanakan proses tetapi juga memberikan kinerja yang lebih unggul, menjadikannya pilihan terbaik untuk aplikasi serupa di masa mendatang. Dengan demikian, klasifikasi tanpa ekstraksi ciri direkomendasikan untuk implementasi dalam sistem klasifikasi warna cat tembok.

## REFERENCES

- J. R. Kusumah, "GREEN PRODUCT SEBAGAI PENERAPAN ETIKA BISNIS PADA PERUSAHAAN PRODUSEN CAT," *Jurnal Ilmu Manajemen Terapan*, vol. 1, no. 5, pp. 451–463, 2020, doi: 10.31933/JIMT.
- A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network," *Format J. Ilm. Tek. Inform*, vol. 8, no. 2, 2020, [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html>
- R. A. Tilasefana and R. E. Putra, "Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG NET Untuk Pengenalan Cuaca," *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 05, 2023.
- F. Pradana Rachman and H. Santoso, "Perbandingan Model Deep Learning untuk Klasifikasi Sentiment Analysis dengan Teknik Natural Language Processing," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 103–112, 2021, [Online]. Available: <http://http://jurnal.unmer.ac.id/index.php/jtmi>
- Y. Hafifah, K. Muchtar, A. Ahmadiar, and S. Esabella, "Perbandingan Kinerja Deep Learning Dalam Pendeteksian Kerusakan Biji Kopi," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 6, p. 1928, Dec. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5151.



- [6] R. A. Saputra, S. Wasyianti, A. Supriyatna, and D. F. Saefudin, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi," *JURNAL SWABUMI*, vol. 9, no. 2, 2021, [Online]. Available: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Rice>
- [7] M. F. Naufal, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 8, no. 2, pp. 311–318, 2019, doi: 10.25126/jtik.202184553.
- [8] B. Budiman, C. Lubis, and N. J. Perdana, "PENDETEKSIAN PENGGUNAAN MASKER WAJAH DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 40–47, 2021, [Online]. Available: [https://miro.medium.com/max/444/1\\*gpB2G2JsJ0mk1](https://miro.medium.com/max/444/1*gpB2G2JsJ0mk1)
- [9] S. Supirman, C. Lubis, and D. Yulianto, "KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR VGG16," *Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*, vol. 8, no. 1, 2023.
- [10] M. Zulfi Ariska and W. Lestarini, "STABILISASI TANAH LEMPUNG MENGGUNAKAN CAMPURAN BUBUK ARANG KAYU DAN CAT TEMBOK," *JURNAL DEVICE*, vol. 13, no. 1, pp. 52–58, 2023.
- [11] V. Harisianti, "Analisis Faktor Kebetahan Pengunjung Coffee Shop Melalui Penilaian Kinerja Elemen Interior. Studi Kasus: Kafe dan Coffee Shop di Kawasan L.R.E Martadinata, Bandung.," *Jurnal Arsitektur ZONASI*, vol. 4, no. 2, pp. 196–209, Jun. 2021, doi: 10.17509/jaz.v4i2.31609.
- [12] A. Zaqi, A. Faritsy, and H. H. Prasetyo, "Analisis Pengendalian Kualitas Produk Ember Cat Tembok 5kg Menggunakan Metode New Seven Tools (Studi Kasus: PT. X)," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 1, no. 3, pp. 231–242, 2022.
- [13] E. Budi Sulistiarini, C. Wahyu Utomo, and C. Fatma Putri, "IDENTIFIKASI KEHANDALAN PEKERJA TANPA GANGGUAN OTOT DALAM PENYIMPANAN CAT TEMBOK," *Industri Inovatif - Jurnal Teknik Industri ITN Malang*, vol. 11, no. 1, pp. 22–30, 2021.
- [14] H. Hermanto, A. Mustopa, and A. Y. Kuntoro, "ALGORITMA KLASIFIKASI NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM LAYANAN KOMPLAIN MAHASISWA," *Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer*, vol. 5, no. 2, pp. 211–220, 2020, [Online]. Available: [www.bsi.ac.id](http://www.bsi.ac.id)
- [15] D. Sartika and I. Saluza, "Penerapan Metode Principal Component Analysis (PCA) Pada Klasifikasi Status Kredit Nasabah Bank Sumsel Babel Cabang KM 12 Palembang Menggunakan Metode Decision Tree," *Jurnal Generic*, vol. 14, no. 2, pp. 45–49, 2022.
- [16] A. Indriani, "ANALISA PERBANDINGAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER DAN K-NEAREST NEIGHBOR TERHADAP KLASIFIKASI DATA," *Jurnal Sebatik*, vol. 24, no. 1, pp. 1–7, 2020.
- [17] Y. B. Eliezer Purba, N. F. Saragih, A. P. Silalahi, S. Sitepu, and A. Gea, "Perancangan Alat Pendeteksi Kematangan Buah Nanas Dengan Menggunakan Mikrokontroler Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, vol. 2, no. 1, pp. 13–21, 2022, [Online]. Available: <http://ojs.fikom-methodist.net/index.php/METHOTIKA>
- [18] D. Hananta Firdaus, B. Imran, L. Darmawan Bakti, and E. Suryadi, "KLASIFIKASI PENYAKIT KATARAK PADA MATA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS WEB," *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi (JKBTI)*, vol. 1, no. 3, pp. 18–26, 2022.
- [19] E. Hermawan, "Klasifikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Masker atau Tidak Dengan Mengimplementasikan Metode CNN (Convolutional Neural Network)," *Jurnal Industri Kreatif dan Informatika*, vol. 1, no. 1, pp. 33–43, 2021.
- [20] F. Charli, H. Syaputra, M. Akbar, S. Sauda, and F. Panjaitan, "Implementasi Metode Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) Untuk Pengenalan Jenis Burung Lovebird," *Journal of Information Technology Ampera*, vol. 1, no. 3, pp. 185–197, 2020, [Online]. Available: <https://journal-computing.org/index.php/journal-ita/index>
- [21] R. D. Ramadhani, A. Nur Aziz Thohari, C. Kartiko, A. Junaidi, T. Ginanjar Laksana, and N. Alim Setya Nugraha, "Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network untuk Identifikasi Jenis Sampah," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 312–318, Apr. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.2754.
- [22] A. Tiarasari and E. Haryatmi, "Penerapan Convolutional Neural Network Deep Learning dalam Pendeteksian Citra Biji Jagung Kering," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 265–271, Apr. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3040.
- [23] A. Fuadi and A. Suharso, "Perbandingan Arsitektur MobileNet dan Nasnetmobile untuk Klasifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 701–710, 2022.
- [24] I. A. Dewi and F. Rafiqi, "Deteksi Manusia menggunakan Pre-Trained MobileNet untuk Segmentasi Citra Menentukan Bentuk Tubuh," *MIND Journal | ISSN*, vol. 4, no. 1, pp. 65–79, 2019, doi: 10.26760/mindjournal.
- [25] U. Khultsum, F. Sarasati, and G. Taufik, "Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 5, pp. 1366–1374, Oct. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.4918.
- [26] W. Hastomo and S. Sudjiran, "Convolution Neural Network Arsitektur MobileNet-V2 untuk Mendeteksi Tumor Otak," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi STI&K (SeNTIK)*, vol. 5, no. 1, pp. 17–21, 2021.
- [27] P. R. Aningtiyas, A. Sumin, and S. Wirawan, "Pembuatan Aplikasi Deteksi Objek Menggunakan TensorFlow Object Detection API dengan Memanfaatkan SSD MobileNet V2 Sebagai Model Pra - Terlatih," *Jurnal Ilmiah Komputasi*, vol. 19, no. 3, pp. 421–430, Mar. 2020, doi: 10.32409/jikstik.19.3.68.
- [28] J. Feriawan and D. Swanjaya, "Perbandingan Arsitektur Visual Geometry Group dan MobileNet Pada Pengenalan Jenis Kayu," *Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, vol. 4, no. 3, pp. 185–190, 2020.