**IKRAM: Jurnal Ilmu Komputer Al Muslim**
Volume V No.2, Oktober 2026

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

# Klasifikasi Multikelas Sampah Menggunakan CNN Dengan Arsitektur MobileNetV2

**Fahmi Mubaraq[*1], Cut Fadhillah[2], Juanda[3]**
[*1,2,3]*Program Studi Informatika, Fakultas Komputer dan Multimedia, Universitas Islam Kebangsaan Indonesia, Bireuen*
e-mail: [*1]fahmimubaraq15@gmail.com

**Abstrak**

*Pengelolaan sampah memerlukan proses pemilahan berdasarkan jenis material secara tepat dan efisien. Pemilahan secara manual membutuhkan waktu dan berpotensi menimbulkan kesalahan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi multikelas sampah berbasis citra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 melalui pendekatan transfer learning. Dataset yang digunakan diperoleh dari Kaggle dan terdiri atas 15.515 citra dalam 12 kategori sampah. Tahapan penelitian meliputi preprocessing dengan mengubah ukuran citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi, augmentasi, serta pembagian dataset menjadi data latih, validasi, dan uji dengan perbandingan 70:15:15. Model MobileNetV2 digunakan sebagai ekstraktor fitur dan dilatih melalui dua tahap, yaitu feature extraction dan fine-tuning. Hasil pengujian pada data uji menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 94,97%, precision macro sebesar 93,37%, recall macro sebesar 92,53%, dan F1-score macro sebesar 92,85%. Model selanjutnya diimplementasikan pada aplikasi web GarbageAI menggunakan FastAPI dan Bootstrap 5 untuk melakukan klasifikasi citra sampah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN dengan arsitektur MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi multikelas sampah dengan kinerja yang baik dan dapat digunakan sebagai pendukung proses identifikasi jenis sampah berbasis citra.*

**Article Info**

***Kata Kunci**:*
*Klasifikasi Sampah, Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Transfer Learning, Pengolahan Citra.*

**Abstract**

*Waste management requires accurate and efficient sorting based on material types. Manual sorting requires considerable time and may lead to errors. This study aims to develop an image-based multiclass waste classification system using a Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNetV2 architecture through a transfer learning approach. The dataset was obtained from Kaggle and consists of 15,515 images in 12 waste categories. The research stages included preprocessing by resizing images to 224×224 pixels, normalization, augmentation, and splitting the dataset into training, validation, and testing sets with a ratio of 70:15:15. MobileNetV2 was used as a feature extractor and trained in two stages, namely feature extraction and fine-tuning. Testing results showed that the model achieved an accuracy of 94.97%, macro precision of 93.37%, macro recall of 92.53%, and macro F1-score of 92.85%. The model was subsequently implemented in the GarbageAI web application using FastAPI and Bootstrap 5 for waste image classification. The results indicate that the CNN with the MobileNetV2 architecture can perform multiclass waste classification with good performance and can support image-based waste type identification.*

***Keywords**:*
*Waste Classification, Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Transfer Learning, Image Processing.*

## I. PENDAHULUAN

Sampah merupakan sisa dari kegiatan sehari-hari manusia maupun proses alam yang berbentuk padat. Peningkatan jumlah penduduk, aktivitas masyarakat, serta tingkat konsumsi terhadap barang dan material turut memengaruhi jumlah sampah yang dihasilkan. Oleh karena itu, pengelolaan sampah menjadi salah satu aspek penting dalam menjaga

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

kebersihan lingkungan dan mengurangi dampak yang ditimbulkan akibat penumpukan sampah (Dewi & Kusnita, 2023).

Pemilahan sampah merupakan salah satu tahapan penting dalam proses pengelolaan sampah. Pemilahan yang tepat dapat membantu membedakan jenis sampah berdasarkan karakteristik materialnya sehingga proses pengolahan dan pemanfaatannya dapat dilakukan sesuai dengan jenis sampah tersebut. Metode Convolutional Neural Network (CNN) dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi sampah berdasarkan kategori organik dan anorganik. Hal tersebut menunjukkan bahwa penerapan teknologi klasifikasi berbasis citra dapat mendukung proses identifikasi jenis sampah secara otomatis (Purba et al., 2025).

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode *Deep Learning* yang banyak digunakan dalam pengolahan dan klasifikasi citra. CNN memiliki kemampuan dalam mengenali pola visual pada citra melalui proses ekstraksi fitur, sehingga dapat digunakan untuk membedakan objek berdasarkan karakteristik visual yang terdapat pada gambar. Dalam klasifikasi sampah, kemampuan tersebut dapat dimanfaatkan untuk mengenali jenis sampah berdasarkan bentuk, tekstur, dan karakteristik visual lainnya. Penerapan CNN efektif dalam mengenali pola visual pada citra sampah dan dapat meningkatkan kinerja proses klasifikasi. Oleh karena itu, CNN dapat digunakan sebagai pendekatan dalam membangun sistem klasifikasi sampah berbasis citra (Muslihati et al., 2024).

Salah satu arsitektur *Deep Learning* yang dapat digunakan dalam klasifikasi citra adalah MobileNetV2. Arsitektur ini dapat diterapkan melalui pendekatan *transfer learning*, yaitu memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari proses pelatihan sebelumnya untuk membantu proses klasifikasi pada dataset baru. Penggunaan MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning* memungkinkan proses pelatihan model dilakukan secara lebih efisien karena model telah memiliki kemampuan dalam mengenali fitur-fitur visual dari data sebelumnya. Penerapan *transfer learning* menggunakan MobileNetV2 dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi citra sampah dengan hasil akurasi validasi sebesar 93% setelah 15 *epoch*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki potensi untuk diterapkan dalam klasifikasi citra sampah (Syarif et al., 2025).

Hasil klasifikasi citra menggunakan metode *Deep Learning* dapat dikembangkan lebih lanjut melalui penerapan pada sistem berbasis web agar proses identifikasi sampah dapat digunakan secara lebih praktis. Sistem berbasis web memungkinkan pengguna mengunggah citra untuk kemudian diproses oleh model klasifikasi dan menghasilkan prediksi berdasarkan kategori sampah yang telah ditentukan. Penerapan klasifikasi citra menggunakan CNN pada sebuah website dapat digunakan untuk melakukan proses klasifikasi secara *real-time*. Penerapan tersebut menunjukkan bahwa integrasi model CNN dengan sistem berbasis web dapat mendukung penggunaan teknologi klasifikasi citra dalam bentuk aplikasi yang lebih mudah diakses oleh pengguna (Nugraha et al., 2025).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan model klasifikasi multikelas sampah menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Model dirancang untuk mengklasifikasikan citra ke dalam 12 kategori sampah menggunakan pendekatan *transfer learning*. Penelitian ini juga menerapkan proses *feature extraction* dan *fine-tuning* untuk memperoleh model yang dapat mengenali karakteristik visual dari setiap kategori sampah. Selanjutnya, model yang telah diperoleh diintegrasikan ke dalam aplikasi web GarbageAI sehingga hasil klasifikasi dapat digunakan secara langsung melalui antarmuka berbasis web. Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan sistem yang mampu melakukan klasifikasi jenis sampah berdasarkan citra serta mengukur kinerja model menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam penerapan *Deep Learning* untuk klasifikasi sampah berbasis citra dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2. Model yang dikembangkan tidak hanya digunakan untuk mengukur kemampuan klasifikasi terhadap 12 kategori sampah, tetapi juga diimplementasikan dalam aplikasi web GarbageAI agar hasil prediksi dapat digunakan secara langsung melalui peramban. Implementasi tersebut menyediakan fitur *upload* gambar, prediksi secara *real-time* melalui kamera,

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

visualisasi probabilitas, riwayat prediksi, dan ekspor data. Dengan demikian, penelitian ini mengintegrasikan proses pengembangan model klasifikasi dengan penerapannya dalam sistem berbasis web sebagai pendukung identifikasi jenis sampah.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental. Eksperimen dilakukan melalui tahapan pengumpulan dataset, preprocessing, pembagian data, perancangan model CNN berbasis MobileNetV2, pelatihan dua fase, pengujian, evaluasi, dan integrasi model ke aplikasi web. Dataset yang digunakan adalah Garbage Classification dari Kaggle yang berisi 15.515 citra dalam 12 kelas.

Dataset yang digunakan dalam penelitian diperoleh dari sumber publik Kaggle dan terdiri atas citra sampah yang telah dikelompokkan berdasarkan kelasnya. Dataset tersebut mencakup 12 kategori, yaitu *battery, biological, brown-glass, cardboard, clothes, green-glass, metal, paper, plastic, shoes, trash,* dan *white-glass*. Setiap citra memiliki label sesuai dengan kategori sampah yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model.

### a. Dataset dan Pembagian Data

Dataset terdiri atas battery, biological, brown-glass, cardboard, clothes, green-glass, metal, paper, plastic, shoes, trash, dan white-glass. Dataset dibagi dengan rasio 70:15:15 menjadi 10.860 citra data latih, 2.327 citra validasi, dan 2.328 citra uji. Distribusi kelas tidak seimbang; clothes merupakan kelas terbesar dengan 5.325 citra, sedangkan brown-glass memiliki 607 citra.

Distribusi dataset tidak sepenuhnya seimbang. Kelas clothes merupakan kelas dengan jumlah citra terbesar, sedangkan brown-glass merupakan salah satu kelas dengan jumlah citra paling sedikit. Kondisi tersebut perlu diperhatikan karena jumlah contoh yang berbeda antar-kelas dapat memengaruhi pembelajaran model dan interpretasi metrik evaluasi. Pembagian data 70:15:15 digunakan untuk menjaga ketersediaan data yang memadai pada proses pelatihan, validasi, dan pengujian.

### b. Preprocessing dan Augmentasi

Setiap citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel dan dinormalisasi ke rentang yang sesuai dengan input MobileNetV2. Pada data latih diterapkan horizontal flip, vertical flip, perubahan brightness dengan delta maksimum 0,2, contrast pada rentang 0,8–1,2, saturation pada rentang 0,8–1,2, serta random crop melalui pembesaran menjadi 250×250 piksel dan pemotongan kembali menjadi 224×224 piksel. Augmentasi digunakan untuk meningkatkan variasi citra dan membantu generalisasi model.

Augmentasi pada data latih dilakukan melalui horizontal flip, vertical flip, perubahan brightness dengan delta maksimum 0,2, contrast pada rentang 0,8–1,2, saturation pada rentang 0,8–1,2, serta random crop dengan memperbesar citra menjadi 250×250 piksel dan memotongnya kembali menjadi 224×224 piksel. Rangkaian transformasi tersebut dimaksudkan untuk memperkaya variasi data tanpa mengubah kelas objek sehingga model memiliki peluang lebih besar untuk mempelajari pola yang bersifat umum. Penggunaan preprocessing citra merupakan tahap penting sebelum citra diberikan kepada jaringan klasifikasi (Ratna, 2020).

### c. Arsitektur Model

Model menggunakan MobileNetV2 pretrained pada ImageNet sebagai ekstraktor fitur. Keluaran jaringan diteruskan ke GlobalAveragePooling2D, BatchNormalization, Dense 512 neuron dengan ReLU dan regularisasi L2, Dropout 0,4, Dense 256 neuron dengan ReLU dan regularisasi L2, Dropout 0,3, kemudian Dense 12 neuron dengan Softmax. Konfigurasi ini menghasilkan probabilitas untuk masing-masing kelas.

MobileNetV2 pada penelitian ini berperan sebagai base network yang telah memperoleh bobot awal dari ImageNet. Pendekatan tersebut memungkinkan model memanfaatkan representasi fitur yang telah terbentuk sebelumnya, kemudian menyesuaikannya dengan karakteristik citra sampah. Setelah ekstraksi fitur, lapisan klasifikasi tambahan digunakan untuk menghasilkan probabilitas pada 12 kelas melalui fungsi Softmax. Konfigurasi classifier terdiri atas GlobalAveragePooling2D, BatchNormalization, Dense 512 dengan aktivasi ReLU dan regularisasi L2, Dropout 0,4, Dense 256 dengan ReLU dan

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

regularisasi L2, Dropout 0,3, serta Dense 12 dengan Softmax.

**d. Strategi Pelatihan**

Pelatihan dilakukan dalam dua fase. Fase pertama merupakan feature extraction dengan seluruh lapisan MobileNetV2 dibekukan, optimizer Adam, learning rate $10^{-3}$, maksimum 15 epoch, dan Early Stopping dengan patience 7 berdasarkan val_accuracy. Pada fase kedua, 30 lapisan terakhir MobileNetV2 dibuka untuk fine-tuning dengan learning rate $10^{-5}$ dan patience 10. Strategi bertahap ini memungkinkan classifier belajar terlebih dahulu sebelum fitur tingkat tinggi disesuaikan dengan karakteristik citra sampah.

**e. Evaluasi**

Model diuji menggunakan data yang tidak digunakan selama pelatihan maupun validasi. Kinerja diukur menggunakan accuracy, macro precision, macro recall, macro F1-score, weighted precision, weighted recall, weighted F1-score, serta confusion matrix. Analisis per kelas dilakukan untuk mengetahui kategori yang paling sering mengalami kesalahan klasifikasi.

Selain accuracy, penggunaan macro precision, macro recall, dan macro F1-score diperlukan untuk memberikan gambaran yang lebih seimbang ketika distribusi kelas tidak sama. Confusion matrix kemudian digunakan untuk melihat pasangan kelas yang paling sering tertukar sehingga analisis tidak hanya bergantung pada satu nilai akurasi keseluruhan.

**f. Integrasi Web**

Model terbaik diintegrasikan ke aplikasi GarbageAI menggunakan FastAPI sebagai backend dan Bootstrap 5 sebagai frontend. Citra yang diunggah diproses pada ukuran 224×224 piksel dan dinormalisasi sebelum inferensi. Backend mengembalikan kelas prediksi, confidence, waktu inferensi, Top-3, dan probabilitas seluruh 12 kelas dalam format JSON. Antarmuka menyediakan upload gambar, kamera langsung, riwayat prediksi, statistik sesi, visualisasi probabilitas, dan ekspor data.

Implementasi tersebut mengikuti konsep pemisahan antara antarmuka dan logika inferensi. Frontend mengirimkan citra ke backend, kemudian backend melakukan preprocessing dan menjalankan model untuk menghasilkan kelas prediksi, confidence, Top-3 prediction, serta probabilitas seluruh kelas. Hasil prediksi dikirim kembali dalam format JSON dan divisualisasikan pada antarmuka. Pendekatan integrasi CNN ke aplikasi web juga sejalan dengan penelitian pengembangan website klasifikasi sampah berbasis CNN (Nugraha, 2025).

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

**a. Hasil Penelitian**

Penelitian ini menghasilkan model klasifikasi citra sampah berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2 dan pendekatan transfer learning. Dataset yang digunakan merupakan Garbage Classification yang diperoleh dari Kaggle dengan jumlah 15.515 citra yang terdiri atas 12 kelas, yaitu battery, biological, brown-glass, cardboard, clothes, green-glass, metal, paper, plastic, shoes, trash, dan white-glass. Dataset dibagi menjadi data pelatihan sebesar 70%, data validasi sebesar 15%, dan data pengujian sebesar 15%. Berdasarkan pembagian tersebut, diperoleh 10.860 citra untuk data pelatihan, 2.327 citra untuk data validasi, dan 2.328 citra untuk data pengujian.

Sebelum digunakan dalam proses pelatihan, citra melalui tahap preprocessing dengan mengubah ukuran citra menjadi 224×224 piksel sesuai dengan ukuran input MobileNetV2. Selanjutnya dilakukan normalisasi dan augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra pada proses pelatihan. Augmentasi yang digunakan meliputi horizontal flip, vertical flip, perubahan brightness dengan nilai maksimum 0,2, perubahan contrast pada rentang 0,8–1,2, perubahan saturation pada rentang 0,8–1,2, serta random crop dari ukuran 250×250 piksel menjadi 224×224 piksel. Tahapan tersebut dilakukan untuk membantu model mempelajari karakteristik visual sampah dalam kondisi citra yang lebih beragam.

Model klasifikasi menggunakan MobileNetV2 yang telah memperoleh bobot awal dari ImageNet. Pada bagian awal model, MobileNetV2 digunakan sebagai feature extractor dengan seluruh lapisan dasar dalam kondisi frozen. Fitur yang diperoleh kemudian diteruskan ke GlobalAveragePooling2D

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

dan BatchNormalization. Selanjutnya digunakan Dense layer sebanyak 512 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU dan regularisasi L2, Dropout sebesar 0,4, Dense layer sebanyak 256 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU dan regularisasi L2, Dropout sebesar 0,3, serta Dense layer terakhir dengan 12 neuron dan fungsi aktivasi Softmax sebagai keluaran klasifikasi.

Pelatihan model dilakukan dalam dua tahap, yaitu feature extraction dan fine-tuning. Pada tahap feature extraction, seluruh lapisan MobileNetV2 dibekukan dan proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,001. Pelatihan dibatasi hingga 15 epoch dengan penerapan Early Stopping berdasarkan validation accuracy. Tahap tersebut menghasilkan validation accuracy terbaik sebesar 93,90%.

Tahap berikutnya adalah fine-tuning dengan membuka 30 lapisan terakhir MobileNetV2. Learning rate diturunkan menjadi 0,00001 agar proses penyesuaian bobot berlangsung secara lebih bertahap. Hasil fine-tuning menunjukkan peningkatan validation accuracy menjadi 94,07%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penyesuaian sebagian bobot MobileNetV2 terhadap karakteristik dataset sampah memberikan peningkatan performa dibandingkan tahap feature extraction.

Pengujian akhir dilakukan menggunakan 2.328 citra yang tidak digunakan dalam proses pelatihan maupun validasi. Model memperoleh accuracy sebesar 94,97%, macro precision sebesar 93,37%, macro recall sebesar 92,53%, dan macro F1-score sebesar 92,85%. Sementara itu, weighted precision mencapai 95,04%, weighted recall sebesar 94,97%, dan weighted F1-score sebesar 94,95%. Ringkasan hasil evaluasi model ditampilkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Ringkasan Metrik Evaluasi Model pada Data Uji

| Metrik | Nilai (%) |
|---|---|
| Akurasi | 94,97 |
| Presisi Macro | 93,37 |
| Recall Macro | 92,53 |
| F1-Score Macro | 92,85 |
| Presisi Weighted | 95,04 |
| Recall Weighted | 94,97 |
| F1-Score Weighted | 94,95 |

Berdasarkan Tabel 1, model memperoleh akurasi sebesar 94,97%. Nilai macro precision, macro recall, dan macro F1-score masing-masing sebesar 93,37%, 92,53%, dan 92,85%. Penggunaan macro average penting dalam penelitian ini karena jumlah citra pada setiap kelas tidak sama. Sementara itu, nilai weighted average mempertimbangkan jumlah sampel pada masing-masing kelas sehingga memberikan gambaran performa berdasarkan distribusi data pengujian.

Evaluasi juga dilakukan pada setiap kelas untuk mengetahui kemampuan model dalam membedakan masing-masing jenis sampah. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kelas clothes memperoleh F1-score tertinggi sebesar 0,98. Kelas biological, shoes, dan trash juga memperoleh performa yang tinggi dengan F1-score masing-masing sebesar 0,97. Sebaliknya, kelas plastic memperoleh F1-score sebesar 0,85, sedangkan brown-glass dan white-glass masing-masing memperoleh F1-score sebesar 0,87. Hasil lengkap evaluasi berdasarkan kelas ditampilkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Metrik Evaluasi per Kelas

| Kelas | Precision | Recall | F1-Score |
|---|---|---|---|
| battery | 0,99 | 0,94 | 0,96 |
| biological | 0,96 | 0,98 | 0,97 |
| brown-glass | 0,94 | 0,81 | 0,87 |
| cardboard | 0,97 | 0,93 | 0,95 |
| clothes | 0,98 | 0,99 | 0,98 |
| green-glass | 0,87 | 0,96 | 0,91 |
| metal | 0,86 | 0,96 | 0,91 |
| paper | 0,93 | 0,92 | 0,92 |
| plastic | 0,85 | 0,85 | 0,85 |
| shoes | 0,97 | 0,97 | 0,97 |
| trash | 0,98 | 0,96 | 0,97 |
| white-glass | 0,92 | 0,84 | 0,87 |

Berdasarkan Tabel 2, terdapat perbedaan kinerja model pada setiap kelas. Kelas clothes memperoleh F1-score sebesar 0,98, sedangkan biological, shoes, dan trash memperoleh F1-score masing-masing sebesar 0,97. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik visual dari kelas-kelas tersebut dengan baik. Sebaliknya, kelas plastic memperoleh F1-score sebesar 0,85. Kelas brown-glass dan white-glass juga memiliki F1-score sebesar 0,87. Perbedaan tersebut menunjukkan

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

bahwa tingkat keberhasilan klasifikasi dipengaruhi oleh karakteristik visual dan variasi citra pada masing-masing kelas.

Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi terutama terjadi pada kelas yang memiliki karakteristik visual yang serupa. Kelas brown-glass mengalami kesalahan klasifikasi terutama terhadap green-glass dan metal. Sementara itu, white-glass memiliki beberapa kesalahan prediksi terhadap plastic dan paper. Kesamaan bentuk, warna, tekstur, transparansi, serta kondisi pencahayaan pada citra menjadi beberapa karakteristik visual yang dapat menyebabkan kesulitan dalam membedakan kelas-kelas tersebut.

Model yang telah melalui proses pengujian kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi web GarbageAI. Integrasi dilakukan agar model klasifikasi dapat digunakan melalui antarmuka yang menerima citra dari pengguna. Pada sisi frontend digunakan Bootstrap 5, sedangkan backend menggunakan FastAPI untuk menangani proses penerimaan citra dan prediksi. Citra yang diunggah diproses menggunakan tahapan preprocessing yang sama dengan proses pelatihan sebelum diberikan kepada model.

Hasil prediksi kemudian dikembalikan kepada pengguna dalam bentuk kelas yang diprediksi, nilai confidence, Top-3 prediction, probabilitas setiap kelas, serta waktu inferensi. Aplikasi GarbageAI juga menyediakan fitur unggah gambar, penggunaan kamera, riwayat prediksi, statistik sesi, visualisasi probabilitas, dan ekspor hasil prediksi.

**b. Pembahasan**

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning mampu menghasilkan kinerja klasifikasi yang tinggi pada dataset sampah multikelas. Pada tahap feature extraction, model memperoleh validation accuracy sebesar 93,90%, kemudian meningkat menjadi 94,07% setelah dilakukan fine-tuning terhadap 30 lapisan terakhir MobileNetV2. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa bobot pretrained dapat digunakan sebagai dasar pembelajaran dan kemudian disesuaikan dengan karakteristik citra sampah melalui proses fine-tuning.

Penggunaan MobileNetV2 dalam penelitian ini juga memberikan keuntungan dari sisi efisiensi arsitektur. MobileNetV2 dirancang sebagai arsitektur CNN yang relatif ringan sehingga dapat digunakan untuk membangun model klasifikasi dengan mempertimbangkan kebutuhan komputasi. Pendekatan transfer learning memungkinkan model memanfaatkan representasi fitur yang telah dipelajari sebelumnya sehingga proses pembelajaran dapat difokuskan pada penyesuaian karakteristik dataset yang digunakan dalam penelitian. Hasil ini sejalan dengan penelitian Syarif et al. (2025) yang menggunakan MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning dalam klasifikasi sampah.

Perbedaan jumlah citra antar kelas menjadi salah satu aspek yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasil. Dataset memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang, dengan kelas clothes memiliki jumlah citra yang jauh lebih banyak dibandingkan beberapa kelas lainnya, sedangkan brown-glass memiliki jumlah citra yang lebih sedikit. Kondisi tersebut dapat memengaruhi proses pembelajaran karena model memperoleh lebih banyak contoh dari kelas dengan jumlah data yang besar.

Oleh karena itu, evaluasi tidak hanya didasarkan pada accuracy, tetapi juga menggunakan precision, recall, dan F1-score dengan pendekatan macro dan weighted. Nilai macro F1-score sebesar 92,85% menunjukkan bahwa model tetap memiliki performa yang baik ketika setiap kelas diberikan bobot yang sama dalam perhitungan. Sementara itu, weighted F1-score sebesar 94,95% menunjukkan bahwa performa model berdasarkan distribusi jumlah sampel juga berada pada tingkat yang tinggi.

Penerapan preprocessing dan augmentasi memberikan variasi terhadap data pelatihan. Resize memastikan seluruh citra memiliki ukuran input yang sesuai dengan MobileNetV2, sedangkan normalisasi membantu menyesuaikan nilai citra sebelum digunakan dalam proses pembelajaran. Augmentasi berupa perubahan orientasi, brightness, contrast, saturation, dan cropping memberikan variasi tampilan terhadap citra sehingga model tidak hanya mempelajari karakteristik berdasarkan satu kondisi citra tertentu.

Regularisasi juga digunakan melalui L2 regularization dan Dropout. Dropout sebesar 0,4 diterapkan setelah Dense 512, sedangkan Dropout

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

sebesar 0,3 diterapkan setelah Dense 256. Penggunaan regularisasi tersebut bertujuan mengurangi risiko overfitting dengan membatasi ketergantungan model terhadap fitur tertentu. Early Stopping juga diterapkan untuk menghentikan proses pelatihan ketika performa validasi tidak lagi menunjukkan peningkatan yang berarti.

Berdasarkan hasil evaluasi per kelas, terdapat perbedaan kemampuan model dalam mengenali setiap jenis sampah. Kelas clothes memperoleh F1-score sebesar 0,98, sedangkan kelas shoes dan trash memperoleh F1-score sebesar 0,97. Performa tersebut menunjukkan bahwa karakteristik visual dari kelas tersebut relatif dapat dipelajari dengan baik oleh model. Sebaliknya, plastic memperoleh F1-score sebesar 0,85. Variasi bentuk, ukuran, warna, dan jenis objek plastik dapat menyebabkan karakteristik visual kelas tersebut menjadi lebih beragam sehingga meningkatkan kemungkinan kesalahan prediksi.

Kelas berbahan kaca juga menunjukkan tantangan dalam proses klasifikasi. Brown-glass memperoleh recall sebesar 0,81 dan F1-score sebesar 0,87, sedangkan white-glass memperoleh recall sebesar 0,84 dan F1-score sebesar 0,87. Kesalahan klasifikasi pada kelompok kaca dapat terjadi karena adanya kemiripan bentuk, tekstur, tingkat transparansi, serta perubahan warna akibat kondisi pencahayaan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa confusion matrix dan metrik per kelas diperlukan untuk melengkapi informasi yang diperoleh dari nilai accuracy secara keseluruhan.

Implementasi model ke dalam GarbageAI menunjukkan bahwa hasil penelitian dapat diterapkan dalam bentuk sistem berbasis web. Backend FastAPI menangani proses penerimaan citra dan inferensi model, sedangkan Bootstrap 5 digunakan untuk membangun antarmuka. Pemisahan antara antarmuka pengguna dan proses inferensi memungkinkan pengguna mengirimkan citra tanpa perlu berinteraksi langsung dengan kode model. Hasil prediksi kemudian dikembalikan dalam bentuk informasi kelas, confidence, Top-3 prediction, dan probabilitas masing-masing kelas.

Meskipun memperoleh hasil pengujian yang tinggi, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan merupakan dataset publik sehingga karakteristik citranya belum sepenuhnya menggambarkan kondisi sampah pada lingkungan nyata. Selain itu, penelitian belum menerapkan pembobotan kelas secara khusus untuk mengatasi ketidakseimbangan data dan belum melakukan pengujian implementasi model secara langsung pada perangkat mobile dengan sumber daya terbatas.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN dengan arsitektur MobileNetV2 dan transfer learning mampu digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap 12 kelas sampah dengan accuracy sebesar 94,97% dan macro F1-score sebesar 92,85%. Model juga berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi GarbageAI sehingga hasil klasifikasi dapat digunakan melalui sistem berbasis web. Perbedaan kinerja antar kelas menunjukkan bahwa karakteristik visual objek menjadi faktor penting dalam proses klasifikasi, terutama pada kelas yang memiliki kemiripan visual seperti beberapa jenis kaca dan plastik.

## IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan model CNN berbasis MobileNetV2 dengan transfer learning untuk klasifikasi 12 kelas sampah. Model menggunakan strategi feature extraction dan fine-tuning serta preprocessing dan augmentasi citra. Evaluasi pada data uji menunjukkan bahwa model mampu memberikan kinerja klasifikasi yang konsisten, dengan akurasi 94,97% dan F1-score macro 92,85%. Kesalahan terutama ditemukan pada kelas dengan kemiripan visual, khususnya kaca dan plastik.

Model terbaik juga berhasil diintegrasikan ke aplikasi web GarbageAI menggunakan FastAPI dan Bootstrap 5. Sistem menyediakan prediksi citra dan informasi probabilitas sehingga hasil model dapat diakses melalui antarmuka web. Pengembangan berikutnya dapat diarahkan pada penyeimbangan kelas, pengujian dengan dataset lapangan, perbandingan arsitektur, interpretasi model, serta pengujian langsung pada perangkat mobile.

## V. REFERENSI

Alfarizi, M. R. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., Ardiansah, G., & Elgar, M. (2023). Use of Python as a Programming Language for Machine Learning and Deep Learning.

e-ISSN : 2964-5115
p-ISSN : 2964-4364

*Scientific Work of Students on the Belief in Monotheism (KARIMAH TAUHID)*, *2*(1), 1–6.

Dewi, L. W. Y., & Kusnita, K. L. (2023). Edukasi Pemilahan Sampah Sejak Dini di SDN 1 WONGAYA GEDE. *Jurnal Mandala Pengabdian Masyarakat*, *4*(1), 166–170. https://doi.org/10.35311/jmpm.v4i1.189

Muslihati, Sahibu, S., Taufik, I., & Studi Sistem Komputer, P. (2024). MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Implementation of the Convolutional Neural Network Algorithm for Classifying Types of Organic and Non-Organic Waste Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi J. *Institut Riset Dan Publikasi Indonesia (IRPI)*, *4*(3), 840–852.

Nugraha, Z. I., Jurnal Manajemen, Misi, S. I., Klasifikasi, U., Organik, S., & Non-organik, D. A. N. (2025). *Implementasi Algoritma Cnn Dalam Pengembangan Website*. *8*, 90–101.

Purba, M. E., Situmorang, A. Z., Br Ginting, G. L., Lubis, M. W. P., & Sinaga, F. M. (2025). Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik Menggunakan Algoritma CNN. *Jurnal Sifo Mikroskil*, *26*(1), 37–54. https://doi.org/10.55601/jsm.v26i1.1510

Ratna, S. (2020). Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm. *Technologia: Jurnal Ilmiah*, *11*(3), 181. https://doi.org/10.31602/tji.v11i3.3294

Syarif, M., Prasetyo, S., Oktaviana, E., Zahra, A., Kristiawan, Y. I., & Dwi, R. (2025). *Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2 pada Citra Digital*. 1028–1033.