

**KLASIFIKASI CITRA SAMPAH MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Sistem Informasi



disusun oleh

WIDHI TRI ATMOJO

22.12.2596

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2025

KLASIFIKASI CITRA SAMPAH MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Sistem Informasi



disusun oleh

WIDHI TRI ATMOJO

22.12.2596

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2025**

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**KLASIFIKASI CITRA SAMPAH MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (CNN)**

yang disusun dan diajukan oleh

WIDHI TRI ATMOJO

22.12.2596

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 18 Desember 2025

Dosen Pembimbing,



Norhikmah, S.Kom., M.Kom.

NIK. 190302245

HALAMAN PENGESAHAN
SKRIPSI
KLASIFIKASI CITRA SAMPAH MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (CNN)

yang disusun dan diajukan oleh

Widhi Tri Atmojo

22.12.2596

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 18 Desember 2025

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Ikma, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302282

Ali Mustopa, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302192

Norhikmah, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302245



Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 18 Desember 2025

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : **WIDHI TRI ATMOJO**

NIM : **22.12.2596**

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

KLASIFIKASI CITRA SAMPAH MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Dosen Pembimbing : **Nothikmah, S.Kom., M.Kom.**

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan **gagasan**, rumusan dan penelitian **SAYA** sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab **SAYA**, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini **SAYA** buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka **SAYA** bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 18 Desember 2025

Yang Menyatakan,



Widhi Tri Atmojo

HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji syukur ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulisan skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik. Dengan segala kerendahan hati, karya ini saya persembahkan kepada:

1. Allah SWT, atas kesehatan, kekuatan, dan petunjuk-Nya dalam setiap proses kehidupan.
2. Almarhum ayah, sebagai sumber inspirasi dan semangat yang selalu menguatkan langkah saya.
3. Ibu tercinta, atas doa, kasih sayang, serta dukungan yang tidak pernah berhenti.
4. Kedua kakak, yang senantiasa memberikan motivasi dan dukungan selama perjalanan pendidikan saya.
5. Pasangan, atas pengertian, semangat, dan dukungan yang selalu diberikan selama penyusunan skripsi ini.

Semoga karya ini dapat memberikan manfaat dan menjadi amal kebaikan bagi kita semua.

KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta.

Pada kesempatan ini, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Dr. M. Suyanto, M.M., selaku Rektor Universitas Amikom Yogyakarta.
2. Prof. Dr. Kusri, M.Kom., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer.
3. Anggit Dwi Hartanto, M.Kom., selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi.
4. Norhikmah, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing atas bimbingan dan arahnya selama penyusunan skripsi.
5. Tim Dosen Penguji, atas saran dan masukan yang sangat membantu penyempurnaan skripsi ini.
6. Kedua orang tua dan kedua kakak, atas doa, dukungan, dan motivasi yang tiada henti serta sebagai penyangga yang selalu mengusahakan yang terbaik bagi penulis.
7. Pasangan penulis, atas semangat dan pengertian selama proses penelitian.
8. Semua pihak yang telah membantu secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa mendatang.

Yogyakarta, 12 Desember 2025

Penulis

DAFTAR ISI

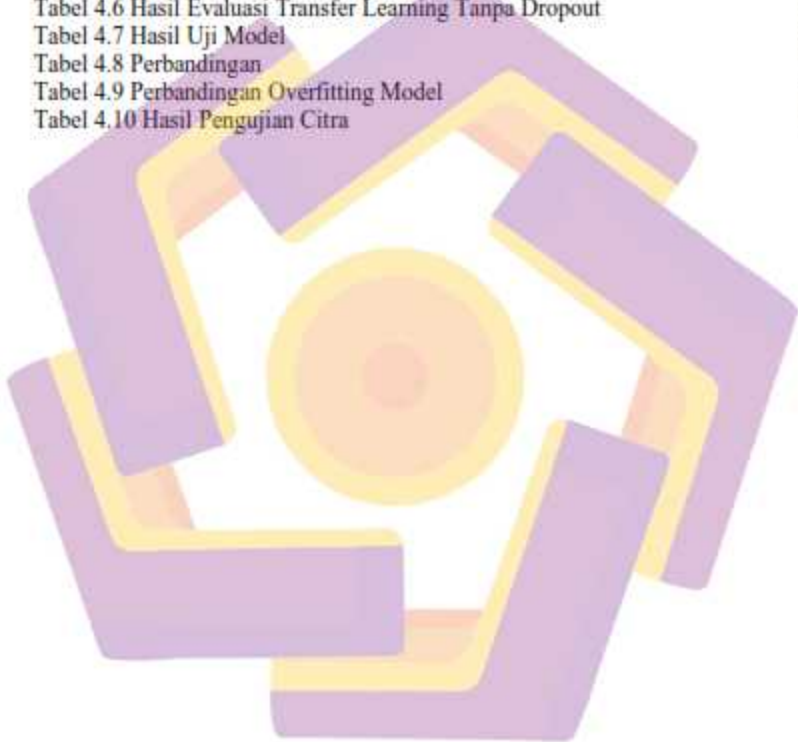
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiii
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xiv
DAFTAR ISTILAH	xv
INTISARI	xvi
ABSTRACT.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3

1.6	Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA		1
2.1	Studi Literatur	1
2.2	Dasar Teori.....	6
BAB III METODE PENELITIAN		11
3.1	Objek Penelitian	11
3.2	Alur Penelitian	11
3.3	Alat dan Bahan.....	14
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		16
4.1	Akuisisi Data.....	16
4.2	Preprocessing Data.....	18
4.2.1	Pemuatan Dataset.....	18
4.2.2	Konfigurasi Lingkungan dan Library	19
4.2.3	Pembuatan Data Generator	19
4.2.4	Pembagian Data (Train, Validation, Test)	20
4.2.5	Augmentasi Khusus Kelas Logam.....	21
4.2.6	Pembuatan Generator Gabungan	22
4.2.7	Distribusi Data Hasil Split	23
4.3	Pelatihan Model	24
4.3.1	Pelatihan Model CNN Dengan Dropout.....	24
4.3.2	Pelatihan Model Transfer Learning Dengan Dropout	31
4.3.3	Pelatihan Model CNN Tanpa Dropout.....	37
4.3.4	Pelatihan Model Transfer Learning Tanpa Dropout.....	43
4.4	Evaluasi Model	49
4.4.1	Tujuan Evaluasi	49
4.4.2	Proses Evaluasi	50
4.4.3	Hasil Evaluasi Model.....	52

4.4.4	Analisis Confusion Matrix	56
4.5	Analisis Hasil Perbandingan Model.....	63
4.5.1	Tujuan Analisis Hasil Perbandingan Model	63
4.5.2	Proses Pengujian Data Test.....	64
4.5.3	Hasil Pengujian Data Test.....	66
4.5.4	Tabel Perbandingan	68
4.5.5	Visualisasi Perbandingan	70
4.5.6	Analisis Perbandingan	72
4.5.7	Pemilihan Model Terbaik	74
4.6	Deploy	75
4.6.1	Tujuan Implementasi Sistem.....	75
4.6.2	Flowchart	76
4.6.3	Persiapan Lingkungan.....	77
4.6.4	Proses Implementasi	79
4.6.5	Tampilan Aplikasi.....	82
4.6.6	Uji Pengujian Citra	84
BAB V PENUTUP		89
5.1	Kesimpulan	89
5.2	Saran	89
REFERENSI		91
LAMPIRAN.....		93

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keaslian Penelitian	1
Tabel 4.1 Distribusi dataset berdasarkan Kategori	17
Tabel 4.2 Distribusi Data Hasil Split	23
Tabel 4.3 Hasil Evaluasi CNN Dengan Dropout	55
Tabel 4.4 Hasil Evaluasi Transfer Learning Dengan Dropout	56
Tabel 4.5 Hasil Evaluasi CNN Tanpa Dropout	56
Tabel 4.6 Hasil Evaluasi Transfer Learning Tanpa Dropout	57
Tabel 4.7 Hasil Uji Model	68
Tabel 4.8 Perbandingan	70
Tabel 4.9 Perbandingan Overfitting Model	71
Tabel 4.10 Hasil Pengujian Citra	86



DAFTAR GAMBAR

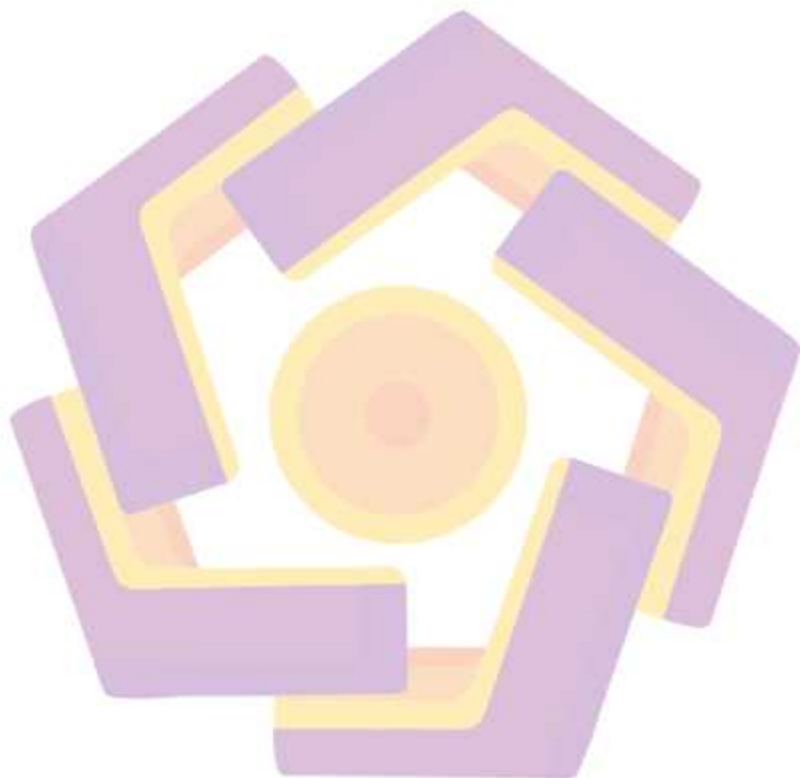
Gambar 3.1 Alur Penelitian	11
Gambar 4.1 Pemuatan Dataset	18
Gambar 4.2 Konfigurasi Lingkungan dan library	19
Gambar 4.3 Pembuatan Data Generator	20
Gambar 4.4 Pembagian data (Train, Validation, Test)	21
Gambar 4.5 Augmentasi Khusus Kelas Logam	22
Gambar 4.6 Pembuatan Generator Gabungan	22
Gambar 4.7 Distribusi Data Hasil Split	23
Gambar 4.8 Code Arsitektur Model CNN Dengan Dropout	25
Gambar 4.9 Arsitektur Model CNN Dengan Dropout	26
Gambar 4.10 Pelatihan Model CNN Dengan Dropout	27
Gambar 4.11 Grafik Akurasi Model CNN Dengan Dropout	29
Gambar 4.12 Grafik Loss Model CNN	30
Gambar 4.13 Code Arsitektur Model Transfer Learning Dengan Dropout	31
Gambar 4.14 Arsitektur Model Transfer Learning Dengan Dropout	32
Gambar 4.15 Pelatihan Model Transfer Learning Dengan Dropout	34
Gambar 4.16 Grafik Akurasi Model Transfer Learning	36
Gambar 4.17 Grafik Loss Model Transfer Learning	37
Gambar 4.18 Code Arsitektur Model CNN Tanpa Dropout	38
Gambar 4.19 Arsitektur Model CNN Tanpa Dropout	39
Gambar 4.20 Pelatihan Model CNN Tanpa Dropout	40
Gambar 4.21 Grafik Akurasi Model CNN Tanpa Dropout	42
Gambar 4.22 Grafik Loss Model CNN Tanpa Dropout	43
Gambar 4.23 Code Arsitektur Model Transfer Learning Tanpa Dropout	44
Gambar 4.24 Arsitektur Model Transfer Learning Tanpa Dropout	45
Gambar 4.25 Pelatihan Model Transfer Learning Tanpa Dropout	47
Gambar 4.26 Akurasi Model Transfer Learning Tanpa Dropout	49
Gambar 4.27 Loss Model Transfer Learning Tanpa Dropout	50
Gambar 4.28 Proses Evaluasi	52
Gambar 4.29 Hasil Evaluasi	54
Gambar 4.30 Confusion Matrix	58
Gambar 4.31 Confusion Matrix CNN	59
Gambar 4.32 Confusion Matrix Transfer Learning	61
Gambar 4.33 Confusion Matrix CNN Tanpa Dropout	62
Gambar 4.34 Confusion Matrix Transfer Learning Tanpa Dropout	64
Gambar 4.35 Daftar Model	66
Gambar 4.36 Fungsi Preprocessing Citra	67
Gambar 4.37 Proses Pengujian	68
Gambar 4.38 Grafik Akurasi	69
Gambar 4.39 Perbandingan Akurasi	72
Gambar 4.40 Perbandingan F1-Score	73
Gambar 4.41 Flowchart	78

Gambar 4.42 Library	79
Gambar 4.43 Struktur file	80
Gambar 4.44 Pemuatan Model	80
Gambar 4.45 Processing dan Prediksi	81
Gambar 4.46 Antarmuka Streamlit	81
Gambar 4.47 Tampilan Menu Utama	82
Gambar 4.48 Tampilan Upload Gambar	82
Gambar 4.49 Tampilan Ambil Gambar	83
Gambar 4.50 Tampilan Hasil Prediksi	83

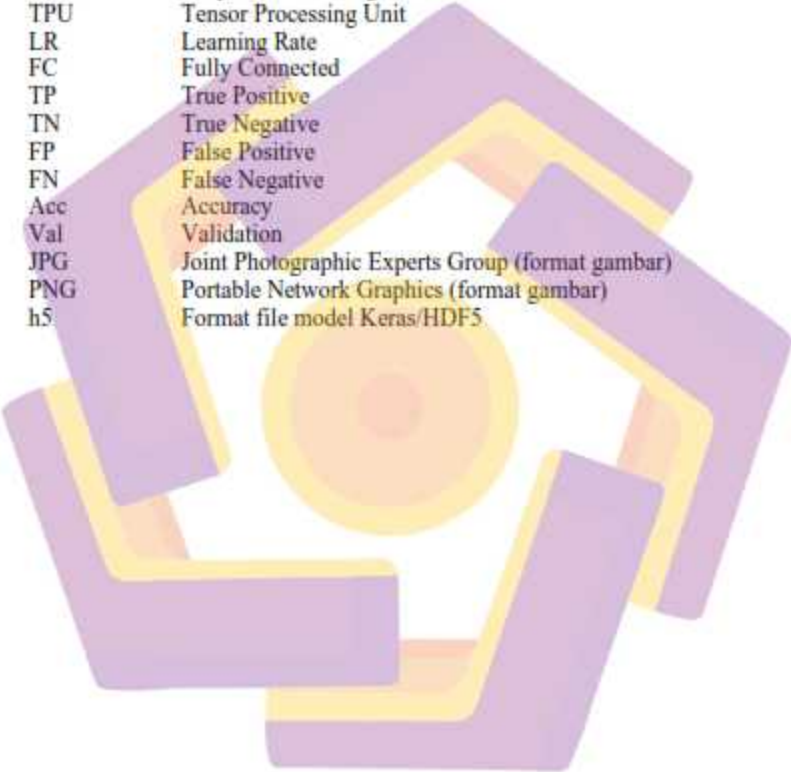


DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Profil obyek Penelitian	10
Lampiran 2. Dokumentasi Penelitian	11



DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN



ML	Machine Learning
DL	Deep Learning
CNN	Convolutional Neural Network
TL	Transfer Learning
GPU	Graphics Processing Unit
TPU	Tensor Processing Unit
LR	Learning Rate
FC	Fully Connected
TP	True Positive
TN	True Negative
FP	False Positive
FN	False Negative
Acc	Accuracy
Val	Validation
JPG	Joint Photographic Experts Group (format gambar)
PNG	Portable Network Graphics (format gambar)
h5	Format file model Keras/HDF5

DAFTAR ISTILAH



Epoch	Satu kali pelatihan seluruh data.
Augmentasi	Menambah variasi gambar agar model lebih kuat.
Preprocessing	Menyiapkan gambar sebelum diproses model.
Dataset	Kumpulan gambar untuk pelatihan dan pengujian.
Klasifikasi	Menentukan kategori gambar.
Layer	Bagian atau lapisan dalam model.
Convolution	Mengambil ciri/ fitur dari gambar.
Pooling	Mengurangi ukuran fitur penting.
Aktivasi	Fungsi yang mengaktifkan respon model.
Dropout	Mengurangi overfitting dengan mematikan neuron acak.
Model	Struktur yang digunakan untuk memprediksi.
Training	Proses model belajar dari data.
Validation	Mengecek performa saat pelatihan.
Testing	Menguji model dengan data baru.
Overfitting	Model hanya bagus di data latih tetapi buruk di data baru.
Confusion Matrix	Tabel untuk melihat hasil prediksi setiap kelas.
Precision	Ketepatan prediksi positif.
Recall	Kemampuan menemukan data positif.
F1-score	Rata-rata gabungan precision dan recall.
Streamlit	Alat untuk membuat aplikasi AI.
Fine-tuning	Menyesuaikan bobot model pretrained.
ImageNet	Dataset besar untuk model pretrained.

INTISARI

Masalah pemilahan sampah yang masih dilakukan secara manual menyebabkan proses menjadi tidak efisien, membutuhkan waktu lama, serta rentan menimbulkan kesalahan, sehingga diperlukan sistem otomatis yang mampu meningkatkan ketepatan klasifikasi. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan membandingkan empat model klasifikasi citra CNN, CNN tanpa dropout, Transfer Learning MobileNetV2 dengan dropout, serta MobileNetV2 tanpa dropout guna menentukan model yang paling optimal dalam mengidentifikasi enam kelas sampah, yaitu Kaca, Kardus, Kertas, Logam, Plastik, dan Residu. Dataset yang diperoleh dari sumber publik diproses melalui tahap Preprocessing, augmentasi, pembagian data, pelatihan dengan callback, serta evaluasi menggunakan akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Transfer Learning MobileNetV2 dengan dropout menghasilkan performa tertinggi dengan akurasi 88,75%, F1-score 0,888, serta tingkat overfitting terendah sebesar 1,98%, sehingga lebih stabil dibandingkan model CNN yang dilatih dari awal. Model terbaik tersebut kemudian diimplementasikan dalam aplikasi Streamlit untuk melakukan prediksi secara real-time melalui unggahan gambar maupun kamera. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan Transfer Learning lebih efektif dalam tugas klasifikasi citra sampah dan berpotensi mendukung peningkatan proses pemilahan dan daur ulang di berbagai lingkungan.

Kata kunci: klasifikasi citra sampah, CNN, transfer learning, deep learning, Streamlit.

ABSTRACT

Manual waste sorting remains inefficient, time-consuming, and susceptible to errors, highlighting the need for an automated system capable of improving classification accuracy. This study aims to develop and compare four image classification models: CNN, CNN without dropout, Transfer Learning MobileNetV2 with dropout, and MobileNetV2 without dropout to determine the most effective approach for identifying six waste categories: Glass, Cardboard, Paper, Metal, Plastic, and Residue. The dataset obtained from public sources underwent preprocessing, augmentation, data splitting, model training with callbacks, and evaluation using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The experimental results show that the Transfer Learning MobileNetV2 with dropout achieves the best overall performance, reaching 88.75% accuracy, an F1-score of 0.888, and the lowest overfitting level at 1.98%, indicating superior stability compared to CNN models trained from scratch. This top-performing model was deployed in a Streamlit-based application capable of generating real-time predictions from uploaded images or live camera input. The study concludes that Transfer Learning provides a more reliable and accurate solution for waste image classification and offers practical benefits for improving waste sorting and recycling initiatives.

Keyword: waste image classification, CNN, transfer learning, deep learning, Streamlit