BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sampah merupakan salah satu permasalahan lingkungan yang terus berkembang seiring dengan pertumbuhan penduduk, urbanisasi, perubahan pola konsumsi, dan peningkatan aktivitas masyarakat. Pemilahan berdasarkan jenis sampah menjadi tahapan penting karena dapat mendukung proses pengolahan dan daur ulang. Namun, pemilahan secara manual membutuhkan waktu, tenaga, dan biaya serta dapat menimbulkan risiko bagi pekerja yang berinteraksi langsung dengan sampah [1].

Perkembangan teknologi dapat membantu proses pemilahan melalui otomatisasi identifikasi dan klasifikasi sampah. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah computer vision. Citra sampah dapat digunakan sebagai data masukan sehingga sistem mempelajari karakteristik visual seperti bentuk, warna, tekstur, dan pola untuk menentukan kelas sampah [2]. Kemampuan tersebut semakin berkembang dengan penerapan *artificial intelligence*, khususnya *machine learning* dan *deep learning*.

Deep learning memungkinkan model mempelajari representasi data melalui banyak lapisan pemrosesan [3]. Dalam klasifikasi citra, salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *convolutional neural network* (CNN) karena mampu mempelajari karakteristik spasial citra melalui proses konvolusi [3], [4]. ResNet menggunakan *residual connection* untuk mendukung pembelajaran pada jaringan yang lebih dalam [5], sedangkan MobileNet dirancang dengan pendekatan *depthwise separable convolution* untuk menghasilkan model yang lebih ringan dan efisien [6].

Penerapan *deep learning* dalam klasifikasi sampah telah banyak dikembangkan. Salah satu dataset yang sering digunakan adalah TrashNet yang terdiri atas 2.527 citra dalam enam kelas, yaitu *glass, paper, cardboard, plastic, metal,* dan *trash* [9]. Dataset lain, yaitu Trash Annotations in Context (TACO), dikembangkan untuk merepresentasikan sampah pada lingkungan yang lebih beragam [10].

Berbagai penelitian menunjukkan potensi *deep learning* dalam klasifikasi sampah. Adedeji dan Wang memanfaatkan ResNet50 sebagai ekstraktor fitur yang dikombinasikan dengan SVM untuk klasifikasi sampah [2]. Zhang *et al.* menggunakan DenseNet169 berbasis *transfer learning* dan memperoleh akurasi lebih dari 82% [11]. Penelitian lainnya

mengembangkan model berbasis ResNet18 dan memperoleh akurasi sebesar 95,87% pada TrashNet [12]. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur dan karakteristik dataset berpengaruh terhadap performa klasifikasi.

Studi komparatif juga telah dilakukan untuk mengetahui perbedaan kinerja antararsitektur. Gupta *et al.* membandingkan AlexNet, ResNet, VGG-16, dan InceptionNet serta menemukan perbedaan performa antar-model [13]. Rismiyati *et al.* membandingkan InceptionResNetV2 dan ResNet50 pada 15.150 citra dalam 12 kelas dan memperoleh akurasi tertinggi 97,54% menggunakan InceptionResNetV2 [14].

Kajian sistematis Fotovvatikhah *et al.* terhadap 97 penelitian menunjukkan bahwa berbagai arsitektur deep learning telah digunakan dalam klasifikasi sampah dan terdapat lebih dari 15 dataset publik [15]. Penelitian yang lebih baru menggunakan *ensemble learning* untuk mengombinasikan sejumlah pretrained model dan memperoleh peningkatan performa pada beberapa dataset [16]. Kumar *et al.* juga mengevaluasi berbagai arsitektur CNN pada dataset RealWaste dan menunjukkan bahwa performa model dapat berbeda pada kondisi sampah yang lebih kompleks [17]. Kajian lain menunjukkan bahwa perkembangan teknologi klasifikasi sampah mencakup berbagai pendekatan berbasis CNN, sensor, dan sistem otomatis [18].

Penelitian membandingkan CNN konvensional, MobileNetV2, dan ResNet50. CNN konvensional digunakan sebagai model *baseline* yang relatif sederhana, MobileNetV2 merepresentasikan arsitektur ringan yang berorientasi pada efisiensi, sedangkan ResNet50 merepresentasikan jaringan yang lebih dalam dengan mekanisme residual. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian berjudul "Studi Komparasi Algoritma *Deep Learning* untuk Klasifikasi Jenis Sampah Berbasis Citra."

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah penelitian adalah:

1. Bagaimana penerapan CNN konvensional, MobileNetV2, dan ResNet50 dalam klasifikasi jenis sampah berbasis citra?
2. Bagaimana perbandingan kinerja ketiga model berdasarkan *accuracy, precision, recall, F1-score,* dan *confusion matrix*?

3. Model manakah yang memberikan keseimbangan terbaik antara performa klasifikasi dan efisiensi komputasi?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian bertujuan untuk:

1. Menerapkan CNN konvensional, MobileNetV2, dan ResNet50 untuk klasifikasi jenis sampah berbasis citra.
2. Menganalisis dan membandingkan kinerja ketiga model berdasarkan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*.
3. Menentukan model yang memberikan keseimbangan terbaik antara performa klasifikasi

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

a. Memberikan bukti empiris mengenai penerapan CNN konvensional, MobileNetV2, dan ResNet50 dalam klasifikasi jenis sampah berbasis citra.
b. Memberikan informasi mengenai perbedaan performa dan efisiensi ketiga model pada kondisi eksperimen yang sama.
c. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam pengembangan klasifikasi citra menggunakan *deep learning*.

1.5 Batasan Penelitian

Batasan penelitian ditetapkan sebagai berikut:

1. Penelitian difokuskan pada klasifikasi jenis sampah berdasarkan citra digital.
2. Model yang dibandingkan adalah CNN konvensional, MobileNetV2, dan ResNet50.
3. Dataset terdiri atas beberapa kelas sampah dan dibagi menjadi data *training*, *validation*, dan *testing* yang sama untuk setiap model.
4. Penelitian difokuskan pada studi komparasi model dan tidak mencakup pembuatan perangkat keras pemilah sampah.

5. Implementasi dilakukan menggunakan Python pada lingkungan Google Colab dengan *library deep learning* yang sesuai.

1.6 Keterbaruan

Keterbaruan penelitian ditentukan berdasarkan perbandingan dengan penelitian terdahulu yang relevan. Posisi penelitian disajikan pada Tabel 1.1.

Tabel 1.1. Keterbaruan Penelitian

No.	Penelitian	Model/Metode	Fokus/Hasil	Perbedaan Penelitian
1	Adedeji & Wang (2019) [2]	ResNet50 + SVM	Deep feature untuk klasifikasi sampah	Membandingkan tiga model deep learning secara langsung
2	Zhang *et al.* (2021) [11]	DenseNet169	Transfer learning; akurasi >82%	Komparasi tiga karakteristik arsitektur
3	Zhang *et al.* (2021) [12]	Improved ResNet18	Akurasi 95,87%	Tidak memodifikasi satu model, tetapi melakukan komparasi terkontrol
4	Gupta *et al.* (2022) [13]	AlexNet, ResNet, VGG-16, InceptionNet	Komparasi model dan SmartBin	Fokus pada CNN konvensional, MobileNetV2, dan ResNet50 tanpa perangkat keras
5	Rismiyati *et al.* (2025) [14]	InceptionResNetV2, ResNet50	Akurasi tertinggi 97,54%	Membandingkan tiga model dan efisiensi komputasi
6	Fotovvatikhah *et al.* (2025) [15]	Systematic Review	97 studi; variasi model dan dataset	Melakukan eksperimen langsung dengan skenario seragam
7	Alkılınç *et al.* (2026) [16]	Pretrained CNN + ensemble	Ensemble meningkatkan performa	Fokus pada perbandingan model individual

Berdasarkan Tabel 1.1, keterbaruan penelitian tidak terletak pada penciptaan algoritma baru, tetapi pada evaluasi komparatif terkontrol terhadap CNN konvensional, MobileNetV2, dan ResNet50 menggunakan kondisi eksperimen yang seragam. Ketiga model mewakili model *baseline*, arsitektur ringan, dan arsitektur residual yang lebih dalam. Evaluasi mengintegrasikan performa klasifikasi dan efisiensi komputasi sehingga dapat memberikan bukti empiris mengenai model yang memiliki keseimbangan terbaik pada dataset yang digunakan.