

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Pada sub bab ini akan menjelaskan mengenai rincian terdahulu yang menjadi acuan pada penelitian yang sedang dilakukan. Berikut rincian hasil dari beberapa penelitian terdahulu yang dapat ditinjau pada **Tabel 2.1**.

Tabel 2.1 Tabel Penelitian Terdahulu

No.	Judul Penelitian	Penulis dan Tahun	Metode	Hasil Pembahasan
1.	Implementasi Algoritma Convolution Neural Network pada Klasifikasi Limbah dengan Arsitektur MobileNet	Hery Oktafiandi d.k.k [12]	CNN dengan arsitektur mobilenet	Penelitian ini melakukan penelitian klasifikasi citra limbah kardus, kaca, logam, kertas, plastik, dan trash dengan algoritma CNN dengan arsitektur mobilenet memperoleh akurasi data testing sebesar 93% dengan rata-rata f1-score lima kelas di atas 90% dan satu kelas 77% untuk trash karena kurangnya model dalam

				mempelajari kelas tersebut.
2.	PENERAPAN MODEL ARSITEKTUR VGG16 UNTUK KLASIFIKASI JENIS SAMPAH	Ety Sutanty d.k.k [13]	CNN dengan arsitektur VGG-16	Penelitian ini melakukan klasifikasi sampah organik, anorganik, battery, dan popok bayi menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur VGG-16, mendapatkan nilai akurasi sebesar 82.52% yang dipengaruhi oleh jumlah data latih dan jumlah epoch, serta 17.11% untuk nilai <i>loss</i> , yang dipengaruhi oleh kurangnya variasi data latih, sehingga peneliti melakukan skenario augmentasi untuk memperkaya variasi dataset.
3.	Sistem Klasifikasi Limbah Menggunakan	Parole Nimadiga	CNN dengan arsitektur VGG-16	Penelitian ini melakukan percobaan

	<p>Metode Convolutional Neural Network (CNN) Pada Webservice Berbasis Framework Flask</p>	<p>Dacipta d.k.k [14]</p>		<p>klasifikasi sampah menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG-16, mendapatkan hasil akurasi tertinggi sebesar 69,77% dengan <i>loss</i> terendah 0,34 pada proses <i>training</i>, sedangkan pada proses <i>testing</i> mendapatkan nilai akurasi sebesar 64,45%, yang dipengaruhi oleh jumlah data latih dan epoch.</p>
4.	<p>Analisis Algoritma Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Apel Berbasis Ekstraksi Fitur Bentuk Dan Warna</p>	<p>Maulana Fansyuri [15]</p>	<p>ANN dengan menambahkan proses image preprocessing</p>	<p>Penelitian ini melakukan identifikasi jenis apel dengan metode ANN dengan menambahkan proses image preprocessing termasuk normalisasi, penghapusan</p>

				<p>noise dan penghapusan latar belakang berhasil memperoleh akurasi 99,23% menunjukkan efektifitasnya dalam identifikasi citra berdasarkan bentuk dan warna.</p>
5.	<p>Perbandingan Klasifikasi Jenis Sampah Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur ResNet18 dan ResNet50</p>	<p>Christin Evasari Nainggolan d.k.k [16]</p>	<p>CNN dengan arsitektur ResNet18 dan ResNet50</p>	<p>Penelitian ini meneliti perbandingan arsitektur dari hasil akurasi yang didapatkan dari model ResNet18 yaitu sebesar 98.69%, dan akurasi yang didapatkan dari model ResNet50 sebesar 99.41%. Namun tetap terdapat kesalahan prediksi yang disebabkan oleh kemiripan pola visual beberapa citra.</p>

Penelitian terdahulu menunjukkan berbagai pendekatan dalam klasifikasi sampah menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur seperti MobileNet, VGG-16, dan ResNet. Studi oleh Hery Oktafiandi d.k.k [12] menggunakan MobileNet dan mencapai akurasi tinggi, tetapi mengalami kendala dalam kelas “trash”. Ety Sutanty d.k.k [13] menerapkan VGG-16 dengan akurasi 82.52%, namun keterbatasan variasi data latih memengaruhi hasilnya. Sementara itu, penelitian oleh Christin Evasari Nainggolan d.k.k [16] membandingkan antara ResNet18 dan ResNet50, menunjukkan akurasi lebih tinggi tetapi masih menghadapi kesalahan prediksi akibat kemiripan pola visual beberapa gambar. Selain itu, pada penelitian Maulana Fansyuri [15] menambahkan metode image preprocessing dengan beberapa teknik untuk mengenali perbedaan karakteristik setiap kelas gambar berdasarkan pola visual.

Kesenjangan utama dari penelitian-penelitian tersebut adalah perlunya eksplorasi lebih lanjut untuk mengidentifikasi setiap gambar dan tidak hanya sebatas meningkatkan akurasi dan efisiensi model, terutama dalam menangani kategori sampah yang variatif dan cukup sulit diklasifikasikan.

2.2 Pengelolaan dan Klasifikasi Sampah

2.2.1 Definisi Sampah

Sampah merupakan material sisa dari segala aktivitas manusia yang tidak digunakan kembali. Sampah organik merupakan kategori sampah yang dapat terurai secara alami, seperti limbah dapur dan dedaunan [1]. Sebaliknya, sampah anorganik adalah sampah yang sulit terurai, seperti plastik, kaca, dan logam [2]. Sedangkan sampah B3 (Bahan Berbahaya dan Beracun) merupakan limbah yang mengandung zat berbahaya bagi ekosistem lingkungan dan kesehatan makhluk hidup, seperti baterai dan limbah medis [3].

2.2.2 Metode Klasifikasi Sampah

Pada dasarnya metode pengklasifikasian sampah terdapat dua opsi, yakni yang pertama dilakukan secara manual oleh tenaga manusia yang tentunya kurang efisien dan memerlukan waktu yang banyak, selain itu juga

rawan terjadinya kesalahan. Opsi kedua, berbasis teknologi *deep learning* dengan menggunakan model CNN untuk mengotomatisasi klasifikasi sampah dengan akurasi tinggi [4]. Penggunaan *deep learning* memungkinkan pengenalan pola visual secara otomatis tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual.

2.3 Image Processing

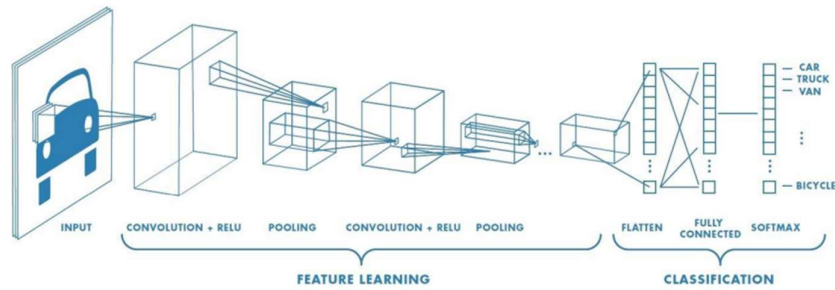
Image processing adalah suatu proses pengolahan citra atau gambar untuk memperoleh informasi penting yang berguna dari gambar tersebut. Proses ini dapat dilakukan dengan memanfaatkan beberapa teknik seperti *enhancement*, *restoration*, *filtering*, dan *compression*. Tujuan dari Image Processing adalah untuk menyempurnakan citra dan memperoleh informasi yang berguna [17].

2.4 Deep Learning

Deep Learning adalah cabang dari *Artificial Intelligence (AI)* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan (*ANN*, *CNN*, *RNN*) untuk mengekstraksi fitur secara otomatis dari data input, seperti gambar dan teks [18]. *Deep learning* telah digunakan dalam berbagai bidang, termasuk pengenalan wajah, deteksi objek, dan klasifikasi citra medis.

2.5 Convolutional Neural Network (CNN)

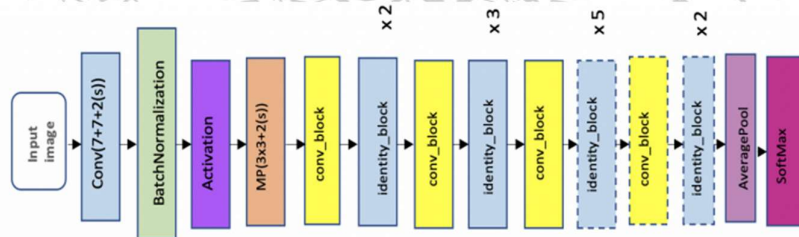
Convolutional Neural Network adalah model *deep learning* yang digunakan dalam pengenalan citra karena mampu mengidentifikasi pola visual seperti tekstur, bentuk, dan warna dengan efisien [8]. CNN bekerja dengan memanfaatkan lapisan konvolusi yang mengekstraksi fitur penting dari citra input, sehingga memungkinkan model untuk mempelajari dari dataset gambar dengan lebih efektif. Terdapat empat lapisan utama seperti lapisan konvolusi (*Convolution Layer*), lapisan aktivasi (*Activation Layer*), lapisan penggabungan (*Pooling Layer*), dan lapisan terhubung penuh (*Fully Connected Layer*) [19].



Gambar 2.1 Arsitektur CNN [19]

2.6 Arsitektur ResNet50

CNN Arsitektur ResNet50 memanfaatkan *residual learning* untuk mengatasi masalah *vanishing gradient*, memungkinkan model mempelajari lebih dalam tanpa kehilangan informasi [11]. Model ini terdiri dari 50 lapisan yang memungkinkan pemrosesan fitur kompleks dengan lebih efisien dibandingkan arsitektur sebelumnya seperti VGG-16. Keunggulan ResNet50 terletak pada pemanfaatan *shortcut connections* yang memungkinkan propagasi gradien secara lebih baik.



Gambar 2.2 Arsitektur ResNet50 [20]