

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Permasalahan sampah di Indonesia terus menjadi isu yang kompleks, terlihat dari data Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional (SIPSN) yang ada pada Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) tahun 2024, menunjukkan bahwa dari total 34,2 juta ton timbunan sampah rumah tangga dan sejenisnya di 317 kabupaten/kota, hanya 59,74% yang berhasil dikelola, sementara 40,26% atau sekitar 13,77 juta ton sampah tidak tertangani dengan baik [1]. Kondisi ini menunjukkan bahwa meskipun upaya pengelolaan sampah telah dilakukan, pola penanganan sampah masih belum mengalami perubahan. Hal ini didukung dari data KLHK tahun 2016 menunjukkan bahwa sebagian besar sampah di Indonesia, sekitar 69%, diangkut ke Tempat Pembuangan Akhir (TPA), 10% dikubur, 7% didaur ulang atau diolah menjadi kompos, 5% dibakar, dan 7% lainnya tidak dikelola dengan baik [2]. Data ini menunjukkan bahwa proses pemilahan sampah yang dilakukan sebelum pengelolaan masih sangat minim. Padahal, pemilahan yang tepat menjadi kunci dalam pengelolaan sampah yang berkelanjutan, yang tidak hanya membantu mengurangi jumlah sampah di TPA, tetapi juga mendukung upaya daur ulang dan pengolahan sampah yang ramah lingkungan.

Seiring dengan pertumbuhan jumlah penduduk, kebutuhan akan TPA juga diperkirakan akan meningkat secara signifikan. Hal ini disebabkan oleh meningkatnya volume sampah yang dihasilkan, dan rumah tangga merupakan penyumbang terbesar sampah domestik, menjadikannya sebagai sumber utama timbunan sampah di Indonesia [3]. Sayangnya, proses pemilahan sampah di tingkat rumah tangga sering dilakukan secara manual, dan banyak masyarakat yang masih kurang memahami pentingnya pemisahan sampah berdasarkan jenisnya, seperti organik, plastik, logam, atau kertas [4]. Akibatnya, pemilahan yang tidak tepat berdampak pada penanganan sampah yang tidak efisien, serta menyebabkan

sampah-sampah yang seharusnya dapat didaur ulang menjadi tidak dimanfaatkan secara maksimal.

Pemilahan yang tepat sejak awal dapat membantu mempercepat proses daur ulang, mengurangi beban TPA, serta meningkatkan efisiensi pengelolaan limbah secara keseluruhan. Untuk itu, berbagai pendekatan teknologi mulai dikembangkan guna mempermudah proses klasifikasi sampah berdasarkan jenis materialnya. Beberapa di antaranya memanfaatkan pendekatan berbasis perangkat keras seperti sistem kontrol alat pemilah sampah otomatis logam dan non-logam berbasis Arduino menggunakan sensor *proximity* dan ultrasonik [5]. Kemudian, sistem pemilah sampah logam, plastik, dan organik berbasis sensor sederhana dan *Internet of Things* (IoT) untuk pemantauan kapasitas tempat sampah [6]. Namun, kedua teknologi ini belum memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan atau metode klasifikasi yang lebih kompleks, yang dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi untuk pemilahan sampah.

Seiring dengan kemajuan teknologi, sistem klasifikasi gambar dengan *machine learning* terus berkembang dengan memanfaatkan ekstraksi fitur manual seperti tekstur, warna, dan spasial. Salah satu metode yang digunakan adalah *Naïve Bayes Classifier* yang memerlukan proses ekstraksi fitur manual agar mampu mengenali pola dengan lebih baik. Penggunaan fitur tekstural melalui metode *Local Binary Pattern* (LBP) telah diterapkan dalam klasifikasi jenis daun papaya menghasilkan akurasi hingga 96% [7]. Sementara itu, fitur spasial menggunakan *Hu Moments* dikombinasikan dengan *Sobel segmentation* untuk klasifikasi bunga *Daisy* dan *Dandelion* menghasilkan akurasi 60% [8]. Sementara itu, fitur warna berbasis Hue, Saturation, Value (HSV) digunakan dalam klasifikasi kualitas bawang merah, digabungkan dengan identifikasi ukuran, menghasilkan akurasi 91,67% [9] ketiga studi ini menunjukkan bahwa pemilihan fitur yang tepat dan relevan terhadap objek citra sangat memengaruhi performa klasifikasi, terutama saat menggunakan pendekatan *Naïve Bayes*.

Di sisi lain, sistem klasifikasi gambar berbasis *deep learning* juga semakin berkembang, khususnya melalui pendekatan *transfer learning*. Dalam penelitian

klasifikasi cuaca berbasis gambar, tiga arsitektur populer yaitu *InceptionV3*, *MobileNetV2*, dan *ResNet50V2* telah dibandingkan performanya. Pada *dataset* pertama yang memiliki kualitas gambar rendah dengan enam kelas cuaca, *InceptionV3* dan *ResNet50V2* sama-sama mencapai akurasi sebesar 73%, sedangkan *MobileNetV2* memperoleh akurasi 70% [10]. Sementara itu, pada *dataset* kedua yang memiliki kualitas gambar tinggi dengan empat kelas, *MobileNetV2* memiliki akurasi tertinggi sebesar 97%, diikuti oleh *ResNet50V2* sebesar 96%, dan *InceptionV3* sebesar 95%.

Masalah utama dalam klasifikasi gambar sampah adalah keterbatasan *dataset* publik yang relevan, terutama yang memiliki detail variasi fitur tekstural, spasial, dan warna. Masalah kualitas dan keberagaman *dataset* sangat memengaruhi akurasi model [11]. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses pembuatan dan pengolahan *dataset* secara mandiri dengan kelas yang seimbang. Dengan demikian, baik *Naïve Bayes* maupun CNN memiliki potensi dalam klasifikasi gambar sampah. Namun, perbedaan keduanya menimbulkan kebutuhan untuk membandingkan kinerjanya dalam mengolah fitur tekstural, fitur spasial, dan warna guna menentukan model yang paling efektif mendukung sistem pemilahan sampah otomatis.

B. Rumusan Masalah

Sehubungan dengan permasalahan di atas, maka pertanyaan penelitian pada tugas akhir ini adalah:

1. Bagaimana proses pembuatan dan pengolahan *dataset* yang relevan dan representatif untuk mendukung penelitian klasifikasi gambar sampah berbasis fitur tekstural, spasial, dan warna?
2. Bagaimana perbandingan kinerja antara algoritma *Naïve Bayes* dan *Convolutional Neural Network* dalam klasifikasi gambar sampah berbasis fitur tekstural, spasial, dan warna?

C. Batasan Masalah

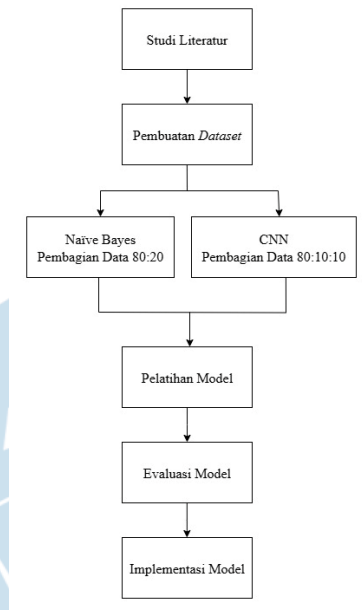
1. Jenis Sampah yang diklasifikasikan beberapa jenis sampah umum, yaitu sampah plastik, kaca, kardus, dan logam.
2. Sampel yang diambil memiliki jumlah 4400 gambar tiap jenisnya.
3. Metode algoritma yang dibandingkan kinerjanya yaitu *Naïve Bayes* yang mencakup model *Gaussian*, *Multinomial*, dan *Bernoulli* dengan fitur LBP, *Hu Moments*, HSV serta *Convolutional Neural Network* yang mencakup arsitektur *InceptionV3*, *MobileNetV2*, dan *ResNet50V2*.
4. Parameter performansi yang diukur pada klasifikasi sampah yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1 score*, dan waktu *training*.

D. Tujuan Penelitian

1. Membuat dan mengolah *Dataset* yang relevan dan representatif untuk mendukung klasifikasi gambar sampah berbasis fitur tekstural, spasial, dan warna.
2. Membandingkan model *Naïve Bayes* dan *Convolutional Neural Network* dalam klasifikasi gambar sampah berbasis fitur tekstural, spasial, dan warna.

E. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, dibutuhkan sejumlah metode dan tahapan untuk membangun serta membandingkan kinerja model klasifikasi gambar sampah berbasis fitur tekstural, spasial, dan warna. Berikut merupakan metode penelitian yang digunakan dalam proses pembangunan dan evaluasi model *Naïve Bayes* dan *Convolutional Neural Network* pada Gambar 1.1.



Gambar 1. 1 Metode Penelitian

1. Studi Literatur

Langkah awal dalam penelitian ini adalah melakukan studi literatur untuk mengumpulkan informasi dan referensi terkait teknologi klasifikasi gambar, pemanfaatan fitur spasial tekstural, serta penerapan algoritma *Naïve Bayes* dan *Convolutional Neural Network* dalam pengolahan citra. Studi ini bertujuan untuk memahami konsep dasar, menemukan celah penelitian sebelumnya, serta memperkuat landasan teori yang relevan sebagai dasar dalam pengembangan dan evaluasi model klasifikasi sampah.

2. Pembuatan *Dataset*

Pembuatan *dataset* merupakan tahap penting dalam penelitian klasifikasi citra karena menentukan kualitas data yang digunakan untuk melatih model. Dalam proses pembuatan *dataset* ini mencakup penentuan kelas-kelas yang akan diklasifikasi, pengumpulan gambar sesuai dengan kelas tersebut, dan *preprocessing* agar siap digunakan dalam pemodelan. Tahapan ini bertujuan memastikan bahwa *dataset* yang dibangun relevan, terstruktur, dan layak untuk mendukung proses klasifikasi secara optimal.

3. Pembagian Data

Pembagian data dilakukan untuk memastikan evaluasi model berjalan objektif. Untuk *Naïve Bayes*, data dibagi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Sementara pada model *Convolutional Neural Network*, data dibagi 80% untuk pelatihan, 10% data validasi, dan 10% untuk data pengujian guna melihat performa selama *training* dan mencegah *overfitting*.

4. Pelatihan Model

Pelatihan model merupakan tahap inti dalam proses klasifikasi sampah karena berfokus pada penerapan algoritma untuk mengenali pola dan menghasilkan prediksi dari data gambar yang telah disiapkan. Pada penelitian ini digunakan dua pendekatan, yaitu ekstraksi fitur manual menggunakan metode HSV, *Hu Moment*, dan LBP untuk mendukung model *baseline Naïve Bayes*, serta pendekatan berbasis *Convolutional Neural Network* seperti *InceptionV3*, *MobileNetV2*, dan *ResNet50* yang memanfaatkan kemampuan *transfer learning* dalam pembelajaran fitur otomatis. *Naïve Bayes* dipilih karena dapat mengolah untuk fitur tekstural yaitu LBP, bentuk spasial yaitu *Hu Moments*, dan fitur warna yaitu HSV secara efisien untuk *dataset*. Evaluasi dan perbandingan kinerja dari kedua pendekatan dilakukan untuk menentukan model terbaik yang kemudian disiapkan untuk tahap *deployment*.

5. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur performa klasifikasi. Metode ini menghasilkan metrik utama seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Accuracy* mengukur proporsi prediksi yang benar secara keseluruhan, *precision* menunjukkan ketepatan prediksi positif, *recall* menunjukkan sejauh mana model mengenali seluruh data positif, dan *F1-score* memberikan keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Evaluasi ini membantu menilai kemampuan generalisasi model terhadap data baru secara menyeluruh.

6. Implementasi Model

Pada tahapan ini, model yang telah di finalisasi akan diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *Streamlit*. Proses *deploy* bertujuan untuk memudahkan pengguna dalam melakukan prediksi kelas baru secara langsung melalui antarmuka aplikasi.

F. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan Tugas Akhir ini disusun secara runtut dan terstruktur guna memaparkan setiap tahapan penelitian secara menyeluruh, yang dijabarkan sebagai berikut:

1. BAB I: Pendahuluan

Bab ini menjelaskan mengenai latar belakang permasalahan yang mendasari penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, serta metode penelitian yang digunakan, dan sistematika penulisahn. Bab ini juga menyajikan gambaran umum alur penelitian.

2. BAB II: Tinjauan Pustaka

Bab ini membahas hasil penelitian sebelumnya yang relevan dengan topik yang sedang dikaji, serta menyajikan perbandingan antara penelitian terdahulu dengan penelitian yang dilakukan saat ini.

3. BAB III: Landasan Teori

Bab ini menyajikan teori-teori dasar dan konsep-konsep penting yang mendukung serta berkaitan langsung dengan permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian yang mencakup pengertian, rumus-rumus, dan contoh penerapan metode yang digunakan.

4. BAB IV: Pembuatan *Dataset*

Bab ini menjelaskan mengenai proses penyusunan *dataset* yang digunakan dalam penelitian, mulai dari pengumpulan hingga persiapan data yang akan digunakan dalam pelatihan model.

5. BAB V: Pemodelan & Hasil Analisis

Bab ini menjelaskan proses merancang dan membangun model yang akan digunakan, hasil analisis pelatihan model, hasil evaluasi dan tes data untuk mengevaluasi kinerja model serta menentukan model terbaik untuk digunakan.

6. BAB VI: Implementasi Model

Bab ini menjelaskan penjabaran mengenai proses implementasi model ke dalam *Streamlit* serta pengujian yang dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model tersebut.

7. BAB VII: Penutup

Bab ini menyimpulkan hasil penelitian secara keseluruhan dan memberikan saran untuk pengembangan atau penelitian selanjutnya.