

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan salah satu negara dengan populasi terbesar di dunia dan terus berkembang setiap tahunnya. Tercatat jumlah penduduk Indonesia di pertengahan tahun 2024 mencapai 281.603,8 ribu jiwa dengan pertumbuhan rata-rata 1,11% [1]. Pemenuhan kebutuhan pangan nasional menjadi tantangan besar seiring dengan meningkatnya populasi. Salah satu upaya yang dapat dilakukan untuk mengatasi masalah ini adalah dengan meningkatkan hasil produksi peternakan dalam negeri.

Daging merupakan salah satu produk peternakan yang menjadi sumber protein hewani yang penting dalam pola konsumsi masyarakat di dunia termasuk Indonesia. Meskipun Indonesia bukan termasuk negara dengan tingkat konsumsi daging yang tinggi secara global, permintaan daging di Indonesia terus meningkat. Tercatat kebutuhan daging sapi dan kerbau di Indonesia pada tahun 2023 mencapai 816,79 ribu ton sedangkan ketersediaannya hanya sekitar 442,69 ribu ton [2]. Kesenjangan antara kebutuhan dan ketersediaan ini menunjukkan tingginya permintaan daging dan mendorong berbagai upaya untuk memastikan pasokan daging tercukupi.

Daging dibagi menjadi dua jenis yaitu daging putih dan daging merah [3]. Jenis daging merah yang paling umum dikonsumsi di Indonesia adalah daging sapi, daging kambing, dan daging babi. Ketiga jenis daging tersebut banyak dijual dan dapat dengan mudah ditemukan di pasar tradisional maupun modern [4]. Daging sapi, kambing, dan babi memiliki kemiripan, namun terdapat perbedaan yang cukup signifikan. Daging sapi cenderung berwarna merah pucat, memiliki serat yang halus dengan sedikit lemak, teksturnya kenyal, dan memiliki bau yang aromatis.

Sementara itu, daging kambing memiliki bau khas, dengan lemak berwarna putih dan tekstur yang lebih keras serta kasar dibandingkan daging sapi. Di sisi lain, daging babi umumnya berwarna pucat hingga merah muda, teksturnya lebih padat, dan memiliki bau yang spesifik [5]. Dengan tingginya permintaan daging merah, beberapa pedagang memanfaatkan berbagai cara untuk memperoleh keuntungan

lebih dengan cara mencampur daging babi dengan daging lainnya karena harganya yang lebih murah [6]. Hal ini membuat masyarakat awam sulit membedakan daging yang telah dimanipulasi sehingga menurunkan tingkat kepercayaan masyarakat terhadap pengolahan daging di Indonesia.

Untuk membantu memastikan ketepatan jenis daging merah yang dijual di pasar, kebutuhan akan teknologi yang dapat membantu masyarakat membedakan jenis daging dengan tepat semakin dibutuhkan. Salah satu teknologi yang dapat digunakan adalah *Artificial Intelligence* (AI). AI merupakan cabang ilmu komputer yang berkonsentrasi pada pembuatan sistem yang mampu melakukan tugas-tugas yang biasanya membutuhkan kecerdasan manusia [7]. Teknologi ini sangat diperlukan untuk memastikan keamanan pangan dan melindungi konsumen dari praktik penipuan.

Machine learning dan *deep learning* merupakan bagian dari AI dan telah berkembang pesat serta diadopsi secara luas dalam beberapa tahun terakhir. Keduanya digunakan sebagai alat yang efektif pada berbagai bidang dengan melibatkan penggunaan algoritma untuk mengenali pola pada data [8]. *Deep learning* merupakan bagian dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf untuk mensimulasikan struktur dan fungsi otak manusia. Jaringan saraf ini dapat belajar dari data terstruktur dan tidak terstruktur yang membuatnya sangat efektif dalam memecahkan masalah kompleks seperti pengenalan citra.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode dalam *deep learning* yang banyak digunakan untuk mempelajari data citra. Selain itu, CNN juga telah terbukti efektif dalam segmentasi citra, deteksi objek, dan bidang terkait lainnya [9]. Metode CNN sangat relevan dalam klasifikasi citra karena kemampuannya untuk mengekstraksi fitur penting dari gambar dan memahami polanya. Dengan memanfaatkan teknik *deep learning*, CNN dapat digunakan sebagai alat untuk mengklasifikasikan jenis daging secara otomatis.

CNN banyak digunakan karena dapat mengidentifikasi fitur secara otomatis tanpa memerlukan pengawasan manusia. Salah satu keunggulan utama CNN adalah kemampuan untuk menangkap dan mempelajari rangkaian fitur visual yang kompleks, mulai dari pola sederhana hingga struktur yang lebih kompleks.

Kemampuan ini memungkinkan CNN menghasilkan klasifikasi yang akurat bahkan pada dataset gambar yang sangat besar dan beragam [10]. Hal ini menyebabkan CNN memberikan harapan untuk mengenali pola gambar pada berbagai jenis daging sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi daging secara akurat.

Penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas CNN dalam klasifikasi citra jenis daging. Seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Purnamasari berhasil mengklasifikasikan citra daging sapi, babi, dan kuda menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan akurasi sebesar 93,15% setelah melatih model sebanyak 50 *epoch* dengan menggunakan *optimizer* Adam. Penelitian ini menyoroti kemampuan CNN dalam melakukan klasifikasi yang kompleks, terutama dengan arsitektur yang ringan dan efisien seperti MobileNetV2 [11].

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Efendi juga telah berhasil mengklasifikasikan jenis daging sapi dan babi menggunakan CNN dengan arsitektur ResNet-50. Dalam penelitian tersebut juga dilakukan pengujian efektivitas terhadap tiga jenis *optimizer* yaitu SGD, Adam dan RMSProp. Setelah eksperimen tersebut dilakukan, hasilnya ResNet-50 dengan *optimizer* SGD terbukti lebih unggul dibandingkan Adam dan RMSProp dengan akurasi sebesar 97,83%, serta *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 97% [12].

Meskipun CNN sangat efektif, penggunaan satu model CNN kadang belum mampu memberikan hasil yang optimal karena faktor variasi kualitas citra atau gangguan yang dapat memengaruhi akurasi prediksi. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pendekatan *ensemble learning* menawarkan solusi yang lebih andal melalui kombinasi beberapa model. *Ensemble learning* merupakan teknik yang menggabungkan beberapa model untuk meningkatkan akurasi dan ketahanan prediksi, terutama dalam klasifikasi data yang kompleks.

Salah satu metode dalam *ensemble learning* adalah *hard voting*, di mana setiap model dalam kumpulan memberikan suara (*vote*) untuk hasil prediksi, dan hasil akhir ditentukan berdasarkan suara mayoritas. *Hard voting* memiliki keunggulan dalam memperbaiki performa prediksi dengan menggabungkan kekuatan dari beberapa model yang mungkin memiliki kekurangan bila digunakan secara terpisah. Dalam klasifikasi gambar, *hard voting* memungkinkan deteksi pola

yang lebih kompleks, meningkatkan akurasi dan keandalan prediksi dibandingkan dengan model tunggal [13].

Penelitian terdahulu membuktikan efektivitas *ensemble learning* dengan metode *hard voting*, dalam meningkatkan performa klasifikasi citra. Sebagai contoh, penelitian oleh Mohammed mengembangkan metode *Content-Based Image Retrieval* (CBIR) menggunakan pendekatan ensemble melalui *hard voting* dengan model deep learning seperti Inception, Xception, dan MobileNet. Hasilnya menunjukkan bahwa metode ini terbukti meningkatkan akurasi secara signifikan dibandingkan dengan model tunggal. Model *ensemble hard voting* berhasil mencapai akurasi sebesar 95% mengungguli Xception yang hanya mencapai 93% dan MobileNet sebesar 82% [14].

Kemudian dalam konteks klasifikasi jenis daging, penelitian Putra menunjukkan bagaimana penerapan *hard voting* pada kombinasi arsitektur *deep learning* seperti ResNet-50, VGG-16, VGG-19, dan DenseNet-121 digunakan untuk klasifikasi citra daging sapi, kambing, dan babi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi ResNet-50, VGG-16, dan VGG-19 dengan optimasi *hard voting* dapat mencapai skor F1 sebesar 98,88%, dengan *precision* 98,89% dan *recall* 98,88%, melampaui performa masing-masing model yang digunakan secara individual [6].

Berdasarkan kedua penelitian tersebut, metode *hard voting* terbukti dapat meningkatkan hasil klasifikasi secara signifikan dibandingkan dengan model tunggal. Pada penelitian Mohammed akurasi berhasil ditingkatkan dan mencapai performa yang unggul pada dataset CBIR 50. Begitu juga dengan penelitian Putra yang mendapat hasil yang serupa pada klasifikasi jenis daging. Sehingga dapat disimpulkan bahwa penerapan *hard voting* tidak hanya meningkatkan akurasi tetapi juga konsistensi klasifikasi pada tugas yang berbeda. Hal ini membuka peluang untuk menguji efektivitas kombinasi CNN dan *hard voting* dalam meningkatkan kinerja pada domain maupun data yang berbeda.

Meskipun demikian, penelitian yang menggabungkan CNN dengan metode *hard voting* masih terbatas, sehingga penelitian ini akan mengacu pada perkembangan dan efektivitas *transfer learning* serta *hard voting*, dengan tujuan

untuk mengkaji klasifikasi citra jenis daging menggunakan CNN yang dioptimalkan dengan metode *hard voting*. Penelitian ini akan menggunakan arsitektur ResNet50V2, MobileNetV2 dan InceptionV3. Arsitektur tersebut dipilih karena telah terbukti mencapai akurasi yang tinggi dengan performa yang baik pada penelitian sebelumnya secara individual. Melalui pendekatan ini, penelitian ini bertujuan untuk mengisi gap yang ada serta diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan klasifikasi citra khususnya pada klasifikasi jenis daging.

1.2 Rumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

Penelitian yang menggunakan *hard voting* dengan menggabungkan beberapa arsitektur CNN, seperti ResNet50V2, MobileNetV2, dan InceptionV3 masih terbatas. Selain itu, masih jarang penelitian yang secara khusus mengevaluasi efektivitas *transfer learning* dalam kombinasi *hard voting* untuk klasifikasi citra, khususnya pada data jenis daging seperti daging sapi, kambing dan babi. Hal ini menciptakan peluang untuk mengeksplorasi potensi peningkatan akurasi klasifikasi melalui penggabungan model-model CNN dengan pendekatan *hard voting*.

1.2.2 Metode Usulan

Metode yang diusulkan dalam penelitian ini adalah dengan ***Ensemble Learning*** dengan teknik ***Hard Voting*** menggunakan kombinasi arsitektur CNN seperti **ResNet50V2, MobileNetV2, dan InceptionV3** serta membandingkannya dengan model tunggal. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan performa klasifikasi dengan menggabungkan model CNN yang berbeda sehingga menghasilkan hasil yang lebih akurat dibandingkan model tunggal.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan masalah dan metode yang diusulkan, pertanyaan penelitian dalam studi ini adalah bagaimana performa model ensemble hard voting dengan kombinasi arsitektur ResNet50V2, MobileNetV2, dan InceptionV3 dibandingkan dengan model tunggal ResNet50V2, MobileNetV2, dan InceptionV3 dalam klasifikasi citra daging sapi, kambing, dan babi.

1.3 Tujuan dan Manfaat

1.3.1 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui performa model *Ensemble Hard Voting* dengan kombinasi arsitektur ResNet50V2, MobileNetV2, dan InceptionV3 dibandingkan dengan model tunggal ResNet50V2, MobileNetV2, dan InceptionV3 dalam klasifikasi citra daging sapi, kambing, dan babi.

1.3.2 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi yang signifikan, baik secara teoritis maupun praktis, sehingga manfaat penelitian ini dapat dirinci sebagai berikut.

1. Manfaat bagi Penulis

Penulis mendapatkan pemahaman yang lebih baik tentang teknik *ensemble hard voting* dalam *deep learning* khususnya CNN dan memahami bagaimana kombinasi model dapat meningkatkan performa klasifikasi. Penelitian ini juga mendapatkan kemampuan praktis dalam merancang dan mengoptimalkan model melalui eksplorasi berbagai arsitektur yang digunakan.

2. Manfaat bagi Pembaca

Hasil penelitian ini dapat dijadikan referensi bagi pembaca yang tertarik dengan bidang klasifikasi citra menggunakan metode CNN dan teknik ensemble, terutama yang berkaitan dengan klasifikasi citra jenis daging. Penelitian ini juga dapat memberikan wawasan tambahan mengenai efektivitas *hard voting* CNN dalam meningkatkan akurasi klasifikasi.

1.4 Batasan Masalah

Agar tujuan dalam penelitian ini dapat tercapai dengan maksimal, maka terdapat batasan masalah sebagai berikut.

1. Penelitian ini hanya menggunakan tiga arsitektur CNN yaitu ResNet50V2, MobileNetV2 dan InceptionV3 sebagai *feature extractor* tanpa melakukan *fine-tuning* pada bobot *pretrained model*.
2. Data yang digunakan bersifat primer dan diambil secara langsung dari beberapa pasar di daerah Surabaya dan Bangkalan, sehingga hasil model belum

tentu dapat digeneralisasi untuk data dari lokasi lain atau kondisi pencahayaan yang sangat berbeda.

3. Klasifikasi hanya difokuskan pada tiga jenis daging, yaitu daging sapi, kambing, dan babi, sehingga model belum mampu mengenali jenis daging lain seperti ayam, bebek, atau olahan.
4. Penelitian ini tidak membandingkan metode *ensemble* lain, seperti *soft voting* atau *stacking*, yang mungkin memberikan hasil berbeda.
5. Evaluasi model dilakukan pada dataset yang telah dibagi menjadi data training data validasi dan data testing dari data yang sama, sehingga tidak menguji generalisasi model pada dataset luar.

1.5 Sistematika Penulisan

Dalam penulisan naskah skripsi ini dibagi menjadi lima bab yang akan dibahas secara rinci pada masing-masing bab, yaitu.

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang penelitian, rumusan masalah, metode yang diusulkan, pertanyaan penelitian, tujuan dan manfaat penelitian, batasan masalah serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas teori dasar yang digunakan seperti teori klasifikasi citra, *convolutional neural network* (CNN), arsitektur CNN yang digunakan dan teori lain yang mendukung serta penelitian terdahulu.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini memberikan penjelasan tentang proses yang digunakan dalam penelitian ini, mulai dari pengumpulan dataset gambar daging sapi, kambing, dan babi hingga proses pengolahan data. Ini juga mencakup alur pelatihan dan tes, serta skenario pengujian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil dari implementasi dan evaluasi model klasifikasi citra daging sapi, kambing, dan babi menggunakan metode *ensemble hard voting* serta model tunggal (ResNet50V2,

MobileNetV2, dan InceptionV3). Pembahasan mencakup performa akurasi, *presisi*, *recall*, dan *f1-score* pada masing-masing model, serta analisis perbandingan antar model berdasarkan hasil evaluasi. Hasil visualisasi dan interpretasi metrik evaluasi juga disertakan untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap kinerja model.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan, sesuai dengan tujuan dan pertanyaan penelitian yang telah dirumuskan. Selain itu, bab ini juga memuat saran untuk penelitian selanjutnya sebagai pengembangan dari penelitian ini, baik dari segi metodologi, data, maupun penerapan model.

REFERENSI

Referensi memuat seluruh referensi yang digunakan dalam penyusunan skripsi ini, baik berupa buku, jurnal, artikel ilmiah, maupun sumber daring.