

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sapi adalah salah satu hewan ternak yang banyak dibudidayakan di Indonesia untuk berbagai keperluan, mulai dari dagingnya, susu, kotoran, kulit, hingga membantu dalam kegiatan bercocok tanam [1]. Sapi merupakan salah satu hewan ternak yang memiliki peran penting dalam sektor peternakan, khususnya pada jenis sapi ras. Dalam konteks peternakan, klasifikasi jenis sapi ras (*Cattle breeds*) memegang peran krusial guna meningkatkan efisiensi produksi, memperbaiki kualitas genetik, dan mempermudah pengelolaan ternak [2]. Identifikasi dan klasifikasi yang akurat memungkinkan peternak memilih sapi yang sesuai dengan kebutuhan spesifik, baik untuk produksi susu, daging, ataupun tujuan lain seperti pembiakan maupun hewan kerja. Namun, proses ini sering kali menantang karena adanya variasi dalam pola warna, ukuran tubuh, bentuk tanduk, dan karakteristik fisik lainnya [3].

Metode identifikasi tradisional seperti penandaan telinga (*ear tagging*), dan pemotongan telinga (*ear notching*), memiliki resiko kemungkinan hilangnya penanda, penipun terhadap nomor identifikasi, dan juga menimbulkan implikasi negatif pada kesejahteraan hewan [2]. Hal-hal itulah yang menjadi masalah dan tantangan identifikasi sapi dalam pengelolaan peternakan. Maka dari itu dibutuhkan penyelesaian untuk mengatasi masalah tersebut.

Teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence / AI*) telah menjadi alat revolusioner dalam menangani tantangan klasifikasi di berbagai bidang, termasuk peternakan. *Machine learning*, salah satu cabang dari *AI*, memberikan kemampuan bagi komputer untuk belajar dari data dan membuat prediksi atau keputusan tanpa diprogram secara eksplisit [4]. Salah satu pendekatan yang berkembang pesat adalah *Deep Learning*. Salah satu subbidang *machine learning* yang telah menunjukkan performa luar biasa dalam pengenalan pola dan klasifikasi citra adalah *Deep Learning* [5]. *Deep Learning* merupakan metode pembelajaran yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan (*Neural Networks*) dengan banyak lapisan untuk memodelkan representasi data yang kompleks, yang membuatnya sangat efektif dalam tugas-tugas yang memerlukan analisis visual mendalam [6].

Salah satu algoritma DL yang paling populer adalah CNN, yang secara otomatis mendeteksi fitur penting tanpa pengawasan manusia, menjadikannya yang paling banyak digunakan [6]. CNN dirancang khusus untuk mengolah citra digital karena kemampuannya dalam mengekstraksi informasi dari sekumpulan piksel secara bersamaan serta memahami hubungan antar piksel yang berdekatan [7]. Arsitektur dasar CNN terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu *Convolution Layer*, yang bertugas mengekstraksi fitur atau informasi penting dari citra. *Pooling Layer*, yang berfungsi mengurangi kompleksitas komputasi dengan menyaring informasi yang kurang relevan sehingga menghasilkan citra berukuran lebih kecil dibandingkan masukan awal. *Fully Connected Layer*, yang bertugas melakukan klasifikasi dengan menerapkan bobot pada setiap fitur yang telah diekstraksi. [4].

Berbagai arsitektur CNN telah dikembangkan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi komputasi dalam tugas klasifikasi citra. Salah satu arsitektur yang menonjol adalah *MobileNetV2*. *MobileNetV2*, sebagai salah satu arsitektur jaringan saraf tiruan yang ringan, menjadi pilihan yang menjanjikan untuk implementasi dalam tugas klasifikasi gambar. *MobileNetV2* adalah versi yang disempurnakan dari arsitektur *MobileNet*. Perbedaan utama antara arsitektur *MobileNet* dan CNN konvensional terletak pada penggunaan lapisan konvolusi [8]. *MobileNetV2* mengadopsi *Depthwise Separable Convolution* serta *inverted residual blocks*, yang bertujuan untuk meningkatkan efisiensi dan kinerja model. Hal ini dapat mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang dibutuhkan, sehingga cocok untuk diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas tanpa mengorbankan performa [9], [10]. Sehingga *MobileNet* menjadi salah satu arsitektur CNN yang dapat secara signifikan mengurangi ukuran model dengan hanya memengaruhi akurasi secara minimal [11]. Arsitektur ini sangat cocok untuk perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti *smartphone* atau perangkat IoT, sehingga memudahkan penerapannya di lapangan [10].

Meskipun ringan, *MobileNetV2* telah terbukti memiliki akurasi yang kompetitif dalam berbagai tugas klasifikasi citra. Sebagai contoh, penelitian oleh [12] menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mencapai akurasi tertinggi dengan 89%, yang lebih tinggi dari *ResNet*, *InceptionV3*, *VGG16*, dan *AlexNet* masing-masing

sebesar 7, 5, 11, dan 7%, yang menunjukkan potensinya dalam tugas klasifikasi serupa.

Selain itu, penelitian oleh [13] bertujuan untuk mengimplementasikan sistem klasifikasi penyakit pada sapi dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Penyakit yang ditargetkan dalam penelitian ini meliputi tiga ancaman umum terhadap ternak di wilayah ini: Demam Sementara Sapi (BEF), Mastitis, dan Kudis. Studi ini menggunakan dataset yang terdiri dari 864 data pelatihan dan 216 data validasi, mencapai akurasi 1,0000 dan loss 0,0040. Untuk pengujian, sistem mencapai akurasi 0,9306 dan loss 0,4430.

Penelitian oleh [14] yang melakukan studi pengembangan sistem pengenalan individu sapi dengan menerapkan penggunaan data gambar moncong sapi dengan algoritma jaringan saraf konvolusi dalam *TensorFlow* sebagai langkah untuk pengembangan lebih lanjut. Implementasi pengenalan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* menghasilkan tingkat akurasi 83% untuk 30 kelas sapi individu dari total 210 dataset utama yang dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian.

Penelitian lain oleh [15] menerapkan arsitektur *MobileNetV2* untuk klasifikasi molting kepiting soka berhasil mencapai akurasi tinggi pada *training* dan validasi yaitu sebesar 100%. Hasil ini membuktikan bahwa arsitektur *MobileNetV2* mampu mendeteksi kepiting molting secara efisien dan model tidak mengalami *overfitting*.

Dalam penerapannya, tanpa teknik *transfer learning*, model CNN yang dilatih dari awal dengan dataset yang kecil cenderung menghasilkan performa yang buruk dibandingkan dengan model yang memanfaatkan jaringan pre trained [16]. *Transfer learning* merupakan metode terkini untuk mempercepat waktu training pada CNN dan untuk mendapatkan performa klasifikasi yang lebih baik [17]. Hal ini dilakukan dengan menggunakan model *pre-trained* yang telah menemukan representasi bermakna dari dataset besar. Model-model *pre-trained* ini menyediakan fondasi yang kuat bagi jaringan saraf untuk belajar tentang fitur-fitur tingkat rendah, pola, dan korelasi ketika diterapkan pada tugas tertentu [18]. Model dapat memanfaatkan pengetahuan dari pelatihan sebelumnya pada dataset besar, seperti *ImageNet*, untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi,

terutama pada dataset yang berukuran lebih kecil [19]. Pendekatan *transfer learning* telah terbukti sangat efektif dalam tugas-tugas klasifikasi citra, termasuk untuk klasifikasi spesifik seperti jenis sapi ras.

Dataset citra sapi yang digunakan mencakup berbagai variasi, termasuk pola warna tubuh, bentuk tanduk, ukuran tubuh, dan fitur lain yang membedakan antar jenis sapi. Citra ini diambil dari berbagai sudut dan kondisi pencahayaan yang berbeda untuk memastikan representasi yang lengkap. Preprocessing pada citra melibatkan langkah-langkah seperti *resizing* untuk menyesuaikan dimensi masukan model, dan segmentasi citra menggunakan metode *Thresholding Otsu* untuk memisahkan objek penelitian dengan latar yang terdapat dalam sebuah citra [20]. Metode *Thresholding Otsu* adalah teknik segmentasi citra yang secara otomatis menentukan nilai ambang optimal dengan meminimalkan varians dalam kelas piksel, sehingga memisahkan objek dari latar belakang secara efektif [21].

Pada penelitian ini, bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi jenis sapi ras menggunakan metode CNN dengan arsitektur *MobileNetV2*. Model dikembangkan dengan pendekatan *transfer learning* untuk mengoptimalkan akurasi klasifikasi meskipun dataset yang tersedia relatif terbatas. Dengan preprocessing citra yang baik dan optimasi arsitektur model, penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi yang signifikan dalam mempermudah identifikasi jenis sapi ras secara otomatis, cepat, dan akurat, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dalam sektor peternakan.

1.2 Rumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

Permasalahan utama dalam identifikasi jenis sapi ras terletak pada keterbatasan metode tradisional yang masih digunakan di peternakan. Metode seperti penandaan telinga (*ear tagging*) dan pemotongan telinga (*ear notching*) memiliki beberapa kelemahan, seperti kemungkinan hilangnya penanda, pemalsuan identitas, serta dampak negatif terhadap kesejahteraan hewan.

Selain itu, seiring berkembangnya sistem peternakan modern di Indonesia, terutama pada skala menengah dan besar, kebutuhan akan otomatisasi identifikasi yang cepat dan akurat menjadi semakin penting. Identifikasi manual menjadi tidak

efisien ketika jumlah ternak mencapai ratusan hingga ribuan ekor. Ketidakakuratan identifikasi berisiko menyebabkan kesalahan dalam pencatatan data genetik, pemilihan bibit unggul, serta program pembiakan dan produksi.

Oleh karena itu, dibutuhkan sistem klasifikasi otomatis yang tidak hanya mampu mengidentifikasi jenis sapi ras secara akurat, tetapi juga mempercepat proses identifikasi dan mendukung penerapan manajemen peternakan yang lebih efisien, modern, dan berkelanjutan.

1.2.2 Metode Usulan

Pada penelitian ini mengusulkan penggunaan metode CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* dengan *transfer learning*, dengan tujuan model sistem yang digunakan dapat mengklasifikasikan jenis sapi ras dengan performa metrik evaluasi yang tinggi untuk sumber daya yang terbatas.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

1. Berapa nilai akurasi yang diperoleh dari metode CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* dengan *transfer learning* dalam permasalahan klasifikasi jenis sapi ras ?
2. Bagaimana pengaruh *transfer learning* dari layer base model *MobileNetV2* terhadap nilai akurasi dibandingkan dengan *MobileNetV2* tanpa *transfer learning* ?

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan dan manfaat dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut :

1.3.1 Tujuan Penelitian

1. Menguji penggunaan arsitektur CNN *MobileNetV2* dalam permasalahan klasifikasi jenis sapi ras melalui citra digital.
2. Menguji pengaruh metode *transfer learning* terhadap nilai akurasi pada model.

1.3.2 Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoritis:

- a. Menambah wawasan dalam bidang kecerdasan buatan, khususnya penerapan metode *Deep Learning* (CNN) untuk klasifikasi citra.

- b. Memberikan dasar ilmiah untuk pengembangan lebih lanjut pada klasifikasi objek berbasis citra dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

2. Manfaat Praktis:

Mendukung pengelolaan peternakan yang lebih efisien melalui pemanfaatan teknologi berbasis AI, sehingga dapat meningkatkan kualitas dan produktivitas.

3. Manfaat Sosial:

Mendukung keberlanjutan peternakan melalui pengelolaan ternak yang lebih baik, berbasis identifikasi visual dan produktivitas.

1.4 Batasan Masalah

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka dapat diketahui beberapa batasan penelitian sebagai berikut :

1. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data publik yang terbatas pada citra jenis sapi ras tertentu dan tidak mencakup semua ras sapi di dunia yang diakses melalui *Kaggle* pada link <https://www.kaggle.com/datasets/anandkumarsahu09/cattle-breeds-dataset> dengan jumlah 1.252 data, dan terbagi dalam 5 kelas yaitu Ayrshire Cattle 261, Brown Swiss Cattle 240, Holstein Friesian Cattle 256, Jersey Cattle 255, dan Red Dane Cattle 240 data.
2. Metode yang digunakan dalam penelitian menggunakan CNN arsitektur *MobileNetV2*
3. *Optimizer* yang digunakan adalah *Adam*.
4. *Preprocessing* menggunakan *resize*, segmentasi dengan *thrsholding Otsu*.
5. Nilai *learning rate* yang digunakan yaitu 0,0001.
6. Nilai *batch size* yang digunakan yaitu 16.
7. Jumlah *epoch* yang digunakan yaitu 50.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini disusun secara sistematis dan dibagi menjadi beberapa BAB, sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

BAB ini menjelaskan tentang latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, batasan-batasan dalam penelitian, serta sistematika penulisan skripsi.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

BAB ini membahas secara teoritis dari berbagai sumber mengenai metode *Convolutional Neural Network (CNN)*, *MobileNetV2*, *transfer learning*, evaluasi sistem, dan penelitian terkait dari metode yang diusulkan.

BAB III METODE PENELITIAN

BAB ini menjelaskan mengenai alur penelitian yang dilakukan, arsitektur penelitian yang akan diterapkan, dataset yang digunakan, dan juga skenario uji coba model.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas implementasi sistem berdasarkan metode penelitian yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Selanjutnya, sistem akan diuji untuk memperoleh hasil dan analisis dari proses pengujian tersebut.

BAB V PENUTUP

BAB ini memuat kesimpulan dan saran yang diperoleh dari hasil uji coba sistem yang telah dilakukan sebelumnya, serta memberikan masukan untuk pengembangan penelitian di masa mendatang.