

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan ternak merupakan salah satu faktor utama dalam menjaga produktivitas, keberlanjutan, dan efisiensi sektor peternakan modern. Gangguan kesehatan pada sapi tidak hanya berdampak pada kondisi fisiologis hewan, tetapi juga dapat menurunkan produktivitas susu, kualitas daging, nilai ekonomi ternak, serta meningkatkan biaya pengendalian penyakit [1]. Seiring meningkatnya kebutuhan sistem pemantauan yang lebih cepat dan objektif, pendekatan *precision livestock farming* mulai banyak dikembangkan dengan memanfaatkan teknologi berbasis sensor, kecerdasan buatan, dan visi komputer [1]. Dalam konteks tersebut, *computer vision* menjadi salah satu pendekatan yang relevan karena mampu melakukan pemantauan non-kontak terhadap kondisi visual ternak, seperti identifikasi individu, perilaku, kondisi tubuh, dan indikasi awal gangguan kesehatan. Beberapa tinjauan terkini menunjukkan bahwa penggunaan *Convolutional Neural Network* dan *deep learning* dalam manajemen peternakan mampu mendukung proses otomatisasi pengamatan visual, sehingga berpotensi meningkatkan efisiensi pemantauan kesehatan ternak dibandingkan pemeriksaan manual yang membutuhkan waktu dan tenaga ahli secara berkelanjutan [1], [2], [3]. Oleh karena itu, penerapan *computer vision* dalam peternakan modern menjadi dasar penting bagi pengembangan sistem deteksi penyakit ternak berbasis citra digital [3].

Lumpy Skin Disease (LSD) merupakan penyakit viral menular pada sapi yang disebabkan oleh *Lumpy Skin Disease Virus* (LSDV) dari genus *Capripoxvirus*. Penyakit ini ditandai oleh munculnya nodul atau lesi pada kulit, demam, penurunan kondisi tubuh, serta gangguan produktivitas ternak. Penyebaran LSDV banyak dikaitkan dengan vektor mekanis seperti serangga penghisap darah, termasuk nyamuk, lalat, dan caplak, sehingga transmisi penyakit dapat terjadi secara cepat pada populasi ternak yang rentan [2], [4], [5]. Dalam beberapa tahun terakhir, LSD

dilaporkan sebagai penyakit *transboundary* yang menyebar di berbagai wilayah Asia, termasuk Pakistan, India, dan Iran, serta menimbulkan kekhawatiran terhadap stabilitas produksi peternakan. Dampak ekonomi LSD tidak hanya berasal dari kematian ternak, tetapi juga dari penurunan produksi susu dan daging, infertilitas, kerusakan kulit, biaya pengobatan, pengendalian vektor, serta pembatasan perdagangan ternak dan produk turunannya [6], [7]. Studi global menunjukkan bahwa LSD memberikan beban ekonomi besar terhadap industri peternakan karena menurunkan kuantitas dan kualitas produksi serta mengganggu perdagangan hewan [4]. Bahkan, studi ekonomi di India memperkirakan kerugian akibat LSD mencapai sekitar USD 2,440.29 juta, terutama akibat penurunan produksi susu, kehilangan tenaga kerja ternak, biaya pengobatan, dan pengendalian vektor [8]. Oleh karena itu, LSD dapat diposisikan sebagai masalah kesehatan ternak yang berdampak serius dan membutuhkan strategi deteksi dini yang lebih cepat serta efisien.

Urgensi deteksi dini LSD semakin penting karena penyebaran penyakit yang cepat dapat menyebabkan kerugian berkelanjutan pada tingkat peternak maupun industri peternakan. Secara konvensional, diagnosis LSD dapat dilakukan melalui pengamatan gejala klinis dan pemeriksaan laboratorium seperti *serological assay*, *virus isolation*, ELISA, maupun *polymerase chain reaction* [9]. Meskipun metode tersebut dapat mendukung konfirmasi diagnosis, penerapannya untuk skrining awal di lapangan memiliki keterbatasan karena membutuhkan tenaga ahli, fasilitas laboratorium, waktu pemeriksaan, serta prosedur teknis tertentu. Pada sisi lain, gejala LSD berupa nodul dan lesi kulit sebenarnya memiliki karakteristik visual yang dapat diamati melalui citra digital, sehingga membuka peluang penerapan pendekatan *computer vision* untuk membantu proses deteksi awal secara lebih cepat dan objektif [9], [10]. Namun, pengembangan model berbasis *deep learning* untuk klasifikasi LSD masih menghadapi tantangan pada kualitas dan keterwakilan dataset citra. Dataset yang terbatas atau kurang beragam dapat menyebabkan model kurang mampu mempelajari variasi visual penyakit, meningkatkan risiko *overfitting*, serta menurunkan kemampuan generalisasi pada citra baru. Oleh karena itu, proses *preprocessing*, *data augmentation*, dan penyeimbangan dataset diperlukan untuk membantu meningkatkan kemampuan generalisasi model [11].

Oleh karena itu, diperlukan pendekatan pemodelan yang mampu memanfaatkan data terbatas secara efektif sekaligus menghasilkan performa klasifikasi yang andal.

Sejumlah penelitian terdahulu telah memanfaatkan pendekatan *deep learning* untuk mengklasifikasikan citra sapi sehat dan sapi yang terinfeksi LSD. Pendekatan yang umum digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) karena kemampuannya dalam mengekstraksi pola visual dari citra, seperti tekstur kulit, bentuk nodul, dan distribusi lesi [9], [10]. Selain CNN konvensional, beberapa studi mulai mengadopsi pendekatan *transfer learning* dengan memanfaatkan model *pretrained* yang sebelumnya telah dilatih pada dataset berskala besar. Arsitektur seperti *MobileNetV2*, *DenseNet*, *ResNet*, *InceptionV3*, *Xception*, dan *EfficientNet* banyak digunakan dalam studi klasifikasi citra karena memiliki karakteristik ekstraksi fitur yang berbeda [3], [9], [10]. *MobileNetV2* dan *Xception* memanfaatkan *depthwise separable convolution* untuk efisiensi komputasi, *DenseNet* memperkuat propagasi fitur melalui *dense connectivity*, *ResNet* menggunakan *residual connection* untuk menjaga stabilitas jaringan dalam, sedangkan *InceptionV3* dirancang untuk menangkap fitur visual pada berbagai skala. Penggunaan berbagai arsitektur tersebut menunjukkan bahwa penelitian deteksi LSD berbasis citra telah berkembang dari CNN konvensional menuju model *transfer learning* yang lebih kompleks dan efisien [11].

Meskipun berbagai arsitektur *deep learning* telah digunakan dalam penelitian deteksi LSD, penentuan model yang paling sesuai masih belum dapat disimpulkan secara langsung karena masing-masing studi umumnya menggunakan dataset, tahap *preprocessing*, strategi augmentasi, konfigurasi pelatihan, dan skenario evaluasi yang berbeda [9], [10], [12]. Perbedaan tersebut dapat menyebabkan performa model tidak sepenuhnya dapat dibandingkan secara adil antarpelitian. Selain itu, beberapa studi masih berfokus pada satu atau beberapa arsitektur tertentu, sehingga belum banyak penelitian yang menempatkan CNN *baseline* dan beberapa model *transfer learning* dalam satu skenario optimasi dan evaluasi yang seragam [10], [11], [12]. Kondisi ini menunjukkan perlunya penerapan strategi optimasi model *transfer learning* melalui *data preparation*, *feature extraction*, *fine-*

tuning, dan pengendalian proses pelatihan, kemudian mengevaluasi hasilnya secara komprehensif menggunakan metrik performa dan efisiensi model. Dalam konteks tersebut, DenseNet121, EfficientNetV2S, InceptionV3, ResNet50, dan Xception dipilih karena mewakili karakteristik arsitektural yang berbeda dalam ekstraksi fitur citra, sedangkan CNN digunakan sebagai *baseline* untuk melihat perbedaan performa antara model yang dilatih dari awal dan model pretrained yang telah dioptimasi [10].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan untuk mengoptimalkan dan mengevaluasi model *transfer learning* berbasis CNN dalam mendeteksi *Lumpy Skin Disease* pada sapi menggunakan pendekatan *computer vision*. Penelitian ini menggunakan citra sapi sehat dan sapi yang terindikasi LSD sebagai objek klasifikasi biner [12]. Proses optimasi dilakukan melalui *data preparation*, penyesuaian *classification head*, *feature extraction*, *fine-tuning*, penerapan *class weight*, *early stopping*, dan *model checkpoint* agar model pretrained dapat beradaptasi dengan karakteristik visual citra LSD, seperti nodul, lesi, benjolan, dan perubahan tekstur kulit. CNN digunakan sebagai *baseline* untuk memperoleh acuan performa awal tanpa bobot pretrained, sedangkan DenseNet121, EfficientNetV2S, InceptionV3, ResNet50, dan Xception digunakan sebagai model *transfer learning* yang dioptimasi dan dievaluasi karena memiliki karakteristik ekstraksi fitur yang berbeda serta telah banyak digunakan dalam studi klasifikasi citra berbasis *deep learning* [3], [10], [11], [13]. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, AUC, dan *confusion matrix*, serta didukung oleh analisis efisiensi berupa jumlah parameter, waktu pelatihan, dan *inference speed*. Dengan skenario optimasi dan evaluasi yang sama, penelitian ini diharapkan dapat memberikan dasar empiris dalam menentukan model yang paling optimal untuk deteksi *Lumpy Skin Disease* pada sapi, sekaligus menjadi referensi bagi pengembangan sistem deteksi dini penyakit ternak berbasis citra digital [10].

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan optimasi model *transfer learning* berbasis CNN untuk mendeteksi *Lumpy Skin Disease* pada sapi menggunakan citra digital?
2. Bagaimana performa CNN *baseline* dibandingkan dengan model *transfer learning* DenseNet121, EfficientNetV2S, InceptionV3, ResNet50, dan Xception yang telah dioptimasi melalui *feature extraction* dan *fine-tuning*?
3. Model manakah yang menghasilkan performa paling optimal dalam deteksi *Lumpy Skin Disease* berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *AUC*, *confusion matrix*, efisiensi model, dan hasil *inference* eksternal?

1.3 Batasan Masalah

Dalam menjaga fokus penelitian terkait peningkatan akurasi deteksi Lumpy Skin Disease pada sapi menggunakan pendekatan klasifikasi citra berbasis *deep learning*, batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada deteksi *Lumpy Skin Disease* pada sapi menggunakan citra digital statis dengan dua kelas, yaitu *Healthy Cows* dan *Lumpy Skin Disease*. Penelitian ini tidak membahas penyakit ternak lain, data video, data sensor, data geospasial, maupun hasil pemeriksaan laboratorium.
2. Dataset yang digunakan merupakan dataset publik. Label kelas mengikuti label yang tersedia pada dataset, sedangkan proses *cleaning* dilakukan secara visual oleh peneliti tanpa validasi langsung dari dokter hewan atau ahli veteriner. Selain itu, citra *Lumpy Skin Disease* tidak diklasifikasikan berdasarkan tingkat keparahan penyakit.
3. Penelitian ini hanya mengevaluasi model klasifikasi citra sebagai alat bantu deteksi awal berbasis *computer vision*. Penelitian belum mencakup

pengembangan aplikasi web, aplikasi mobile, maupun sistem *real-time* di lingkungan peternakan. Dataset eksternal hanya digunakan sebagai pengujian tambahan pada tahap *inference*, bukan untuk pelatihan, validasi, atau penentuan model terbaik utama.

4. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra statis, sehingga penelitian ini tidak mencakup data video, data sensor, data geospasial, data hasil pemeriksaan laboratorium, maupun deteksi *real-time* pada lingkungan peternakan.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Subbab ini menjelaskan tujuan yang ingin dicapai serta manfaat yang diharapkan dari penelitian. Tujuan penelitian disusun berdasarkan rumusan masalah, yaitu penerapan optimasi model *transfer learning*, evaluasi performa CNN *baseline* dan model pretrained, serta penentuan model paling optimal untuk deteksi *Lumpy Skin Disease* pada sapi berbasis citra digital.

Tujuan Penelitian

Tujuan dari dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan optimasi model *transfer learning* berbasis CNN untuk mendeteksi *Lumpy Skin Disease* pada sapi menggunakan citra digital melalui tahapan *data preparation*, *feature extraction*, *fine-tuning*, *class weight*, *early stopping*, dan *model checkpoint*.
2. Mengevaluasi performa CNN *baseline* dan lima model *transfer learning*, yaitu DenseNet121, EfficientNetV2S, InceptionV3, ResNet50, dan Xception, menggunakan skenario pelatihan dan pengujian yang sama.
3. Menentukan model paling optimal berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, AUC, *confusion matrix*, jumlah parameter, waktu pelatihan, *inference speed*, hasil *inference* eksternal, dan visualisasi Grad-CAM.

Manfaat Penelitian

Manfaat dari adanya penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan kontribusi akademik terhadap pengembangan penelitian deteksi penyakit ternak berbasis *computer vision*, khususnya pada deteksi *Lumpy Skin Disease* menggunakan pendekatan CNN dan *transfer learning*.
2. Menyediakan hasil evaluasi empiris mengenai perbedaan performa CNN *baseline* dan model *transfer learning* yang telah dioptimasi, sehingga dapat menjadi referensi dalam pemilihan arsitektur model untuk klasifikasi citra penyakit ternak.
3. Menunjukkan potensi penggunaan model *deep learning* sebagai alat bantu deteksi awal *Lumpy Skin Disease* berbasis citra digital, dengan tetap memperhatikan bahwa hasil model tidak menggantikan diagnosis veteriner dan masih memerlukan pengembangan lanjutan sebelum diterapkan pada lingkungan nyata.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penelitian ini disusun untuk memberikan gambaran mengenai isi dan alur pembahasan pada setiap bab. Penulisan laporan skripsi ini terdiri dari lima bab utama, yaitu pendahuluan, landasan teori, metodologi penelitian, hasil dan pembahasan, serta simpulan dan saran.

BAB I PENDAHULUAN

Bab I merupakan bagian pendahuluan yang memuat latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, serta sistematika penulisan. Bab ini memberikan gambaran awal mengenai konteks penelitian, permasalahan yang diangkat, ruang lingkup pembahasan, serta arah penelitian yang akan dilakukan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab II menyajikan teori, konsep, penelitian terdahulu, serta dasar ilmiah yang digunakan sebagai landasan dalam penelitian. Bab ini bertujuan untuk memberikan pemahaman konseptual terhadap topik yang dibahas dan memperkuat dasar pemilihan metode, pendekatan, atau algoritma yang digunakan dalam penelitian.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab III menjelaskan metode dan tahapan yang digunakan dalam pelaksanaan penelitian. Pembahasan pada bab ini mencakup objek penelitian, pendekatan penelitian, alur penelitian, teknik pengumpulan data, variabel penelitian, serta teknik analisis data. Bab ini bertujuan untuk menjelaskan bagaimana penelitian dirancang dan dilaksanakan secara sistematis.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab IV menyajikan hasil dari penerapan metode penelitian yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Bab ini memuat pembahasan terhadap data, proses, hasil analisis, serta interpretasi temuan penelitian. Selain itu, bab ini juga menjelaskan bagaimana hasil yang diperoleh digunakan untuk menjawab rumusan masalah dan tujuan penelitian.

BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Bab V berisi simpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Simpulan disusun berdasarkan hasil pembahasan dan tujuan penelitian, sedangkan saran diberikan sebagai masukan untuk penelitian atau penerapan di masa mendatang.