

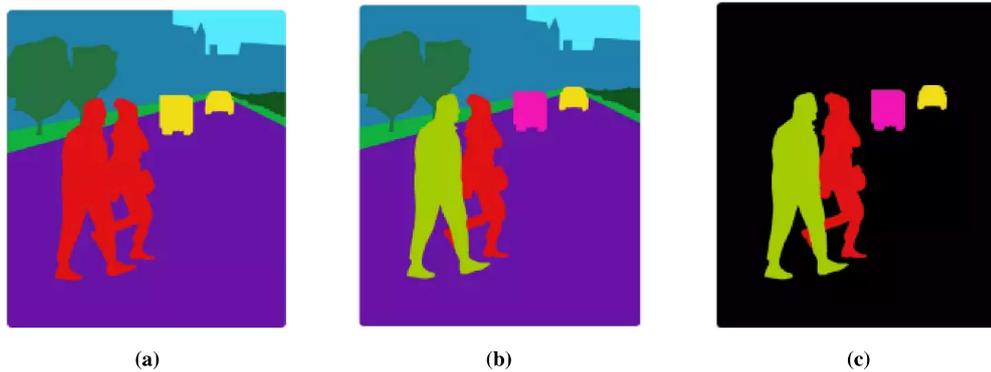
BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Aktivitas pembiakan dari suatu hewan ternak memerlukan suatu kehati-hatian dalam mememanajemennya, hal ini menjadi salah satu hal penting dalam peningkatan produksi yang efisien dalam industri peternakan. Perilaku dari seekor hewan ternak menceminkan tingkat kesejahteraanya dan perkembangannya, apabila hewan ternah tidak dikelola dengan benar maka terjadi beberapa penyakit pada hewan ternak seperti kelumpuhan yang saat ini terjadi beberapa bulan sebelumnya karena virus PMK yaitu pada tanggal 1 Mei 2022 di Kabupaten Lamongan, yaitu sebanyak 102 ekor sapi potong terindikasi mengalami PMK yang tersebar pada tiga kecamatan dan enam desa. Hal ini disebabkan tidak terkontrolnya interaksi antara hewan ternak yang tidak diawasi. Dengan teknologi sekarang, hal itu dimungkinkan untuk melakukan pengawasan menggunakan kamera dan diintegrasikan dengan *Deep learnig* sebagai pengekstraksian objek pada gambar sehingga gambar yang didapatkan pada kamera dapat dilakukan pemrosesan

Pada penelitian sebelumnya untuk objek deteksi kebanyakan hanya menggunakan pelabelan pada *bounding-box*, pada penelitian dari [11] telah mengembangkan sistem deteksi sapi pada peternakan menggunakan algoritma *YOLOv5* yang diaplikasikan pada citra dan video yang diambil oleh drone *UAV*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model *YOLOv5* mampu mendeteksi sapi dengan akurasi yang cukup tinggi pada berbagai ketinggian dan kondisi gerak drone, dengan nilai *precision* mencapai 0,943 dan *recall* 0,925. Sementara itu, penelitian [12] menggunakan kamera termal dan algoritma *YOLOv7* untuk sistem keamanan peternakan sapi. Sistem ini berhasil mendeteksi sapi dan manusia dengan presisi yang cukup baik, bahkan dalam kondisi gelap gulita. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem ini memiliki presisi 0,98 dan *recall* 0,67 untuk deteksi sapi, serta presisi 0,72 dan *recall* 0,46 untuk deteksi manusia.



Gambar 1.1 (a) *semantic segmentation* (b) *panoptic segmentation* (c) *Instance segmentation*

Meskipun hasil ini menunjukkan potensi besar dari teknologi deteksi objek berbasis *deep learning*, metode yang digunakan lebih efektif untuk objek tunggal atau objek yang tidak mengalami oklusi. Hal ini membuatnya kurang cocok untuk penelitian dengan objek yang banyak dan pergerakan yang kompleks. Untuk mengatasi hal ini, penelitian ini menggunakan pendeteksian objek dengan segmentasi pada gambar hingga tingkat piksel. Segmentasi yang digunakan adalah instance segmentation [1.1c], yang mampu membedakan objek meskipun memiliki kelas yang sama. Selain instance segmentation, terdapat juga semantic segmentation [1.1a] yang hanya memisahkan objek saat berbeda kelas dan tidak mampu membedakan objek dengan kelas yang sama [13]. Panoptic segmentation [1.1b], meskipun mampu membedakan objek yang sama, juga mengikutsertakan *background* dalam segmentasi, sehingga tidak hanya objek yang diinginkan yang tersegmentasi [14], tetapi juga latar belakang yang tidak diperlukan.

Model yang digunakan adalah model dari *Mask R-CNN*, yang merupakan pengembangan dari *R-CNN* dengan penambahan cabang untuk *bounding-box* dan *mask-segmentation*, menghasilkan mAP 36.4 dan lebih cepat dalam pemrosesan gambar [15]. PANet kemudian dikembangkan untuk meningkatkan informasi proposal pada instance segmentation dengan penambahan fitur dan hirarki bottom-up, menghasilkan mAP 36.5% [16]. Pengembangan lebih lanjut dengan penambahan *network block* dan perhitungan IOU serta ground truth menghasilkan mAP 39.1% [14]. Pada penelitian [7] sudah mengembangkan model segmentasi *instance* dua tahap yang bernama *SheepInst* untuk mendeteksi dan mensegmentasi gambar domba secara akurat dalam rangka mendukung *Precision Livestock Farming* (PLF) dengan mencapai hasil terbaik dalam metrik AP *bounding-box* (89.1%), AP *mask* (91.3%), dan AP batas (79.5%) pada set uji.

Berdasarkan hasil-hasil ini, dapat disimpulkan bahwa penggunaan teknologi deteksi objek berbasis *deep learning* dapat secara signifikan meningkatkan efisiensi

pemantauan hewan ternak. Namun, penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengoptimalkan deteksi dan segmentasi objek menggunakan metode yang lebih canggih seperti Mask R-CNN, yang tidak hanya mampu mendeteksi objek tetapi juga melakukan segmentasi pada tingkat piksel. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem deteksi hewan ternak dengan pendekatan segmentasi menggunakan *Mask R-CNN*, dengan harapan dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan efisien dalam berbagai kondisi lingkungan peternakan.

1.2 Rumusan Masalah

- Bagaimana pengaruh penggunaan *Mask R-CNN* dalam mengatasi daerah *occlusion* pada deteksi dan segmentasi hewan ternak di gambar dan video?
- Bagaimana proses pengembangan dan implementasi sistem deteksi hewan ternak menggunakan metode *Mask R-CNN* untuk instance segmentation pada gambar dan video?
- Bagaimana kemampuan *Mask R-CNN* dalam mendeteksi dan membedakan hewan ternak dengan kelas yang berbeda dalam satu gambar atau video?
- Bagaimana pengaruh penggunaan *Mask R-CNN* dalam meningkatkan mAP pada deteksi dan segmentasi hewan ternak dengan kelas yang berbeda dan dalam kondisi *occlusion* di gambar dan video?

1.3 Tujuan

- Mengimplementasikan sistem deteksi hewan ternak menggunakan metode *Mask R-CNN* untuk *instance segmentation* pada gambar dan video
- Mengevaluasi pengaruh *Mask R-CNN* dalam mengatasi daerah *occlusion* pada deteksi dan segmentasi hewan ternak
- Menilai kemampuan *Mask R-CNN* dalam mendeteksi dan membedakan hewan ternak dengan kelas yang berbeda dalam satu gambar atau video
- Meningkatkan mAP pada deteksi dan segmentasi hewan ternak dengan kelas yang berbeda dan dalam kondisi *occlusion*

1.4 Manfaat

Penggunaan *Mask R-CNN* dalam sistem deteksi dan segmentasi hewan ternak membawa banyak manfaat signifikan. Teknologi ini meningkatkan efisiensi pengawasan dengan mengotomatisasi proses deteksi, mengurangi beban kerja manual dan biaya operasional. Dengan kemampuan mengatasi daerah *occlusion*, *Mask R-CNN* memastikan semua hewan terdeteksi meskipun sebagian tubuhnya tertutupi, sehingga tidak ada hewan yang terlewatkan. Selain itu, *Mask R-CNN* mampu mendeteksi dan membedakan berbagai jenis hewan ternak dalam satu gambar atau video, memudahkan pengelolaan dan pencatatan ternak. Peningkatan *mean Average Precision* (mAP) melalui optimasi parameter dan penggunaan teknik seperti PANet, memberikan akurasi deteksi yang lebih tinggi, mengurangi kesalahan dan meningkatkan keandalan sistem. Integrasi fitur pendeteksian tingkah laku dan emosi hewan juga memungkinkan peternak untuk memantau kesehatan dan kesejahteraan hewan secara real-time, memungkinkan intervensi dini dan meningkatkan kualitas hidup hewan ternak.

1.5 Batasan Masalah

Ruang lingkup permasalahan yang diterapkan selama pengerjaan Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian hanya memproses dataset gambar hewan ternak yang terdiri dari tiga kelas: domba, kuda, dan sapi, dengan pemodelan *Mask R-CNN* untuk menghasilkan gambar yang tersegmentasi.
2. Analisis pemodelan *Mask R-CNN* fokus pada penyelesaian masalah pada objek hewan ternak yang saling *overlap* dalam tiga kelas tersebut menggunakan teknik *instance segmentation*.
3. Evaluasi sistem model *Mask R-CNN* dilakukan menggunakan nilai mAP, serta analisis nilai *loss* dan akurasi selama proses pelatihan dan validasi untuk menilai kinerja model dalam mendeteksi dan membedakan domba, kuda, dan sapi.

1.6 Metode Penelitian

Pada penelitian Tugas Akhir ini, metode penelitian yang dilakukan meliputi:

1. Studi literatur

Tahap ini melibatkan pengumpulan dan penelaahan berbagai referensi yang relevan dengan topik penelitian, termasuk buku, jurnal, dan *paper conference* yang membahas *Deep Learning*, *Instance Segmentation* pada gambar, dan pemodelan *Mask R-CNN*. Selain itu, diskusi dengan Pembimbing Tugas Akhir juga menjadi bagian penting dari tahap ini untuk mendapatkan wawasan tambahan dan memperkuat landasan teori penelitian.

2. Analisis model

Tahap ini mencakup analisis perancangan sistem pemodelan deteksi yang telah dibuat, khususnya pada sistem *Mask R-CNN*. Analisis ini melibatkan evaluasi bagaimana *instance segmentation* diterapkan pada *Mask R-CNN* untuk menangani masalah gambar yang saling *overlap*. Identifikasi dan penyesuaian parameter model yang relevan juga dilakukan untuk mengoptimalkan kinerja.

3. Pentrainingan data dan model

Tahap ini mencakup proses pelatihan data menggunakan model *Mask R-CNN* yang telah dianalisis. Langkah awal meliputi pemilihan dan penyusunan dataset dengan label yang tepat, serta pemisahan dataset menjadi *training* dataset dan *evaluation* dataset. Setelah itu, data dilatih menggunakan model *Mask R-CNN*, dengan penyesuaian parameter dan *hyperparameter* sesuai kebutuhan.

4. Penilaian dan Evaluasi Model

Tahap ini melibatkan evaluasi kinerja model dengan menggunakan metrik *Mean Average Precision* (mAP) untuk mengukur tingkat akurasi deteksi dan segmentasi objek. Evaluasi juga mencakup analisis kesalahan pada gambar yang saling *overlap* dengan memeriksa hasil segmentasi secara langsung. Hasil evaluasi digunakan untuk menilai sejauh mana model dapat mengatasi masalah yang telah diidentifikasi sebelumnya.

5. Penarikan kesimpulan.

Tahap ini mencakup pembuatan kesimpulan berdasarkan hasil evaluasi dan analisis yang telah dilakukan. Kesimpulan tersebut melibatkan perbandingan kinerja model *Mask R-CNN* dengan model sebelumnya dan interpretasi nilai mAP yang dihasilkan. Selain itu, rekomendasi untuk penelitian lebih lanjut dan aplikasi praktis juga disusun berdasarkan temuan penelitian.