

Buffalo Price Estimation Using YOLOv8 And Image Thresholding

Amelia*¹, Wawan Firgiawan², Sulfayanti³

^{1,2,3}Informatics, Universitas Sulawesi Barat, Indonesia

Email: ¹Amelia132018@gmail.com

Received : May 17, 2025; Revised : Jul 3, 2025; Accepted : Jul 5, 2025; Published : Feb 15, 2026

Abstract

The skin color pattern of buffaloes can determine their market price, especially for traditional ceremonial purposes that involve buffaloes. Currently, the pricing of buffaloes is still done subjectively by sellers or buyers, resulting in inconsistencies in price determination. This study proposes the development of a system to estimate the price of buffaloes based on their type and the percentage of light and dark skin, specifically for the Saleko buffalo type. The algorithm used to recognize buffalo types is YOLOv8, which was trained to detect four classes: Lotongboko, Saleko, Bonga, and Other types. The model was trained over 100 epochs using the Adam optimizer and hyperparameters. A thresholding method was applied to identify the percentage of black and white on the Saleko buffalo images that were successfully detected by YOLOv8. If the light skin percentage exceeds 80%, the buffalo is estimated to be worth 800 million rupiah. Otherwise, the Saleko buffalo is estimated at 300 million rupiah. The YOLOv8 training achieved a highest mAP value of 97.8%, with steadily decreasing loss and increasing metrics at each iteration, indicating a successful training process with strong detection performance. The price estimation model achieved an accuracy of 76.3% based on 55 tested images. Estimation errors were caused by low image resolution and poor lighting quality. This study provides insights into the application of technology for buffalo price estimation through digital image processing.

Keywords : Buffalo detection, Buffalo price estimation, Image thresholding, YOLOv8.

This work is an open access article and licensed under a Creative Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License



1. INTRODUCTION

Ternak kerbau merupakan salah satu ternak penghasil protein hewani yang dapat dijadikan sebagai alternatif untuk memenuhi kebutuhan masyarakat, sebab ternak kerbau selain mudah untuk dipelihara juga dapat diberi makan dengan rumput berkualitas rendah sehingga menghasilkan berat karkas yang memadai [1]. Setiap jenis kerbau memiliki karakteristik-karakteristik, misalnya pola kulit yang mungkin bervariasi secara luas dan sangat menarik, warna tubuh bisa langka atau mempunyai corak khusus yang tidak dimiliki kerbau-kerbau lainnya. Karakteristik tidak hanya meningkatkan nilai estetika tetapi juga dapat meningkatkan nilai jual hewan, terutama di kalangan penjual atau upacara adat istiadat yang melibatkan hewan kerbau [2]. Warna kulit merupakan bagian yang memiliki kontribusi terbesar dalam mempertimbangkan harga kerbau, setiap ciri warna dikenal dengan istilah lokal yang berbeda juga memiliki nilai yang berbeda [3]. Namun, penentuan harga berdasarkan corak warna ini masih dilakukan secara subjektif oleh penjual atau pembeli, yang dapat menyebabkan inkonsistensi dalam harga jual.

Sistem identifikasi kerbau sebelumnya pernah dibuat oleh [4] dengan menggunakan “You Only Look Once” (YOLO) dengan akurasi 90%. Penelitian tersebut berfokus pada identifikasi jenis kerbau di wilayah Kabupaten Toraja ke dalam empat kategori, yaitu Saleko, Bonga, Lotongboko, dan jenis lainnya. Pengenalan jenis kerbau ini dilakukan berdasarkan ciri visual utama berupa corak warna pada bulu kerbau, yang juga berkaitan erat dengan nilai ekonomi dari masing-masing jenis. Meskipun sistem tersebut telah berhasil mengidentifikasi jenis kerbau dengan akurasi tinggi, penelitian tersebut belum

mencakup aspek estimasi harga. Salah satu tantangan yang ditemukan, khususnya pada kerbau jenis Saleko, adalah adanya dua rentang harga berbeda yang ditentukan berdasarkan distribusi warna pada tubuh kerbau tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menyempurnakan proses deteksi corak warna kerbau untuk estimasi harga, khususnya pada jenis kerbau Saleko.

Penerapan YOLO dalam deteksi objek juga telah banyak dilakukan dalam berbagai studi sebelumnya. Misalnya, [5] menggunakan YOLOv8 untuk mendeteksi satwa liar secara *real-time* dan berhasil mencapai mAP sebesar 94.3% pada model YOLOv8x, yang mampu mendeteksi empat jenis hewan dengan kecepatan 20 FPS. Sementara itu, [6] mengembangkan varian YOLO-SAG untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan deteksi satwa liar melalui pendekatan *Softplus activation* dan AIFI, yang menghasilkan peningkatan akurasi sebesar 4.9% dibandingkan YOLOv8n. Selanjutnya [7] memanfaatkan YOLOv8 yang dikombinasikan dengan CBAM (*Convolutional Block Attention Module*) untuk mendeteksi sapi dalam lingkungan yang kompleks, dan berhasil meningkatkan akurasi deteksi sebesar 2.3% dalam mAP dibandingkan dengan YOLOv8 standar. Penelitian dari [8] juga menunjukkan bahwa modifikasi arsitektur YOLOv8 pada bagian *head* dapat meningkatkan performa model dalam mendeteksi manusia pada citra *grayscale*, di mana model terbaik mencapai mAP sebesar 81%. Pada penelitian [9] juga menerapkan YOLOv8 untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan hama kentang yang menjadi ancaman serius terhadap produksi kentang. Model dikembangkan menggunakan *framework* PyTorch dan dievaluasi dengan metrik mAP dan F1-Score. Hasil pelatihan menunjukkan model mencapai mAP@0.5 sebesar 81.8%, *precision* 78.1%, dan *recall* 89.8%. Secara keseluruhan model terbukti efektif dalam mendeteksi hama kentang, meski masih memerlukan peningkatan pada mAP@0.5–0.95 untuk penilaian yang lebih ketat. Pemanfaatan YOLOv8 juga diterapkan oleh [10] dalam mengembangkan sistem deteksi siput beracun menggunakan pendekatan segmentasi dan augmentasi yang menghasilkan *precision* dan *recall* masing-masing 1.00 untuk semua kelas objek, serta mAP@0.5 sebesar 98.7%. Selain itu, [11] mengembangkan aplikasi Android berbasis YOLOv8 untuk mendeteksi penyakit kulit kucing secara *real-time*, seperti jamur dan *scabies*. Aplikasi tersebut menunjukkan performa baik dengan mAP 78.8%, *precision* 72.72%, *recall* 76.9%, dan F1-score 75%. Pengujian menunjukkan bahwa deteksi paling optimal dilakukan pada jarak 20 cm dengan akurasi sebesar 92%. Penerapan YOLOv8 juga dilakukan oleh [12] pada sistem deteksi kantuk pengemudi di jalan, sistem dilatih menggunakan 3.708 citra, 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi, hasil yang didapatkan mencapai *recall* 95.26%, *precision* 94.66%, F1-score 94.96%, serta mAP 98.06%, sehingga menegaskan bahwa model YOLOv8 mengungguli model-model sebelumnya dan efektivitas dalam pendekatan *Deep Learning* untuk meminimalkan risiko kecelakaan akibat *microsleep* di jalan. Adapun penelitian dari [13] telah mengimplementasikan sistem deteksi burung menggunakan YOLOv8 pada citra dan video, model dilatih dengan 1.725 gambar selama 21 *epoch* dan diintegrasikan ke dalam aplikasi web Streamlit untuk deteksi *real-time*. Hasil pelatihan menunjukkan performa tinggi tanpa *overfitting*, dengan *precision* sebesar 96.5%, *recall* 98.5%, dan mAP@0.5 mencapai 99%, membuktikan efektivitas model dalam mendukung konservasi dan penelitian lingkungan melalui sistem deteksi burung yang akurat dan efisien. Pada penelitian [14] mengembangkan sistem deteksi udang menggunakan YOLOv8 untuk mendukung proses klasifikasi dan perhitungan jumlah udang pada citra. Penelitian ini menggunakan dataset dua kelas (udang dan bukan udang) sebanyak 6.630 data yang dianotasi dengan Roboflow, dilatih selama 300 *epoch* menggunakan Google Colaboratory. Model YOLOv8 yang dihasilkan mencapai *precision* rata-rata sebesar 92.57%, *recall* 88.2%, dan akurasi model sebesar 93.2%, menunjukkan stabilitas dan ketepatan model dalam mendeteksi objek udang secara efektif. Penelitian lainnya oleh [15] menunjukkan penerapan augmentasi data pada model YOLOv8, penelitian tersebut terbukti mampu meningkatkan akurasi klasifikasi tingkat kematangan tomat secara signifikan. Peningkatan akurasi mencapai 8% pada kategori *Half-Ripe* dan *Rotten*, serta 7% pada kategori *Unripe* dan *Ripe*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi YOLOv8 dan teknik

augmentasi data efektif untuk mendukung sistem penyortiran tomat otomatis berbasis visi komputer di lingkungan industri secara *real-time*.

Penelitian-penelitian sebelumnya memperkuat bukti bahwa YOLOv8 efektif digunakan dalam berbagai aplikasi analisis citra hewan, baik untuk tujuan identifikasi, hingga pemantauan kesehatan. Namun, berbeda dari penelitian-penelitian sebelumnya yang lebih berfokus pada deteksi objek secara umum atau klasifikasi berdasarkan bentuk dan jenis, penelitian ini secara khusus memanfaatkan YOLOv8 untuk dikombinasikan dengan teknik *thresholding* dalam mendeteksi serta menganalisis corak warna pada kerbau Saleko. Penggunaan YOLOv8 pada penelitian meliputi deteksi dengan *bounding box* serta *segmentation* jika jenis kerbau yang dikenali adalah Saleko. Pendekatan ini tidak hanya bertujuan untuk mengenali objek kerbau, tetapi juga mengekstraksi informasi visual berupa proporsi warna tubuh sebagai dasar estimasi harga. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi baru dalam pemanfaatan teknologi *computer vision* untuk mendukung proses penilaian nilai ekonomi ternak secara lebih objektif dan terstandarisasi.

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan signifikan dalam penerapan YOLO, terutama dalam konteks deteksi objek di lingkungan liar atau kompleks, sebagian besar masih terbatas pada aspek identifikasi dan klasifikasi tanpa mempertimbangkan karakteristik visual lebih rinci seperti corak warna tubuh. Selain itu, belum ditemukan pendekatan yang secara langsung menggabungkan deteksi objek dengan analisis warna menggunakan teknik *thresholding* untuk tujuan estimasi harga. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan pendekatan inovatif yang mengintegrasikan deteksi dan analisis visual, menjadikannya lebih relevan dalam konteks penilaian ekonomi ternak secara otomatis.

2. METHOD

2.1. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 497 citra kerbau dengan resolusi masing-masing 640 x 640 piksel. Seluruh gambar tersebut diperoleh dari penelitian terdahulu [4] yang diakses melalui platform Roboflow. Data dibagi ke dalam tiga bagian, yakni 442 gambar untuk pelatihan (*training*), 40 gambar untuk validasi (*validation*), dan 15 gambar untuk pengujian (*testing*). Pembagian ini dilakukan guna memastikan proses pelatihan model berjalan optimal serta untuk meminimalisir risiko *overfitting* selama proses pembelajaran mesin.



Gambar 1. Saleko, Lotongboko, Bonga dan selain jenisnya.

Adapun data tersebut dibagi menjadi empat *class* atau kategori kerbau, yaitu: Saleko, Bonga, Lotongboko dan selain jenisnya. Setiap kelas merepresentasikan pola warna kulit kerbau yang unik, yang dapat dikenali oleh model deteksi berbasis YOLO. Klasifikasi ini penting untuk mendukung proses pelatihan model agar mampu melakukan identifikasi dengan akurasi tinggi terhadap kerbau dari berbagai jenis. Selain digunakan untuk pelatihan dan pengujian model deteksi objek, *dataset* ini juga berperan dalam proses estimasi harga kerbau, khususnya untuk jenis Saleko. Untuk tahap pengujian estimasi harga, digunakan sebanyak 55 gambar yang diambil dari dataset pada penelitian [4], di mana 22 di antaranya merupakan gambar kerbau Saleko. Gambar kerbau ini secara khusus digunakan untuk mengevaluasi performa metode *thresholding* dalam menghitung persentase corak warna kulit kerbau Saleko sebagai indikator visual estimasi harga. Gambar 1 menunjukkan visual dari keempat kategori kerbau utama yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Saleko, Bonga, Lotongboko dan selain jenisnya. Kerbau Saleko tampak memiliki corak warna kulit yang unik dan kontras, yang menjadikannya objek utama dalam pengujian estimasi harga berbasis analisis warna pada penelitian ini. Sementara kerbau Bonga dan Lotongboko memiliki ciri visual yang membedakan mereka dari jenis lain, terutama pola warna.

Data harga kerbau yang digunakan untuk estimasi pada penelitian ini merujuk pada penelitian [2], [16], di mana harga kerbau jenis Bonga dan Lotongboko diketahui lebih rendah dibandingkan dengan harga kerbau Saleko. Variasi harga kerbau dipengaruhi oleh preferensi pasar yang umumnya ditentukan oleh pedagang dan peternak, serta didasarkan pada karakteristik kerbau. Semakin kerbau tersebut memenuhi kriteria sosialnya, maka semakin tinggi pula nilai jualnya [16]. Salah satu karakteristik yang mendapat penilaian tertinggi dalam penentuan harga adalah motif belang pada kulit [17]. Kerbau Saleko merupakan jenis kerbau belang dengan komposisi warna yang khas berupa bintik-bintik putih dan hitam yang tersebar pada tubuh sehingga dikenal sebagai jenis yang paling unggul [18] dengan harga jual paling tinggi. Tabel 1 menunjukkan data jenis kerbau beserta dengan harganya.

Tabel 1. Harga Kerbau

No	Jenis Kerbau	Harga
1	Saleko	300 juta – 800 juta
2	Lotongboko	90 juta
3	Bonga	200 juta

Dalam penelitian [16] kerbau saleko mempunyai harga 300 juta hingga 800 juta bergantung pada keunikan karakteristik dan estetika coraknya. Meskipun tidak dijelaskan secara kuantitatif mengenai proporsi corak pada kerbau Saleko, penilaian harga tersebut secara tradisional bersifat kualitatif berdasarkan pengamatan visual. Kerbau dengan proporsi area putih di atas 80% diestimasi ke harga maksimum yakni Rp800 juta, sedangkan kerbau dengan proporsi di bawah 80% diestimasi ke harga minimum yaitu Rp300 juta. Pendekatan ini bertujuan untuk menawarkan sistem penilaian yang lebih objektif dan dapat direproduksi secara otomatis menggunakan teknologi visi komputer. Meskipun belum terdapat standar persentase dalam literatur, model prediksi harga ini dikembangkan berdasarkan rentang harga yang telah disebutkan dalam sumber-sumber terdahulu dan dimodelkan secara linier berdasarkan proporsi corak putih.

2.2. YOLO Detection

YOLO (*You Only Look Once*) adalah algoritma yang dirancang untuk mendeteksi sebuah objek secara *real-time* [19]. YOLO tidak hanya membantu dalam deteksi objek tetapi juga membantu dalam tugas lain seperti segmentasi, klasifikasi gambar, deteksi pose, dan *bounding box*. Untuk memenuhi kebutuhan akan akurasi yang lebih besar, YOLO terus dikembangkan dalam berbagai versi. Versi terbaru, YOLOv8, menawarkan deteksi yang lebih akurat, klasifikasi yang lebih baik, dan efisiensi yang

lebih tinggi [20]. Ini membuatnya ideal untuk aplikasi berbasis visi komputer yang membutuhkan kecepatan dan ketepatan.

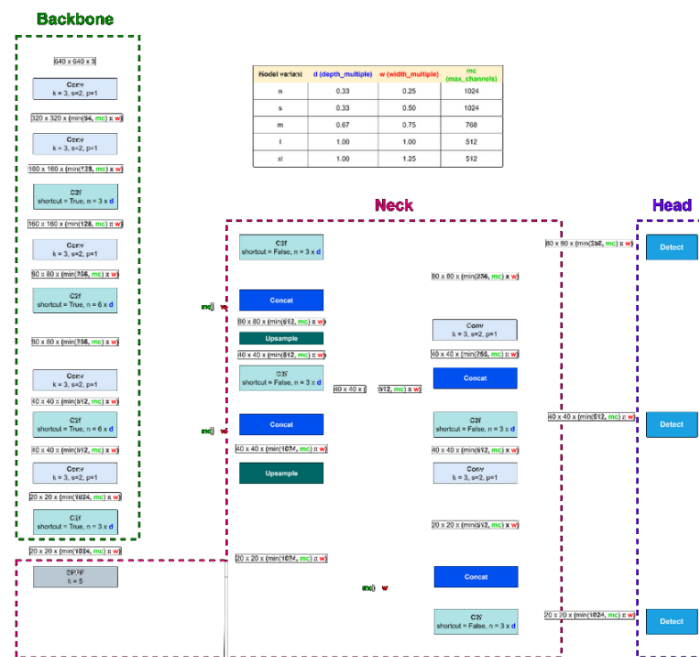
Seri YOLO (*You Only Look Once*) pertama kali diperkenalkan pada tahun 2015 melalui versi YOLOv1. Pada tahap awal, YOLOv1 menawarkan pendekatan baru untuk sistem deteksi objek dengan memproses gambar secara *end-to-end* dalam satu tahap inferensi, yang memungkinkan deteksi cepat dan efektif. Versi yang lebih canggih, seperti YOLOv2 dan YOLOv3, menerima berbagai peningkatan yang signifikan. Peningkatan ini termasuk penggunaan normalisasi *batch* untuk mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan, penggunaan *anchor box* untuk menangani objek dengan berbagai ukuran, dan kemampuan untuk mendeteksi objek multi-skala untuk memastikan bahwa operasi terhadap objek kecil dan besar tetap optimal. Selanjutnya, pengembangan YOLOv4 hingga YOLOv8 terus membawa berbagai pembaruan baik dari segi akurasi, efisiensi, maupun struktur arsitektur jaringan. YOLOv5 memperkenalkan arsitektur model baru dan metode pelatihan yang lebih baik. Sedangkan YOLOv4 mengatasi masalah dengan skala objek yang berbeda dan meningkatkan kinerja deteksi menggunakan metode SPP (*Spatial Pyramid Pooling*) dan PAN (*Path Aggregation Network*) dengan desain model yang lebih sederhana namun tetap akurat, YOLOv6 dan YOLOv7 terus mengikuti perkembangan efisiensi dengan kemampuan untuk mendukung berbagai tugas visi komputer seperti deteksi objek, segmentasi, klasifikasi, dan deteksi pose [21], [22], [23], [24], [25].

Penelitian ini memanfaatkan YOLOv8 sebagai algoritma deteksi objek utama karena memiliki keunggulan dalam hal efisiensi pemrosesan dan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan versi YOLO sebelumnya. YOLOv8 dirancang dengan arsitektur yang lebih optimal, khususnya pada bagian *backbone* dan *head*, yang berperan penting dalam proses ekstraksi dan prediksi fitur [26]. Kemampuannya untuk diintegrasikan dengan mudah ke dalam sistem deteksi berbasis citra digital secara *real-time* dan fleksibilitas model dalam berbagai aplikasi juga merupakan keunggulan dari YOLOv8 [11], yang menjadikannya pilihan ideal untuk deteksi objek seperti kerbau. Arsitektur YOLOv8 secara umum terdiri atas tiga komponen utama, yaitu jaringan tulang punggung (*backbone network*) berfungsi mengekstraksi fitur dari citra masukan pada berbagai skala melalui tumpukan lapisan konvolusi dan blok-blok khusus untuk membentuk *feature map* pada berbagai resolusi, leher (*neck*) yang bertugas menggabungkan dan menyaring informasi dari berbagai tingkat kedalaman melalui proses *concatenation* dan *upsampling*, dan kepala (*head*) yang melakukan prediksi akhir berupa lokasi objek dan klasifikasinya [25], [27].

Gambar 2 menampilkan arsitektur YOLOv8 beserta parameter untuk berbagai variannya. Pada penelitian ini, varian yang digunakan adalah varian YOLOv8n. Varian YOLOv8 ditentukan oleh tiga parameter: *depth_multiple*, *width_multiple*, dan *max_channels*. Parameter *depth_multiple* menentukan jumlah blok *bottleneck* dalam blok C2f. Parameter *width_multiple* dan *max_channels* menentukan jumlah *output channels*. Bagian *backbone* mengekstraksi fitur dari citra masukan menggunakan lapisan konvolusi dan blok C2f dengan *shortcut* untuk menangkap informasi berbagai tingkat kedalaman. Fitur yang dihasilkan diproses di bagian *neck* melalui operasi *concatenation* dan *upsampling* untuk menggabungkan informasi berbagai skala, dan dilengkapi dengan blok SPPF untuk mengekstraksi fitur dari berbagai ukuran objek. Bagian *head* juga menghasilkan prediksi akhir melalui tiga cabang deteksi yang menangani objek kecil, sedang, dan besar [27].

Sebelum dapat diimplementasikan secara efektif, algoritma YOLO memerlukan proses pelatihan awal menggunakan sejumlah *dataset* citra. Proses ini memungkinkan model untuk mempelajari pola-pola visual dari objek yang ingin dikenali, sehingga pada saat penerapan, algoritma mampu melakukan deteksi objek secara akurat berdasarkan pola yang telah dipelajari sebelumnya [28]. Dalam penelitian ini YOLOv8 digabungkan dengan teknik *thresholding* sebagai pengembangan dari penelitian [4], dengan tujuan meningkatkan akurasi dalam mendeteksi dan menganalisis corak warna kerbau Saleko.

Corak warna tersebut selanjutnya digunakan sebagai fitur utama dalam proses prediksi harga kerbau Saleko, sehingga fitur warna dapat digunakan sebagai salah satu faktor dalam model estimasi harga.



Gambar 2. Arsitektur YOLO Backbone, Neck dan Head [27].

Pelatihan model YOLOv8 dalam penelitian ini juga digabungkan dengan algoritma *optimizer* Adam. *Optimizer* Adam merupakan algoritma optimasi yang menggabungkan *adaptive gradient algorithm* dan *root mean square propagation* untuk memperbarui bobot jaringan secara efisien, sehingga mempercepat dan menstabilkan konvergensi saat pelatihan [29]. Pada penelitian [30] membuktikan peningkatan nilai mAP tertinggi sebesar 67.0% menggunakan *optimizer* Adam dibandingkan pelatihan tanpa *optimizer* Adam yang mendapat nilai mAP tertinggi sebesar 56.4%. Sehingga *optimizer* Adam cocok digunakan untuk meningkatkan akurasi dan mengatur laju pembelajaran pada penelitian ini. *Hyperparameter* juga diterapkan untuk pelatihan model YOLOv8 pada penelitian ini. *Hyperparameter* merupakan pengaturan struktural dan tingkat tinggi untuk algoritma. Pengaturan ini diatur sebelum proses *training* dan nilainya konstan selama proses pelatihan [31]. Pengaturan untuk *training* pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. *Hyperparameter*

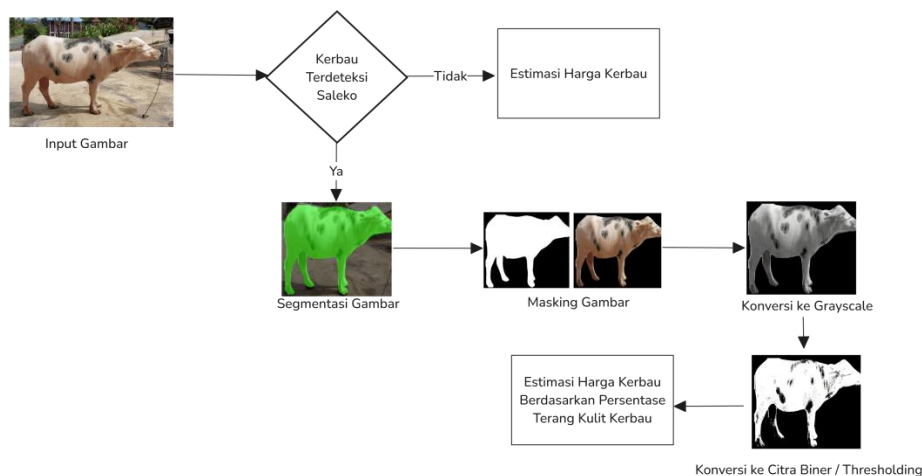
No	Parameter	Nilai
1	<i>Learning rate (lr0)</i>	0.001
2	<i>Batch size</i>	8
3	<i>Weight decay</i>	0.0001
4	<i>Momentum</i>	0.99

Penelitian ini menggunakan dua jenis deteksi yang dimiliki oleh YOLOv8, yaitu *bounding box* dan *segmentation*. *Bounding box* akan menggunakan model yang sudah dilatih dengan dataset untuk mendeteksi jenis kerbau pada gambar yang di-input. Gambar yang berhasil dideteksi kemudian akan dilanjutkan ke proses segmentasi jika kerbau yang berhasil dideteksi oleh *bounding box* adalah kerbau berjenis Saleko. Segmentasi dibutuhkan untuk *masking* atau memisahkan objek kerbau dari latar belakang. Pemisahan objek kerbau saleko dari latar belakang diperlukan agar perhitungan jumlah total piksel dibatasi hanya untuk objek kerbau saja, hal ini berguna agar perhitungan persentase kulit

mendapatkan nilai yang akurat. Pemisahan objek kerbau dari latar belakang diperlukan sebelum melanjutkan proses estimasi harga yang melibatkan konversi gambar ke citra abu-abu dan *thresholding*.

2.3. Estimasi

Estimasi adalah proses memperkirakan suatu nilai berdasarkan hasil analisis dan data sebelumnya [32]. Salah satu bentuk estimasi yang umum diterapkan dalam berbagai bidang adalah estimasi harga, yaitu proses memperkirakan nilai ekonomi dari suatu barang atau jasa. Estimasi harga merupakan proses memperkirakan harga suatu barang atau jasa, yang dimana tujuannya adalah untuk mendapatkan perkiraan harga yang mendekati nilai sebenarnya. Dalam penelitian ini, estimasi harga kerbau dibuat dengan menggunakan data visual dari gambar kerbau, terutama dengan menganalisis tingkat kecerahan warna kulitnya. Persentase terang kulit kerbau, yang diperoleh melalui proses pemrosesan gambar digital, digunakan sebagai indikator visual yang menunjukkan fitur penting yang menentukan nilai jual. Oleh karena itu, corak warna kulit kerbau terutama jenis Saleko dijadikan sebagai elemen penting dalam model estimasi harga yang dibuat.



Gambar 3. Tahapan Penentuan Estimasi Harga Kerbau

Pada gambar 3 menunjukkan proses estimasi harga dalam penelitian ini yang diawali dengan deteksi objek kerbau pada citra menggunakan model *deep learning* YOLOv8. Model ini sebelumnya telah dilatih untuk mengenali objek kerbau berdasarkan empat kategori kelas yaitu Saleko, Lotongboko, Bonga, dan selain jenisnya. Setelah objek berhasil terdeteksi, sistem akan mengidentifikasi kelasnya untuk menentukan tahapan analisis selanjutnya. Apabila objek yang terdeteksi termasuk dalam kelas Saleko, maka proses dilanjutkan dengan segmentasi citra untuk memisahkan objek kerbau dari latar belakang. Tujuan dari proses ini untuk memastikan bahwa hanya area tubuh kerbau yang dianalisis, tanpa gangguan dari elemen visual lain.

Selanjutnya, setiap piksel pada area objek kerbau yang telah disegmentasi dikonversi menjadi citra dalam format abu-abu (*grayscale*), guna mempermudah proses analisis corak warna kulit. Berbeda dengan kelas Saleko, objek yang termasuk dalam kelas Lotongboko dan Bonga akan langsung dilakukan estimasi harga, tanpa mempertimbangkan corak warna kulit sebagai salah satu fitur. Sementara itu, objek yang termasuk dalam kelas “selain jenisnya” tidak akan diproses lebih lanjut untuk estimasi harga, karena dianggap tidak relevan dengan skema evaluasi berbasis visual warna yang diterapkan. Proses konversi citra objek Saleko ke dalam format *grayscale* dilakukan menggunakan rumus standar konversi warna sebagai berikut:

$$Grayscale = (0.2989 \times R) + (0.5870 \times G) + (0.1140 \times B) \quad (1)$$

Rumus pada persamaan (1) diterapkan pada setiap piksel dari objek kerbau Saleko yang telah berhasil disegmentasi. Proses konversi gambar ke dalam format abu-abu (*grayscale*) menyederhanakan representasi visual dari tiga warna (merah, hijau, biru, atau RGB) menjadi satu nilai intensitas dalam rentang 0–255. Nilai-nilai ini menunjukkan tingkat kecerahan atau kegelapan piksel, dengan angka 0 menunjukkan warna hitam pekat dan angka 255 menunjukkan warna putih terang. Transformasi ini mempermudah proses analisis visual, khususnya dalam konteks pengukuran corak warna kulit kerbau, karena sistem hanya perlu mengolah satu intensitas dibandingkan tiga warna yang lebih kompleks. Contoh hasil konversi gambar kerbau Saleko ke dalam skala abu-abu dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Konversi ke *Grayscale*

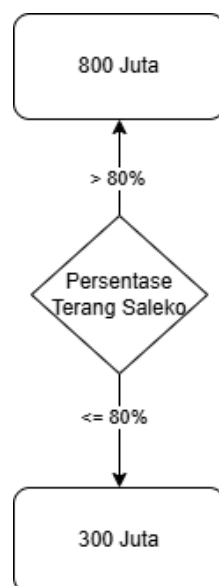
Setelah citra dikonversi ke dalam citra abu-abu (*grayscale*), langkah selanjutnya adalah menerapkan metode *thresholding*. *Thresholding* merupakan salah satu teknik dasar dalam transformasi citra yang berfungsi untuk mengubah citra *grayscale* menjadi citra biner, yaitu citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai piksel: hitam dan putih [33], [34]. Metode *thresholding* banyak diterapkan dalam segmentasi citra karena merupakan salah satu teknik yang berfungsi untuk memisahkan objek dari latar belakang dalam sebuah gambar berdasarkan perbedaan intensitas cahaya atau tingkat kecerahannya [35]. Namun, dalam penelitian ini *thresholding* digunakan untuk mengekstraksi jumlah piksel hitam dan putih yang ada pada kerbau. Dengan kata lain, *thresholding* diterapkan untuk mengklasifikasikan setiap piksel ke dalam dua kategori yaitu piksel terang (putih) dan piksel gelap (hitam), selanjutnya penentuan ambang batas (*threshold*) digunakan untuk mengklasifikasikan piksel menjadi dua kategori, yaitu hitam (dengan intensitas ≤ 80) dan putih (dengan intensitas > 80). Eksperimen dilakukan untuk memvalidasi nilai *threshold* dan memastikan bahwa segmentasi warna dilakukan secara optimal serta sesuai dengan karakteristik visual kulit kerbau jenis Saleko. Nilai ambang batas sebesar 80 dipilih berdasarkan hasil analisis pada dataset gambar kerbau. Pemilihan nilai ini bertujuan agar piksel dengan tingkat kecerahan rendah hingga sedang diklasifikasikan sebagai warna gelap (hitam), piksel dengan intensitas di atas 80 dianggap sebagai area terang (putih). Segmentasi ini kemudian digunakan untuk menghitung proporsi atau persentase warna gelap dan terang pada kulit kerbau, yang menjadi dasar dalam proses klasifikasi ke dalam subkategori Saleko dengan estimasi harga Rp300 juta atau Saleko dengan estimasi harga Rp800 juta. Hasil klasifikasi ini kemudian digunakan sebagai dasar untuk menghitung proporsi atau persentase warna terang dan gelap pada kulit kerbau, yang menjadi indikator visual dalam proses estimasi harga.

Setelah proses *thresholding* selesai, langkah selanjutnya adalah menghitung jumlah piksel putih yang ada di area tubuh kerbau Saleko. Perhitungan ini bertujuan untuk menentukan proporsi area tubuh yang tergolong dalam kategori warna terang, yaitu piksel yang diklasifikasikan sebagai putih

berdasarkan nilai intensitas tertentu. Dari hasil perhitungan, diperoleh nilai persentase area terang pada kulit kerbau, yang kemudian digunakan sebagai parameter utama dalam proses estimasi harga. Semakin tinggi proporsi area yang berwarna terang, maka akan memengaruhi estimasi nilai jual kerbau tersebut sesuai dengan kriteria visual yang telah ditentukan. Rumus yang digunakan untuk menghitung persentase terang kulit kerbau dituliskan dalam persamaan 2:

$$\text{Persentase terang} = \frac{\text{total piksel putih}}{\text{total piksel}} \times 100 \quad (2)$$

Berdasarkan hasil perhitungan persentase area terang pada tubuh kerbau, estimasi harga dapat ditentukan melalui pendekatan berbasis pengkondisian nilai persentase yang telah didapatkan. Gambar 5 menggambarkan proses estimasi harga berdasarkan persentase terang yang didapatkan, jika persentase area terang yang terdeteksi melebihi 80%, maka kerbau Saleko akan diberikan estimasi harga sebesar Rp800 juta, apabila persentase area terang tepat sebesar 80% atau kurang dari nilai tersebut, maka estimasi harga yang diberikan adalah sebesar Rp300 juta. Kerbau Saleko dengan corak warna kulit yang lebih terang cenderung memiliki nilai ekonomi yang lebih tinggi, sesuai dengan kriteria visual yang berlaku dalam konteks penilaian atau penaksiran harga. Dengan demikian, sistem estimasi harga dalam penelitian ini mengandalkan karakteristik visual sebagai salah satu indikator utama dalam menentukan nilai jual kerbau secara otomatis dan objektif.



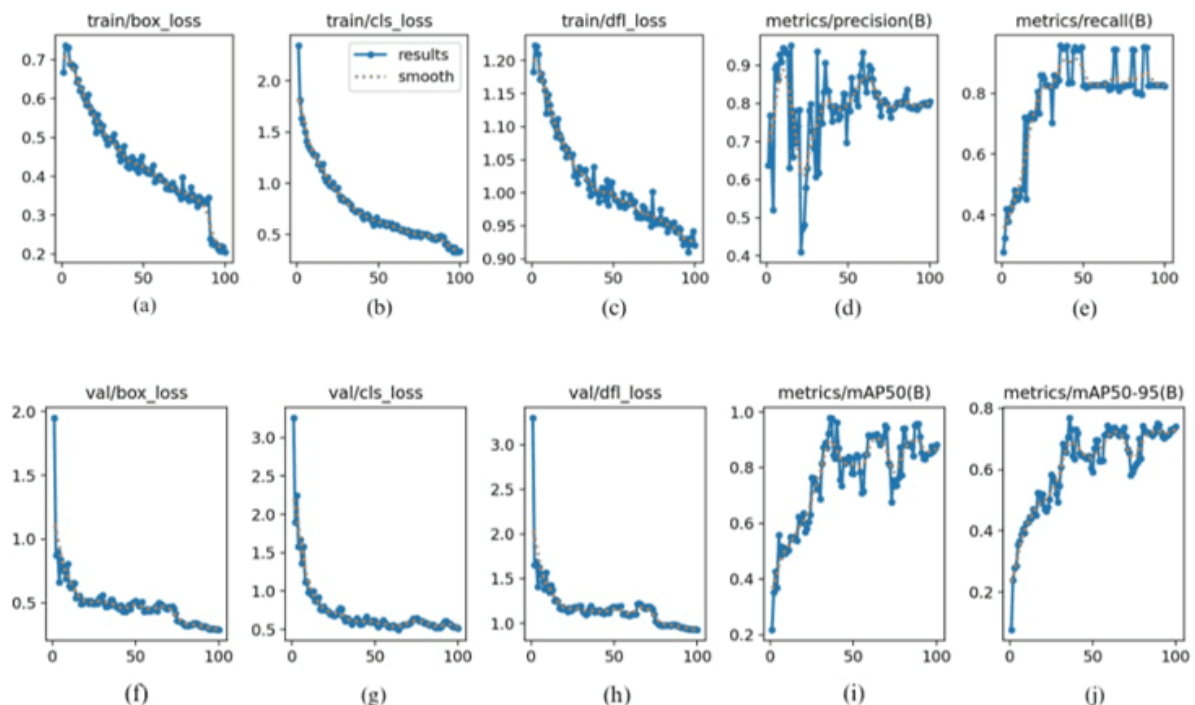
Gambar 5. Flowchart Penentuan Harga Saleko Berdasarkan Persentase

3. RESULT

Pengujian dalam penelitian ini dilakukan melalui pelatihan model YOLOv8 menggunakan dataset yang terdiri atas 497 gambar kerbau, dengan proses pelatihan yang dijalankan selama 100 iterasi (*epoch*). Proses pelatihan ini bertujuan untuk mengoptimalkan kemampuan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek kerbau berdasarkan empat kategori yang telah ditentukan sebelumnya. Selain pelatihan model, tahap pengujian estimasi harga juga dilakukan menggunakan 55 citra kerbau yang digunakan baik untuk keperluan pengujian maupun validasi metode estimasi berbasis analisis visual. Pengujian ini difokuskan pada evaluasi kinerja model dalam mendeteksi objek serta menilai keakuratan sistem estimasi harga, khususnya pada kerbau jenis Saleko yang menjadi fokus utama dalam proses analisis corak warna.

3.1. Hasil Pelatihan YOLOv8

Gambar 6 menunjukkan hasil pelatihan model YOLO selama 100 *epoch*, yang mencakup metrik untuk data pelatihan dan validasi. Grafik (a), (b), (c), (d) dan (e) menunjukkan bagaimana model berfungsi selama pelatihan. Dengan nilai *train/box_loss*, *train/cls_loss*, dan *train/df_l_loss* yang terus menurun, dapat disimpulkan bahwa model telah menjadi lebih baik dalam memprediksi posisi dan kelas objek. Selain itu, metrik *precision* dan *recall* juga meningkat, meskipun mengalami fluktuasi pada epoch awal. Grafik (f), (g), (h), (i) dan (j) menunjukkan bagaimana model berfungsi dengan data validasi. Selain itu, *val/box_loss*, *val/cls_loss*, dan *val/df_l_loss* mengalami penurunan yang signifikan. Ini menunjukkan bahwa model tidak hanya belajar dari data latih tetapi juga dapat menerapkan generalisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metrik *mAP50* dan *mAP50-95* meningkat mendekati nilai maksimum, menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi tinggi dalam mendeteksi objek.



Gambar 6. Grafik Pelatihan 100 *Epoch*.

Model yang dihasilkan dari pelatihan YOLOv8 dievaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu *Precision* (P), *Recall* (R), dan *Mean Average Precision* pada ambang 0.5 (*mAP50*). Ketiga metrik ini digunakan untuk menilai performa model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek kerbau secara akurat selama proses pelatihan hingga iterasi (*epoch*) ke-100.

Berdasarkan Tabel 3, terlihat bahwa nilai *precision* dan *recall* mengalami peningkatan signifikan pada *epoch* awal, yang menunjukkan bahwa model mulai belajar secara efektif dari data yang diberikan. *Precision* menunjukkan kemampuan model dalam menghindari kesalahan deteksi positif palsu (*false positives*), sedangkan *recall* mengukur sejauh mana model mampu mendeteksi seluruh objek yang sebenarnya ada (*true positives*). Nilai *mAP50*, yang merupakan rata-rata presisi pada ambang batas *Intersection over Union* (IoU) sebesar 0.5, juga menunjukkan tren peningkatan secara keseluruhan. Hal ini menunjukkan bahwa model semakin mampu menghasilkan prediksi *bounding box* yang akurat terhadap posisi objek dalam citra. Pada *epoch* ke-100, model mencapai nilai *precision* sebesar 0.80557, *recall* sebesar 0.82468, dan *mAP50* sebesar 0.88159, yang mencerminkan performa deteksi yang sangat baik.

Tabel 3. Hasil *Training* Semua Kelas

<i>Epoch</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	mAP50
1	0.6368	0.2776	0.21846
2	0.76904	0.32407	0.35264
3	0.64557	0.42006	0.42793
4	0.52057	0.3793	0.36931
5	0.89188	0.41563	0.55744
6	0.9012	0.42542	0.47945
7	0.86181	0.4428	0.51572
8	0.92902	0.4821	0.49712
9	0.90973	0.45058	0.49177
10	0.94588	0.45143	0.51074
11	0.94271	0.46159	0.50431
12	0.93198	0.48438	0.5507
13	0.93127	0.48438	0.55015
14	0.63136	0.72176	0.54345
15	0.95261	0.45312	0.54886
...	...	...	...
97	0.80107	0.82812	0.87643
98	0.79617	0.82812	0.85895
99	0.79612	0.82812	0.86931
100	0.80557	0.82468	0.88159

Tabel 4. Hasil *Training* per Kelas.

<i>Class</i>	<i>Box(P)</i>	R	mAP50
Semua	0.907	0.958	0.978
Bonga	0.874	1	0.965
Lotongboko	0.753	1	0.995
Saleko	1	0.901	0.958
Selain Jenisnya	1	0.932	0.995

Hasil pelatihan model deteksi objek menunjukkan peningkatan dari penelitian sebelumnya [4]. Pada Tabel 3 nilai *precision* dan mAP50 pada awal iterasi sangat rendah dengan nilai 0.6 untuk *precision* dan 0.2 untuk mAP50, namun menunjukkan peningkatan seiring berlanjutnya iterasi. Untuk tiap kelas, Tabel 4 menunjukkan nilai mAP50 di atas 0.90. Nilai mAP50 untuk seluruh kelas juga mendapatkan nilai tertinggi sebesar 0.978.



Gambar 7. Hasil Prediksi Gambar Kerbau.

Gambar 7 merupakan hasil dari uji coba model yang telah dibangun menggunakan YOLO. Hasil ini menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi objek kerbau. Setiap objek kerbau yang terdeteksi ditandai dengan *bounding box* dan label.

3.2. Hasil Prediksi Harga

Tabel 5 menyajikan hasil estimasi harga setelah gambar diidentifikasi dengan YOLOv8. Data yang digunakan untuk menguji estimasi harga adalah sebanyak 55 gambar kerbau. Dari 55 gambar tersebut, sebanyak 22 adalah gambar kerbau berjenis Saleko, sedangkan sisanya adalah kerbau lain seperti Lotongboko, Bonga, kerbau jenis lainnya.

Tabel 5. Hasil Pengujian Estimasi.

No	Gambar	Deteksi	Confidence	Class	Harga	Valid
1			0.7145888	Lotongboko	90 juta	Valid
2			0.91893518	Saleko	800 juta	Valid
3			0.86176401	Saleko	300 juta	Valid
4			0.90890049	Bonga	200 juta	Valid
5		-	-	-	-	Invalid
6			0.7484712	Lotongboko	90 juta	Valid
7			0.96828371	Saleko	800 juta	Valid
...	...	...	...	...	...	...
51			0,962302804	Saleko	800 juta	Invalid
52			0.94832551	Bonga	200 juta	Valid
53			0.855321288	Bonga	200 juta	Valid
54			0.885821164	Saleko	800 juta	Valid
55			0.906447351	Bonga	200 juta	Invalid

Pada pengujian yang disajikan dalam Tabel 5, dari 55 gambar uji coba, model YOLOv8 mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan objek kerbau secara benar untuk 48 gambar kerbau dan seluruh objek yang terdeteksi dalam kategori ini berhasil diberikan label yang sesuai dengan kelasnya masing-masing. Namun, ditemukan 3 gambar yang meskipun berhasil terdeteksi sebagai objek kerbau, tetapi mengalami kesalahan dalam pelabelan, yang menunjukkan masih adanya kelemahan dalam proses klasifikasi model. Selain itu, terdapat 4 gambar tidak terdeteksi sama sekali oleh model, yang menunjukkan batas kemampuan model pada kualitas pencahayaan atau posisi gambar objek. Selanjutnya pada tahap estimasi harga, akurasi terhadap pengestimasian harga untuk kerbau dapat dihitung dengan persamaan 3:

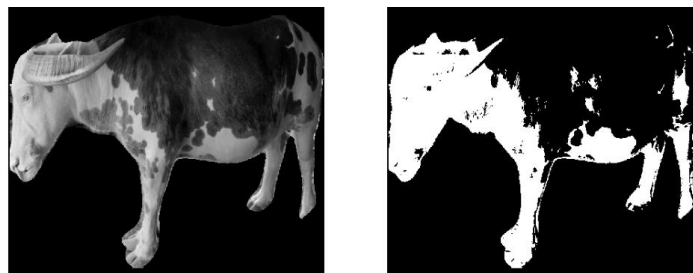
$$Akurasi = \frac{\text{total data valid}}{\text{total data uji}} \times 100 \quad (3)$$

Secara keseluruhan, gambar kerbau yang mengalami kesalahan pelabelan, tidak terdeteksi, maupun gagal menghasilkan estimasi harga yang tepat diklasifikasikan sebagai data tidak valid, karena hasil klasifikasi yang dihasilkan tidak sesuai dengan kondisi sebenarnya. Berdasarkan pengujian pada tabel 5, total data valid berjumlah 42. Dengan memasukkan nilai dari hasil pengujian ke persamaan (3), diperoleh akurasi sebesar 76.3%. Untuk kelas Saleko, penerapan metode *thresholding* terhadap corak warna kulit mampu menghitung persentase dengan benar sebanyak 16 gambar dari 22 gambar, 6 gambar sisanya tidak berhasil memenuhi kriteria estimasi yang tepat, karena perhitungan persentase corak warna yang tidak sesuai.



Gambar 8. Matrix Kerbau Saleko Invalid.

Pada gambar 8 menunjukkan hasil segmentasi yang tidak akurat memisahkan area gelap dan terang secara optimal, ditandai dengan distribusi biner yang tidak konsisten terhadap corak warna tubuh pada kerbau. Pada gambar 9 proses segmentasi berhasil menampilkan area gelap dan terang lebih tepat. Bagian tubuh kerbau yang memang berwarna gelap ditampilkan sebagai warna hitam dalam citra biner, sesuai dengan kondisi sebenarnya.



Gambar 9. Matrix Kerbau Saleko Valid.

4. DISCUSSIONS

Penelitian ini mengembangkan model prediksi harga kerbau berdasarkan corak warna menggunakan YOLOv8 dan algoritma *thresholding*. Model YOLOv8 dilatih menggunakan 497 gambar

kerbau, diantaranya 442 gambar untuk pelatihan (*training*), 40 gambar untuk validasi (*validation*), dan 15 gambar untuk pengujian (*testing*). Pelatihan model YOLOv8 pada penelitian ini dilatih dengan 100 epoch menggunakan *optimizer* Adam dan *hyperparameter* yang disajikan dalam tabel 2. Hasil pelatihan menunjukkan nilai mAP50 tertinggi sebesar 97.8%, dengan nilai *precision* sebesar 0.907 dan *recall* sebesar 0.958. Hasil pelatihan ini menunjukkan bahwa model memiliki potensi yang baik dalam mendeteksi seluruh kelas kerbau yang dilatih. Namun, masih terdapat kesalahan klasifikasi pada saat dilakukan pengujian. Dari 55 gambar yang digunakan dalam pengujian, terdapat 3 gambar mengalami kesalahan klasifikasi dan 4 gambar lainnya gagal dilakukan klasifikasi sama sekali. Model memberikan klasifikasi yang salah untuk kelas Bonga dan gagal mendeteksi kelas Lotongboko. Kesalahan ini kemungkinan besar disebabkan oleh kemiripan karakteristik kerbau dan kurangnya variasi kelas pada dataset yang digunakan. Model deteksi harga menggunakan *image thresholding* menunjukkan hasil yang cukup baik, di mana dari 22 gambar saleko yang di uji sebanyak 16 gambar berhasil diprediksi dengan valid. Namun, 6 gambar lainnya gagal di prediksi dengan tepat karena algoritma *thresholding* gagal memberikan persentase gelap terang yang akurat, ditunjukkan pada gambar 8. Hal ini disebabkan oleh resolusi gambar yang rendah dan pencahayaan yang bervariasi pada gambar. Hasil mAP50 sebesar 97.8% menunjukkan peningkatan dibandingkan penelitian sebelumnya [4] yang memperoleh mAP sebesar 95.9% dengan dataset yang sama, hal ini membuktikan bahwa penggunaan *hyperparameter* dan *optimizer* Adam dapat membantu dalam peningkatan akurasi model YOLOv8.

Kombinasi YOLOv8 dan *image thresholding* dalam penelitian ini menawarkan pendekatan baru dalam estimasi harga kerbau yang lebih transparan dan objektif, serta memberikan kontribusi dalam penerapan teknologi *computer vision* di bidang peternakan, khususnya dalam penilaian nilai ekonomi ternak. Meskipun demikian, tantangan seperti kesalahan klasifikasi dan kesalahan perhitungan corak warna masih perlu diatasi. Oleh karena itu, penelitian lanjutan disarankan untuk berfokus pada optimalisasi *dataset* guna meningkatkan akurasi klasifikasi, serta mengeksplorasi algoritma alternatif seperti *Otsu thresholding* atau *K-Means clustering* untuk menghasilkan deteksi piksel gelap-terang yang lebih akurat dan adaptif terhadap variasi kondisi pencahayaan di dunia nyata.

Penelitian ini memberikan kontribusi dalam bidang informatika, khususnya pada pengembangan aplikasi *computer vision* di sektor peternakan. Penerapan teknologi ini menunjukkan potensi informatika dalam menjawab tantangan di bidang agroindustri melalui integrasi metode *deep learning*, pengolahan citra digital, dan teknik klasifikasi berbasis visual. Dengan demikian, penelitian ini turut mendorong digitalisasi proses penilaian ekonomi ternak di era industri 4.0.

5. CONCLUSION

Berdasarkan penemuan penelitian ini, pelatihan model YOLOv8 dengan *hyperparameter* mendapatkan nilai mAP tertinggi sebesar 97.8%. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan *hyperparameter* yang tepat dan *optimizer* Adam dapat meningkatkan akurasi dari model YOLOv8. Dalam pengujian menggunakan 55 gambar kerbau, sistem berhasil mengenali 42 kerbau dan memberikan label yang sesuai. Untuk estimasi harga, sistem keliru memberikan estimasi harga terhadap 6 dari 42 gambar kerbau yang berhasil di kenali, dimana semua gambar yang keliru adalah gambar kerbau Saleko. Kesalahan estimasi harga disebabkan oleh beberapa faktor seperti resolusi gambar dan kualitas pencahayaan. Semakin rendah resolusi gambar maka jumlah piksel yang digunakan untuk menampilkan gambar semakin sedikit. Jumlah piksel yang sedikit ini menghasilkan kesalahan perhitungan pada persentase corak warna kulit kerbau. Penerangan yang tidak konsisten pada gambar juga memengaruhi proses konversi piksel ke biner dalam algoritma *thresholding*. Penelitian ini menggarisbawahi pentingnya peningkatan kualitas data pelatihan, penyesuaian ambang *threshold*, serta penguatan kemampuan model dalam menghadapi variasi kondisi citra di lingkungan nyata.

CONFLICT OF INTEREST

Dengan ini para penulis yang tercantum dalam artikel ini menyatakan tidak ada unsur konflik kepentingan dari pihak manapun.

REFERENCES

- [1] Busrayana., Aslina. , Asnawi, and S. Nurani. Sirajuddin, “Identifikasi Karakteristik Ternak Dalam Penentuan Harga Jual Kerbau Di Desa Sumbang Kecamatan Curio Kabupaten Enrekang (Identification of Livestock Characteristics for Selling Price Determination of Buffaloes in Sumbang Village, Curio Sub district, Enrekang District),” *Jurnal Ilmu dan Teknologi Peternakan*, vol. 5, pp. 32–37, Jul. 2016, doi: <https://doi.org/10.20956/jitp.v5i1.1289>.
- [2] D. Narasani, M. Y. Saleh, and R. Fajarina, “Faktor-Faktor Yang Menentukan Harga Jual Kerbau Di Kabupaten Toraja Utara,” *JOURNAL OF ACCOUNTING, FINANCE AND SHARIA ACCOUNTING*, pp. 691–708, Aug. 2023, doi: 10.56326/access.v1i2.2038.
- [3] M. A. A. Suryaalim and A. Fausiah, “Analisis Hirarki Proses Pada Penetapan Harga Kerbau Di Kabupaten Mamasa Provinsi Sulawesi Barat,” *Agrovital : Jurnal Ilmu Pertanian*, vol. 7, no. 2, 2022, doi: <http://dx.doi.org/10.35329/agrovital.v7i2.3561>.
- [4] J. R. Butu, I. Nurtanio, and A. W. Paundu, “Identification of Different Types of Buffalo Using YOLO Algorithm Based on Computer Vision,” *3rd International Conference on Intelligent Cybernetics Technology and Applications, ICICyTA 2023*, pp. 159–164, 2023, doi: 10.1109/ICICyTA60173.2023.10428773.
- [5] B. Dave, M. Mori, A. Bathani, and P. Goel, “Wild Animal Detection using YOLOv8,” in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2023, pp. 100–111. doi: 10.1016/j.procs.2023.12.065.
- [6] L. Chen, G. Li, S. Zhang, W. Mao, and M. Zhang, “YOLO-SAG: An improved wildlife object detection algorithm based on YOLOv8n,” *Ecol Inform*, vol. 83, Nov. 2024, doi: 10.1016/j.ecoinf.2024.102791.
- [7] V. M. Araújo *et al.*, “AI-powered cow detection in complex farm environments,” *Smart Agricultural Technology*, vol. 10, p. 100770, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.100770.
- [8] A. Setiyadi, E. Utami, and Dhani. Ariatmanto, “Analisa Kemampuan Algoritma YOLOv8 Dalam Deteksi Objek Manusia Dengan Metode Modifikasi Arsitektur,” *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 7, no. 2, pp. 891–901, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v7i2.694>.
- [9] D. G. Manurung *et al.*, “Deteksi Dan Klasifikasi Hama Potato Beetle Pada Tanaman Kentang Menggunakan YOLOV8,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 4, pp. 723–734, Aug. 2024, doi: 10.25126/jtiik.1148092.
- [10] D. I. Mulyana and R. Ferdiansyah Putra, “Optimasi Deteksi Objek Dengan Segmentasi dan Data Augmentasi Pada Hewan Siput Beracun Menggunakan Algoritma You Only Look Once(YOLO),” *Jurnal JTIK (Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 93–103, Jan. 2024, doi: 10.35870/jti.
- [11] B. Meilita and W. Yustanti, “Sistem Deteksi Penyakit Kulit Kucing Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO) v8,” *JEISBI(Journal of Emerging Information Systems and Business Intelligence)*, vol. 05, pp. 178–188, 2024, doi: <https://doi.org/10.26740/jeisbi.v5i2.60656>.
- [12] E. U. Armin, A. Purnama Edra, F. I. Alifin, I. Sadidan, I. P. Sary, and U. Latifa, “Performa Model YOLOv8 untuk Deteksi Kondisi Mengantuk pada pengendara mobil,” *BRAHMANA: Jurnal Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 5, no. 1, pp. 67–76, Dec. 2023, doi: <https://doi.org/10.30645/brahmana.v5i1.279>.

-
- [13] Y. P. Iswoyo, Wulanningrum Resty, and Setiawan Ahmad Bagus, "Identifikasi Jenis Burung Menggunakan Yolo8 Berbasis Web Streamlit," *SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, vol. 8, pp. 8–15, Aug. 2024, doi: <https://doi.org/10.29407/inotek.v8i1.4902>.
- [14] M. I. Maulana and Noviana Rina, "Training Custom Model Deteksi Udang menggunakan YOLOv8," *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, vol. 22, pp. 555–514, Dec. 2023, doi: <https://doi.org/10.32409/jikstik.22.4.3526>.
- [15] W. Firgiawan, Sulfayanti, Nurhalisa, N. Inayah, N. Iriansyah, and Mahmuddin, "Improved Tomato Classification in Industrial Environment Using YOLOv8 and Data Augmentation Techniques," in *International Conference on Internet of Things and Intelligence Systems (IoTaIS)*, Bali, Indonesia: IEEE, Nov. 2024, pp. 231–236. doi: 10.1109/IoTaIS64014.2024.10799424.
- [16] E. B. David, L. Soegiono, and A. Davianti, "Kerbau Toraja: Harga dan Keberlanjutan," *Perspektif Akuntansi*, vol. 5, no. 2, pp. 083–103, Jul. 2022, doi: 10.24246/persi.v5i2.p083-103.
- [17] I. Mohammad Saleh and A. Asnawi, "Identifikasi Karakteristik Kerbau Belang Yang Menentukan Harga Jual Tertinggi Di Pasar Hewan Bolu Kabupaten Toraja Utara," *Jurnal Ilmu dan Industri Peternakan*, vol. 1, pp. 105–190, Jun. 2014, doi: <https://doi.org/10.24252/jiip.v1i2.1541>.
- [18] A. Mannan, N. Amandha, A. Dwiputra Yuga, and A. Fahrul Fakhurrasy, "Analisis Penjualan Tedong dan Hubungannya dengan Kebudayaan Lokal di Pasar Bolu 1*," vol. 1, no. 2, pp. 19–30, 2024.
- [19] F. Rachmawati and D. Widhyaestoeti, "Deteksi Jumlah Kendaraan di Jalur SSA Kota Bogor Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLO," Bandung, 2020. [Online]. Available: <http://pkm.uika-bogor.ac.id/index.php/prosiding/index>
- [20] T. Wu and Y. Dong, "YOLO-SE: Improved YOLOv8 for Remote Sensing Object Detection and Recognition," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 24, pp. 2–21, Dec. 2023, doi: 10.3390/app132412977.
- [21] A. S. Riyadi, I. P. Wardhani, M. S. Wulandari, and S. Widayati, "Perbandingan Metode ResNet, YoloV3, dan TinyYoloV3 pada Deteksi Citra dengan Pemrograman Python," *PETIR (Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika)*, vol. 15, no. 1, pp. 135–144, Jan. 2022, doi: 10.33322/petir.v15i1.1302.
- [22] Yuniarno, Eko Mulyanto, dan Zaini, Ahmad Khairunnas, "Pembuatan Modul Deteksi Objek Manusia Menggunakan Metode YOLO untuk Mobile Robot," *JURNAL TEKNIK ITS (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)*, vol. 10, 2021, doi: 10.12962/j23373539.v10i1.61622.
- [23] K. A. Baihaqi and Y. Cahyana, "Application of Convolution Neural Network Algorithm for Rice Type Detection Using Yolo v3," *SYSTEMATICS*, vol. 3, no. 2, pp. 272–280, Aug. 2021, doi: <https://doi.org/10.35706/sys.v3i2.5874>.
- [24] Q. Aini, N. Lutfiani, H. Kusumah, and M. S. Zahran, "Deteksi Dan Pengenalan Objek Dengan Model Machine Learning: Model Yolo," *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, vol. 6, no. 2, pp. 2502–714, Jul. 2021, doi: <https://doi.org/10.24114/cess.v6i2.25840>.
- [25] Yanto, F. Aziz, and Irmawati, "Yolo-V8 Peningkatan Algoritma Untuk Deteksi Pemakaian Masker Wajah," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, pp. 1437–1444, Jun. 2023, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.7047>.
- [26] R. Fauzi, B. Purnama, and B. Erfianto, "Transfer Learning pada Estimasi Pose Hewan Menggunakan YoloV8 dan Fine-Tuning," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 11, p. 5026, Aug. 2024, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/24108>
- [27] P. Hidayatullah, N. Syakrani, M. R. Sholahuddin, T. Gelar, and R. Tubagus, "YOLOv8 to YOLO11: A Comprehensive Architecture In-depth Comparative Review A PREPRINT," Bandung, Jan. 2025. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.13400>.
-

-
- [28] A. N. Sugandi and B. Hartono, "Implementasi Pengolahan Citra pada Quadcopter untuk Deteksi Manusia Menggunakan Algoritma YOLO," *Prosiding The 13th Industrial Research Workshop and National Seminar Bandung*, pp. 183–188, Jul. 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.polban.ac.id/proceeding/article/view/4186>
- [29] K. S. Witanto, N. A. Sanjaya ER, A. E. Karyawati, I. G. A. G. A. Kadyanan, I. K. G. Suhartana, and L. G. Astuti, "Implementasi LSTM Pada Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Adam Dan RMSprop Optimizer," *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, vol. 10, no. 4, p. 351, Jun. 2022, doi: 10.24843/jlk.2022.v10.i04.p05.
- [30] B. Irawan, N. Andono, and R. Suko Basuki, "Optimization of YOLOv5 Hyperparameter Using Adam Optimizer in Vehicle Object Detection," *Journal of Applied Intelligent System*, vol. 9, no. 1, pp. 40–50, 2024, doi: <https://doi.org/10.62411/jais.v9i1.9244>.
- [31] Ultralytics, "Ultralytics YOLO Hyperparameter Tuning Guide," Ultralytics. Accessed: May 13, 2025. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/guides/hyperparameter-tuning/#what-are-the-licensing-options-available-for-ultralytics-yolo>
- [32] S. Palete, "Retribusi Pemotongan Hewan Sebagai Salah Satu Sumber Pendapatan Daerah: Studi Kasus Upacara Adat Rambu Solo' Di Tana Toraja," *Accounting, Accountability and Organization System (AAOS) Journal E-ISSN*, vol. 4, no. 2, pp. 165–180, Mar. 2023, doi: <https://doi.org/10.47354/aaos.v4i2.502>.
- [33] J. Jumadi and D. Sartika, "Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering," *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 10, pp. 148–156, 2021, doi: <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v10i2.33636>.
- [34] S. Bhahri and rachmat, "Transformasi Citra Biner Menggunakan Metode Thresholding Dan Otsu Thresholding," *JURNAL SISTEM INFORMASI DAN TEKNOLOGI INFORMASI*, vol. 7, no. 2, pp. 195–203, Oct. 2018, doi: <https://doi.org/10.36774/jusiti.v7i2.254>.
- [35] D. Lasmaria Simangunsong and Wanayumini, "Segementasi Citra Pada Citra Asli Buah Jeruk Berdasarkan Nilai Thresholding," *Journal of Science and Social Research*, vol. 8, no. 1, pp. 751–756, 2025, doi: <https://doi.org/10.54314/jssr.v8i1.2491>.
-