

Analisis Performa Metode YOLOv5-CNN Dalam Meningkatkan Deteksi Dan Pengenalan Ras Kelinci

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i2.3499>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Enjelina Citra Hulu^{1*}, Agustinus Rudatyo Himamunanto², Jatmika³

Informatika, Universitas Kristen Immanuel, Yogyakarta, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author:* enjelina.citra.h@mail.ukrim.ac.id

Abstract

Manual identification of rabbit breeds is time-consuming and error-prone, requiring an automated system based on digital images. This study proposes the YOLOv5-CNN approach to automatically detect rabbit objects and classify their breeds. The first stage uses YOLOv5 to detect rabbits in images and generate bounding boxes. The detected images are then used as input for a Convolutional Neural Network (CNN) model for breed classification. Testing was conducted using a rabbit image dataset divided into 70% training data, 10% validation data, and 20% testing data. In the training and validation stages, the model demonstrated stable learning capabilities in recognizing visual patterns between breeds. Next, testing was conducted on 200 independent test images not used during the training process. The evaluation results showed that the YOLOv5-CNN combination system achieved 96% accuracy on the test data. These findings demonstrate that the integration of object detection and image classification in a single processing pipeline can support automatic rabbit breed identification based on digital images.

Keywords: *Object detection; Image classification; YOLOv5; EfficientNet-B0; Rabbit breeds*

Abstrak

Identifikasi ras kelinci secara manual membutuhkan waktu dan rentan kesalahan, sehingga diperlukan sistem otomatis berbasis citra digital. Penelitian ini mengusulkan pendekatan YOLOv5-CNN untuk mendeteksi objek kelinci dan mengklasifikasikan rasnya secara otomatis. Tahap pertama menggunakan YOLOv5 untuk mendeteksi kelinci pada citra dan menghasilkan *bounding box*, kemudian citra hasil deteksi dijadikan masukan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi ras. Pengujian dilakukan menggunakan dataset citra kelinci yang dibagi menjadi 70% data pelatihan, 10% data validasi, dan 20% data pengujian. Pada tahap pelatihan dan validasi, model menunjukkan kemampuan belajar yang stabil dalam mengenali pola visual antar ras. Selanjutnya, pengujian dilakukan pada 200 citra uji independen yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem kombinasi YOLOv5–CNN memperoleh akurasi sebesar 96% pada data uji. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi deteksi objek dan klasifikasi citra dalam satu alur pemrosesan dapat mendukung proses identifikasi ras kelinci secara otomatis berbasis citra digital.

Kata kunci: *Deteksi objek; Klasifikasi citra; YOLOv5; EfficientNet-B0; Ras kelinci*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi computer vision telah mendorong pemanfaatan sistem pengenalan objek berbasis citra digital secara luas untuk membantu proses identifikasi objek dengan karakteristik visual yang kompleks [1]. Teknologi ini banyak diterapkan pada berbagai sektor, seperti pertanian, peternakan, kesehatan, dan konservasi satwa, untuk meningkatkan efisiensi kerja serta mengurangi ketergantungan pada pengamatan manual [2]. Dalam konteks masyarakat, khususnya pada bidang peternakan dan pemeliharaan hewan, keterbatasan identifikasi secara manual sering kali menimbulkan ketidak konsistenan dan kesalahan pengambilan keputusan [3].

Kelinci merupakan salah satu hewan ternak sekaligus hewan peliharaan yang memiliki banyak ras dengan karakteristik morfologi yang saling menyerupai, seperti bentuk telinga,

warna bulu, dan pola tubuh [4]. Kondisi ini menyebabkan proses identifikasi ras kelinci secara manual bersifat subjektif dan sangat bergantung pada pengalaman individu. Kesalahan identifikasi ras dapat berdampak pada aspek ekonomi, pengelolaan peternakan, serta penentuan tujuan pemeliharaan, mengingat setiap ras kelinci memiliki fungsi dan nilai yang berbeda [5]. Permasalahan tersebut menunjukkan perlunya sistem berbasis informatika yang mampu melakukan identifikasi ras kelinci secara objektif dan konsisten.

Penelitian sebelumnya telah menerapkan pendekatan deep learning untuk tugas deteksi dan klasifikasi objek berbasis citra digital [6]. Metode You Only Look Once version 5 (YOLOv5) dilaporkan mampu mendeteksi dan mengenali jenis ikan tuna dengan akurasi 90%, dan 76,6% citra terdeteksi dan diklasifikasikan dengan benar [7]. Di sisi lain, Klasifikasi tiga ras kelinci, yaitu *bligon*, *hyla*, dan *New Zealand White*, menggunakan CNN MobileNetV3 menunjukkan performa yang tinggi dengan akurasi 97% pada data validasi dan 90% pada dataset eksternal [8]. Penelitian yang meneliti klasifikasi ras kucing secara otomatis menggunakan YOLOv5 dengan dataset Kaggle. Hasil menunjukkan bahwa YOLOv5 mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan ras kucing dengan precision 98%, recall 100%, dan mAP sekitar 99%, membuktikan efektivitas metode ini untuk klasifikasi objek berbasis citra [9]. Selanjutnya deteksi sapi di peternakan menggunakan YOLOv5 dengan citra hasil UAV/drone. Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv5 mampu mendeteksi sapi dengan precision 94%, recall 92%, dan mAP 83%, membuktikan kemampuan metode ini untuk deteksi objek hewan secara efisien [10]. Selain metode YOLO, pendekatan berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) juga banyak digunakan untuk klasifikasi objek dengan tingkat kemiripan visual yang tinggi klasifikasi ras kucing menggunakan *Convolutional Neural Network* (EfficientNet-B0). Dari 2.700 citra yang mewakili 9 ras kucing, model mencapai akurasi 95%, membuktikan efektivitas EfficientNet-B0 dalam menangani klasifikasi citra dengan tingkat kemiripan visual tinggi [11]. Penelitian lain meneliti klasifikasi 525 spesies burung menggunakan CNN (EfficientNet-B0) dengan transfer learning. Hasil penelitian menunjukkan akurasi antara 89–92%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi, membuktikan keunggulan EfficientNet-B0 untuk klasifikasi objek multikelas [12]. Selanjutnya klasifikasi ras kelinci berbasis citra digital menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan akurasi rata-rata sekitar 95%, yang menunjukkan efektivitas CNN dalam ekstraksi fitur visual ras kelinci [13]. menerapkan pendekatan Multi-Support Vector Machine (Multi-SVM) berbasis fitur statistik citra untuk klasifikasi ras kelinci dan memperoleh akurasi hingga 92%, namun metode ini masih bergantung pada kualitas fitur manual [14].

Meskipun berbagai penelitian tersebut menunjukkan hasil yang menjanjikan, sebagian besar masih memfokuskan deteksi dan klasifikasi sebagai proses terpisah atau hanya menitikberatkan pada salah satu tahap saja. Selain itu, penerapan pendekatan terintegrasi untuk pengenalan ras kelinci dengan karakteristik visual yang sangat mirip masih relatif terbatas. Hal ini membuka peluang penelitian untuk mengembangkan sistem yang mampu menggabungkan proses deteksi objek dan klasifikasi ras secara terstruktur dalam satu alur kerja.

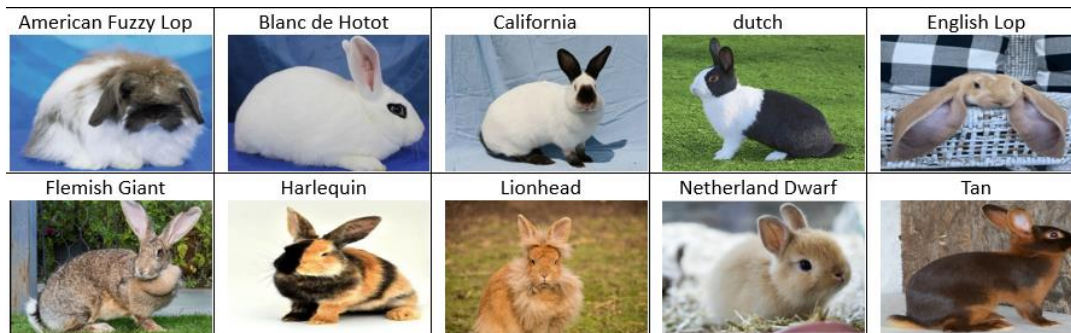
Berdasarkan permasalahan dan celah penelitian yang telah diidentifikasi, penelitian ini mengusulkan pendekatan terintegrasi YOLOv5–CNN untuk sistem pengenalan ras kelinci, yang difokuskan pada 10 ras kelinci berbasis citra digital. YOLOv5 digunakan untuk mendeteksi dan melokalisasi objek kelinci pada citra, selanjutnya hasil deteksi diklasifikasikan menggunakan CNN ke dalam masing-masing ras kelinci. Tujuan penelitian ini adalah menganalisis performa metode YOLOv5–CNN dalam mendeteksi objek kelinci serta mengklasifikasikan ras kelinci secara akurat dan konsisten guna mendukung proses identifikasi yang lebih objektif dan efisien.

2. Metodologi

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa 1.500 citra kelinci yang bersumber dari berbagai sumber digital terbuka dan relevan dengan kebutuhan pengembangan sistem, salah satunya melalui repository dataset pada platform Kaggle <https://www.kaggle.com/datasets?search=+rabbit>. Dataset yang digunakan telah melalui proses verifikasi oleh Fakultas Peternakan Universitas Gadjah Mada (UGM). Dataset tersebut mencakup sepuluh ras kelinci, yaitu *American Fuzzy Lop*, *Blanc de Hotot*, *California*, *Dutch*, *English Lop*, *Flemish Giant*, *Harlequin*, *Lionhead*, *Netherland Dwarf*, dan *Tan*. Seluruh citra

digunakan sebagai data utama dalam penelitian dan menjadi landasan dalam proses pelatihan serta pengujian sistem yang dikembangkan.



Gambar 1. Contoh sampel citra kelinci yang digunakan dalam penelitian, diperoleh dari sumber daring terbuka.

2.2 Preprocessing Data

Tahap preprocessing bertujuan untuk mempersiapkan dataset agar sesuai dengan kebutuhan arsitektur model deteksi dan klasifikasi, serta meningkatkan kualitas data yang digunakan dalam proses pelatihan. Pertama, dilakukan anotasi manual menggunakan *bounding box* pada objek kelinci untuk membentuk dataset berformat YOLO, sehingga informasi lokasi dan skala objek dapat diperoleh secara akurat. Selanjutnya, citra dinormalisasi pada tahap masing-masing model, yaitu berukuran 640×640 piksel untuk YOLOv5 dan 224×224 piksel untuk CNN, guna menyeragamkan dimensi input dan meningkatkan efisiensi komputasi. Augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan keragaman dataset dan mengurangi risiko *overfitting*, sehingga model lebih robust terhadap variasi kondisi citra. Dataset kemudian dibagi dengan rasio 70% data pelatihan, 10% validasi, dan 20% pengujian untuk mendukung proses pelatihan, evaluasi performa, dan pengujian kemampuan generalisasi sistem.

2.3 Implementasi

Bagian ini menjelaskan implementasi sistem pengenalan ras kelinci berbasis citra digital menggunakan pendekatan terintegrasi YOLOv5–CNN, yang mencakup alur pemrosesan citra mulai dari input data hingga menghasilkan output berupa label ras kelinci sesuai dengan Gambar 2 berikut.



Gambar 2. Flowchart alur sistem YOLOv5-CNN dalam deteksi dan pengenalan ras kelinci

1) Input Citra

Tahap awal sistem dimulai dengan penerimaan citra digital kelinci sebagai data masukan. Citra tersebut merupakan data yang telah melalui tahap preprocessing, sehingga berada dalam format yang sesuai untuk diproses lebih lanjut. Selanjutnya, citra digunakan sebagai input utama sistem untuk melakukan pengenalan ras kelinci melalui proses deteksi dan klasifikasi.

2) Deteksi Objek Kelinci Menggunakan YOLOv5

Pada tahap ini, YOLOv5 digunakan untuk mendeteksi keberadaan objek kelinci serta menentukan posisi objek dalam citra melalui pembentukan bounding box. Proses

deteksi ini bertujuan untuk memfokuskan sistem pada area citra yang mengandung objek kelinci. Objek yang teridentifikasi sebagai kelinci akan diteruskan ke tahap selanjutnya. Proses deteksi pada YOLOv5 didasarkan pada fungsi *loss* yang menggabungkan kesalahan lokalisasi bounding box, kepercayaan objek, dan klasifikasi, yang secara umum dapat dinyatakan sebagai:

$$Loss = L_{cls} + L_{obj} + L_{loc} \dots \dots \dots (1)$$

3) Klasifikasi Ras Kelinci Menggunakan CNN

Pada proses klasifikasi, CNN berperan dalam mengekstraksi fitur visual dan karakteristik morfologi kelinci sehingga sistem mampu mengenali ras kelinci. Proses klasifikasi ini menghasilkan prediksi ras kelinci berdasarkan pola visual yang dipelajari oleh model selama proses pelatihan. Pada proses klasifikasi, CNN memetakan fitur citra menjadi probabilitas kelas menggunakan fungsi aktivasi *softmax*, yang dirumuskan sebagai:

$$P(y_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^n e^{z_j}} \dots \dots \dots (2)$$

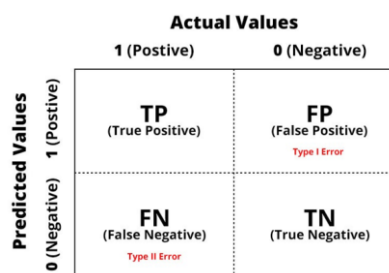
4) Output

Output sistem diperoleh dari hasil klasifikasi CNN terhadap objek kelinci yang telah terdeteksi, berupa label ras kelinci sesuai dengan kelas yang telah ditentukan. Informasi ini menjadi hasil akhir dari sistem YOLOv5-CNN dalam deteksi dan pengenalan ras kelinci berbasis citra digital.

2.4 Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk mengukur tingkat keberhasilan model dalam melakukan tugasnya. Metode evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *confusion matrix* yang menghasilkan beberapa metrik pengukuran, antara lain akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall*, dan *F1-score*.

- Confusion Matrix: Digunakan untuk menganalisis ras mana yang memiliki tingkat kesalahan klasifikasi paling tinggi guna memastikan klasifikasi berhasil baik.



Gambar 3. Confusion Matrix

- Precision: Mengukur ketepatan prediksi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots \dots \dots (3)$$

- Recall: Mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots \dots \dots (4)$$

- Accuracy: Mengukur persentase total prediksi yang benar.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \dots\dots\dots (5)$$

- F1-Score: Rata-rata harmonik untuk menyeimbangkan Precision dan Recall.

$$F1 = 2 \frac{Precision + Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (6)$$

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Model YOLOv5

Model YOLOv5 dilatih menggunakan data pelatihan untuk mendeteksi keberadaan objek kelinci pada citra. Proses pelatihan dilakukan menggunakan arsitektur YOLOv5s dengan bobot awal (*pre-trained weights*) yolov5s.pt. Ukuran input citra yang digunakan adalah 640 × 640 piksel, *batch size* sebesar 16, dan jumlah *epoch* sebanyak 100, sesuai dengan konfigurasi pelatihan yang diterapkan. Evaluasi performa model selama proses pelatihan dilakukan dengan mengamati nilai *Precision*, *Recall*, dan *mean Average Precision* (mAP). Parameter-parameter tersebut digunakan untuk menilai kemampuan model dalam mendeteksi dan melokalisasi objek kelinci secara akurat. Pada tahap ini, YOLOv5 berfungsi untuk mendeteksi keberadaan objek kelinci serta menentukan lokasi objek dalam bentuk *bounding box*, tanpa melakukan klasifikasi ras kelinci.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Performa Model YOLOv5 pada Tahap Pelatihan dalam Deteksi Objek Kelinci

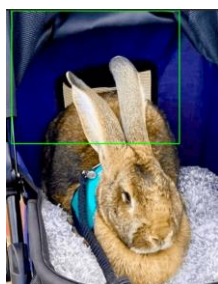
Metrik	Nilai
Precision	0.93
Recall	0.91
mAP@0.5	0.96
mAP@0.5:0.95	0.74

```

Model summary: 157 layers, 7012822 parameters, 0 gradients, 15.8 GFLOPs
Class  Images  Instances  P      R      mAP50  mAP50-95: 100% 2/2 [00:01<00:00, 1.59it/s]
all    50         71       0.939  0.915  0.963  0.746
Results saved to runs/train/exp
    
```

Gambar 4. Snippet Hasil Pelatihan Model YOLOv5 dalam Deteksi Objek Kelinci

Berdasarkan hasil evaluasi pada tahap pelatihan, model YOLOv5 memperoleh nilai *Precision* sebesar 0,93, *Recall* sebesar 0,91, mAP@0.5 sebesar 0,96, serta mAP@0.5:0.95 sebesar 0,74. Nilai *Precision* dan *Recall* tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi objek kelinci dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah serta mampu menemukan sebagian besar objek kelinci pada citra. Nilai mAP@0.5 yang tinggi mengindikasikan bahwa model dapat melakukan deteksi dan lokalisasi objek dengan baik, sementara nilai mAP@0.5:0.95 menunjukkan bahwa kinerja model tetap terjaga pada ambang IoU yang lebih ketat. Berdasarkan hasil ini, model YOLOv5 menunjukkan performa yang memadai untuk dilanjutkan ke tahap pengujian.



Gambar 5. Objek kelinci Yang gagal dikenali saat pelatihan model yolov5



Gambar 6. Objek kelinci yang berhasil dikenali saat pelatihan model yolov5

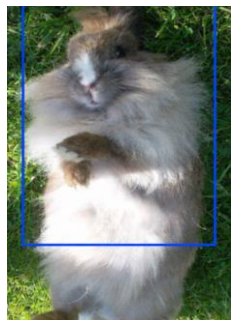
Tabel 2. Hasil Evaluasi Performa Model YOLOv5 pada Tahap Pengujian Dalam Deteksi Objek Kelinci

Metrik	Nilai
Precision	0.96
Recall	0.92
mAP@0.5	0.94
mAP@0.5:0.95	0.76

```
test: Scanning /content/drive/MyDrive/Data_YOLO/Test_C/labels.cache... 90 images, 0 backgrounds, 0 corrupt: 100% 90/90 [00:00<?, ?it/s]
Class  Images  Instances  P      R      mAP50  mAP50-95: 100% 3/3 [00:57<00:00, 19.04s/it]
all    90         115       0.964  0.922  0.944  0.766
```

Gambar 7. Snippet Hasil Pengujian Model YOLOv5 dalam Deteksi Objek Kelinci

Berdasarkan hasil pengujian model YOLOv5 menggunakan data uji, diperoleh nilai Precision sebesar 0.96, Recall 0.92, mAP@0.5 0.94, dan mAP@0.5:0.95 0.76. Nilai Precision yang lebih tinggi dibandingkan tahap pelatihan menunjukkan bahwa model semakin baik dalam mengurangi kesalahan deteksi pada data baru, sedangkan nilai Recall yang tetap tinggi menandakan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar objek kelinci tetap terjaga. Nilai mAP@0.5 dan mAP@0.5:0.95 yang stabil menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mendeteksi dan melokalisasi objek kelinci pada citra yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan demikian, model YOLOv5 dinilai mampu bekerja secara konsisten pada data uji.



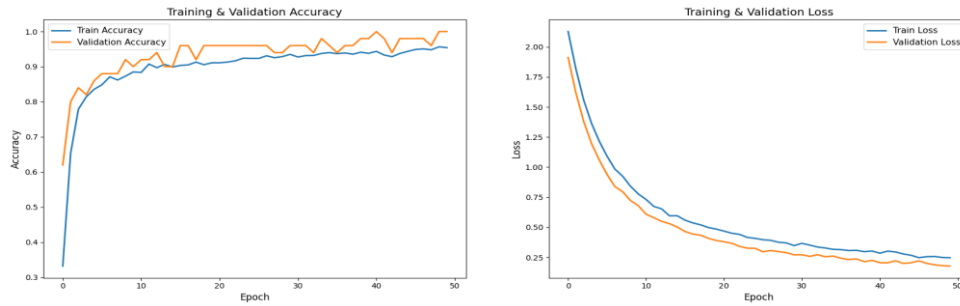
Gambar 8. Objek kelinci Yang gagal dikenali saat pengujian model yolov5



Gambar 9. Objek kelinci yang berhasil dikenali saat pengujian model yolov5

4.2 Model CNN

Model CNN yang digunakan adalah EfficientNet-B0, yang diadaptasi untuk klasifikasi ras kelinci. Dataset dilatih dengan citra berukuran 224×224 piksel menggunakan batch size 16, learning rate 1e-4, dan 50 epoch. Citra dilatih dengan augmentasi, seperti rotasi, flipping, dan penyesuaian warna, serta dinormalisasi, untuk memperluas variasi data dan membantu model belajar pola dengan lebih baik. Performa model dipantau melalui loss dan accuracy selama pelatihan. Pada Gambar 9, grafik accuracy dan loss selama pelatihan model cnn menunjukkan performa yang stabil, yang terlihat dari peningkatan kurva akurasi secara signifikan dan penurunan nilai loss hingga mencapai titik konvergensi. Akurasi pada data validasi yang konsisten di atas data pelatihan mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap fitur morfologi ras kelinci tanpa mengalami kendala *overfitting* maupun *underfitting*.



Gambar 10. Grafik Accuracy dan Loss Selama Pelatihan Model CNN

Tabel 3. Hasil Evaluasi Performa Model CNN pada Tahap Pelatihan dalam Klasifikasi Ras Kelinci

Class	Precision	Recall
american_fuzzy_lop	1.00	0.90
blanc_de_hotot	1.00	1.00
california	0.90	0.90
dutch	0.91	1.00
english_lop	1.00	1.00
flemish_giant	1.00	1.00
harlequin	1.00	1.00
lionhead	1.00	1.00
netherland_dwarf	1.00	1.00
tan	1.00	1.00

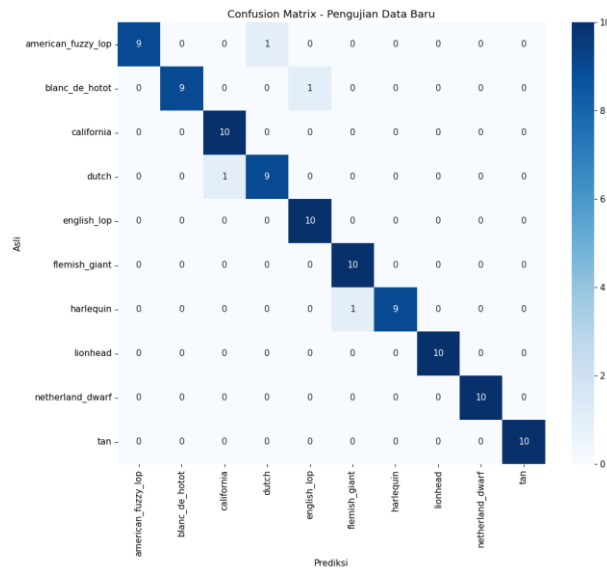
Berdasarkan Tabel 3, evaluasi performa model CNN pada tahap pelatihan menunjukkan nilai precision dan recall yang tinggi pada sebagian besar kelas ras kelinci, dengan beberapa kelas seperti *blanc_de_hotot*, *english_lop*, *flemish_giant*, *harlequin*, *lionhead*, *netherland_dwarf*, dan *tan* mencapai nilai 1.00, sementara kelas *american_fuzzy_lop* (recall 0.90), *california* (precision dan recall 0.90), serta *dutch* (precision 0.91) menunjukkan nilai sedikit lebih rendah yang menandakan masih terdapat sejumlah kecil kesalahan klasifikasi. Secara umum, hasil ini mengindikasikan bahwa model telah mampu mempelajari pola fitur visual pada data pelatihan dengan baik, namun interpretasi hasil perlu dilakukan secara hati-hati mengingat evaluasi dilakukan pada data pelatihan yang secara alami lebih mudah dikenali oleh model, sehingga pengujian lebih lanjut pada data uji tetap diperlukan untuk memastikan kemampuan generalisasi terhadap variasi kondisi nyata seperti pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang.



Gambar 11. Objek kelinci yang berhasil diklasifikasi saat pelatihan model CNN



Gambar 12. Objek kelinci Yang gagal diklasifikasi saat pelatihan model CNN



Gambar 13. Confusion Matrix Hasil Pengujian Model CNN Dalam Klasifikasi Ras Kelinci

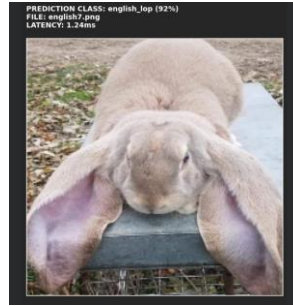
Tabel 4. Hasil Evaluasi Performa Model CNN pada Tahap Pengujian dalam Klasifikasi Ras Kelinci

Class	Precision	Recall
american_fuzzy_lop	1.00	0.90
blanc_de_hotot	1.00	0.90
california	0.91	1.00
dutch	0.90	0.90
english_lop	1.00	1.00
flemish_giant	1.00	1.00
harlequin	1.00	1.00
lionhead	1.00	1.00
netherland_dwarf	1.00	1.00
tan	1.00	1.00

Berdasarkan Gambar 13, hasil *confusion matrix* pada pengujian model CNN, terlihat bahwa sebagian besar prediksi berada pada garis diagonal, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan mayoritas ras kelinci dengan benar. Temuan ini mengindikasikan bahwa model CNN memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang baik terhadap karakteristik visual masing-masing ras. Meskipun masih terdapat sejumlah misklasifikasi, khususnya pada ras blanc de hotot, harlequin, dan dutch, kesalahan tersebut relatif terbatas dan tidak mendominasi keseluruhan hasil klasifikasi. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan pola warna dan tekstur bulu antar ras serta variasi posisi dan pencahayaan pada gambar, yang membuat model kesulitan membedakan fitur secara akurat. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model CNN secara individual telah mencapai tingkat performa yang memadai pada dataset pengujian yang digunakan.



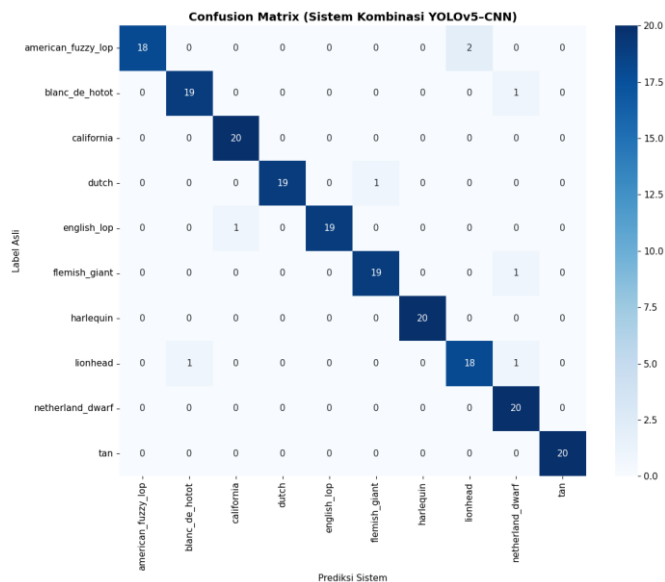
Gambar 14. Contoh Hasil Klasifikasi Ras Kelinci Menggunakan CNN



Gambar 15. Contoh Hasil Klasifikasi Ras Kelinci Menggunakan CNN

4.3 Pengujian Sistem YOLOv5-CNN

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi kinerja integrasi model YOLOv5–CNN dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan ras kelinci menggunakan data uji yang sepenuhnya baru dan belum pernah digunakan pada tahap pelatihan maupun validasi. Tujuan pengujian ini adalah untuk menilai akurasi sistem sekaligus memastikan kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data yang belum dikenal.



Gambar 16. Confusion Matrix Hasil Pengujian Sistem Kombinasi YOLOv5–CNN

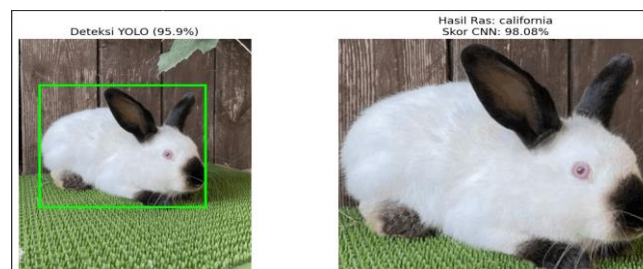
Berdasarkan Gambar 16, confusion matrix hasil sistem kombinasi YOLOv5–CNN menunjukkan performa klasifikasi yang baik dalam mengenali ras kelinci, dengan akurasi tinggi pada sebagian besar kelas. Setiap data pertama-tama diproses oleh YOLOv5, yang mendeteksi keberadaan kelinci dan menghasilkan bounding box pada area objek. Hanya data yang berhasil dideteksi oleh YOLO yang kemudian diteruskan ke CNN untuk mengekstraksi fitur morfologi yang membedakan tiap ras dan melakukan klasifikasi. Ras seperti California, Harlequin, Netherland Dwarf, dan Tan berhasil diklasifikasikan dengan benar untuk semua datanya, menunjukkan bahwa kombinasi deteksi dan ekstraksi fitur bekerja baik. Beberapa data dari ras American Fuzzy Lop, Lionhead, Dutch, English Lop, dan Blanc de Hotot mengalami klasifikasi berbeda, meskipun jumlahnya relatif kecil dibandingkan total sampel. Kesalahan ini disebabkan oleh kemiripan bentuk tubuh atau tekstur bulu antara beberapa ras, variasi pose, sudut pengambilan gambar, atau kondisi pencahayaan yang memengaruhi penekanan fitur tertentu oleh CNN. Meskipun demikian, jumlah misklasifikasi relatif rendah, menunjukkan bahwa kombinasi YOLOv5–CNN bekerja secara efektif.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Performa Pengujian Sistem Kombinasi YOLOv5–CNN dalam Mendeteksi dan Mengklasifikasikan Ras Kelinci

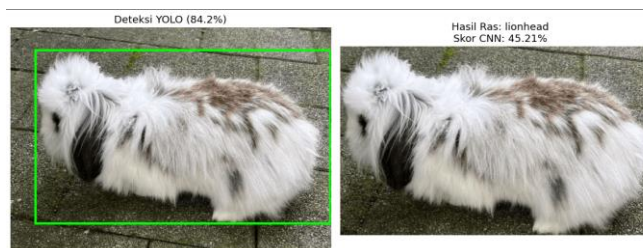
Class	Precision	Recall
american_fuzzy_lop	1.00	0.90
blanc_de_hotot	0.95	0.95
california	0.95	1.00
dutch	1.00	0.95
english_lop	1.00	0.95
flemish_giant	0.95	0.95
harlequin	1.00	1.00
lionhead	0.90	0.90
netherland_dwarf	0.91	1.00
tan	1.00	1.00

Pengambilan keputusan terhadap hasil akhir sistem dilakukan secara *end-to-end*, dengan mengevaluasi kemampuan YOLOv5–CNN dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan ras kelinci pada setiap citra uji. Suatu citra dianggap benar apabila objek kelinci berhasil dideteksi oleh YOLOv5 dan hasil klasifikasi oleh CNN sesuai dengan label sebenarnya.

Berdasarkan pengujian terhadap 200 citra uji, terdapat 8 citra yang mengalami kesalahan klasifikasi, sehingga diperoleh 192 citra dengan keputusan benar dan akurasi sistem sebesar 96%. Nilai ini didukung oleh hasil evaluasi per kelas pada Tabel 4 yang menunjukkan nilai precision dan recall yang relatif tinggi pada sebagian besar ras.



Gambar 17. Contoh keberhasilan sistem YOLOv5–CNN dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan ras kelinci



Gambar 18. Contoh kegagalan sistem YOLOv5–CNN di mana deteksi atau klasifikasi kelinci tidak tepat

Gambar 17 memperlihatkan keberhasilan sistem dalam melakukan lokalisasi dan klasifikasi ras kelinci, dengan YOLOv5 mendeteksi objek secara akurat dan CNN mengklasifikasikannya dengan tepat, menegaskan efektivitas integrasi kedua model. Sebaliknya, Gambar 18 menampilkan contoh di mana sistem mengalami kesulitan; meskipun YOLOv5 berhasil mendeteksi kelinci, CNN memberikan klasifikasi yang kurang tepat, kemungkinan disebabkan oleh kemiripan fitur visual atau pose kelinci yang menyulitkan CNN dalam mengekstraksi ciri yang relevan.

4.4 Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem kombinasi YOLOv5–CNN mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan ras kelinci dengan akurasi sebesar 96% pada data uji.

Pendekatan *end-to-end* yang digunakan, di mana YOLOv5 berperan dalam melokalisasi objek kelinci sebelum diproses oleh CNN, memberikan mekanisme seleksi area citra sehingga proses klasifikasi lebih terfokus pada objek utama. Hal ini mengindikasikan bahwa tahap deteksi awal dapat membantu mengurangi pengaruh latar belakang terhadap proses ekstraksi fitur, meskipun pada beberapa kondisi masih ditemukan kesalahan klasifikasi, terutama pada ras dengan kemiripan morfologi, variasi pose, dan pencahayaan.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, temuan ini sejalan dengan Mintorini dan Mahmud [14], yang menunjukkan bahwa metode *Multi-SVM* dengan fitur manual dapat membedakan tipe kelinci dengan akurasi tinggi, meskipun memerlukan tahap ekstraksi fitur yang lebih rumit. Peneliti [17] menegaskan kemampuan CNN dalam mengenali pola visual pada hewan, dan hasil pada penelitian ini menunjukkan bahwa performa tersebut dapat ditingkatkan dengan menambahkan tahap deteksi objek sebelum klasifikasi. Selain itu, temuan pada [8][18] yang menggunakan arsitektur CNN modern menunjukkan bahwa variasi kondisi citra masih menjadi tantangan, yang juga terkonfirmasi dalam penelitian ini.

Berdasarkan hal tersebut, kontribusi utama penelitian ini terletak pada penerapan integrasi deteksi objek dan klasifikasi citra dalam satu alur pemrosesan yang menunjukkan bahwa pemisahan tahap lokalisasi dan klasifikasi dapat membantu meningkatkan fokus analisis citra. Pendekatan ini memberikan indikasi bahwa kombinasi model deteksi dan klasifikasi dapat menjadi alternatif yang lebih terarah dibandingkan penggunaan model klasifikasi tunggal, khususnya pada kasus objek dengan latar belakang yang beragam. Meskipun demikian, hasil yang diperoleh juga menunjukkan bahwa peningkatan kualitas data, variasi citra, serta eksplorasi arsitektur yang lebih adaptif masih diperlukan untuk meningkatkan kemampuan sistem dalam membedakan ras dengan karakteristik yang serupa.

Secara keseluruhan, temuan ini memberikan kontribusi pada pengembangan metode identifikasi visual berbasis citra dengan menunjukkan bahwa integrasi deteksi dan klasifikasi dapat menjadi pendekatan yang layak untuk dikembangkan lebih lanjut, khususnya dalam konteks pengenalan objek hewan dengan variasi kondisi citra yang kompleks.

5. Simpulan

Sistem kombinasi YOLOv5–CNN yang dikembangkan mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan ras kelinci dengan akurasi sebesar 96% pada data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan *end-to-end* yang menggabungkan deteksi objek menggunakan YOLOv5 dan klasifikasi menggunakan CNN dapat bekerja secara efektif dalam memproses citra dengan memfokuskan analisis pada area objek yang relevan. Meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada beberapa kondisi, seperti kemiripan karakteristik visual dan variasi pose, secara keseluruhan sistem menunjukkan kinerja yang memadai dalam mengintegrasikan proses deteksi dan klasifikasi dalam satu alur pemrosesan.

Daftar Referensi

- [1] H. Meng *et al.*, "Livestock Biometrics Identification Using Computer Vision Approaches : A Review," *Agriculture*, vol. 15, no. 1, p. 102, 2025, doi: 10.3390/agriculture15010102..
- [2] A. Bhujel, Y. Wang, Y. Lu, D. Morris, and M. Dangol, "A systematic survey of public computer vision datasets for precision livestock farming," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 229, Art. no. 109718, 2025, doi: 10.1016/j.compag.2024.109718.
- [3] P. Guarnido-Lopez, Y. Pi, J. Tao, E. D. M. Mendes, and L. O. Tedeschi, "Computer vision algorithms to help decision-making in cattle production," *Anim. Front.*, vol. 14, no. 6, pp. 11–22, 2024, doi: 10.1093/af/vfae028.
- [4] S. Pakage, B. W. I. Rahayu, and A. G. Murwanto, "Karakteristik Morfometri dan Pola Warna Tubuh Kelinci (*Oryctolagus cuniculus*) di Kabupaten Deiyai Papua," *J. Peternak. Indones. (Indonesian J. Anim. Sci.)*, vol. 21, no. 1, pp. 18–26, 2019, doi: 10.25077/jpi.21.1.18-26.2019.
- [5] Z. Krupová, M. Wolfová, E. Krupa, and Z. Volek, "Economic values of rabbit traits in different production systems," *Animal*, vol. 14, no. 9, pp. 1943–1951, 2020, doi: 10.1017/S1751731120000683.
- [6] F. Marpaung, F. Aulia, and R. C. Nabila, *Computer Vision Dan Pengolahan Citra Digital*. 2022. [Online]. Available: www.pustakaaksara.co.id
- [7] R. Fathoni, A. Fauzi, and A. R. Juwita, "Penggunaan Metode You Only Look Once dalam Deteksi dan Pengenalan Jenis Ikan Tuna," *Scientific Student Journal for Information*,

- Technology and Science (SSJ)*, vol. 6, no. 2, pp. 131–137, 2025.
- [8] M. Kirom, M. ' Rojul Huda, and A. Witanti, "Klasifikasi Ras Kelinci Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) untuk Optimasi Sistem Identifikasi Visual," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 6, no. 2, pp. 1184–1193, 2025, doi: 10.47065/josh.v6i2.6627.
- [9] M. I. Rahayu, F. Faiqunisa, and N. Nugraha, "Klasifikasi Ras Kucing Menggunakan Metadata Dataset Kaggle dengan Framework YOLOv5," *Jurnal Penelitian dan Pengembangan Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 12, no. 1, pp. 14–18, 2023, doi: 10.58761/juristikstmikbandung.v12.i1.143.
- [10] F. A. Kurniadi, C. Setianingsih, and R. E. Syaputra, "Sistem Deteksi Sapi Pada Peternakan," *Engineering*, vol. 10, no. 5, pp. 4548–4589, 2023.
- [11] A. Leovincen and Y. Yoannita, "Klasifikasi Ras Anjing Berdasarkan Citra Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Algoritm.*, vol. 3, no. 2, pp. 160–169, 2023, doi: 10.35957/algoritme.v3i2.3389.
- [12] S. Neeli, C. S. R. Guruguri, A. R. A. Kammara, V. Annepu, K. Bagadi, and V. R. R. Chirra, "Bird Species Detection Using CNN and EfficientNet-B0," *2023 Int. Conf. Next Gener. Electron. NEleX 2023*, no. December 2023, pp. 1–6, 2023, doi: 10.1109/NEleX59773.2023.10420966.
- [13] A. Nabila and B. Mohd, "Rabbit Breed Classification Using CNN," no. January, 2024.
- [14] E. Mintorini and W. Mahmud, "Rabbit Type Classification Using Multi-SVM Based on Feature Extraction," *J. Appl. Intell. Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 96–103, 2020, doi: 10.33633/jais.v4i2.3381.
- [15] N. Elsayed *et al.*, "Evaluation of genetic diversity within different rabbit (*Oryctolagus cuniculus*) genotypes utilizing start codon targeted (SCoT) and inter-simple sequence repeat (ISSR) molecular markers," *Arch. Anim. Breed.*, vol. 67, no. 3, pp. 285–295, 2024, doi: 10.5194/aab-67-285-2024.
- [16] A. I. Ateya, B. M. Hendam, H. A. Radwan, E. A. Abo Elfadl, and M. M. Al-Sharif, "Using Linear Discriminant Analysis to Characterize Novel Single Nucleotide Polymorphisms and Expression Profile Changes in Genes of Three Breeds of Rabbit (*Oryctolagus cuniculus*).," *Comp. Med.*, vol. 71, no. 3, pp. 222–234, Jun. 2021, doi: 10.30802/AALAS-CM-20-000103.
- [17] N. Azahro Choirunisa, T. Karlita, and R. Asmara, "Deteksi Ras Kucing Menggunakan Compound Model Scaling Convolutional Neural Network," *Technomedia J.*, vol. 6, no. 2, pp. 236–251, 2021, doi: 10.33050/tmj.v6i2.1704.
- [18] D.B. Santoso, & M. Fachrie, "Intelligent Document Processing Berbasis OCR+ Transformers dan CNN untuk Verifikasi Dokumen Bantuan Pangan." *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 14, no. 3, pp. 1652-1663, 2025.