

PERBANDINGAN ALGORITMA YOLOV3 DAN YOLOV4 DALAM PENGELOMPOKAN UKURAN TELUR AYAM SECARA *REAL TIME*

Lysheeba Abbygail Sembiring¹; Brian Fernanda Manik²; Jovi Jonathan³; Steven Giovano⁴; Reyhan Achmad Rizal^{5*}

Sistem Informasi^{1,2,3,4,5}
Universitas Prima Indonesia, Medan, Indonesia ^{1,2,3,4,5}
www.unprimdn.ac.id^{1,2,3,4,5}
abbygailsembiring@gmail.com¹; brianmanik415@gmail.com²; jovijo17@gmail.com³;
stevengiovano05@gmail.com⁴; reyhanachmadrizal@unprimdn.ac.id^{5*}
(*) Corresponding Author



Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi-NonKomersial 4.0 Internasional.

Abstract—The common problem currently faced by MSMEs producing chicken eggs is the difficulty in calculating the number of eggs and grouping egg sizes where everything is still done manually so that errors often occur and many entrepreneurs often experience losses. To improve and strengthen productivity, management, and marketing in this business, technological innovation is needed. This study aims to detect the number of eggs and group egg sizes based on their type using the Yolov3 and Yolov4 algorithms. Based on the results of the tests carried out, it shows that the Yolov3 and Yolov4 algorithms are able to detect chicken eggs in real time with the best accuracy value obtained by the Yolov3 algorithm. The comparison was carried out using 10 epoch tests with an F1-Score value of 0.89 where the F1-Score value approaching 1 indicates that the system performance has been running well. The results of this classification can be used to create a real time egg calculation application that can help calculate the number of eggs every day by each MSME.

Keywords: egg, yolov3, yolov4.

Abstrak—Permasalahan umum yang saat ini dihadapi UMKM produksi telur ayam adalah kesulitan didalam menghitung jumlah telur dan pengelompokan ukuran telur ayam, dimana semuanya masih dilakukan secara manual sehingga sering terjadi kesalahan serta banyak pengusaha sering mengalami kerugian. Untuk memperbaiki dan memantapkan produktivitas, manajemen, dan pemasaran dalam usaha ini diperlukan inovasi teknologi. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja algoritma Yolov3 dan Yolov4 didalam melakukan deteksi jumlah telur dan mengelompokan ukuran telur berdasarkan jenisnya. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan menunjukkan algoritma Yolov3 dan Yolov4 mampu deteksi telur ayam secara *real time* dengan nilai akurasi terbaik didapatkan oleh algoritma Yolov3. Perbandingan yang dilakukan menggunakan 10 *epoch test* dengan nilai F1-Score : 0.89 dimana nilai F1-Score yang mendekati nilai 1 menunjukkan bahwa kinerja sistem telah berjalan dengan baik. Hasil klasifikasi ini dapat digunakan untuk membuat aplikasi perhitungan jumlah telur dan pengelompokan ukuran telur secara *real time* yang dapat membantu para UMKM untuk memantau produktivitas ayam setiap harinya.

Kata kunci: telur, yolov3, yolov4.

PENDAHULUAN

Usaha peternakan ayam ras petelur merupakan salah satu ternak unggas yang penting untuk diperhatikan dikarenakan usaha ini mampu menyediakan lapangan kerja tidak hanya terbatas di pedesaan tetapi juga di perkotaan (Sandy et al., 2023). Untuk menstabilkan dan memantapkan

usaha ternak ayam petelur, maka peternak harus melakukan perbaikan di berbagai aspek yang mencakup aspek produksi, manajemen pengelolaan dan aspek pemasaran (Guntara & Sukemi, 2020). Pada peternakan skala umkm saat ini perhitungan jumlah telur ayam dan pengelompokan ukuran telur masih dilakukan secara konvensional hal itu disebabkan oleh akses dan pemahaman pada

teknologi yang masih terbatas (Yusri et al., 2021). Dengan perkembangan teknologi yang semakin maju sehingga dibutuhkan inovasi pada UMKM peternakan ayam ras petelur yang mampu menghitung jumlah produksi telur dan pengelompokan ukuran telur secara *real time* (Pratama et al., 2023), pentingnya adanya suatu sistem yang dapat memberikan informasi secara *real time* kepada pemilik usaha dimana dengan adanya informasi secara *real time* sehingga dapat memprediksi produksi telur sesuai ukuran guna memenuhi pesanan pelanggan. Salah satu solusi alternatif untuk menangani permasalahan tersebut adalah dengan membangun sistem yang terkomputerisasi secara *real time*. Sistem yang saat ini akan dibangun pada penelitian ini menggunakan algoritma Yolov3 dan Yolov4. Sistem perhitungan jumlah produksi telur dan pengelompokan ukuran telur secara *real time* termasuk salah satu dari konsep pengenalan objek (Zhu et al., 2023), dimana sistem dapat mengenali objek dengan memetakan objek yang sudah melalui proses pelatihan sebelumnya (Pamungkas et al., 2022).

Pengenalan objek merupakan salah satu bidang penelitian yang dapat diterapkan dalam berbagai bidang seperti, (Rizal et al., 2020) melakukan penelitian klasifikasi dataset citra tuberculosis menggunakan metode k-nearest neighbor (KNN) dan ekstraksi fitur SURF. Dimana KNN dalam mengklasifikasi tuberculosis (TB) positif dan negatif diperoleh akurasi rata-rata KNN pada penelitian ini sebesar 73,18%. KNN dengan ekstraksi SURF lebih unggul 2% dalam mengklasifikasi citra rontgen TB. Penelitian serupa juga dilakukan oleh (Yusup et al., 2024) melakukan pengenalan objek menggunakan kombinasi dari Open CV dan Yolov4-Tiny yang merupakan sebuah algoritma pembelajaran mendalam yang canggih. OpenCV adalah perpustakaan computer vision sumber terbuka secara luas yang dikenal dengan koleksi fungsi dan algoritma yang luas. Disisi lain, YOLOv4 Tiny adalah varian ringkas dari algoritma deteksi objek YOLO (You Only Look Once), yang dirancang untuk mencapai performa waktu nyata tanpa mengurangi akurasi.

(Salim et al., 2020; Guo et al., 2022) mengusulkan metode Deep learning dengan algoritma Yolov3 dalam mendeteksi objek bersenjata dan tidak bersenjata secara *real time*. Hasil akurasi mencapai 0.803 (80%) dan presisi 0,788 , recall sebesar 0,631 serta skor F1 0,701. Selanjutnya penelitian (Salam et al., 2021) mengembangkan aplikasi android deteksi objek menggunakan Yolov3 dengan uji coba pada kondisi pencahayaan optimal. Kinerjanya cukup baik dengan hasil akurasi mencapai 98%.

Penelitian serupa juga dilakukan oleh (Muhaimin & Sen, 2021) membandingkan kinerja algoritma Yolov3 dengan Yolov4 dengan menggunakan arsitektur Darknet Framework. Model terbaik berasal dari Yolov3, dikarenakan FPS yang didapat paling tinggi dari model Yolov3 dengan nilai 171FPS dan mAP cukup tinggi dengan nilai 96.75%. (Virgiawan et al., 2024) mengusulkan menggunakan algoritma Yolov3 dalam melakukan deteksi objek secara *real time* dengan menerapkan perpustakaan OpenCV. Hasil eksperimen menunjukkan Yolov3 adalah metode yang efektif dan efisien untuk pengenalan dan lokalisasi dataset.

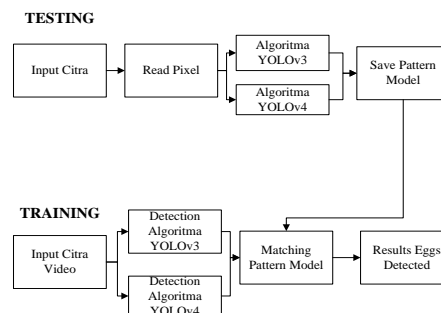
Pada penelitian ini akan digunakan algoritma Yolo dikarenakan algoritma Yolo merupakan salah satu model deep learning yang cukup terkenal dalam melakukan pengenalan objek secara *real time* dengan akurasi tinggi (Srivastava et al., 2021). Kinerja algoritma YOLO dalam mendeteksi objek secara *real time* yaitu membagi input gambar menjadi sejumlah grid berukuran SxS, lalu memprediksi bounding box serta probabilitas untuk masing-masing grid. Ukuran dari grid cell tersebut tergantung pada input size yang digunakan pada suatu arsitektur (Olorunshola et al., 2023).

Berdasarkan penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya deteksi telur ayam melalui citra lebih berfokus pada citra diam, sehingga pentingnya adanya suatu penelitian melalui citra bergerak atau melalui video secara *real time* maka dalam penelitian ini akan dilakukan penelitian deteksi telur ayam dan pengelompokan ukuran telur menggunakan algoritma Yolo untuk dapat menjadi acuan pada penelitian-penelitian selanjutnya dengan fokus ekonomi digital pada umkm pengusaha telur ayam.

BAHAN DAN METODE

A. Prosedur Penelitian

Tahapan penelitian ini merupakan langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penyelesaian masalah. Secara garis besar tahapan keseluruhan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 1. Alur Penelitian

Pada Gambar 1 dapat dilihat alur penelitian yang akan dilakukan dimulai dengan proses pertama yaitu sistem akan melakukan baca pixel citra untuk selanjutnya dilakukan pemodelan menggunakan algoritma Yolov3 dan Yolov4. Selanjutnya citra masukan dilakukan pemodelan menggunakan algoritma Yolov3 dan Yolov4 sebagai model pola yang akan diekstraksi serta disimpan untuk digunakan sebagai pola acuan dalam proses training. Sedangkan pada tahap pengujian, citra video masukan akan dilakukan preprocessing menggunakan algoritma Yolov3 dan Yolov4 yang kemudian dilanjutkan dengan pencocokan model pola, jika polanya mirip atau mendekati pola pelatihan maka keluaran klasifikasinya adalah hasil klasifikasi telur ayam. Hasil akhir sistem akan memberikan hasil pengenalan total jumlah telur yang dapat dideteksi berdasarkan ukurannya dengan menggunakan algoritma Yolov3 dan Yolov4.

B. Deskripsi Kumpulan Data

Dalam penelitian ini dataset yang digunakan di ambil dari data *public* kaggle: <https://www.kaggle.com/datasets/abdullahkhanu/et22/eggs-images-classification-damaged-or-not>. Label dan nama Kelas masing-masing karakter disajikan pada Gambar 2.

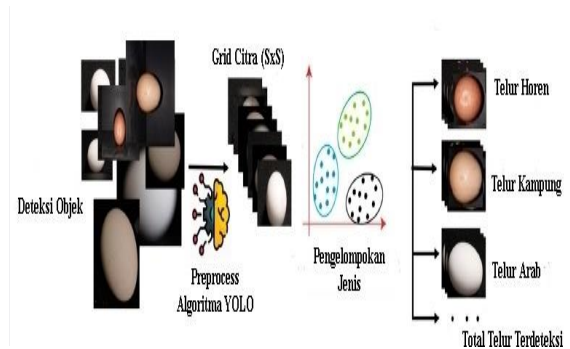


Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)
 Gambar 2. Dataset Citra Telur

Pada Gambar 2 dapat dilihat bahwa dataset pada penelitian ini berisi total 794 citra yang memiliki 3 kelas berbeda, seperti citra telur ayam horen, citra telur ayam kampung dan citra telur ayam arab.

C. Model Klasifikasi

Model klasifikasi pada penelitian ini menggunakan model deteksi algoritma Yolo yang diadopsi dari (Yang et al., 2023), seperti yang ditampilkan pada Gambar 3.



Sumber: (Yang et al., 2023)

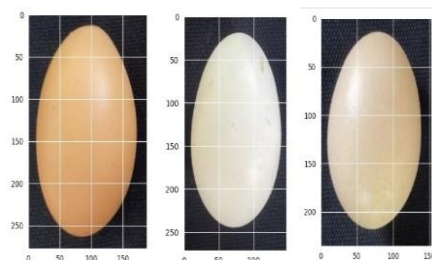
Gambar 3. Model Klasifikasi

Pada Gambar 3 dapat dilihat proses deteksi pengenalan jumlah telur dan klasifikasi jenis telur yang akan dilakukan. Dimulai dengan tahapan deteksi objek menggunakan kamera, selanjutnya citra akan dilakukan *pre-processing* menggunakan algoritma Yolov3 dan Yolov4. Dimana tahap awal akan dibentuk grid citra (SxS) lalu memprediksi *bounding box* serta probabilitas untuk masing-masing grid semua atribut pada *bounding box* melalui proses normalisasi, sehingga akan menghasilkan nilai antara 0 dan 1. Tahapan kedua citra akan dikelompokkan dengan tiga jenis, yaitu Telur ayam horen, Telur ayam kampung dan Telur ayam arab. Tahap akhir sistem akan memberikan output jumlah total deteksi telur sesuai jenisnya.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pelatihan Model

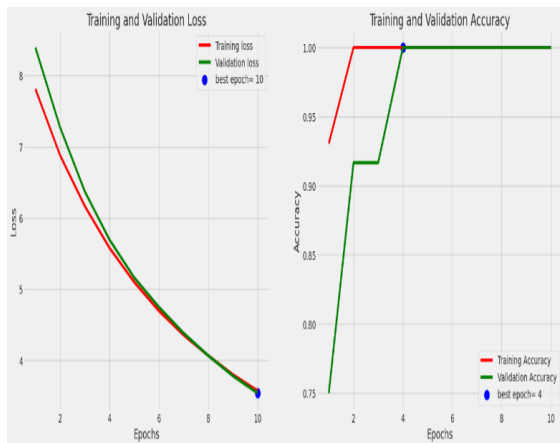
Pada tahap pre-pemrosesan citra langkah pertama yang dilakukan adalah mengubah ukuran citra telur. Proses *pre-processing* pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 4. Proses *Pre-processing* Citra Telur Ayam

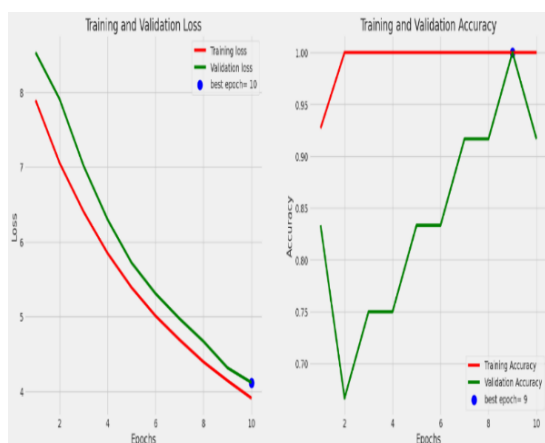
Berdasarkan proses pada Gambar 4 menunjukkan bahwa pada tahap ini citra diubah ukurannya menjadi 255 x 255 pixel dikarenakan data citra telur memiliki ukuran bervariasi, sehingga dibutuhkan tahapan *pre-processing* dataset. Selanjutnya akan dilakukan proses data pelatihan dengan menggunakan algoritma Yolov3, dengan hasil yang dapat dilihat pada Gambar 5.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 5. Proses Data Pelatihan Yolov3

Pada Gambar 5 dapat dilihat hasil dari pelatihan model algoritma Yolov3 dengan uji coba menggunakan epoch 10. Pelatihan yang dilakukan menggunakan algoritma Yolov3 menunjukkan nilai pelatihan model terbaik didapat pada epoch 4 dengan nilai *accuracy*: 0.9231, *loss* : 3.8329 dan *time* 69s. Selanjutnya pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma Yolov4, dengan hasil yang dapat dilihat pada Gambar 6.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 6. Proses Data Pelatihan Yolov4

Pada Gambar 6 dapat dilihat hasil dari pelatihan model menggunakan algoritma Yolov4 dengan uji coba menggunakan epoch 10. Pelatihan

yang dilakukan menggunakan Algoritma Yolov4 menunjukkan nilai pelatihan model terbaik didapat pada epoch 9 dengan nilai *accuracy*: 0.8343, *loss* : 4.4567 dan *time* 71s. Adapun hasil evaluasi model pelatihan kedua algoritma yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 6 dan Tabel 7.

Tabel 6. Hasil Uji Akurasi Algoritma Yolov3 dengan Nilai Epoch 10

| Epoch | Loss | Accuracy | Validation Loss | Validation Accuracy |
|-------|-------|----------|-----------------|---------------------|
| 1/10 | 7.815 | 100.000 | 8.39754 | 91.667 |
| 2/10 | 6.882 | 100.000 | 7.27460 | 91.667 |
| 3/10 | 6.168 | 100.000 | 6.37413 | 100.000 |
| 4/10 | 5.580 | 100.000 | 5.69617 | 100.000 |
| 5/10 | 5.100 | 100.000 | 5.16380 | 100.000 |
| 6/10 | 4.696 | 100.000 | 4.74916 | 100.000 |
| 7/10 | 4.375 | 100.000 | 4.38206 | 100.000 |
| 8/10 | 4.067 | 100.000 | 4.06595 | 100.000 |
| 9/10 | 3.798 | 100.000 | 3.78181 | 100.000 |
| 10/10 | 3.571 | 100.000 | 3.53948 | 100.000 |

Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Pada Tabel 6 dapat dilihat hasil uji coba kinerja dari algoritma Yolov3, pengujian model dilakukan dengan jumlah citra 794, epoch 10 dan *Learning Rate* : 0.001. Dimana nilai *training* model terbaik didapat pada epoch 4. Dengan nilai *loss* : 5.580, *accuracy* : 100.000, *Validation Loss* : 5.69617 dan *Validation Accuracy* : 100.000.

Tabel 7. Hasil Uji Akurasi Algoritma Yolov4 dengan Nilai Epoch 10

| Epoch | Loss | Accuracy | Validation Loss | Validation Accuracy |
|-------|-------|----------|-----------------|---------------------|
| 1/10 | 7.893 | 100.000 | 8.53109 | 83.333 |
| 2/10 | 7.056 | 100.000 | 7.90873 | 66.667 |
| 3/10 | 6.404 | 100.000 | 7.01696 | 75.000 |
| 4/10 | 5.548 | 100.000 | 6.29900 | 75.000 |
| 5/10 | 5.389 | 100.000 | 5.72116 | 83.333 |
| 6/10 | 5.010 | 100.000 | 5.30788 | 83.333 |
| 7/10 | 4.691 | 100.000 | 4.97288 | 91.667 |
| 8/10 | 4.394 | 100.000 | 4.66823 | 91.667 |
| 9/10 | 4.144 | 100.000 | 4.31548 | 100.000 |
| 10/10 | 3.910 | 100.000 | 4.11789 | 91.667 |

Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Pada Tabel 7 dapat dilihat hasil uji coba kinerja dari algoritma Yolov4, pengujian model dilakukan dengan jumlah citra 794 dan epoch 10, *Learning Rate* : 0.001. Dimana nilai *training* model terbaik didapat pada epoch 9. Dengan nilai *loss* : 4.144, *accuracy* : 100.000, *Validation Loss* : 4.31548 dan *Validation Accuracy* : 100.000.

B. Evaluasi dan Pengujian Deteksi

Evaluasi model mengacu pada *confusion matrix* sehingga didapat hasil *precision*, *recall*, mAP dan *F1-Score*. *Confusion matrix* digunakan untuk

mengevaluasi performa dari sebuah model yang telah dilakukan pengujian dengan menampilkan prediksi dari klasifikasi aktual dan klasifikasi yang diprediksi. Terdapat tiga klasifikasi dalam *confusion matrix* diantaranya *True Positive* (TP), *False Negative* (FN), dan *False Positive* (FP) yang berasal dari nilai aktual dan nilai prediksi. *Confusion matrix* ditunjukkan pada tabel 8, dimana TP (*True Positive*) merupakan jumlah sampel positif yang diklasifikasikan dengan benar, FP (*False Positive*) merupakan jumlah sampel negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif dan FN (*False Negative*) merupakan jumlah sampel positif yang salah diklasifikasikan sebagai *negative*.

Hasil evaluasi *training* yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 8.

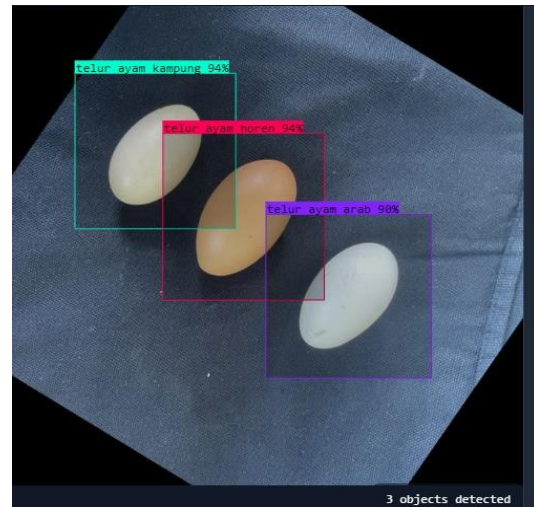
Tabel 8. *Confusion Matrix* Hasil *Training*

| | Pres isi (%) | Rec all (%) | F1 Sco re | mAP (%) | Tru e Posi tif (TP) | Fals e Posi tif (FP) | False Negat ive (FN) |
|------------|--------------------|-------------------|-----------------|------------|---------------------------------|----------------------------------|-------------------------------|
| Yolo v3 | 92 | 86 | 0.8 9 | 87.3 6% | 689 | 14 | 44 |
| Yolo v4 | 84 | 81 | 0.8 0 | 82.2 5% | 658 | 16 | 38 |

Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Dalam Tabel 8, dapat dilihat hasil kinerja evaluasi model yang telah dilakukan di dalam penelitian ini. Dimana hasil terbaik didapat pada algoritma YoloV3 dengan nilai presisi: 92%, *recall*: 86%, *F1_score*: 0.89 dan *mAp*:87,36% sedangkan pada algoritma YoloV4 nilai presisi: 84%, *recall*: 81%, *F1_score*: 0.80 dan *mAp*:82,25%. Hasil penelitian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa jumlah *True* Positif pada *training* ini jauh lebih besar daripada jumlah *True Negative*. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi objek dengan akurat dari dataset yang dilatih. Dimana *F1-Score* yang diperoleh untuk algoritma YoloV3 adalah 0.89, sementara untuk YoloV4 adalah 0.80. Nilai *F1-Score* yang mendekati nilai 1, menunjukkan bahwa kinerja sistem telah berjalan baik. Selain itu, *mAP* untuk YoloV3 adalah 87.36%, sedangkan untuk YoloV4 adalah 82.25%. Hasil ini menunjukkan bahwa performa *weights file* dari *training* yang telah dilakukan sangat baik, dengan angka pengujian yang melebihi 80%.

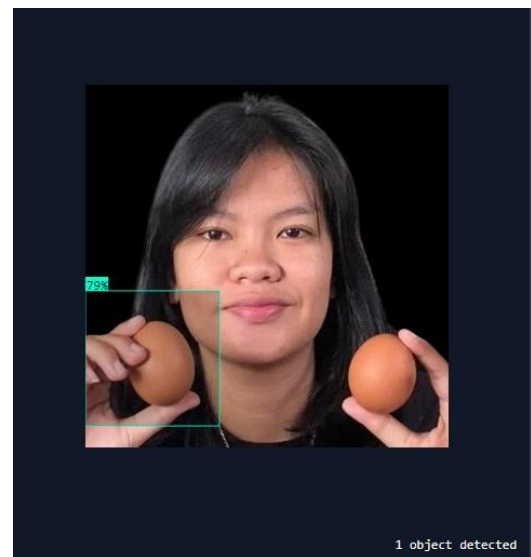
Setelah melakukan proses *training* dan evaluasi model, dilakukan tahapan *testing* yaitu pengujian sistem secara *real time* menggunakan algoritma YoloV3 dan algoritma YoloV4, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 7 sampai Gambar 12.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 7. Pengujian Menggunakan Algoritma Yolov3 dengan 3 Objek Telur

Pada Gambar 7 dapat dilihat hasil pengujian sistem menggunakan uji coba dengan 3 objek telur. Hasil pengujian sistem dapat mendeteksi seluruh objek telur ayam horen, ayam kampung dan ayam arab. Selanjutnya dilakukan pengujian secara *real time* dengan menggunakan 2 objek telur seperti yang ditampilkan pada Gambar 8.

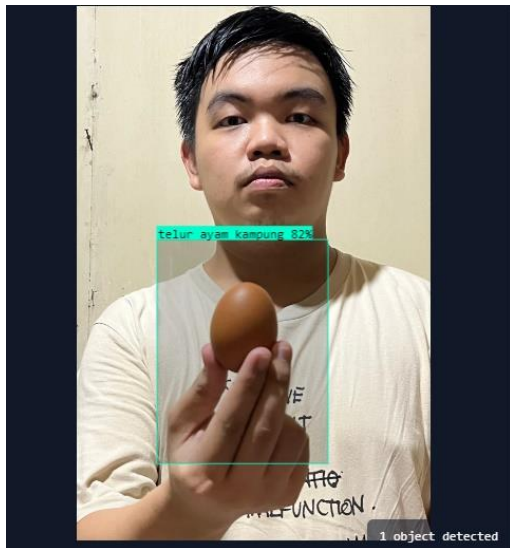


Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 8. Pengujian Menggunakan Algoritma Yolov3 dengan 2 Objek Telur

Pada Gambar 8 dapat dilihat hasil pengujian sistem menggunakan uji coba dengan 2 objek telur. Hasil pengujian sistem dapat mendeteksi seluruh objek telur ayam horen. Selanjutnya dilakukan pengujian secara *real time* dengan menggunakan 1

objek telur seperti yang ditampilkan pada Gambar 9.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)
 Gambar 9. Pengujian Menggunakan Algoritma Yolov3 dengan 1 Objek Telur.

Pada Gambar 9 dapat dilihat hasil pengujian sistem menggunakan uji coba dengan 1 objek telur. Hasil pengujian sistem dapat mendeteksi seluruh objek telur ayam horen. Selanjutnya dilakukan pengujian secara *real time* dengan algoritma Yolov4 menggunakan 3 objek telur seperti yang ditampilkan pada Gambar 10.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)
 Gambar 10. Pengujian Menggunakan Algoritma Yolov4 dengan 3 Objek Telur

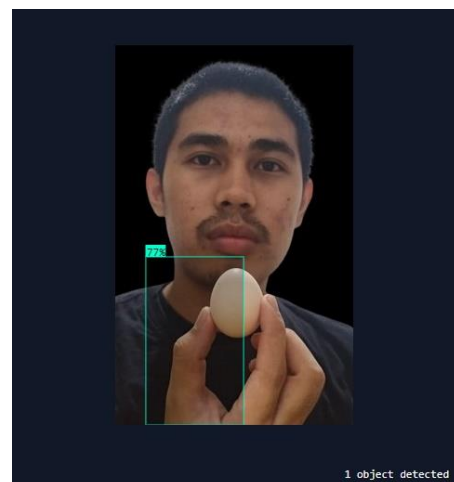
Pada Gambar 10 dapat dilihat hasil pengujian sistem menggunakan uji coba dengan 3 objek telur.

Hasil pengujian sistem dapat mendeteksi objek telur ayam horen, ayam kampung dan ayam arab. Selanjutnya dilakukan pengujian secara *real time* dengan menggunakan 2 objek telur seperti yang ditampilkan pada Gambar 11.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)
 Gambar 11. Pengujian Menggunakan Algoritma Yolov4 dengan 2 Objek Telur

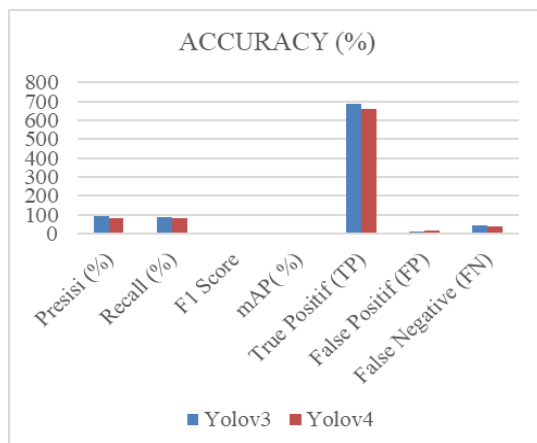
Pada Gambar 11 dapat dilihat hasil pengujian sistem menggunakan uji coba dengan 2 objek telur. Hasil pengujian sistem dapat mendeteksi seluruh objek telur ayam horen. Selanjutnya dilakukan pengujian secara *real time* dengan menggunakan 1 objek telur seperti yang ditampilkan pada Gambar 12.



Gambar 12. Pengujian Menggunakan Algoritma Yolov4 dengan 1 Objek Telur

Pada Gambar 12 dapat dilihat hasil pengujian sistem menggunakan uji coba dengan 1 objek telur. Hasil pengujian sistem dapat mendeteksi objek telur ayam kampung.

Hasil kinerja evaluasi model yang dilakukan pada penelitian ini diilustrasikan dalam bentuk grafik yang dapat dilihat ini pada Gambar 13.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 13. Kinerja Keseluruhan Algoritma Yolov3 dan Yolov4

Pada Gambar 13 dapat dilihat hasil perbandingan akurasi keseluruhan sistem menggunakan algoritma Yolov3 dan Yolov4. Hasil penelitian menunjukkan Algoritma Yolov3 lebih baik dibandingkan algoritma Yolov4 dengan nilai Presisi : 92%, Recall: 86%, F1-Score: 0.89, mAp :87.36%. Hasil penelitian ini menunjukkan algoritma Yolov3 lebih cocok diterapkan pada aplikasi menghitung jumlah telur dan pengelompokan ukuran telur secara *real time*.

KESIMPULAN

Hasil Penelitian yang telah dilakukan menunjukkan algoritma Yolov3 dan Yolov4 dapat melakukan deteksi telur ayam secara *real time* dan dapat mengenali dengan tidak berdasarkan kondisi cahaya, sudut objek, dan atribut yang digunakan dengan baik. Tingkat akurasi atau nilai confidence yang diperoleh dari semua uji coba yang dilakukan algoritma Yolov3 lebih baik di dalam melakukan deteksi telur sesuai jenisnya dengan tingkat akurasi 92%. Penggunaan algoritma Yolov3 sangat disarankan untuk digunakan dikarenakan hasil akurasinya sangat baik untuk melakukan deteksi telur ayam secara *real time*. Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik lagi di kemudian hari, sangat disarankan untuk menambah jumlah sampel telur ayam guna meningkatkan akurasi terbaik yang selanjutnya akan diuji menggunakan deep learning dengan arsitektur seperti Mo-bileNetV2, VGG16 ADAM, ADAGRAD, dan SGD, dll

REFERENSI

Guntara, Y. V., & Sukemi, S. (2020). Klasifikasi Telur Ayam dengan menggunakan Metode Component Connected Analysis. *Annual*

- Research Seminar (ARS)*, 5(1), 978–979.
- Guo, S. S., Lee, K. H., Chang, L., Tseng, C. D., Sie, S. J., Lin, G. Z., Chen, J. Y., Yeh, Y. H., Huang, Y. J., & Lee, T. F. (2022). Development of an Automated Body Temperature Detection Platform for Face Recognition in Cattle with YOLO V3-Tiny Deep Learning and Infrared Thermal Imaging. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(8), 129–137.
- Muhaimin, M., & Sen, T. W. (2021). Real-Time Detection of Face Masked and Face Shield Using YOLO Algorithm with Pre-Trained Model and Darknet. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIDM)*, 4(2), 97–107.
- Olorunshola, O. E., Irhebhude, M. E., & Ewwiekpaefe, A. E. (2023). A Comparative Study of YOLOv5 and YOLOv7 Object Detection Algorithms. *Journal of Computing and Social Informatics*, 2(1), 1–12.
- Pamungkas, O. E., Rahmawati, P., Supriadi, D. M., Khalika, N. N., Maliyano, T., Pangestu, D. R., ... & Wicaksono, A. (2022). Classification of Rupiah to Help Blind with The Convolutional Neural Network Method. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(2), 259–268.
- Pratama, M. F. A., Prasasti, A. L., & Paryasto, M. W. (2023). Klasifikasi Ukuran dan Kualitas Telur Ayam Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *eProceedings of Engineering*, 10(1).
- Rizal, R. A., Purba, N. O., Siregar, L. A., Sinaga, K., & Azizah, N. (2020). Analysis of Tuberculosis (TB) on X-ray Image Using SURF Feature Extraction and the K-Nearest Neighbor (KNN) Classification Method. *Jaict*, 5(2), 9.
- Salam, H., Jaleel, H., & Hameedi, S. (2021). You Only Look Once (YOLOv3): Object Detection and Recognition for Indoor Environment. *Multicultural Education*, 7(6), 171–181.
- Salim, H. A. A., Kristian, Y., & Setyati, E. (2020). Detection of Militia Object in Libya by Using YOLO Transfer Learning. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Informatika*, 6(1), 35–43.
- Sandy, C. L. M., Husna, A., Rizal, R. A., & Muhathir, M. (2023). Real Time Detection of Chicken Egg Quantity. *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, 20(2), 108–114.
- Srivastava, S., Divekar, A. V., Anilkumar, C., Naik, I., Kulkarni, V., & Pattabiraman, V. (2021). Comparative analysis of deep learning image detection algorithms. *Journal of Big Data*, 8(1).
- Virgiawan, I., Maulana, F., Putra, M. A., Kurnia, D. D., & Sinduningrum, E. (2024). Deteksi dan tracking objek secara real-time berbasis

- computer vision menggunakan metode YOLO V3. *Humantech :Jurnal Ilmiah Multidisiplin Indonesia*, 3(3).
- Yang, X., Bist, R. B., Subedi, S., & Chai, L. (2023). A Computer Vision-Based Automatic System for Egg Grading and Defect Detection. *Animals*, 13(14).
- Yusri, M. N., Ramadhani, I. P., & Aswar, A. B. (2021). Citra Digital Dan Jaringan Syaraf Tiruan. *Journal of Embedded System Security and Intelligent System*, 02(May), 36–43.
- Yusup, R. M., Anugrah, A. F., Muslimah, D. D., Permana, S. M. W. N., & Yuliani, S. (2024). Pendeteksian Objek Menggunakan Opencv Dan Metode Yolov4-Tiny Untuk Membantu Tunanetra. *Journal of Computer Science and Information Technology*, 1(2), 59-68.
- Zhu, C., Liang, J., & Zhou, F. (2023). Transfer Learning-Based YOLOv3 Model for Road Dense Object Detection. *Information (Switzerland)*, 14(10).