



Analisis Kinerja Algoritma YOLO dalam Penghitungan Benih Udang

Siska Armalivia¹, Muhammad Abdillah Rahmat², Thiara Tri Funny Manguma³, Rahmawati⁴

¹²³⁴Program Studi Informatika Fakultas Bisnis Teknologi dan Sosial, Universitas Almarisah Madani¹
Jl. Perintis Kemerdekaan Km 13, 7, Paccerrakkang, Biringkanaya, Makassar, Sulawesi Selatan,
Indonesia¹

siskaarmalivia@univeral.ac.id*¹, muhammadabdillah@univeral.ac.id², thiaratrifunny@univeral.ac.id³
rahmawati@univeral.ac.id⁴

Kata Kunci :

Larva udang;
Deteksi objek;
Algoritma;
YOLO;
Penghitungan
objek.

ABSTRAK

Dua proses utama dalam budidaya udang adalah pembenihan dan pembesaran. Penghitungan benih udang adalah bagian dari kegiatan pembenihan. Namun, penghitungan udang setelah larva masih dilakukan secara manual, yang berarti mengambil udang dan menghitungnya secara manual, yang memakan waktu dan seringkali menghasilkan kesalahan manusia. Penelitian ini mengusulkan metode You Only Look Once (YOLO) untuk melakukan penghitungan jumlah larva udang secara otomatis. Metode YOLO merupakan model deep learning yang dapat mendeteksi sebuah objek dengan kecepatan dan akurasi yang tinggi, bahkan dalam kondisi penerangan yang kurang ideal. Dalam penelitian ini, pengambilan gambar objek menggunakan kamera yang ditempatkan di atas wadah putih berisi air 2 cm dan larva udang difoto dengan sistem backlight untuk menghindari pantulan cahaya dari dalam air. Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil perhitungan sistem dan penghitungan manual. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem tidak hanya mendeteksi larva tapi juga menghitung jumlah larva udang serta menghasikan nilai validasi mAP pada model akhir yang dibangun dengan YOLO yaitu 96.83% serta menghasilkan rata-rata akurasi dengan 30 data latih sebesar 76.48%.

Keywords

*shrimp larvae;
object detection;
algorithm;
Yolo;
object counting;*

ABSTRACT

The two main processes in shrimp cultivation are filling and enlargement. The counting of shrimp seeds is part of the filling activity. However, the counting of shrimp after larvae is still done manually, which means taking the shrimp and counting them manually, which is time-consuming and often results in human error. This research proposes a You Only Look Once (YOLO) method to automatically calculate the number of shrimp larvae. The YOLO method is a deep learning model that can detect an object with high speed and accuracy, even under less ideal lighting conditions. In this study, images of objects were taken using a camera placed on top of a white container containing 2 cm of water and photographed with a backlight system to avoid the reflection of light from inside the water. Testing is done by comparing system calculations and manual calculations. The results showed that the system not only detected larvae but also counted the number of shrimp larvae as well as the mAP validation value on the final model built with YOLO, which was 96.83% It also produced an average accuracy with 30 training data of 76.48%.

---Jurnal JISTI @2024---



PENDAHULUAN

Saat ini, budidaya udang masih merupakan bagian penting dari perikanan dan budidaya. Pembudidayaan udang terdiri dari dua tahap utama, yaitu pembenihan dan pembesaran. Dengan adanya peningkatan budidaya udang di masyarakat, ketersediaan dan kualitas benur terus meningkat. Perusahaan pembenih melakukan pembenihan atau dikenal dengan hatchery oleh para pembenih skala rumah tangga. Dalam proses pembenihan, benih udang dihitung saat akan dijual ke konsumen. Namun, para petambak saat ini masih melakukan penghitungan benih udang secara manual, dimana benih udang ditangkap menggunakan jaring kecil dan kemudian dihitung secara manual sehingga memakan waktu banyak dan sering kali menimbulkan kesalahan dalam menghitung benih tersebut (Armalivia et al., 2021).

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja algoritma YOLO dalam menghitung benih udang secara akurat dan otomatis sehingga dapat membantu para penambak udang dalam meningkatkan produktifitas pertambakannya juga memberikan kemudahan bagi penambak udang dalam menghitung jumlah benih yang dijual agar tidak mengalami kerugian.

Terdapat beberapa penelitian sebagai bahan pertimbangan dalam penelitian ini, berikut penelitian terdahulu. (Awalludin et al., 2019), menggunakan analisis blob dan teknik component connected untuk menghitung larva udang. Hasil menunjukkan bahwa metode yang disarankan menyajikan Root Mean Square Error (RMSE) kurang dari 6% dibandingkan dengan beberapa teknik penghitungan manual. Penelitian lain mencoba menerapkan segmentasi instance berbasis Mask R-CNN dua fase meningkat dengan margin maksimum 16,1% untuk mensegmentasi larva udang untuk tujuan perhitungan (Nguyen et al., 2020). Pendekatan ini memiliki hasil dengan akurasi mulai dari 92,2% hingga 95,4% untuk gambar tumpang tindih sedang. Penelitian lain menunjukkan bahwa pengolahan citra bermanfaat banyak dalam proses penghitungan seperti menghitung larva ikan (Awalludin et al., 2020). (Nurlaela et al., 2019) melakukan deteksi larva kepiting fase Megalopa menggunakan metode CNN. Hasil dari penelitian tersebut menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 87.7% dalam waktu rata-rata 1.2 detik. (Nasution, 2023) menggunakan YOLO dalam pengenalan jenis Ikan Cupang. Hasil keseluruhan pengenalan jenis ikan cupang menggunakan metode yolo 85%. (Gelar Guntara, 2023) menggunakan algoritma YOLO dalam melakukan pendeteksian masker wajah. Hasil dari penelitian ini menunjukkan nilai Precision berada pada angka 0,4 – 0,8. Sedangkan nilai Recall maksimum pada angka 0,6. Penelitian lain dari (Riyadi et al., 2022) yang melakukan perbandingan antara ResNet, YoloV3, dan TinyYoloV3 pada deteksi citra. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa hasil pendeteksian objek dengan menggunakan model YoloV3, menghasilkan keakuratan yang lebih tinggi dibandingkan dengan model ResNet dan model Tiny Yolo.

KAJIAN PUSTAKA

1. YOLO

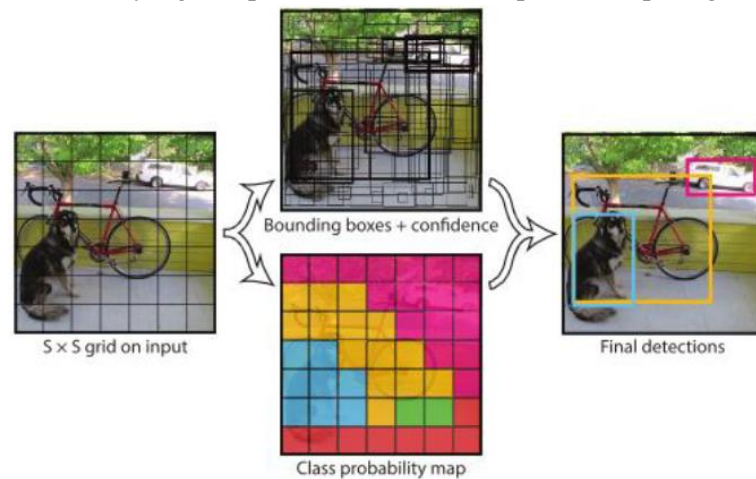
You Only Look Once (Yolo) adalah sebuah algoritma yang dikembangkan untuk mendeteksi sebuah objek secara *real-time*. Metode Yolo merupakan salah satu metode yang paling cepat dan akurat pada pendeteksian objek bahkan mampu melebihi hingga 2 kali kemampuan algoritma lain (Chauhan et al., 2019). YOLO melakukan pendeteksian dan pengenalan objek dengan sebuah jaringan syaraf tunggal (*single neural network*), yang memprediksi kotak-kotak pembatas dan probabilitas kelas secara langsung dalam satu evaluasi (Redmon & Farhadi, 2018).

Yolo menggunakan pendekatan jaringan saraf tiruan (JST) untuk mendeteksi objek pada sebuah citra. Jaringan ini membagi citra menjadi beberapa wilayah dan memprediksi setiap kotak pembatas dan probabilitas untuk setiap wilayah. Kotak-kotak pembatas ini kemudian dibandingkan dengan setiap probabilitas yang diprediksi. Pada bagian akhir akan dipilih kotak pembatas dengan



nilai yang paling tinggi untuk di jadikan sebagai pemisah objek satu dengan yang lain. Yolo memiliki beberapa kelebihan dibandingkan dengan sistem yang berorientasi pada *classifier*, terlihat dari seluruh citra pada saat dilakukan *test* dengan prediksi yang diinformasikan secara global pada citra.

Algoritma ini akan membagi citra ke dalam grid berukuran $s \times s$ yang kemudian pada tiap grid akan memprediksi *bounding box* serta peta kelas masing-masing grid. Apabila pada satu grid terprediksi objek, maka pada grid tersebut akan diprediksi *bounding box* yang mengelilingi objek tersebut. Nilai *confidence* akan dihitung pada masing-masing *bounding box* yang kemudian akan diseleksi berdasarkan nilai yang didapat. Ilustrasi YOLO dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Deteksi YOLO

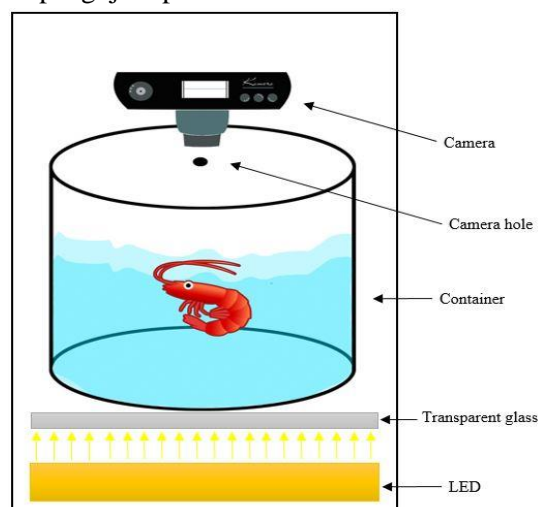
METODE PENELITIAN

Kerangka kerja yolo digunakan untuk membuat model deteksi larva udang. Ada tiga tahap yang dilakukan dalam penelitian ini, yaitu akuisisi citra & citra praproses, pelatihan, dan pengujian.

1. Data

a. Akuisisi citra

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil sampel beberapa objek udang untuk dijadikan sebagai bahan pengujian penelitian.



Gambar 2. Desain Akuisisi Citra



Pengambilan data dilakukan dengan mengambil citra udang dengan variasi jumlah dan bentuk. Citra diambil menggunakan kamera yang tersimpan diatas wadah putih berisi air 2 cm dan benih udang dengan menggunakan sistem backlight agar tidak ada pantulan cahaya dari dalam air karena cahaya diberikan dari bawah seperti pada gambar 2.



Gambar 3. Data latih

Pada gambar 3 merupakan contoh larva udang yang akan dijadikan data latih.

b. Image preprocessing

Dataset terdiri dari 355 gambar dalam format jpg, yang dibagi menjadi 325 data latih dan 30 data uji. Sebelum data diproses, perubahan ukuran gambar dan pelabelan dilakukan untuk meningkatkan kemampuan model yolo untuk mengenal objek. Selanjutnya, tahap pelabelan gambar adalah saat setiap gambar dalam dataset diberi label untuk menyimpan informasi. Metode ini menggunakan kotak pembatas, seperti yang ditunjukkan pada gambar 3. Hasil dari proses anotasi adalah file.txt yang berisi koordinat kotak pembatas.



Gambar 3. Pelabelan Citra



2. Training

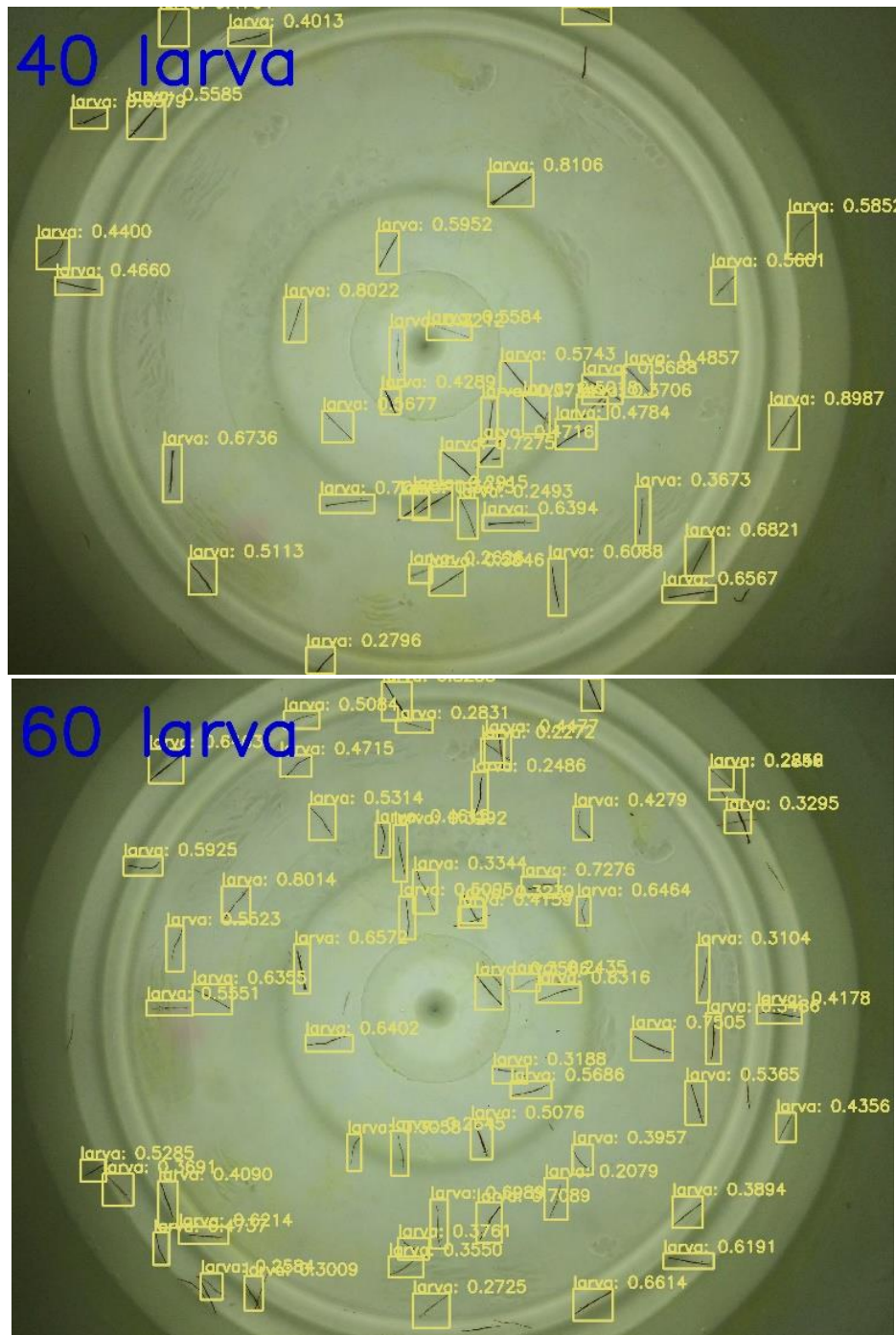
Setelah semua dataset gambar diberi label, langkah berikutnya adalah melakukan pelatihan untuk menghasilkan sebuah model yang akan digunakan pada deteksi larva. Jumlah gambar yang diambil akan memakan waktu yang lebih lama, tetapi akurasi yang dihasilkan akan lebih baik. Proses pelatihan dilakukan di Google Colab (Gelar Guntara, 2023). Pelatihan dimulai dengan memuat dataset training yang telah diberi label sebanyak 325 data citra. Hasil dari pelatihan tersebut membentuk sebuah model baru yang disimpan di google drive. Model ini yang akan dijalankan pada saat proses pengujian.

3. Testing

Proses testing dilakukan menggunakan anaconda *prompt*. Proses testing diawali dengan memasukkan data uji ke dalam sistem. Kemudian dilakukan proses deteksi dengan menggunakan file kompilasi darknet, file *.cfg yang digunakan saat pelatihan, dan file model *.weight yang dihasilkan pada proses *training*. Hasil dari proses ini menghasilkan gambar dengan bounding box yang terdapat disetiap objek, class object, confidence score (Han et al., 2021), serta jumlah objek yang terdeteksi sebagai larva udang. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 30 data citra yang kepadatan larvanya berbeda-beda. Pada gambar 4 menunjukkan hasil deteksi menggunakan anaconda prompt.

```
Anaconda Prompt (Anaconda3)
larva: 0.6634
larva: 0.6315
larva: 0.6112
larva: 0.5750
larva: 0.5672
larva: 0.5452
larva: 0.5375
larva: 0.5326
larva: 0.5052
larva: 0.5051
larva: 0.4673
larva: 0.4361
larva: 0.4261
larva: 0.4144
larva: 0.4035
larva: 0.3889
larva: 0.3888
larva: 0.3779
larva: 0.3311
larva: 0.3274
larva: 0.2978
larva: 0.2784
larva: 0.2280
larva: 0.2090
larva: 0.2024
larva: 0.2014
YOLO took 6.875936 seconds
ada 38 Larva
```

Gambar 4. Hasil Deteksi Menggunakan Anaconda Prompt



Gambar 5. Hasil Deteksi

Pada gambar 5, merupakan hasil gambar dengan bounding box yang terdapat disetiap objek, class object, confidence score, serta jumlah objek yang terdeteksi sebagai larva udang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini menyajikan hasil kerja sistem deteksi larva udang yang menggunakan YOLO. Jumlah data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 355 citra, yang dibagi menjadi 325 data latihan dan 30 data uji. Proses pelatihan dilakukan sebanyak 5 kali dengan iterasi yang berbeda sehingga menghasilkan sebuah model baru dan menggunakan empat parameter untuk mengevaluasi hasil pelatihan yaitu Precision, Recall, F1-Score, dan mean Average Precision (mAP). Berdasarkan table 1, dapat dilihat bahwa nilai mAP menghasilkan nilai sebesar 96.83% dari 4000 iterasi.



Tabel 1. Hasil Pelatihan

| Iterasi | Precision | Recall | F1-score | mAP value |
|---------|-----------|--------|----------|-----------|
| 1000 | 0.91 | 0.71 | 0.80 | 83.13% |
| 2000 | 0.95 | 0.93 | 0.94 | 96.40% |
| 3000 | 0.95 | 0.94 | 0.94 | 96.65% |
| 4000 | 0.95 | 0.94 | 0.94 | 96.83% |
| 5000 | 0.95 | 0.94 | 0.94 | 96.74% |

Pada tabel 2 merupakan confusion matrix dari 5 iterasi, pada iterasi 4000, nilai TP sebesar 6310, nilai FP sebesar 314, dan nilai FN sebesar 438.

Tabel 2 : Confusion Matrix

| Iterasi | True Positive (TP) | False Positive (FP) | False Negative (FN) | True Negative (TN) |
|---------|--------------------|---------------------|---------------------|--------------------|
| 1000 | 4811 | 486 | 1937 | 0 |
| 2000 | 6306 | 331 | 442 | 0 |
| 3000 | 6331 | 342 | 417 | 0 |
| 4000 | 6310 | 314 | 438 | 0 |
| 5000 | 6312 | 321 | 436 | 0 |

Akurasi menggambarkan seberapa akurat model dapat mengklasifikasikan dengan benar. Pada tabel 3 terdapat perbandingan antara perhitungan manual dan hasil deteksi yolo, yang kemudian didapatkan hasil rata-rata akurasi dari 30 data citra yang dideteksi yaitu sebesar 7.48%.

Tabel 3. Hasil Akurasi

| Image | Prediction | Manual | Accuracy | Image | Prediction | Manual | Accuracy |
|------------------|------------|--------|----------|-------|------------|--------|----------|
| 1 | 60 | 73 | 82% | 16 | 33 | 50 | 66% |
| 2 | 60 | 73 | 82% | 17 | 33 | 51 | 65% |
| 3 | 54 | 71 | 76% | 18 | 58 | 63 | 92% |
| 4 | 56 | 73 | 77% | 19 | 56 | 63 | 89% |
| 5 | 76 | 123 | 62% | 20 | 57 | 66 | 86% |
| 6 | 83 | 124 | 67% | 21 | 80 | 109 | 73% |
| 7 | 28 | 37 | 76% | 22 | 82 | 109 | 75% |
| 8 | 40 | 47 | 85% | 23 | 41 | 46 | 89% |
| 9 | 88 | 116 | 76% | 24 | 37 | 45 | 82% |
| 10 | 28 | 44 | 64% | 25 | 41 | 46 | 89% |
| 11 | 32 | 44 | 73% | 26 | 40 | 43 | 93% |
| 12 | 29 | 44 | 66% | 27 | 40 | 45 | 89% |
| 13 | 29 | 44 | 66% | 28 | 40 | 45 | 89% |
| 14 | 55 | 78 | 71% | 29 | 134 | 193 | 69% |
| 15 | 46 | 76 | 61% | 30 | 128 | 196 | 65% |
| Average Accuracy | | | | | | | 76.48% |



Nilai akurasi dapat diperoleh dengan persamaan (1).

$$Accuracy = \left(\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \right) \times 100\% \quad (1)$$

SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menjelaskan kinerja dari algoritma YOLO dalam mendeteksi dan menghitung larva udang. Penelitian ini di khususkan untuk membantu para petambak udang dalam menghitung larva dengan jumlah yang besar, serta menghindari kesalahan hasil agar tidak ada pihak yang dirugikan. Dataset yang digunakan sebanyak 325 data citra sebagai data latih dan 30 data citra sebagai uji coba. Metode yang digunakan adalah algoritma YOLO dengan menggunakan 4000 iterasi dan learning rate 0.001, menghasilkan nilai Average Precision (mAP) sebesar 96.83%, serta rata-rata akurasi sebesar 76.48%. Untuk penelitian selanjutnya dapat dicoba perhitungan benih dalam satuan volume cm³.

DAFTAR PUSTAKA

- Armalivia, S., Zainuddin, Z., Achmad, A., & Wicaksono, Muh. A. (2021). Automatic Counting Shrimp Larvae Based You Only Look Once (YOLO). *2021 International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems (AIMS)*. <https://doi.org/10.1109/aims52415.2021.9466058>
- Awalludin, E. A., Mat Yaziz, M. Y., Abdul Rahman, N. R., Yusof, W. N. J. H. W., Hitam, M. S., & T. Arsad, T. N. (2019). Combination of Canny Edge Detection and Blob Processing Techniques for Shrimp Larvae Counting. *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications, ICSIPA 2019, 2011, 308–313*. <https://doi.org/10.1109/ICSIPA45851.2019.8977746>
- Awalludin, E. A., Wan Muhammad, W. N. A., Arsad, T. N. T., & Wan Yusof, W. N. J. H. (2020). Fish Larvae Counting System Using Image Processing Techniques. *Journal of Physics: Conference Series, 1529(5)*. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1529/5/052040>
- Chauhan, M. S., Singh, A., Khemka, M., Prateek, A., & Sen, R. (2019). Embedded CNN based vehicle classification and counting in non-laned road traffic. *ACM International Conference Proceeding Series, September*. <https://doi.org/10.1145/3287098.3287118>
- Gelar Guntara, R. (2023). Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendeteksian Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLOv7. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis, 5(1)*, 55–60. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i1.750>
- Han, X., Chang, J., & Wang, K. (2021). Real-time object detection based on YOLO-v2 for tiny vehicle object. *Procedia Computer Science, 183*, 61–72. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.02.031>
- Nasution, M. M. A. (2023). *Pengenalan Jenis Ikan Cupang Menggunakan Metode YOLO*. <https://doi.org/https://doi.org/10.30811/jaise.v3i2.4588>
- Nguyen, K. T., Nguyen, C. N., Wang, C. Y., & Wang, J. C. (2020). Two-phase instance segmentation for whiteleg shrimp larvae counting. *Digest of Technical Papers - IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2020-Janua*, 1–3. <https://doi.org/10.1109/ICCE46568.2020.9043075>
- Nurlaela, N., Niswar, M., Nurtanio, I., Fujaya, Y., Kashihara, S., & Fall, D. (2019). Detection of Megalopa Phase Crab Larvae Using Digital Image Processing. *2019 2nd International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2019, 269–272*. <https://doi.org/10.1109/ISRITI48646.2019.9034609>
- Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An incremental improvement. *ArXiv*.



Riyadi, A. S., Wardhani, I. P., Wulandari, M. S., & Widayati, S. (2022). Perbandingan Metode ResNet, YoloV3, dan TinyYoloV3 pada Deteksi Citra dengan Pemrograman Python. *PETIR*, 15(1), 135–144. <https://doi.org/10.33322/petir.v15i1.1302>