

SEGMENTASI CITRA DAUN DAN CABAI MENGGUNAKAN YOLO V7

Masrur Anwar^{1*}, M Adhitya NP², Miftahur Rohman³

¹Program Studi Teknologi Infomasi, Institut Teknologi dan Bisnis Ahmad Dahlan Lamongan, Lamongan 62218, Indonesia

²Program Studi Manajemen, Institut Teknologi dan Bisnis Ahmad Dahlan Lamongan, Lamongan 62218, Indonesia

³Program Studi Teknik Sipil, Institut Teknologi dan Bisnis Ahmad Dahlan Lamongan, Lamongan 62218, Indonesia

masruranwar@ahmaddahlan.ac.id, madhityanp@gmail.com, miftahurrohman378@gmail.com

Abstrak

Indonesia, sebagai negara agraris, sangat bergantung pada cabai sebagai komoditas pertanian dengan permintaan yang tinggi, meskipun hasil panennya sering dipengaruhi oleh kondisi musiman. Untuk mengatasi hal ini, *computer vision*, khususnya *YOLO v7*, menawarkan solusi untuk mengestimasi hasil panen melalui segmentasi citra otomatis pada daun dan buah cabai. *YOLO v7*, yang dikenal dengan kecepatannya dan akurasi dalam deteksi objek, digunakan untuk memisahkan daun dan buah cabai dari latar belakang, memberikan informasi yang akurat mengenai jumlah dan kondisi tanaman, yang sangat penting bagi petani dalam perencanaan produksi. Penelitian ini menunjukkan bahwa model *YOLO v7* berhasil mendeteksi tanaman cabai dengan nilai *loss* dan akurasi yang sangat baik, dengan *mAP* sebesar 0.98625 pada *threshold* 0.5 dan 0.88092 pada *threshold* yang lebih tinggi. Keberhasilan segmentasi ini dapat digunakan untuk estimasi hasil panen yang akurat, membantu petani memprediksi hasil panen dengan lebih efisien tanpa perhitungan manual, serta mendukung penerapan sistem pertanian berbasis kecerdasan buatan.

Kata kunci : *YOLO v7*, Buah cabai, *YOLO*, Segmentasi, *Computer Vision*.

Abstract

Indonesia, as an agrarian country, relies on chili as a high-demand agricultural commodity, though harvests are often affected by seasonal conditions (Naully, 2020; Farid & Subekti, 2012). To address this, computer vision, particularly *YOLO v7*, offers a solution for estimating harvest yields through automated image segmentation of chili leaves and fruits. *YOLO v7*, known for its high speed and accuracy in object detection, is employed to separate the leaves and fruits from the background, providing precise information on crop quantity and condition, essential for farmers in production planning. The research found that the *YOLO v7* model effectively detected chili plants with excellent loss values and accuracy, achieving a *mAP* of 0.98625 at a 0.5 threshold and 0.88092 at a higher threshold. This successful segmentation can be used for accurate yield estimation, helping farmers predict harvests more efficiently without manual calculations, and supports the potential for AI-driven agricultural systems.

Keywords: *YOLO v7*, Chili, *YOLO Instance Segmentation*, *Computer Vision*.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara agraris dengan mayoritas penduduknya bekerja di sektor pertanian[1]. Salah satu komoditas unggulan dalam pertanian adalah cabai, yang memiliki permintaan tinggi dibandingkan dengan sayuran lainnya [2],[3],[4]. Namun, hasil panen cabai sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk kondisi musim yang berpotensi menurunkan produktivitas tanaman [5],[6],[7]. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat mengestimasi hasil panen secara akurat untuk membantu petani dalam perencanaan pertanian.

Computer vision, sebagai salah satu bidang dalam machine learning, menawarkan solusi inovatif dalam bidang pertanian[8],[9],[10]. Teknologi ini memungkinkan analisis citra secara otomatis untuk berbagai keperluan, termasuk estimasi hasil panen. Salah satu algoritma yang digunakan dalam computer vision adalah *YOLO (You Only Look Once)*, yang dikenal dengan kecepatan dan akurasi dalam deteksi objek dibandingkan dengan metode seperti *R-CNN* dan *DPM* [11],[12],[13]. Seiring perkembangannya, *YOLO* telah mengalami berbagai peningkatan dari versi awal hingga versi terbaru, yaitu *YOLO v7*, yang memiliki kecepatan deteksi hingga 160 fps dan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan versi sebelumnya [14],[15],[16].

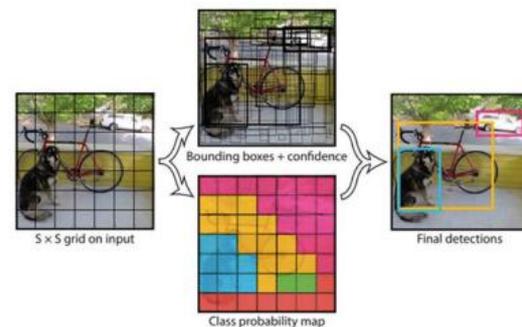
Dalam penelitian ini, *YOLO v7* akan digunakan untuk melakukan segmentasi daun dan buah cabai pada citra atau gambar guna menghitung estimasi panen. Segmentasi ini bertujuan untuk mendeteksi serta memisahkan daun dan buah cabai dari latar belakang sehingga informasi mengenai jumlah dan kondisi cabai dapat dianalisis secara lebih akurat. Hasil segmentasi ini akan menjadi dasar untuk perhitungan estimasi panen, yang dapat membantu petani dalam perencanaan produksi dan distribusi cabai.

Dengan implementasi teknologi ini, diharapkan petani dapat memperoleh informasi yang lebih akurat mengenai hasil panen cabai tanpa harus melakukan perhitungan manual yang memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan. Selain itu,

teknologi segmentasi berbasis *YOLO v7* ini dapat menjadi langkah awal dalam penerapan sistem pertanian berbasis kecerdasan buatan yang lebih efisien dan presisi.

2. *You Only Look Once V7 (YOLO V7)*

Pada versi pertama *YOLO*, algoritma ini dibandingkan dengan *DPM* dan *RCNN* dalam hal pengenalan objek, dan terbukti memberikan hasil deteksi objek yang paling cepat dengan kecepatan *45 fps* [17],[18],[19]. Langkah pertama dalam algoritma *YOLO* adalah membagi citra menjadi grid dengan ukuran $s \times s$ untuk mendeteksi objek, yang kemudian dilanjutkan dengan proses prediksi *bounding box*. *Bounding box* ini digunakan untuk memprediksi setiap grid dan nilai keyakinan (*confidence*).



Gambar 1 Ilustrasi algoritma YOLO

Pembagian *bounding box* pada YOLO dapat dilihat pada Gambar 1. Nilai keyakinan (*confidence*) mengukur seberapa yakin *bounding box* tersebut berisi objek sesuai prediksi, yang dihitung dengan rumus $confidence (conf) = Pr (object) \times IoU (Intersection\ over\ Union)$. Jika tidak ada objek yang terdeteksi, nilai *confidence* akan bernilai nol. Setiap *bounding box* memiliki lima variabel, yaitu x , y , w , h , dan *confidence*, di mana x dan y adalah koordinat titik tengah *bounding box*, w dan h adalah panjang serta lebar *bounding box*, dan *confidence* menunjukkan tingkat keyakinan apakah terdapat objek di dalam *bounding box* tersebut[20],[21],[22].

YOLO v7 adalah versi terbaru dari algoritma *YOLO* yang menghadirkan sejumlah perbaikan signifikan dibandingkan versi sebelumnya. Salah satu peningkatan

utamanya adalah penggunaan metode *trainable bag-of-freebies*, yang memungkinkan peningkatan akurasi deteksi objek tanpa menambah biaya inferensi. Selain itu, *YOLO v7* mengatasi dua tantangan utama dalam evolusi metode deteksi objek, yaitu bagaimana modul yang telah diparameterisasi ulang dapat menggantikan modul asli serta bagaimana strategi penetapan label dinamis menangani penugasan ke berbagai lapisan keluaran[23].

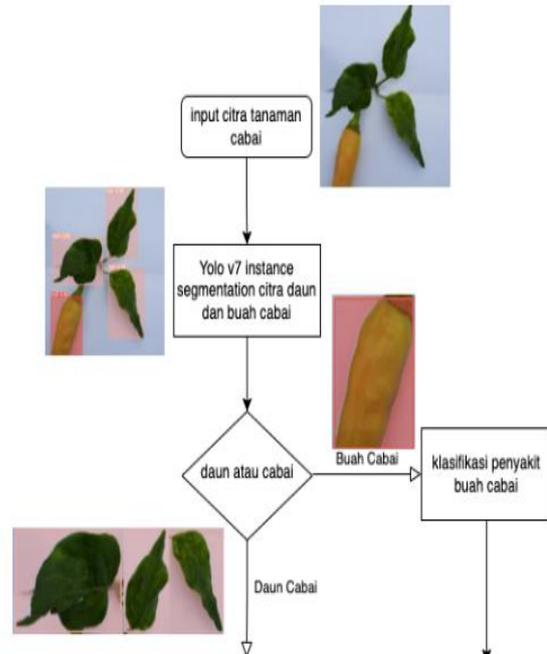
Untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi, *YOLO v7* mengusulkan metode "*extend*" dan "*compound scaling*". Metode ini dirancang untuk meningkatkan pemanfaatan parameter dan komputasi pada detektor objek waktu nyata, sehingga menghasilkan sistem yang lebih optimal. Dengan strategi ini, *YOLO v7* dapat mempertahankan keseimbangan antara kecepatan dan akurasi, yang sangat penting dalam aplikasi real-time seperti pengawasan video, kendaraan otonom, dan robotika.

Selain peningkatan efisiensi, *YOLO v7* juga mampu mengurangi sekitar 40% parameter dan 50% komputasi dibandingkan detektor objek real-time mutakhir lainnya. Hal ini menghasilkan kecepatan inferensi yang lebih tinggi dengan tetap mempertahankan akurasi deteksi yang lebih baik. Dengan berbagai optimasi ini, *YOLO v7* menjadi pilihan yang lebih unggul untuk sistem yang membutuhkan deteksi objek cepat dan akurat.

3. Blok Diagram

Dalam penelitian ini, sistem segmentasi citra daun dan buah cabai untuk menghitung estimasi panen dirancang dalam bentuk blok diagram. Sistem ini menggunakan model *YOLO v7 Instance Segmentation* untuk mendeteksi dan mengidentifikasi daun serta buah cabai dalam citra yang diberikan.

Setelah objek daun dan buah cabai terdeteksi, sistem akan melakukan proses *cropping* untuk memisahkan setiap objek yang teridentifikasi. Objek yang telah dipisahkan kemudian disimpan dalam direktori yang berbeda untuk daun dan buah cabai guna mempermudah proses analisis lebih lanjut.



Gambar 2 Blok diagram YOLO v7 deteksi cabai dan daun

Tujuan dari segmentasi ini adalah untuk mendapatkan data jumlah dan ukuran buah cabai yang dapat digunakan dalam perhitungan estimasi panen. Dengan teknologi ini, petani dapat memperoleh estimasi panen secara otomatis dan akurat, mengurangi ketergantungan pada metode perhitungan manual yang memakan waktu dan berisiko tinggi terhadap kesalahan. Sistem ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan produktivitas dalam sektor pertanian cabai.

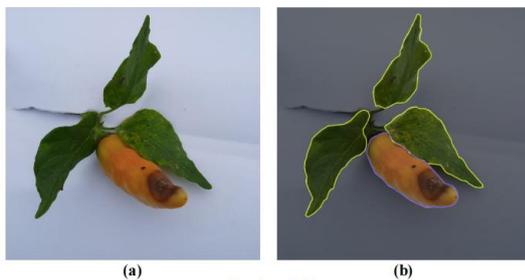
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Dataset

Pengambilan dataset dilakukan dengan kamera *smartphone* dengan *focus* pengambilan gambar pada ujung tanaman. Tanaman cabai yang di ambil gambarnya tidak harus semua batang pohon harus dalam satu *frame*. Untuk mengurangi menghindari obyek lain yang terambil gambar dalam satu frame gambar maka ditutupi dengan kertas putih sehingga Nampak memiliki background putih.

Penyusunan dataset untuk instance segmentation menggunakan *tools annotation* dari *roboflow*. Dataset terdiri dari 2 file utama

yaitu data citra gambar dan *file text* yang berisikan data titik koordinat pada setiap obyek kelas dalam setiap citra. Obyek yang dilakukan labelling adalah obyek kelas daun dan kelas buah pada tanaman cabai. Citra yang terdeteksi sebagai obyek diberikan *labeling* garis obyek yang presisi agar model yang mendeteksi obyek nantinya dapat mengenali obyek dengan mudah dan didapatkan nilai akurasi yang cukup tinggi. Berikut pada gambar 1 merupakan sample dataset yang belum dilakukan labelling dan yang sudah di labelling.



Gambar 3 Dataset daun dan buah cabai

4. 2. YOLO V7 Model

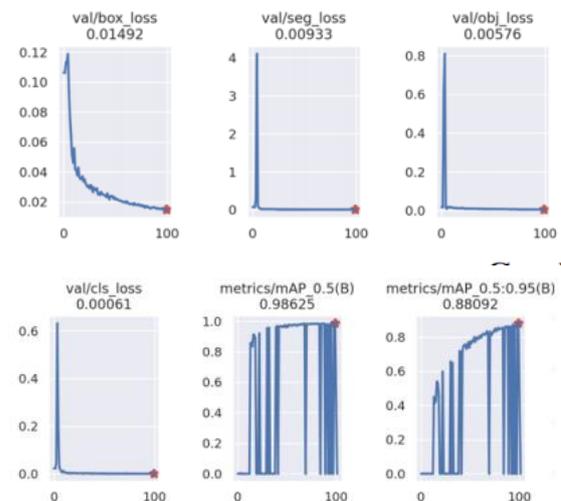
YOLO v7 instance segmentation menggunakan dua model utama: satu untuk prediksi objek dan satu untuk segmentasi. Kode implementasi tersedia di *GitHub* dengan berbagai varian seperti re-parameterization, pose-estimation, dan instance segmentation. Sebelum konfigurasi, instalasi *library* dilakukan melalui *requirement.txt*, sementara dataset disiapkan menggunakan *Roboflow* dengan struktur direktori yang mencakup *label (.txt)* dan gambar. Konfigurasi dataset dilakukan dengan mengedit *coco.yaml* untuk menentukan path dataset serta daftar kelas objek. Selain itu, hyperparameter seperti preprocessing dan augmentasi dataset dikonfigurasi melalui *hyp.scratch-high.yaml*, yang memungkinkan penyesuaian parameter guna meningkatkan akurasi model.

Setelah konfigurasi selesai dan GPU aktif, proses training dijalankan dengan parameter yang telah disesuaikan. Hasil prediksi *YOLO v7* berupa masking area pada objek yang terdeteksi, yang kemudian digunakan untuk klasifikasi lebih lanjut. Untuk meningkatkan

kejelasan output, dilakukan modifikasi pada *process_mask* di *general.py*, di mana area objek yang tertutupi oleh hasil masking diubah menggunakan teknik inversi masking agar tetap terlihat dengan jelas.

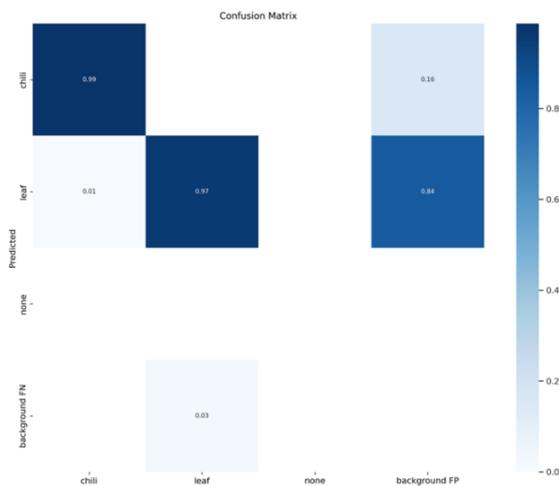
4. 3. Evaluasi Model

Pengujian *YOLO v7 Instance Segmentation* dilakukan untuk mengevaluasi performa model. Proses ini mencakup perhitungan akurasi, *loss*, *confusion matrix*, dan *F1 score*, yang secara otomatis dihitung selama pelatihan menggunakan fungsi bawaan *library YOLO v7*.



Gambar 4 Akurasi dan Loss model Yolo v7

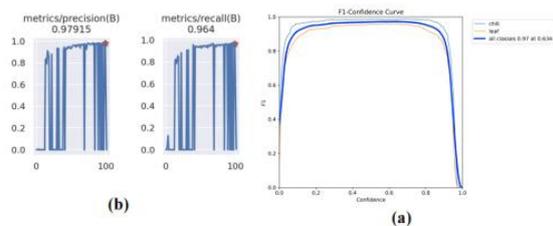
Pada gambar 2 merupakan hasil yang menyajikan perhitungan *loss* dan akurasi *YOLO v7* disimpan dalam bentuk gambar (*summary*) dan file CSV per *epoch*. *Loss* terbaik tercatat sebesar 0.0142 (*bounding box*), 0.00933 (*segmentasi*), 0.000576 (*deteksi objek*), dan 0.00061 (*prediksi kelas*). Akurasi dihitung dua kali dengan *mAP* 0.98625 (*threshold 0.5*) dan 0.88092.



Gambar 5 Confusion Matrix Model

Hasil *confusion matrix* menunjukkan validasi model dengan 20% data uji dari total dataset. Untuk deteksi objek dan segmentasi, ditambahkan dua kelas tambahan: ‘background’ untuk area di luar objek relevan dan ‘none’ untuk menunjukkan ketiadaan objek tertentu dalam citra.

Evaluasi *confusion matrix* mencatat bahwa kelas ‘chili’ memiliki *True Positive* (TP) 0.99 dan *True Negative* (TN) 0.01, dengan kesalahan prediksi ke kelas ‘leaf’. Sementara itu, kelas ‘leaf’ memiliki TP 0.97 dan TN 0.03, dengan kesalahan prediksi ke kelas ‘background’.



Gambar 6 Hasil F1 Score, precision, recall

Hasil prediksi menunjukkan nilai *precision* 0.97915 dan *recall* 0.964, seperti yang terlihat pada Gambar 4 (a). *F1 score* berkisar antara 0.97 hingga 0.634, menunjukkan performa model yang baik. Grafik *F1 score confidence* di Gambar 4 (b) menunjukkan perbandingan prediksi antar kelas dengan nilai *F1 score* yang relatif seimbang.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan implementasi metode penelitian dan hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa dataset

YOLO v7 untuk segmentasi tanaman cabai yang dibangun dengan variasi seimbang mampu mendeteksi dengan baik daun dan buah cabai. Hal ini tercermin dari nilai *loss* terbaik yang diperoleh, yaitu 0.0142 untuk *bounding box*, 0.00933 untuk segmentasi, 0.000576 untuk deteksi objek, dan 0.00061 untuk prediksi kelas, yang menunjukkan akurasi tinggi dalam identifikasi objek. Dengan akurasi *mAP threshold* 0.5 sebesar 0.98625 dan *mAP threshold* 0.88092, model ini sangat efektif dalam melakukan segmentasi citra daun dan buah cabai.

Keberhasilan segmentasi ini berpotensi untuk digunakan dalam estimasi panen, karena dapat menghitung jumlah dan ukuran buah cabai dengan presisi yang tinggi, membantu petani dalam memprediksi hasil panen secara lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Y. Bismo Utomo, D. Efytra Yuliana, D. Erwanto, and I. Kadiri -Kediri, “PEMETAAN LOKASI DESTINASI WISATA KOTA KEDIRI BERBASIS SISTEM INFORMASI GEOGRAFIS,” *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 10, no. 2, 2024, Accessed: Mar. 25, 2024. [Online]. Available: <https://jurnal.polinema.ac.id/index.php/jip/article/view/4736>

[2] Abas, S. M., Abdulazeez, A. M., & Zeebaree, D. Q. (2022). A YOLO and Convolutional Neural Network for the Detection and Classification of Leukocytes in Leukemia. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 25(1), 200. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v25.i1.pp200-213>

[3] Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv:2004.10934. <http://arxiv.org/abs/2004.10934>

[4] Couturier, R., Noura, H. N., Salman, O., & Sider, A. (2021). A Deep Learning Object Detection Method for an Efficient Clusters Initialization. arXiv:2104.13634. <http://arxiv.org/abs/2104.13634>

[5] Farid, M., & Subekti, N. A. (2012). Tinjauan Terhadap Produksi, Konsumsi, Distribusi, dan Dinamika Harga Cabe di Indonesia. Pusat Kebijakan Perdagangan Dalam Negeri, 24.

- [6] Gai, R., Chen, N., & Yuan, H. (2021). A Detection Algorithm for Cherry Fruits Based on the Improved YOLO-v4 Model. *Neural Computing and Applications*.
<https://doi.org/10.1007/s00521-021-06029-z>
- [7] Hang, Zhang, Chen, Zhang, & Wang. (2019). Classification of Plant Leaf Diseases Based on Improved Convolutional Neural Network. *Sensors*, 19(19), 4161.
<https://doi.org/10.3390/s19194161>
- [8] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
<https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [9] LeCun, Y., Bengio, Y., & Laboratories, T. B. (n.d.). Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series. 15.
- [10] Li, C., Li, L., Jiang, H., Weng, K., Geng, Y., Li, L., Ke, Z., Li, Q., Cheng, M., Nie, W., Li, Y., Zhang, B., Liang, Y., Zhou, L., Xu, X., Chu, X., Wei, X., & Wei, X. (2022). YOLOv6: A Single-Stage Object Detection Framework for Industrial Applications. arXiv:2209.02976.
<http://arxiv.org/abs/2209.02976>
- [11] Li, D., Wang, R., Xie, C., Liu, L., Zhang, J., Li, R., Wang, F., Zhou, M., & Liu, W. (2020). A Recognition Method for Rice Plant Diseases and Pests Video Detection Based on Deep Convolutional Neural Network. *Sensors*, 20(3), 578.
<https://doi.org/10.3390/s20030578>
- [12] Meilin, A. (2014). Hama dan Penyakit pada Tanaman Cabai Serta Pengendaliannya. *Balai Pengkajian Teknologi Pertanian Jambi*, 26.
- [13] Mohamed, E., Shaker, A., El-Sallab, A., & Hadhoud, M. (2021). INSTA-YOLO: Real-Time Instance Segmentation. arXiv:2102.06777.
<http://arxiv.org/abs/2102.06777>
- [14] Naully, D. (2020). Fluktuasi dan Disparitas Harga Cabai di Indonesia. *Jurnal Agrosains dan Teknologi*, 14.
- [15] Reddy, M. P. (2021). Mulberry Leaf Disease Detection Using YOLO. 7.
- [16] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. arXiv:1506.02640.
<http://arxiv.org/abs/1506.02640>
- [17] Redmon, J., & Farhadi, A. (2016). YOLO9000: Better, Faster, Stronger. arXiv:1612.08242.
<http://arxiv.org/abs/1612.08242>
- [18] Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv:1804.02767.
<http://arxiv.org/abs/1804.02767>
- [19] Son, C.-H. (2021). Leaf Spot Attention Networks Based on Spot Feature Encoding for Leaf Disease Identification and Detection. *Applied Sciences*, 11(17), 7960.
<https://doi.org/10.3390/app11177960>
- [20] Tan, C., Sun, F., Kong, T., Zhang, W., Yang, C., & Liu, C. (2018). A Survey on Deep Transfer Learning. arXiv:1808.01974.
<http://arxiv.org/abs/1808.01974>
- [21] Tan, M., & Le, Q. V. (2021). EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training. arXiv:2104.00298.
<http://arxiv.org/abs/2104.00298>
- [22] Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H.-Y. M. (2022). YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. arXiv:2207.02696.
<http://arxiv.org/abs/2207.02696>
- [23] Zikra, F., Usman, K., & Patmasari, R. (2021). Deteksi Penyakit Cabai Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Support Vector Machine. 9