

PENDEKATAN DEEP LEARNING HIBRIDA MENGGUNAKAN YOLO V11 DAN CNN UNTUK DETEKSI OBJEK APEL DAN KLASIFIKASI KEMATANGAN REAL TIME

Agung Bayu Sapudin^{1*}, Arief Hermawan²

^{1,2} Jurusan Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta
Jl. Siliwangi, Jombor Lor, Sendangadi, Kec. Mlati, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa
Yogyakarta 55285

*Email: agungbayu0132@gmail.com

Abstrak

Pertanian apel, khususnya di Indonesia, masih menghadapi banyak tantangan karena belum banyak orang yang menggunakan teknologi modern untuk mengetahui tingkat kematangan buah secara langsung di pohon. Hal ini sangat penting karena waktu panen yang tepat bergantung pada informasi tersebut. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini bertujuan membuat sistem yang bisa mendekripsi dan mengklasifikasikan tingkat kematangan apel secara langsung di pohon dengan menggunakan pendekatan deep learning yang digabungkan. Kami menggabungkan dua algoritma, yaitu YOLOv11 yang digunakan untuk mendekripsi apel secara cepat, dan Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan untuk mengklasifikasikan apel tersebut menjadi matang atau mentah. Penggunaan model ini dirancang agar bisa memberikan hasil yang lebih baik karena masing-masing model memiliki peran yang berbeda dan saling melengkapi. Sistem yang kami kembangkan berupa aplikasi berbasis website. Model ini dilatih menggunakan dataset yang lengkap, yaitu 1000 gambar pohon apel untuk melatih YOLOv11 dan 1000 gambar apel (matang dan mentah) untuk melatih CNN. Hasil dari sistem ini sangat baik, dengan akurasi klasifikasi kematangan mencapai 99%. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa sistem hibrida ini memiliki potensi besar untuk menjadi solusi nyata dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam menentukan waktu panen, sehingga bisa membantu dalam modernisasi sektor pertanian apel.

Kata kunci: Deteksi Object, YOLO V11, Convolutional Neural Network (CNN), deep learning, klasifikasi apel

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu konsumen apel terbesar di Asia Tenggara, dengan tingkat konsumsi apel yang tinggi baik dalam bentuk olahan maupun buah segar (Isaskar & Perwitasari, 2021). Meskipun permintaan sangat besar, Indonesia masih menghadapi ketergantungan yang signifikan terhadap impor apel. Pada tahun 2018, nilai impor apel dan pir mencapai USD 528,7 juta, yang menunjukkan ketergantungan besar pada rantai pasok luar negeri. Dengan rata-rata konsumsi per kapita sekitar 0,022 kg apel per minggu baik di wilayah perkotaan maupun pedesaan(CEIC Data, 2018).

Tingginya ketergantungan terhadap apel impor dapat disebabkan oleh ketidakmampuan sektor pertanian lokal untuk memenuhi kebutuhan pasar, serta produksi apel lokal masih belum optimal, dipengaruhi oleh praktik pengelolaan lahan yang kurang memadai serta keterbatasan adopsi teknologi pertanian modern di kalangan petani apel(Samudra dkk, 2021). Berbagai studi menunjukkan bahwa integrasi teknologi pertanian cerdas, seperti *Internet of Things (IoT)* dan *Artificial Intelligence (AI)*, dapat meningkatkan produktivitas dan keberlanjutan pertanian secara signifikan (Putri Primandasari dkk., 2023). Peningkatan pengelolaan lahan dan pemanfaatan teknologi modern dapat meningkatkan efisiensi produksi, khususnya dalam hal efisiensi waktu pada proses pra-panen maupun pasca-panen(Aijaz dkk, 2025).

Faktor lingkungan juga berperan penting dalam produksi apel. Kondisi cuaca ekstrem, seperti curah hujan berlebih, sering menyebabkan gagal panen dan serangan hama yang menurunkan kualitas apel (Čirjak dkk, 2022). Waktu panen menjadi aspek krusial, namun banyak petani masih mengandalkan perkiraan subjektif alih-alih pendekatan berbasis data, sehingga tidak jarang buah membusuk di pohon sebelum dipanen (Li dkk, 2024). Hal ini menegaskan perlunya intervensi teknologi untuk mendukung penentuan waktu panen yang lebih akurat (Dhanya dkk, 2022).

Kemajuan terbaru dalam *computer vision* dan *deep learning* telah membuka peluang baru dalam pemantauan pertanian (Dhanya dkk, 2022). Namun, masih terdapat kekurangan penelitian yang berfokus pada deteksi objek secara langsung untuk menentukan tingkat kematangan buah. Teknologi seperti *You Only Look Once versi 11 (YOLOv11)* dan *Convolutional Neural Networks (CNN)* menawarkan solusi yang menjanjikan (Ma dkk, 2024). *YOLOv11*, khususnya, unggul dalam deteksi objek secara real-time dengan tingkat akurasi tinggi, sehingga sangat sesuai untuk mengidentifikasi apel matang. Model berbasis *CNN* juga terbukti efektif dalam klasifikasi buah dan deteksi cacat (Salka dkk, 2025).

Penelitian yang hampir serupa yang melakukan penelitian mengenai sistem untuk mendeteksi antara apel busuk dan apel segar dengan menggunakan *You Only Look Once Version 5 (YOLO V5)* dengan menghasilkan akurasi sebesar 84%. Menurutnya melakukan pengambilan data dengan berbagai sudut dapat menambahkan hasil akurasi dan juga hitungan area pada gambar mempengaruhi hasil akurasi, karena saat objek bertumpuk atau terpotong dapat mempengaruhi hasil akurasi yang dihasilkan (Wibowo dkk, 2023).

Penelitian pendekatan buah apel menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan menggunakan beberapa layer yang digunakan yaitu *convolutional layer*, *relu layer pooling*, *subsampling layer*, dan *fully connected layer*. Dalam penelitian yang telah dilakukan ini menyatakan bahwa penggunaan layer sangat berpengaruh terhadap hasil akurasi setelah dilakukan pendekatan, dalam penelitian ini hasil akurasi yang dihasilkan adalah 93% dengan data yang digunakan adalah 4.259 data yang didapat dari sumber yaitu platform bernama Kaggle (Agustin dkk, 2023). Selain itu, penggunaan hyperparameter pada penelitian pendekatan buah apel hijau dengan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dapat menjadi pendekatan yang akurat dan efektif, dibuktikan dengan hasil akurasi yang tinggi pada penelitian ini dengan hasil 96.88% dengan menggunakan 400 data citra apel hijau (Setya Nugraha dkk, 2023).

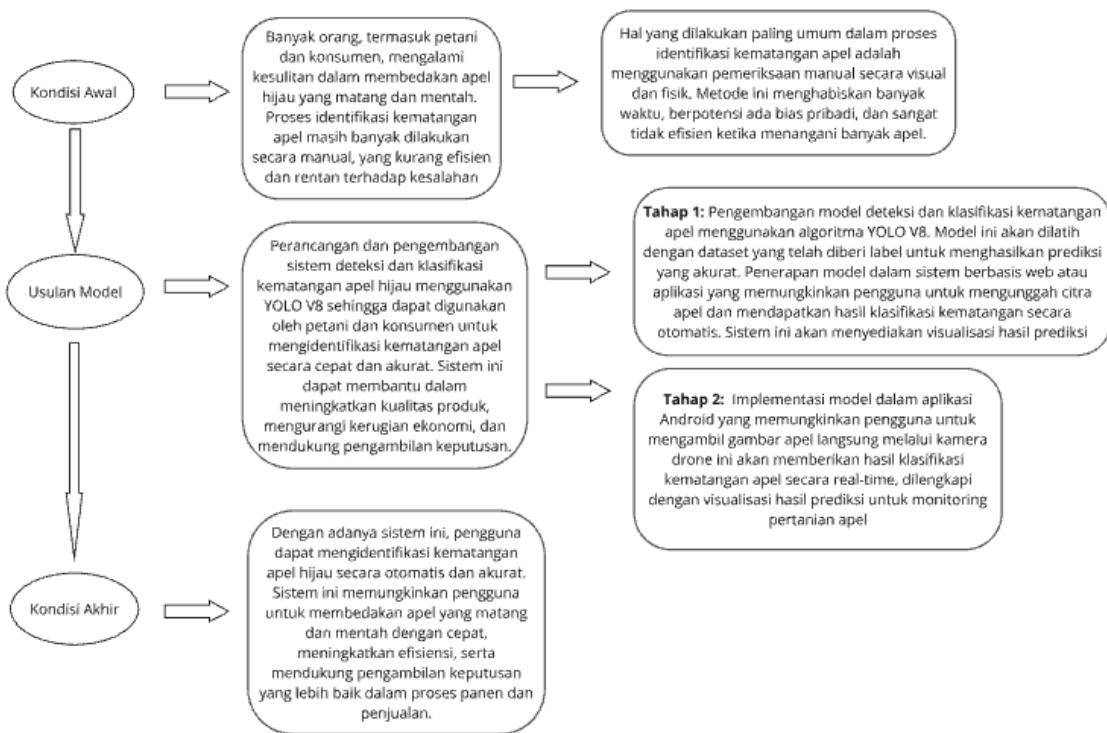
Dalam Penelitian terdahulu tidak menggunakan pendekatan sistem hibrida untuk deteksi apel secara *real-time* dengan menggunakan *Deep Learning* yaitu model *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *YOLO V11*, serta pada penelitian terdahulu akurasi model yang digunakan dapat di tingkatkan dari hasil penelitian terdahulu. Sehingga penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan *YOLOv11* dan *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam identifikasi tingkat kematangan apel, dengan harapan dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses deteksi. Melalui algoritme ini, sistem dapat memproses citra secara *real-time*, sehingga petani dapat langsung mengetahui apel mana yang siap dipanen. Pendekatan ini diharapkan mampu mengurangi risiko gagal panen sekaligus meningkatkan produktivitas kebun apel.

2. METODOLOGI

2.1. Kerangka Penelitian

Penelitian ini dengan menggunakan Algoritma *YOLO V11* digunakan oleh sistem deteksi kemarang buah apel untuk melakukan klasifikasi secara *real-time*, berikut adalah kerangka penelitian pada gambar 1.

Pada gambar 1 merupakan tahapan kerangka penelitian yang dilakukan. Dengan menentukan kondisi awal, yaitu rumusan masalah yang menyebabkan penelitian ini ada, dan juga usulan model yang bertujuan untuk membangun sistem agar permasalahan yang diangkat bisa diselesaikan, serta kondisi akhir merupakan Kesimpulan yang akan dihasilkan Ketika penelitian ini berhasil dilakukan.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

2.2. Data Penelitian

Alat yang dibutuhkan untuk melakukan pengambilan data dibutuhkan sebuah drone berkamera, digunakan untuk melakukan pengambilan data lewat gambar, dalam penelitian ini data yang diambil adalah lewat video, alat yang dibutuhkan pada Gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2. Drone E88/E99 4K HD Dual Camera

Penelitian yang dilakukan ini menggunakan data citra apel dengan jenis apel hijau yang banyak dibudidayakan di Indonesia khususnya kota Malang pengambilan menggunakan drone. Jumlah banyaknya data digunakan dalam penelitian yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah Data Apel

Jenis	Jumlah	Model
Apel hijau matang	500	CNN
Apel hijau mentah	500	CNN
Pohon apel	1000	YOLO V11

Pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa penggunaan data sebesar 1000 data citra apel yang sudah dilakukan anotasi untuk model *YOLO V11*, 1000 data citra apel yang digunakan untuk model *CNN* yang sudah dilakukan kasifikasi, dari klasifikasi ini adalah membedakan apel matang dan apel mentah dengan masing-masing jumlahnya adalah 500 data gambar. Untuk apel matang sendiri memiliki warna hijau pekat dan juga warna merah yang tidak terlalu dominan, jika apel belum matang apel berwarna hijau muda penuh tanpa adanya warna merah. Berikut adalah sample data yang digunakan untuk penelitian pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Gambar 3. Citra pohon apel berbuah

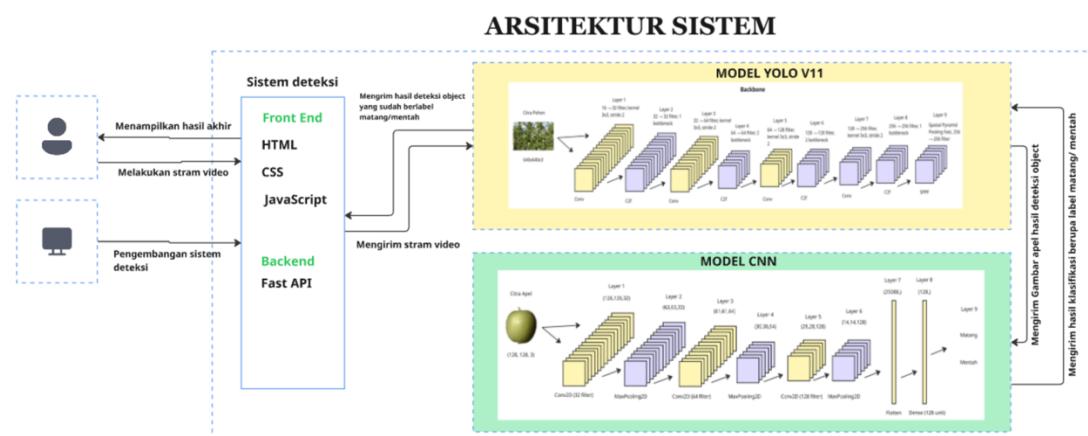


Gambar 4. Citra apel matang dan mentah

Dapat dilihat bahwa pada Gambar 2 digunakan untuk model *YOLO V11* yang dilakukan dengan pelatihan model dengan mengenali anotasi yang sudah dilakukan pada pohon apel, anotasi ini dilakukan dengan menggunakan Roboflow platform gratis untuk melakukan pelabelan data. Selain itu, pada Gambar 3 adalah sample untuk pelatihan model *CNN* dengan apel matang dan apel mentah.

2.3. Rancangan Sistem

Pada penelitian ini perancangan sistem dilakukan dengan melihat pengguna, sistem yang digunakan, model yang dihasilkan. Pada perancangan sistem ini bertujuan untuk menjelaskan bagaimana sistem itu akan berjalan untuk melakukan deteksi buah apel secara *real-time*. Berikut adalah gambar arsitektur model pada gambar 5.



Gambar 5. Arsitektur Model

Pada Gambar 5 memiliki alur sistem sebagai berikut untuk melakukan deteksi secara real-time:

1. Pengguna melakukan pengiriman citra apel melalui video.
2. Sistem deteksi melakukan ekstraksi feature, dan mengirimnya ke dalam model *YOLO V11*
3. Model *YOLO V11* melakukan deteksi buah apel dan mengirim gambarnya ke model *CNN*
4. Model *CNN* melakukan deteksi terhadap citra apel dan menghasilkan klasifikasi, dan mengirimkan hasilnya ke dalam sistem deteksi.
5. Sistem deteksi mengirimkan hasil klasifikasi ke model *CNN* untuk labeling dan ditampilkan kepada pengguna.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari penelitian yang dilakukan sisem yang dibangun menggunakan model hibrida dengan implementasikan model *YOLO V11* dan model *CNN* bekerja cukup baik. Berikut adalah hasil pengujian yang sudah dilakukan pada kedua model.

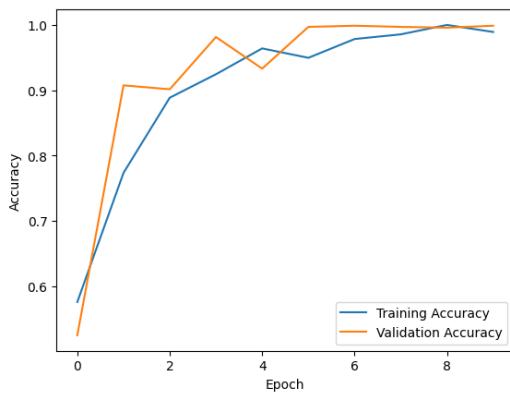
1. Model CNN

Berikut adalah hasil yang dilakukan pelatihan model *CNN* untuk melakukan klasifikasi buah apel matang atau mentah pada Tabel 2.

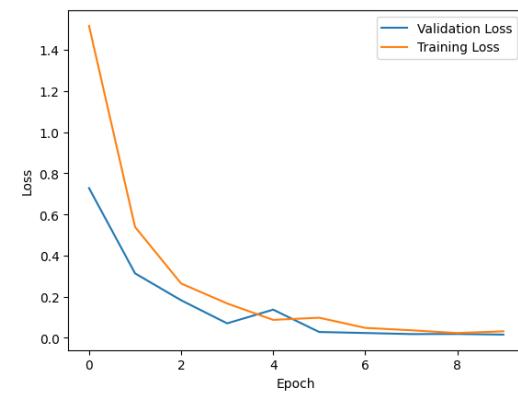
Tabel 2. Uji Coba Pelatihan Model CNN

No	Arsitektur	Split Data	Lr	Loss	Akurasi
1	Sequential	70:30	0.00001	0.0178	99.77%
2	RestNet50	70:30	0.00001	0.8520	62.45%
3	Sequential	80:20	0.00001	0.0360	99.60%
4	RestNet50	80:20	0.00001	0.7100	58.15%
5	Sequential	90:10	0.00001	0.0270	99.50%
6	RestNet50	90:10	0.00001	0.6992	54.56%

Pada Tabel 2. Dapat dilihat bahwa telah dilakukannya uji coba dengan menggunakan 2 arsitektur berbeda yaitu *Sequential* dan *RestNet50*, Dengan menggunakan metode pembagian data 70%:30%, 80%:20%, 90%:10%. Selain itu dalam pelatihan model menggunakan *optimizer Adam* dan *Learning rate* 0.00001 untuk semua arsitektur. Dan terbukti bahwa hasil yang terbaik adalah No 1 dengan penggunaan arsitektur *Sequential* dengan pembagian data 70%:30% mengakurasi 99.77% dan Loss sebesar 0.0178. Dengan menghasilkan grafik akurasi dan grafik *loss* sebagai berikut pada Gambar 6 Dan Gambar 7.



Gambar 6. Grafik akurasi



Gambar 7. Grafik Loss

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa nilai akurasi pelatihan dan akurasi validasi mengalami peningkatan signifikan pada beberapa *epoch* awal, kemudian cenderung stabil mendekati 100%. Hal ini menunjukan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik tanpa terjadi

overfitting yang signifikan, karena akutasi validasi memiliki tren yang sejalan dengan akurasi pelatihan.

2. Model YOLO V11

Berikut adalah hasil dilakukan pelatihan model *YOLO V11* pada data citra pohon apel berbuah untuk mengenali object apel secara realtime. Model dilatih menggunakan model bawaan yang dilatih kembali dengan menggunakan data baru sesuai yang dibutuhkan. Hasil pelatihan dapat dilihat pada Table 3.

Tabel 3. Uji Coba Pelatihan Model YOLO V11

No	Model	epoch	Box Loss	Class Loss
1	YOLO V11	1	2.006	2.500
2	YOLO V11	5	0.952	0.920
3	YOLO V11	7	0.697	0.640
4	YOLO V11	10	0.580	0.520

Dapat Dilihat bahwa pada table 3. Menampilkan hasil yang bagus Ketika pelatihan menggunakan epoch 10 dengan menghasilkan 0.590 kelas *loss* dan 0.597 *Box Loss*. Dengan demikian artinya model dapat mengenali objek dengan baik.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan kombinasi model *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *YOLO V11* mampu memberikan hasil deteksi dan klasifikasi yang akurat. Model *YOLO V11* digunakan untuk melakukan deteksi objek serta menentukan lokasi dan bounding box pada buah apel, kemudian hasil deteksi tersebut diklasifikasikan oleh model *Convolutional Neural Network(CNN)* untuk menentukan kategori apel matang atau mentah. Berdasarkan proses pelatihan dan validasi, model *Convolutional Neural Network(CNN)* memperoleh akurasi sebesar 99,8% dengan menggunakan 1500 data apel matang dan 1500 data apel mentah, sedangkan model *YOLO V11* yang dilatih menggunakan 2000 data beranotasi mencapai akurasi sebesar 88%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu melakukan deteksi objek secara real-time dengan tingkat akurasi yang tinggi, serta dapat membuktikan bahwa model yang digunakan efektif untuk mendukung tujuan penelitian.

Penelitian yang dilakukan di masa mendatang dapat memperkaya dataset dengan menggunakan data yang lebih banyak dan gambar yang memiliki berbagai kondisi pencahayaan gambar, karena data yang digunakan pada penelitian ini diambil pada waktu siang hari dengan kondisi pencahayaan yang terang. Selain itu, penelitian di masa depan juga dapat menerapkannya pada sistem deteksi produktivitas apel atau sistem panen apel otomatis, dengan menerapkan sistem *Drone* dan *Internet of Things (IoT)*, untuk menghasilkan sistem yang dapat diterapkan secara langsung pada pertanian agar meningkatkan produktivitas kebun apel.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustin, D. C., Rosid, M. A., & Ariyanti, N. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Kesegaran Pada Apel. *Jurnal Fasilkom*, 13(02), 145–150. <https://doi.org/10.37859/jf.v13i02.5175>
- Aijaz, N., Lan, H., Raza, T., Yaqub, M., Iqbal, R., & Pathan, M. S. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Advancing crop productivity and sustainability. *Journal of Agriculture and Food Research*, 20, 101762. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2025.101762>
- CEIC Data. (2018, October 15). *Indonesia average weekly consumption per capita: Fruits: Apple*. <Https://Www.Ceicdata.Com/En/Indonesia/Average-Weekly-Consumption-per-Capita/Average-Weekly-Consumption-per-Capita-Fruits-Apple>.
- Čirjak, D., Miklečić, I., Lemić, D., Kos, T., & Pajač Živković, I. (2022). Automatic Pest Monitoring Systems in Apple Production under Changing Climatic Conditions. *Horticulturae*, 8(6), 520. <https://doi.org/10.3390/horticulturae8060520>

- Dhanya, V. G., Subeesh, A., Kushwaha, N. L., Vishwakarma, D. K., Nagesh Kumar, T., Ritika, G., & Singh, A. N. (2022). Deep learning based computer vision approaches for smart agricultural applications. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 6, 211–229. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2022.09.007>
- Isaskar, R., & Perwitasari, H. (2021). Consumer Preference for Local Apples Malang and Imported Apples during the Pandemic. *E3S Web of Conferences*, 316, 01009. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202131601009>
- Li, W., Liu, Z., Wang, H., Zheng, Y., Zhou, Q., Duan, L., Tang, Y., Jiang, Y., Li, X., & Jiang, Y. (2024). Harvest maturity stage affects watercore dissipation and postharvest quality deterioration of watercore “Fuji” apples. *Postharvest Biology and Technology*, 210, 112736. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2023.112736>
- Ma, B., Hua, Z., Wen, Y., Deng, H., Zhao, Y., Pu, L., & Song, H. (2024). Using an improved lightweight YOLOv8 model for real-time detection of multi-stage apple fruit in complex orchard environments. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 11, 70–82. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2024.02.001>
- Putri Primandasari, E., Susilo, A., Umam Al Awwaly, K., Cahyati, M., & Masyithoh, D. (2023). Evaluation On Antioxidant Activity And Active Components Of Trigona Itama Propolis Extract And Its Potential As Sars-Cov2 Infection Inhibitors. *Jurnal Teknologi Pertanian*, 24(2), 127–136. <https://doi.org/10.21776/ub.jtp.2023.024.02.6>
- Salka, T. D., Hanafi, M. B., Rahman, S. M. S. A. A., Zulperi, D. B. M., & Omar, Z. (2025). Plant leaf disease detection and classification using convolution neural networks model: a review. *Artificial Intelligence Review*, 58(10), 322. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11234-6>
- Samudra, F. B., Sitorus, S. R. P., Santosa, E., Santosa, M., & Santosa, M. (2021). Sustainability Of Apple Production In The Tropics Using Land Rent Analysis In Batu City Indonesia. *Plant Archives*, 21(2). <Https://Doi.Org/10.51470/Plantarchives.2021.v21.no2.035>
- Setya Nugraha, R., & Hermawan, A. (2023). Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Buah Apel Hijau. *Jurnal Mnemonic*, 6(2), 149–156. <https://doi.org/10.36040/mnemonic.v6i2.6730>
- Wibowo, A., Lusiana, L., & Dewi, T. K. (2023). Implementasi Algoritma Deep Learning You Only Look Once (YOLOv5) Untuk Deteksi Buah Segar Dan Busuk. *Paspalum: Jurnal Ilmiah Pertanian*, 11(1), 123. <https://doi.org/10.35138/paspalum.v11i1.489>