



FORM PENGAJUAN JUDUL



Nama : Ahmad Ghalib Athariq

NIM : 211401096

Judul diajukan oleh* : ☒ Dosen
☒ Mahasiswa

Bidang Ilmu : *Computer Vision, Image Processing*

Uji Kelayakan Judul** : ☐ Diterima ☐ Ditolak

Hasil Uji Kelayakan Judul :

Dosen Pembimbing I:
Pauzi Ibrahim Nainggolan, S.Kom., M.Sc

Dosen Pembimbing II:
Seniman, S.Kom, M.Kom

Medan, 22 Januari 2025

Ka. Laboratorium Penelitian,

* Centang salah satu atau keduanya
** Pilih salah satu



RINGKASAN JUDUL YANG DIAJUKAN

Judul / Topik Skripsi	Pengukuran tingkat pertumbuhan pada tanaman cabai (<i>Capsicum annuum</i>) menggunakan YOLOv11 dengan pendekatan <i>image fusion</i> RGB-D untuk mendukung <i>precision agriculture</i> .
Latar Belakang dan Penelitian Terdahulu	<p>Peningkatan kebutuhan pangan global di tengah menyusutnya lahan pertanian mendorong pengembangan sistem pertanian modern, termasuk akuaponik, yang menawarkan solusi berkelanjutan untuk menjawab tantangan tersebut (Beacham et al., 2019; Dsouza et al., 2023). Akuaponik adalah sistem pertanian yang menggabungkan akuakultur (budidaya ikan) dengan hidroponik (budidaya tanaman tanpa tanah). Salah satu pendekatan utama dalam pertanian modern adalah <i>precision agriculture</i> atau <i>precision farming</i> (PF), yang mengintegrasikan teknologi dan analisis data untuk mendukung pengambilan keputusan dalam mengoptimalkan produksi pertanian (Sharma et al., 2021).</p> <p>Seiring dengan meningkatnya kesiapan implementasi pertanian modern di Indonesia (Santoso et al., 2024), tanaman cabai (<i>Capsicum annuum</i>) menjadi salah satu komoditas hortikultura dengan potensi bisnis yang signifikan. Pada tahun 2023, nilai ekspor cabai mencapai 22 juta USD, dengan Sumatera Utara menjadi provinsi luar Jawa yang memberikan kontribusi terbesar dalam produksi komoditas ini (Badan Pusat Statistik, 2024). Dibandingkan dengan tanaman hortikultura lainnya, seperti kedelai yang belum menunjukkan peningkatan produksi yang signifikan di dalam negeri (Harnowo et al., 2024), penerapan <i>precision farming</i> pada cabai dinilai lebih layak dan menguntungkan. Selain itu, cabai juga telah berhasil dibudidayakan dalam sistem akuaponik maupun hidroponik (Pramudita et al., 2022; Schneider et al., 2024).</p> <p>Melalui analisis morfologi tanaman, petani atau pemangku kepentingan dapat mengambil keputusan berbasis data, misalnya dalam menyesuaikan pemberian nutrisi atau mengoptimalkan kondisi lingkungan. Pendekatan ini memungkinkan peningkatan hasil panen secara signifikan sekaligus meminimalkan risiko kerugian (Hu et al., 2023; Li et al., 2020). Akan tetapi, pengukuran visual karakteristik pertumbuhan tanaman secara manual memakan waktu lama dan rentan terhadap kesalahan. Untuk mengatasi keterbatasan ini, berbagai penelitian telah mengembangkan teknik <i>computer vision</i> untuk mengotomasi proses tersebut (Li et al., 2020).</p> <p>Tren terbaru dalam bidang ini adalah penggunaan pencitraan <i>multi-modal</i>, yang tidak hanya memanfaatkan pencitraan RGB, tetapi juga mencakup RGB-depth (citra kedalaman), termal, multispektral dan <i>infrared</i>. Pendekatan ini dirancang untuk menghadapi tantangan lingkungan pertanian yang kompleks dan berciri kepadatan tinggi, sehingga menyulitkan pendeteksian objek. Dalam penelitian ini, teknik pencitraan RGB-depth akan diterapkan pada sistem akuaponik, karena kemampuannya untuk mengintegrasikan informasi warna dan kedalaman, sehingga dapat mendukung estimasi pertumbuhan tanaman yang lebih akurat melalui <i>image fusion</i> (Cho et al., 2023).</p> <p>Model <i>deep learning</i> seperti You Only Look Once (YOLO) (Redmon et al., 2015) telah menunjukkan keunggulannya dalam berbagai tugas pendeteksian tanaman. Studi oleh Paul et al. (2024) menunjukkan bahwa YOLOv8 unggul dalam mendeteksi dan segmentasi buah cabai beserta cirinya dibandingkan dengan teknik <i>convolutional neural networks</i> lainnya maupun versi YOLO sebelumnya. Selain itu,</p>



pendekatan *dual-modality* yang menggabungkan pencitraan RGB dan termal juga terbukti meningkatkan akurasi YOLOv3 dalam mendeteksi buah cabai, mengungguli model Mask R-CNN dalam skenario serupa (Hespeler et al., 2021). Dalam konteks pemanenan presisi berbasis robotika pada sistem hidroponik, YOLOv8 telah berhasil digunakan untuk mendeteksi, melokalisasi, dan mengestimasi tingkat kematangan buah tomat dengan akurasi 90–96% (Khan et al., 2024). Di sisi lain, integrasi YOLOv5 dengan algoritma RANSAC-LM untuk pemetikan buah menggunakan *end effector* robotik menunjukkan keunggulan dalam mengestimasi pose buah jeruk secara *real-time* di lingkungan perkebunan yang kompleks (Zhang et al., 2025).

Selain untuk deteksi buah, YOLOv8 juga telah diterapkan untuk memantau pertumbuhan tanaman cabai dalam sistem hidroponik. Schneider et al. (2024) menunjukkan bahwa YOLOv8 dapat mengenali tiga tahap pertumbuhan tanaman cabai—diantaranya: tumbuh, berbunga, dan berbuah—dengan akurasi yang lebih tinggi pada dataset multi-sudut pandang. Sebagai perbandingan, Gupta et al. (2022) menggunakan teknik *image thresholding* sederhana untuk mengukur lebar dan tinggi kanopi tanaman cabai dari sudut samping. Penelitian lebih lanjut oleh Cho et al. (2023) dan Hu et al. (2023) menggunakan pendeteksian objek berbasis YOLO untuk mendeteksi *region of interest* yang kemudian dijadikan sebagai acuan untuk mengukur morfologi batang dengan teknik pengolahan citra. Penelitian mereka menunjukkan bahwa penggabungan kedua metode ini dapat menghasilkan sistem estimasi parameter pertumbuhan tanaman cabai yang lebih tangguh dan adaptif terhadap berbagai kondisi lingkungan.

Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya hanya berfokus pada sistem *smart farm* berbasis tomat (Cho et al., 2023; Qi et al., 2024) atau pada kebun cabai konvensional (Gupta et al., 2022). Selain itu, aplikasi pendeteksian objek untuk pertanian umumnya berfokus pada keperluan pemanenan (Hespeler et al., 2021; Meng et al., 2025; Zhang et al., 2025) atau estimasi kematangan buah, seperti apel dan jeruk (Ma et al., 2024; Sun et al., 2022). Sementara itu, pengukuran panjang ruas batang tanaman oleh Hu et al. (2023) hanya menghasilkan jarak piksel antar nodus batang. Dataset publik yang tersedia juga cenderung terbatas pada deteksi penyakit daun atau anak benih (Hossain et al., 2024; Sun et al., 2022). Dengan demikian, terdapat celah penelitian dalam mengestimasi pertumbuhan tanaman cabai, khususnya dalam sistem akuaponik, yang memerlukan perhatian lebih lanjut.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengukuran parameter pertumbuhan tanaman cabai dalam akuaponik berbasis pencitraan RGB-D dan model YOLO secara real-time. Sistem ini dirancang untuk mengekstraksi dua parameter pertumbuhan, yaitu panjang ruas batang dan lebar batang, yang merupakan indikator penting dalam analisis kesehatan dan produktivitas tanaman. Dengan hadirnya YOLOv11, yang menawarkan pembaruan arsitektur model untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan deteksi (Khanam & Hussain, 2024), penelitian ini akan mengevaluasi performa YOLOv11 serta membandingkannya dengan hasil penelitian sebelumnya. Pada tahap akhir, sistem akan diimplementasikan pada perangkat *embedded* sebagai bagian dari pengembangan teknologi *edge AI* yang efisien.



Rumusan Masalah	<ol style="list-style-type: none">1. Bagaimana mengembangkan sistem yang mampu secara otomatis mengekstraksi parameter pertumbuhan tanaman cabai, yaitu: panjang ruas dan lebar batang dengan implementasi pada perangkat <i>edge AI</i> untuk mendukung teknologi <i>precision agriculture</i>.2. Bagaimana performa YOLOv11 dengan integrasi mekanisme <i>spatial attention</i> dibandingkan dengan model deteksi lainnya dalam konteks pengukuran parameter pertumbuhan tanaman cabai?3. Seberapa besar tingkat kesalahan (<i>error rate</i>) yang dihasilkan oleh sistem pengukuran otomatis dibandingkan dengan metode pengukuran manual?
Metodologi	<p>1. Pengumpulan Data</p> <p>Pada tahap ini data dikumpulkan dengan dua metode: pengukuran manual dan pengambilan citra digital. Pengukuran manual dilakukan dengan alat pengukur batang tanaman untuk memastikan keakuratan data, sementara citra batang tanaman cabai diambil dengan kamera yang memiliki kemampuan pencitraan kedalaman (<i>depth</i>). Pengumpulan data ini dilakukan pada kebun cabai akuaponik. Data yang terkumpul mencakup citra warna dan kedalaman (RGB-D) serta hasil pengukuran manual untuk digunakan sebagai data pembanding dalam evaluasi model.</p> <p>2. Pengolahan Data</p> <p>Pada tahap ini, citra yang dikumpulkan akan melalui proses <i>preprocessing</i> untuk meningkatkan kualitas gambar, serta <i>augmentasi</i> untuk meningkatkan keberagaman data dan melakukan fusi citra RGB dengan <i>depth</i> untuk meningkatkan akurasi deteksi model sebelum diterapkan pada teknologi YOLOv11.</p> <p>3. Pengembangan Model</p> <p>Pengembangan model dilakukan dengan melatih YOLOv11 untuk mendeteksi titik cabang berdasarkan dataset yang sudah diolah dan dilabeli secara manual.</p> <p>4. Evaluasi dan Pengujian Model</p> <p>Setelah model dilatih, dilakukan uji coba untuk mengukur performa model dalam mendeteksi dan menghitung parameter pertumbuhan tanaman dari gambar dengan menggunakan <i>image processing</i>. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil pengukuran model dengan pengukuran manual, menggunakan metrik seperti Root-mean-square deviation (RMSE) untuk menilai akurasi estimasi, metrik Precision, Recall dan F1-Score digunakan untuk mengevaluasi akurasi deteksi lengan atas dan Intersection over Union (IoU) untuk menilai kesesuaian bounding box yang telah dihasilkan oleh model.</p> <p>5. Implementasi</p> <p>Sistem akan diimplementasikan pada perangkat <i>edge AI</i> yang terintegrasi dengan <i>robotic arm</i>, menggunakan <i>sensor depth</i> untuk mengakuisisi citra RGB-D serta platform <i>embedded</i> untuk memproses data secara lokal. Implementasi ini diharapkan mampu mendukung pengembangan teknologi dan penerapan teknik pertanian cerdas, sehingga meningkatkan efisiensi, akurasi, dan keberlanjutan dalam pengelolaan sistem pertanian modern.</p>



KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Universitas No. 9A Kampus USU, Medan 20155

el/Fax: 061 8228048, e-mail: fasilkomti@usu.ac.id, laman: <http://fasilkom-ti.usu.ac.id>


Referensi

- Beacham, A. M., Vickers, L. H., & Monaghan, J. M. (2019). Vertical farming: a summary of approaches to growing skywards. In *Journal of Horticultural Science and Biotechnology* (Vol. 94, Issue 3, pp. 277–283). Taylor and Francis Ltd. <https://doi.org/10.1080/14620316.2019.1574214>
- Cho, S., Kim, T., Jung, D. H., Park, S. H., Na, Y., Ihn, Y. S., & Kim, K. G. (2023). Plant growth information measurement based on object detection and image fusion using a smart farm robot. *Computers and Electronics in Agriculture*, 207. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107703>
- Dsouza, A., Newman, L., Graham, T., & Fraser, E. D. G. (2023). Exploring the landscape of controlled environment agriculture research: A systematic scoping review of trends and topics. In *Agricultural Systems* (Vol. 209). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2023.103673>
- Gupta, C., Tewari, V. K., Machavaram, R., & Shrivastava, P. (2022). An image processing approach for measurement of chili plant height and width under field conditions. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 21(3), 171–179. <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2021.07.007>
- Harnowo, D., Susanto, G. W. A., Bayu, M. S. Y. I., Prayogo, Y., Harsono, A., & Mejaya, I. M. J. (2024). The potential and prospects for the implementation of precision farming for soybean production in Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1312(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1312/1/012014>
- Hespeler, S. C., Nemati, H., & Dehghan-Niri, E. (2021). Non-destructive thermal imaging for object detection via advanced deep learning for robotic inspection and harvesting of chili peppers. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 5, 102–117. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2021.05.003>
- Hossain, M. A., Sakib, S., Abdullah, H. M., & Arman, S. E. (2024). Deep learning for mango leaf disease identification: A vision transformer perspective. *Heliyon*, 10(17). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36361>
- Hu, J., Li, G., Mo, H., Lv, Y., Qian, T., Chen, M., & Lu, S. (2023). Crop Node Detection and Internode Length Estimation Using an Improved YOLOv5 Model. *Agriculture (Switzerland)*, 13(2). <https://doi.org/10.3390/agriculture13020473>
- Khan, H. A., Farooq, U., Saleem, S. R., Rehman, U. ur, Tahir, M. N., Iqbal, T., Cheema, M. J. M., Aslam, M. A., & Hussain, S. (2024). Design and development of machine vision robotic arm for vegetable crops in hydroponics. *Smart Agricultural Technology*, 9. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100628>
- Li, Z., Guo, R., Li, M., Chen, Y., & Li, G. (2020). A review of computer vision technologies for plant phenotyping. In *Computers and Electronics in Agriculture* (Vol. 176). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105672>
- 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>
- Meng, Z., Du, X., Sapkota, R., Ma, Z., & Cheng, H. (2025). YOLOv10-pose and YOLOv9-pose: Real-time strawberry stalk pose detection models. *Computers in Industry*, 165. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2024.104231>
- Paul, A., Machavaram, R., Ambuj, Kumar, D., & Nagar, H. (2024). Smart solutions for capsicum Harvesting: Unleashing the power of YOLO for Detection, Segmentation, growth stage Classification, Counting, and real-time mobile identification. *Computers and Electronics in Agriculture*, 219. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108832>
- Pramudita, B. A., Irfan Falih Mahdika, M., Riyastika Pradnyandari Putri, N. K.,



- Hartaman, A., & Rodiana, I. M. (2022). Monitoring and Controlling System of Chili Aquaponics Cultivation Based on the Internet of Things. *APWiMob 2022 - Proceedings: 2022 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile*. <https://doi.org/10.1109/APWiMob56856.2022.10014320>
- Qi, Z., Hua, W., Zhang, Z., Deng, X., Yuan, T., & Zhang, W. (2024). A novel method for tomato stem diameter measurement based on improved YOLOv8-seg and RGB-D data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 226. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109387>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2015). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. <http://arxiv.org/abs/1506.02640>
- Santoso, A. B., Ulina, E. S., Batubara, S. F., Chairuman, N., Sudarmaji, Indrasari, S. D., Pustika, A. B., Sutrisna, N., Surdianto, Y., Rahmini, Aryati, V., Manurung, E. D., Purba, H. F. P., Senoaji, W., Kotta, N. R. E., Parhusip, D., Widiastuty, Mugiasih, A., & Lumban Tobing, J. M. (2024). Are Indonesian rice farmers ready to adopt precision agricultural technologies? *Precision Agriculture*, 25(4), 2113–2139. <https://doi.org/10.1007/s11119-024-10156-7>
- Schneider, F., Swiatek, J., & Jelali, M. (2024). Detection of Growth Stages of Chilli Plants in a Hydroponic Grower Using Machine Vision and YOLOv8 Deep Learning Algorithms. *Sustainability (Switzerland)*, 16(15). <https://doi.org/10.3390/su16156420>
- Sharma, A., Jain, A., Gupta, P., & Chowdary, V. (2021). Machine Learning Applications for Precision Agriculture: A Comprehensive Review. In *IEEE Access* (Vol. 9, pp. 4843–4873). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3048415>
- Sun, Q., Chai, X., Zeng, Z., Zhou, G., & Sun, T. (2022). Noise-tolerant RGB-D feature fusion network for outdoor fruit detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107034>
- Zhang, G., Li, L., Zhang, Y., Liang, J., & Chun, C. (2025). Citrus pose estimation under complex orchard environment for robotic harvesting. *European Journal of Agronomy*, 162. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2024.127418>

Medan, 22 Januari 2025
Mahasiswa yang mengajukan,


(Ahmad Ghalib Athariq)
NIM. 211401096