

### 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

#### FORM PENGAJUAN JUDUL

Nama

: Sahru Putra Wajih S

NIM

211401026

Judul diajukan oleh\*

V

Dosen

abla

Mahasiswa

Bidang Ilmu

Deep Learning, Image Processing

Uji Kelayakan Judul\*\*

O Diterima

7

) Ditolak

Hasil Uji Kelayakan Judul:

Dosen Pembimbing I:

Dr. Pauzi Ibrahim Nainggolan, S.Kom., M.Sc

Dosen Pembimbing II:

Prof. Drs. Poltak Sihombing M.Kom., Ph.D

Aug .

Medan, 17 Maret 2025

Ka. Laboratorium Penelitian,



#### 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

#### RINGKASAN JUDUL YANG DIAJUKAN

Judul/Topik Skripsi Estimasi Ciri Pertumbuhan Tanaman Selada (Lactuca Sativa) dari Citra RGB-D menggunakan Model U-Net dengan EfficientNetB0 Untuk Mendukung Precision Agriculture.

Latar Belakang dan Penelitian Terdahulu Pertanian presisi merupakan pendekatan modern dalam pertanian yang memanfaatkan teknologi untuk meningkatkan efisiensi dan produktivitas. Salah satu tanaman yang sering dibudidayakan dalam pertanian presisi adalah selada (Lactuca Sativa). Selada merupakan tanaman sayuran yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan permintaan pasar yang besar, baik di pasar domestik maupun internasional. Permintaan selada terus meningkat karena masyarakat semakin peduli terhadap pola hidup sehat dan pola makan yang seimbang. Menurut Abraham et al. (2021), budidaya selada memiliki peluang pasar yang cukup menjanjikan, dilihat dari harga yang terjangkau dan kebutuhan selada, sehingga membuka peluang yang lebih besar bagi petani untuk meningkatkan produksi selada.

Penggunaan citra digital untuk mengukur parameter pertumbuhan tanaman telah menjadi topik penelitian yang berkembang. Pertumbuhan tanaman dapat didefinisikan sebagai proses peningkatan biomassa atau dimensi tanaman (Bakker et al., 1995). Menghubungkan ukuran dan bentuk dengan berat merupakan konsep empiris yang umum di bidang pertanian (Kashiha et al., 2014; Konovalov et al., 2019). Citra RGB-D, yang menggabungkan informasi warna (RGB) dan kedalaman (Depth), menawarkan potensi besar dalam mengidentifikasi dan mengukur karakteristik morfologi tanaman secara lebih detail. Banyak algoritma segmentasi gambar yang dikembangkan untuk melakukan segmentasi daun dan latar belakang tanaman dari gambar RGB atau titik awan 3D, lalu menghitung fitur geometris seperti luas proyeksi daun, volume, dan tinggi tanaman dari data tersegmentasi untuk membangun model regresi bobot segar (Jung et al., 2015; Jiang et al., 2018; Mortensen et al., 2018; Reyes-Yanes et al., 2020). Didorong oleh semakin tersedianya perangkat akuisisi gambar, data RGB-D (Merah, Hijau, Biru -Kedalaman) telah menarik perhatian yang semakin meningkat di bidang pertanian. Sebagai data multi-moda yang umum, gambar RGB-D tidak hanya dapat memberikan informasi warna tetapi juga informasi kedalaman untuk setiap piksel. Dengan kombinasi informasi warna dan kedalaman, ciri geometris target (ukuran, panjang, atau lebar) dapat diukur secara akurat (Fu et al., 2020), yang lebih menguntungkan untuk menggambarkan status pertumbuhan tanaman.

Dalam analisis citra, segmentasi merupakan langkah krusial untuk memisahkan objek utama (tanaman) dari latar belakang. Lin et al. [20] menggunakan U-Net untuk melakukan segmentasi selada dan mengekstrak 10 sifat geometris. Di antara studi yang baru-baru ini diterbitkan di mana teknik DL diterapkan untuk fenotipe tanaman, perlu dicatat bahwa jaringan saraf konvolusional, seperti You Only Look Once (YOLO, juga disebut detektor single-shot) dan U-net, adalah di antara metode yang paling banyak digunakan untuk deteksi dan segmentasi objek (Zhang et al., 2018; Zheng et al., 2019; Ni et al., 2020). Model U-Net telah terbukti efektif dalam tugas segmentasi citra, terutama dalam bidang biomedis. U-Net memiliki arsitektur yang simetris dengan jalur kontraksi dan ekspansi, memungkinkan model untuk menangkap informasi kontekstual dan lokal secara bersamaan. Namun, untuk meningkatkan akurasi segmentasi dan deteksi, diperlukan backbone yang kuat. EfficientNetB0, sebagai bagian dari keluarga EfficientNet, menawarkan arsitektur



# 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

yang dioptimalkan dengan parameter yang lebih sedikit namun tetap mempertahankan kinerja tinggi. Penggabungan EfficientNetB0 sebagai backbone dalam U-Net diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur penting dari citra RGB-D untuk estimasi pertumbuhan tanaman selada.

Beberapa penelitian telah dilakukan terkait penggunaan pengolahan citra untuk memantau pertumbuhan tanaman. Misalnya, penelitian oleh Fernandez-Pacheco (2014) menunjukkan bahwa pemrosesan gambar digital memungkinkan pemantauan pertumbuhan tanaman dengan memperkirakan koefisien selada dari foto digital. Metode ini didasarkan pada visi komputer untuk memperkirakan koefisien selada dari foto digital, dan telah diterapkan serta divalidasi menggunakan tanaman selada.

Chaudhary dkk. (2014) mengembangkan algoritma sederhana, cepat, dan akurat untuk mengukur luas daun menggunakan kamera digital. Gambar diolah menggunakan thresholding, dan jumlah piksel dihitung untuk menentukan luas daun. Akurasi yang didapatkan sebesar 99% dengan membandingkan hasil algoritma yang diusulkan dengan metode grid count. Selain itu, penelitian oleh Hariadi (2014) mengembangkan aplikasi berbasis OpenCV untuk mengukur luas daun menggunakan ponsel cerdas. Aplikasi ini menggunakan deteksi tepi Canny dan pembanding coin untuk pengukuran piksel per metrik.

Dalam hal segmentasi citra, U-Net telah digunakan secara luas karena kemampuannya yang efektif. Penelitian oleh Chachra (2021) membandingkan kinerja U-Net standar dengan U-Net yang menggunakan EfficientNetB0 sebagai backbone. Hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan EfficientNetB0 sebagai backbone meningkatkan kinerja model dalam segmentasi citra.

Dengan menggabungkan informasi dari penelitian-penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model segmentasi berbasis U-Net dengan EfficientNetB0 sebagai backbone untuk melakukan estimasi ciri pertumbuhan tanaman selada dari citra RGB-D. Dengan memanfaatkan kedalaman citra sebagai informasi tambahan, diharapkan model ini dapat menghasilkan segmentasi yang lebih akurat dibandingkan dengan model berbasis citra RGB saja. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan sistem pemantauan pertumbuhan tanaman berbasis kecerdasan buatan, yang dapat diterapkan dalam pertanian presisi untuk meningkatkan efisiensi dan produktivitas.



#### 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

#### Rumusan Masalah

- 1. Bagaimana cara merancang sistem otomatis yang dapat mengekstraksi parameter pertumbuhan tanaman selada, yaitu fresh weight dan luas proyeksi, dengan implementasi pada perangkat edge AI guna mendukung teknologi pertanian presisi?
- 2. Bagaimana kinerja model U-Net dengan backbone EfficientNetB0 dibandingkan dengan model deteksi lainnya dalam mengukur parameter pertumbuhan tanaman selada?
- 3. Seberapa besar tingkat kesalahan yang dihasilkan oleh sistem pengukuran otomatis jika dibandingkan dengan metode pengukuran manual?

#### Metodologi

#### 1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, data dikumpulkan dengan dua cara, yaitu melalui pengukuran manual dan pengambilan gambar digital. Pengukuran manual dilakukan menggunakan alat khusus untuk memastikan keakuratan data, sedangkan gambar tanaman selada diambil menggunakan kamera yang dapat menangkap informasi kedalaman (depth). Proses pengumpulan data ini dilakukan langsung di kebun selada. Data yang dikumpulkan mencakup gambar berwarna (RGB) dan gambar dengan informasi kedalaman (D), serta hasil pengukuran manual yang nantinya akan digunakan untuk membandingkan hasil model.

#### 2. Pengolahan Data

Setelah data dikumpulkan, gambar akan diproses lebih lanjut untuk meningkatkan kualitasnya. Beberapa teknik seperti peningkatan kontras, penghilangan noise, dan augmentasi data digunakan agar model dapat mengenali berbagai variasi gambar. Selain itu, gambar RGB dan depth akan digabungkan (fusi) agar model dapat lebih akurat dalam melakukan deteksi sebelum digunakan dalam model U-Net dengan EfficientNetB0.

#### 3. Pengembangan Model

Pada tahap ini, model U-Net dilatih untuk mengenali dan mengekstraksi informasi penting dari gambar, seperti bentuk dan ukuran tanaman selada. Data yang sudah diproses sebelumnya akan diberi label secara manual untuk membantu model dalam belajar.

#### 4. Evaluasi dan Pengujian Model

Setelah model dilatih, dilakukan pengujian untuk melihat seberapa baik model dalam mendeteksi dan menghitung parameter pertumbuhan tanaman dari gambar. Hasil yang diperoleh dari model akan dibandingkan dengan hasil pengukuran manual untuk memastikan keakuratan. Beberapa metrik yang digunakan dalam evaluasi meliputi: (RMSE), Precision, Recall, dan F1-Score, Intersection over Union (IoU).

#### 5. Implementasi

Setelah model diuji dan diperbaiki, sistem akan diintegrasikan ke dalam perangkat edge AI yang dipasang pada robotic arm. Sistem ini akan menggunakan sensor depth untuk menangkap citra RGB-D, dan platform embedded untuk memproses data langsung di lokasi tanpa perlu mengirimnya ke server eksternal.



#### 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

- Wang, X., Tang, Y., Chen, M., Zhao, X., & Zhang, B. (2023). Estimating fresh weight and leaf area of lettuce using deep learning-based instance segmentation on RGB-D images. Agronomy, 13(10), 2617. https://doi.org/10.3390/agronomy13102617
- 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
- Kim, C., & van Iersel, M.W. (2022). Morphological and physiological screening to predict lettuce biomass production in controlled environment agriculture. Remote Sensing, 14(2), 316. <a href="https://doi.org/10.3390/rs14020316">https://doi.org/10.3390/rs14020316</a>
- Lin, Z., Fu, R., Ren, G., Zhong, R., Ying, Y., & Lin, T. (2022). Automatic monitoring of lettuce fresh weight by multi-modal fusion based deep learning. Frontiers in Plant Science, 13, 980581. https://doi.org/10.3389/fpls.2022.980581
- Xu, K., Zhu, Y., Cao, W., Jiang, X., Jiang, Z., Li, S., & Ni, J. (2021). Multi-modal deep learning for weeds detection in wheat field based on RGB-D images. Frontiers in Plant Science, 12, 732968. https://doi.org/10.3389/fpls.2021.732968
- Zhang, Q., Zhang, X., Wu, Y., & Li, X. (2022). TMSCNet: A three-stage multi-branch self-correcting trait estimation network for RGB and depth images of lettuce. Frontiers in Plant Science, 13, 982562. https://doi.org/10.3389/fpls.2022.982562
- Du, J., Li, B., Lu, X., Yang, X., Guo, X., & Zhao, C. (2022). Quantitative phenotyping and evaluation for lettuce leaves of multiple semantic components. *Plant Methods*, 18(1), 54. https://doi.org/10.1186/s13007-022-00890-2
- Rahimikhoob, H., Delshad, M., & Habibi, R. (2023). Leaf area estimation in lettuce: Comparison of artificial intelligence-based methods with image analysis technique. *Measurement*, 222, 113636. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113636
- Ndikumana, J. N., Lee, U., Yoo, J. H., Yeboah, S., Park, S. H., Lee, T. S., Yeoung, Y. R., & Lee, H. S. (2024). Development of a deep-learning phenotyping tool for analyzing image-based strawberry phenotypes. Frontiers in Plant Science, 15, 1418383. https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1418383
- 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. <a href="https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107703">https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107703</a>
- 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. <a href="https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105672">https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105672</a>
- Lu, Y., Wang, R., Hu, T., He, Q., Chen, Z. S., Wang, J., Liu, L., Fang, C., Luo, J., Fu, L., Yu, L., & Liu, Q. (2022). Nondestructive 3D phenotyping method of passion fruit based on X-ray micro-computed tomography and deep learning. Frontiers in Plant Science, 13, 1087904. <a href="https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1087904">https://doi.org/10.3389/fpls.2022.1087904</a>
- Zhang, S., & Zhang, C. (2023). Modified U-Net for plant diseased leaf image segmentation. Computers and Electronics in Agriculture, 204, 107511. <a href="https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107511">https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107511</a>
- Abdelrahman, A., & Viriri, S. (2023). EfficientNet family U-Net models for deep learning semantic segmentation of kidney tumors on CT images. Frontiers in Computer Science, 5, 1235622. https://doi.org/10.3389/fcomp.2023.1235622
- Ghosh, S., Singh, A., & Kumar, S. (2023). BBBC-U-Net: optimizing U-Net for automated plant phenotyping using big bang big crunch global optimization



#### 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

algorithm. International Journal of Information Technology, 15(8), 4375–4387. https://doi.org/10.1007/s41870-023-01472-8

Kotwal, J.G., Kashyap, R., & Shafi, P.M. (2023). Artificial driving based EfficientNet for automatic plant leaf disease classification. Multimedia Tools and Applications, 83(13), 38209–38240. https://doi.org/10.1007/s11042-023-16882-w

Karimi, H., Navid, H., Seyedarabi, H., & Nørremark, M. (2021). Development of pixel-wise U-Net model to assess performance of cereal sowing. Biosystems Engineering, 208, 260–271.

https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2021.06.006

Dufourg, C., & Lavarenne, J. (2025). grassUNet: a U-Net model for semantic segmentation of upward-facing plant canopy images using low-cost instrumentation. OSF Preprints. https://doi.org/10.31219/osf.io/392b5\_v1

Maung, H. M. W. S. L., Kasetkasem, T., Phatrapornnant, T., & Isshiki, T. (2024). Combination of U-Net & Transformer concept for plant area extraction of time-lapse images. Proceedings of the 2024 21st International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 1–6. https://doi.org/10.1109/ECTI-CON60892.2024.10594985

> Medan, 14 Maret 2025 Mahasiswa yang mengajukan,

> > (Sahru Putra Wajih S) NIM. 211401026