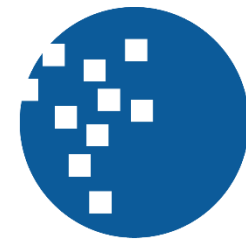


**IMPLEMENTASI DEEPLABV3+ UNTUK
SEGMENTASI SEMANTIC KAWASAN KEBUN SALAK**



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

Tugas Akhir

Juan Terro Tj

00000054241

**PROGRAM STUDI TEKNIK KOMPUTER
FAKULTAS TEKNIK & INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG**

2025

**IMPLEMENTASI DEEPLABV3+ UNTUK
SEGMENTASI SEMANTIC KAWASAN KEBUN SALAK**



Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Teknik

Juan Terro Tj
00000054241

PROGRAM STUDI TEKNIK KOMPUTER
FAKULTAS TEKNIK & INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG
2025

HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Dengan ini saya,

Nama : Juan Terro Tj
NIM : 00000054241
Program studi : Teknik Komputer

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya yang berjudul: IMPLEMENTASI DEEPLABV3+ UNTUK SEGMENTASI SEMANTIC KAWASAN KEBUN SALAK

merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan hasil plagiat, dan tidak pula dituliskan oleh orang lain; Semua sumber, baik yang dikutip maupun dirujuk, telah saya cantumkan dan nyatakan dengan benar pada bagian Daftar Pustaka.

Jika di kemudian hari terbukti ditemukan kecurangan/penyimpangan, baik dalam pelaksanaan skripsi maupun dalam penulisan laporan karya ilmiah, saya bersedia menerima konsekuensi untuk dinyatakan TIDAK LULUS. Saya juga bersedia menanggung segala konsekuensi hukum yang berkaitan dengan tindak plagiarisme ini sebagai kesalahan saya pribadi dan bukan tanggung jawab Universitas Multimedia Nusantara.

Tangerang, 02/01/2025



(Juan Terro Tjandra)

HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir dengan judul
IMPLEMENTASI DEEPLABV3+ UNTUK SEGMENTASI SEMANTIC
KAWASAN KEBUN SALAK

Oleh

Nama : Juan Terro Tj
NIM : 00000054241
Program Studi : Teknik Komputer
Fakultas : Teknik dan Informatika

Telah diujikan pada hari Selasa, 21 Januari 2025

Pukul 09.00 s.d 11.00 dan dinyatakan

LULUS

Dengan susunan penguji sebagai berikut

Ketua Sidang

Penguji

Pembimbing



Hargyo T. N. Ignatius, Ph.D.

NIDN: 0317048101



Dareen Kusuma Halim, S.Kom., M.Eng.Sc.

NIDN: 0317129202



Nabila Husna Shabrina S.T., M.T.

NIDN: 0321099301

Ketua Program Studi Teknik Komputer



Samuel Hutagalung, M. T. I.

NIDN: 0304038902

HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Juan Terro Tjandra
NIM : 00000054241
Program Studi : Teknik Komputer
Jenjang : S1
Judul Karya Ilmiah : IMPLEMENTASI DEEPLABV3+ UNTUK
SEGMENTASI SEMANTIC KAWASAN
KEBUN SALAK

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa saya bersedia* (**pilih salah satu**):

- ☒ Saya bersedia memberikan izin sepenuhnya kepada Universitas Multimedia Nusantara untuk mempublikasikan hasil karya ilmiah saya ke dalam repositori Knowledge Center sehingga dapat diakses oleh Sivitas Akademika UMN/Publik. Saya menyatakan bahwa karya ilmiah yang saya buat tidak mengandung data yang bersifat konfidensial.
- ☐ Saya tidak bersedia mempublikasikan hasil karya ilmiah ini ke dalam repositori Knowledge Center, dikarenakan: dalam proses pengajuan publikasi ke jurnal/konferensi nasional/internasional (dibuktikan dengan *letter of acceptance*) **.
- ☐ Lainnya, pilih salah satu:
 - ☐ Hanya dapat diakses secara internal Universitas Multimedia Nusantara
 - ☐ Embargo publikasi karya ilmiah dalam kurun waktu 3 tahun.

Tangerang, 2 Januari 2025



(Juan Terro Tjandra)

* Pilih salah satu

** Jika tidak bisa membuktikan LoA jurnal/HKI, saya bersedia mengizinkan penuh karya ilmiah saya untuk dipublikasikan ke KC UMN dan menjadi hak institusi UMN.

KATA PENGANTAR

Puji Syukur atas selesainya penulisan Laporan Kerja Magang ini dengan judul: “IMPLEMENTASI DEEPLABV3+ UNTUK SEGMENTASI SEMANTIC KAWASAN KEBUN SALAK” dilakukan untuk memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Strata 1 Jurusan Teknik Komputer Pada Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara. Saya menyadari bahwa, tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan tugas akhir ini, sangatlah sulit bagi saya untuk menyelesaikan tugas akhir ini. Oleh karena itu, saya mengucapkan terima kasih kepada:

Mengucapkan terima kasih

1. Dr. Ir. Andrey Andoko, M.Sc., selaku Rektor Universitas Multimedia Nusantara.
2. Dr. Eng. Niki Prastomo, S.T., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Universitas Multimedia Nusantara.
3. Samuel Hutagalung, M. T. I., selaku Ketua Program Studi Universitas Multimedia Nusantara.
4. Nabila Husna Shabrina, S.T., M.T., sebagai Pembimbing pertama yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi atas terselesainya tugas akhir ini.
5. Keluarga saya yang telah memberikan bantuan dukungan material dan moral, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
6. Pippo, peliharaan saya yang telah memberikan dukungan moral.

Semoga karya ilmiah ini berguna bagi pembaca dan peneliti ke depannya, peneliti sadar bahwa masih banyak yang bisa di perbaiki dalam penelitian ini, maka peneliti terbuka untuk kritik dan masukan tentang penelitian ini.

Tangerang, 2 Januari 2025



(Juan Terro Tjandra)

IMPLEMENTASI DEEPLABV3+ UNTUK SEGMENTASI SEMANTIC KAWASAN KEBUN SALAK

(Juan Terro Tj)

ABSTRAK

Komunitas Salak Mitra Turindo di Sleman, Yogyakarta, menghadapi tantangan serius dalam budidaya salak akibat serangan hama, terutama lalat buah, yang dapat merusak reputasi eksportir salak Indonesia. Negara tujuan ekspor, seperti Australia, memberlakukan standar karantina yang ketat. Jika lalat buah terdeteksi, ekspor dapat ditolak. Oleh karena itu, pengendalian hama ini sangat penting, salah satu metode yang digunakan untuk mengendalikan populasi hama lalat buah adalah *Area-Wide Integrated Pest Management* (AWIPM). Salah satu metode pengendalian yang efektif adalah menggunakan perangkap hama yang diisi dengan senyawa *methyl eugenol* untuk memikat lalat buah jantan. Berdasarkan AWIPM, penerapan metode pengendalian memerlukan pemantauan dua area, yaitu area yang ingin dikontrol populasi hamanya dan area sekitarnya yang disebut *buffer zone*. Untuk menerapkan AWIPM, diperlukan pengetahuan tentang area sekeliling area kontrol. Penggunaan kombinasi *Machine learning* dan drone dapat membantu penerapan perangkap dengan membuat peta sekeliling area kontrol yang akurat. Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari kebun salak milik kelompok tani Sedyo Makmur dan Muda Jaya pada Juli 2024. Data tersebut akan digunakan sebagai dataset, dataset akan di label dan kemudian dipotong menjadi ukuran 256 x 265 *pixel* menggunakan *library patchify*. Dataset yang sudah diproses akan dibagi menjadi 3 dengan rasio 70/15/15 menjadi *training set*, *validating set*, dan *testing set*. Data akan gunakan untuk melatih model arsitektur DeepLabV3+ dengan *backbone Xception, ResNet-101, dan EfficientNetB3*. Model yang telah dilatih akan dievaluasi menggunakan metrik seperti F1-Score, IoU, *precision*, dan *recall* untuk menentukan model terbaik. Analisa hasil dari *training* semua model menentukan model dengan *backbone Xception* merupakan model terbaik dengan nilai IoU = 0.81961, *Recall* = 0.90891, dan F1-score = 0.85489. kemudian, Model akan digunakan untuk melakukan inferensi terhadap dataset testing.

Kata kunci: DeepLabV3+, *Xception, ResNet-101, EfficientNetB3, Semantic Segmentation, Deep Learning, Machine learning*

IMPLEMENTATION OF DEEPLABV3+ FOR SEMANTIC SEGMENTATION OF SALAK GARDEN AREA

(Juan Terro Tj)

ABSTRACT (English)

The Salak Mitra Turindo community in Sleman, Yogyakarta, faces significant challenges in salak cultivation due to pest infestations, particularly from fruit flies. These pests not only damage crops but also threaten the reputation of Indonesian salak exports. Countries like Australia, one of the key export destinations, enforce strict quarantine standards, and the detection of fruit flies can result in export rejections. To address this, effective pest control is crucial. One commonly used method is Area-Wide Integrated Pest Management (AWIPM), which includes deploying traps treated with methyl eugenol to attract male fruit flies. AWIPM requires monitoring both the target area where pest populations need to be controlled and the surrounding buffer zones. Accurate knowledge of these areas is essential for successful implementation. A combination of machine learning and drone technology offers a solution by providing precise mapping of salak orchards for trap deployment. This study utilizes data collected in July 2024 from salak farms managed by the Sedyo Makmur and Muda Jaya farmer groups. The dataset is pre-processed, labeled, and divided into 256 x 256-pixel segments using the Patchify library. The processed data is then split into training, validation, and testing sets in a 70/15/15 ratio. The study trains a DeepLabV3+ model with three different backbones: Xception, ResNet-101, and EfficientNetB3. Model performance is evaluated using metrics such as F1-score, IoU, precision, and accuracy. Results show that the model with the Xception backbone performs the best, achieving an IoU of 0.81961, recall of 0.90891, and F1-score of 0.85489. The trained Xception model is then used to perform inference on the testing dataset.

Keywords: DeepLabV3+, Xception, ResNet-101, EfficientNetB3, Semantic Segmentation, Deep Learning, Machine learning

DAFTAR ISI

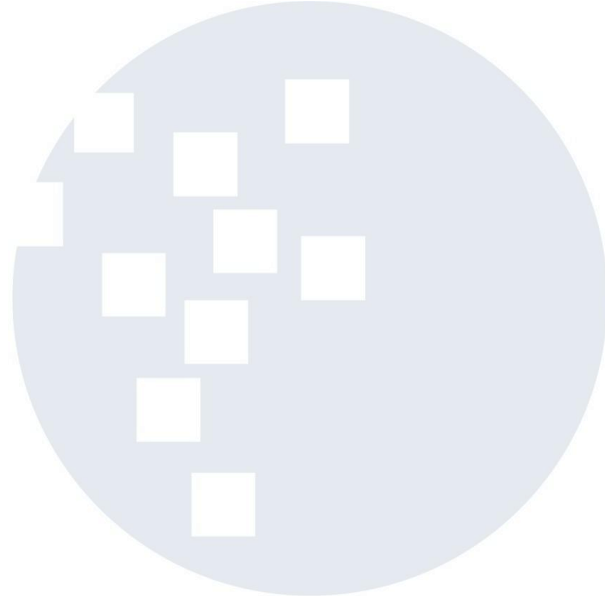
HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	vi
ABSTRACT (English)	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Identifikasi Masalah	6
1.3 Batasan Penelitian.....	6
1.4 Tujuan Penelitian.....	6
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
1.6 Sistematika Penulisan	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1 Penelitian Terdahulu	8
2.2 Tinjauan Teori.....	9
2.2.1 Semantic Segmentation.....	9
2.2.2 DeepLabV3+	10
2.2.3 Xception	12
2.2.4 ResNet-101	13
2.2.5 EfficientNetB3	14

BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM.....	17
3.1 Metode Penelitian.....	17
3.2 Dataset.....	17
3.3 Pre-procesing.....	18
3.4 Proses pelatihan.....	19
3.5 Evaluasi.....	20
3.6 Inferensi.....	23
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM.....	25
4.1 Spesifikasi Sistem.....	25
4.2 Implementasi Sistem.....	25
4.3 Hasil dan Analisis Pengujian Sistem.....	46
BAB V SIMPULAN DAN SARAN.....	55
5.1 Simpul.....	55
5.2 Saran.....	56
DAFTAR PUSTAKA.....	57
LAMPIRAN.....	60

UMIN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel arsitektur <i>baseline</i>	14
Tabel 3.1 Hyperparameter pelatihan model	20
Tabel 4.1 Metrik masing masing <i>Backbone</i>	47
Tabel 4.2 Hasil inferensi kepada foto yang di potong	51



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

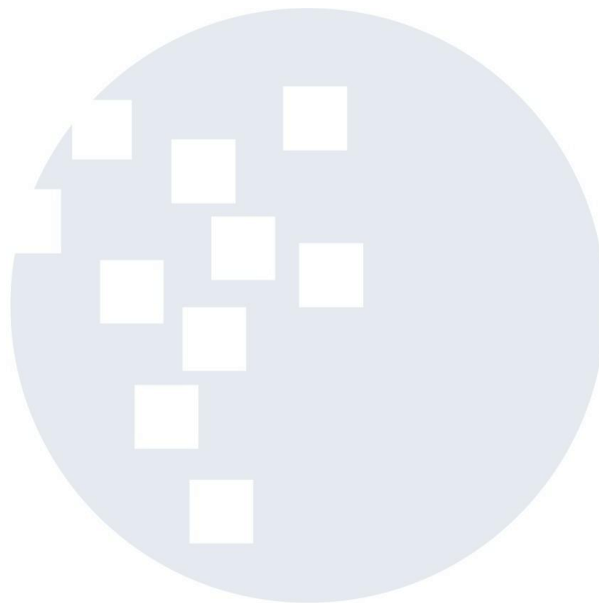
DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Peta letak kebun sebagian anggota mitra	2
Gambar 1.2 foto <i>aerial</i> salah satu kelompok anggota tani Turindo.....	3
Gambar 2.1 Contoh tiga jenis segmentation	10
Gambar 2.2 Arsitektur DeepLabV3+	11
Gambar 2.3 Arsitektur <i>Xception</i>	12
Gambar 2.4 Arsitektur <i>ResNet-101</i>	13
Gambar 2.5 Perbandingan arsitektur sebelum dan sesudah <i>Compound model scaling</i>	15
Gambar 2.6 Arsitektur <i>EfficientNetB3</i>	16
Gambar 3.1 Alur penelitian.....	17
Gambar 3.2 Hasil foto drone.....	18
Gambar 3.3 Hasil masking data	19
Gambar 3.4 Alur Inferensi	23
Gambar 4.1 Drone Air 2S dan Mini 2.....	26
Gambar 4.2 Home Page aplikasi DroneLink	26
Gambar 4.3 Pilihan mode misi.....	27
Gambar 4.4 Pengaturan wilayah dan orientasi penerbangan drone	28
Gambar 4.5 Tampilan halaman data website DarwinV7	29
Gambar 4.6 Tampilan halaman classes dan pilihan class	30
Gambar 4.0.7 Tampilan bagian preview	31
Gambar 4.8 Alat Annotate pada Darwin V7	31
Gambar 4.9 Tampilan bagian preview	32
Gambar 4.10 konfigurasi program pemotongan gambar	33
Gambar 4.11 kode pemotong gambar	34
Gambar 4.0.12 Hasil pemotongan foto	35
Gambar 4.13 Hasil pemotongan masking	35
Gambar 4.14 konfigurasi program pembagi	36
Gambar 4.15 kode pengecekan	36
Gambar 4.16 Fungsi pembagian data.....	37

Gambar 4.17 fungsi penyimpanan pembagian.....	37
Gambar 4.18 kode siklus pelatihan	38
Gambar 4.19 kode proses data	39
Gambar 4.20 Parameter Fungsi Trainer	40
Gambar 4.21 Fungsi kerja Fungsi Trainer	41
Gambar 4.22 Logika Fungsi Trainer	42
Gambar 4.23 Fungsi Pelatihan dan Penyimpanan	42
Gambar 4.24 Kode Perhitungan Metrik	43
Gambar 4.25 Kode Penyimpanan Data Ke CSV	43
Gambar 4.26 Kode memuat data dan model.....	44
Gambar 4.27 persiapan data inferensi.....	44
Gambar 4.28 Fungsi overlay	45
Gambar 4.29 Fungsi Inferensi.....	45
Gambar 4.30 Variabel Fungsi reconstruct_images_from_patches	46
Gambar 4.31 Fungsi reconstruct_images_from_patches	46
Gambar 4.32 Loss Curve ResNet101.....	48
Gambar 4.33 Loss Curve EfficientNetB3	49
Gambar 4.34 Loss Curve <i>Xception</i>	50
Gambar 4.35 Inferensi foto drone area pemukiman.....	52
Gambar 4.36 Inferensi foto drone area perkebunan.....	53

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A Counseling Form.....	60
Lampiran B Turnitin Similarity Report.....	61



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA