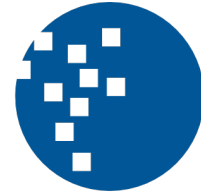


**KLASIFIKASI DEEPPAKE PADA GAMBAR WAJAH MENGGUNAKAN
ENSEMBLE DEEP LEARNING DENGAN PENDEKATAN WEIGHT LOSS
AVERAGING**



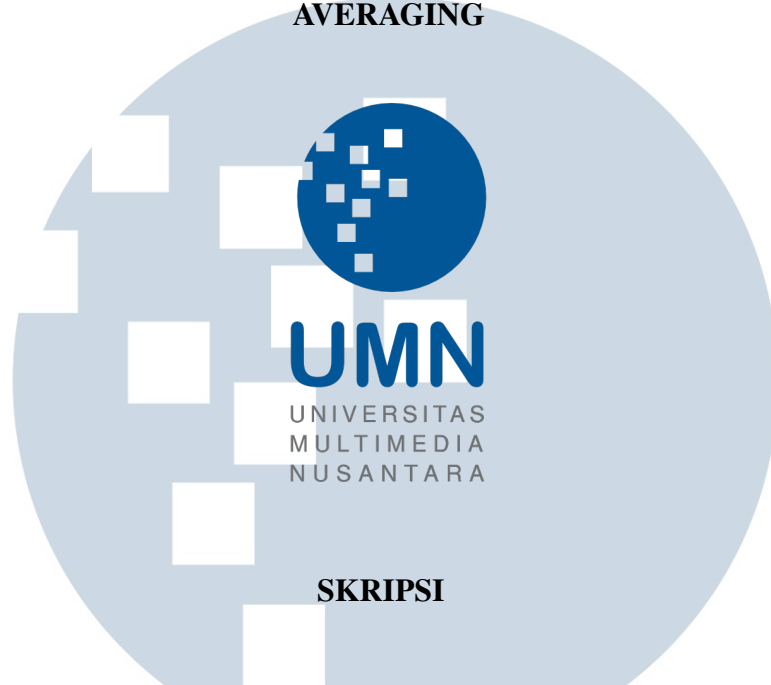
UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

SKRIPSI

ARVIN WINARDI
00000058607

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG
2025

**KLASIFIKASI DEEPPAKE PADA GAMBAR WAJAH MENGGUNAKAN
ENSEMBLE DEEP LEARNING DENGAN PENDEKATAN WEIGHT LOSS
AVERAGING**



Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom.)

ARVIN WINARDI

00000058607

UMN

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA**

TANGERANG

2025

HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Dengan ini saya,

Nama : Arvin Winardi
Nomor Induk Mahasiswa : 00000058607
Program Studi : Informatika

Skripsi dengan judul:

Klasifikasi Deepfake Pada Gambar Wajah Menggunakan Ensemble Deep Learning Dengan Pendekatan Weight Loss Averaging

merupakan hasil karya saya sendiri bukan plagiat dari laporan karya tulis ilmiah yang ditulis oleh orang lain, dan semua sumber, baik yang dikutip maupun dirujuk, telah saya nyatakan dengan benar serta dicantumkan di Daftar Pustaka.

Jika di kemudian hari terbukti ditemukan kecurangan/penyimpangan, baik dalam pelaksanaan maupun dalam penulisan laporan karya tulis ilmiah, saya bersedia menerima konsekuensi dinyatakan TIDAK LULUS untuk mata kuliah yang telah saya tempuh.

Tangerang, 26 Juni 2025



(Arvin Winardi)

UMM
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi dengan judul

KLASIFIKASI DEEFAKE PADA GAMBAR WAJAH MENGGUNAKAN ENSEMBLE DEEP LEARNING DENGAN PENDEKATAN WEIGHT LOSS AVERAGING

oleh

Nama : Arvin Winardi
NIM : 00000058607
Program Studi : Informatika
Fakultas : Fakultas Teknik dan Informatika

Telah diujikan pada hari Jumat, 11 Juli 2025

Pukul 13:00 s/d 15:00 dan dinyatakan

LULUS

Dengan susunan penguji sebagai berikut

Ketua Sidang

(Marlinda Vasty Overbeek, S.Kom,
M.Kom)

NIDN: 0818038501

Penguji

(Dr. Ivransa Zuhdi Pane, M.Eng., B.CS.)

NIDN: 88125200016

Pembimbing

(Moeljono Widjaja, B.Sc., M.Sc., Ph.D.)

NIDN: 0311106903

Ketua Program Studi Informatika,

(Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc., OCA)

NIDN: 0315109103

HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Arvin Winardi
NIM : 00000058607
Program Studi : Informatika
Jenjang : S1
Judul Karya Ilmiah : Klasifikasi Deepfake Pada Gambar Wajah Menggunakan Ensemble Deep Learning Dengan Pendekatan Weight Loss Averaging

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 tiga tahun.

Tangerang, 26 Juni 2025

Yang menyatakan



Arvin Winardi

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas berkat dan rahmat kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas selesainya pembuatan Tugas Akhir dengan judul “KLASIFIKASI DEEPFAKE PADA GAMBAR WAJAH MENGGUNAKAN ENSEMBLE DEEP LEARNING DENGAN PENDEKATAN WEIGHT LOSS AVERAGING”. Tugas akhir ini dibuat sebagai syarat untuk mencapai gelar Sarjana Komputer Jurusan Informatika pada Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara. Saya menyadari bahwa, tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan laporan magang ini, sangatlah sulit bagi saya untuk menyelesaikan laporan skripsi ini. Oleh karena itu, saya mengucapkan terima kasih kepada :

Mengucapkan terima kasih

1. Bapak Dr. Ir. Andrey Andoko, M.Sc., selaku Rektor Universitas Multimedia Nusantara.
2. Bapak Dr. Eng. Niki Prastomo, S.T., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknik dan Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
3. Bapak Arya Wicaksana, S.Kom., M.Eng.Sc., OCA, selaku Ketua Program Studi Informatika Universitas Multimedia Nusantara.
4. Bapak Moeljono Widjaja, B.Sc., M.Sc., Ph.D., sebagai Pembimbing pertama yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi atas terselesainya tugas akhir ini.
5. Orang Tua dan keluarga saya yang telah memberikan bantuan dukungan material dan moral, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini.
6. Keluarga saya yang telah memberikan bantuan dukungan material dan moral, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

Tangerang, 26 Juni 2025



Arvin Winardi

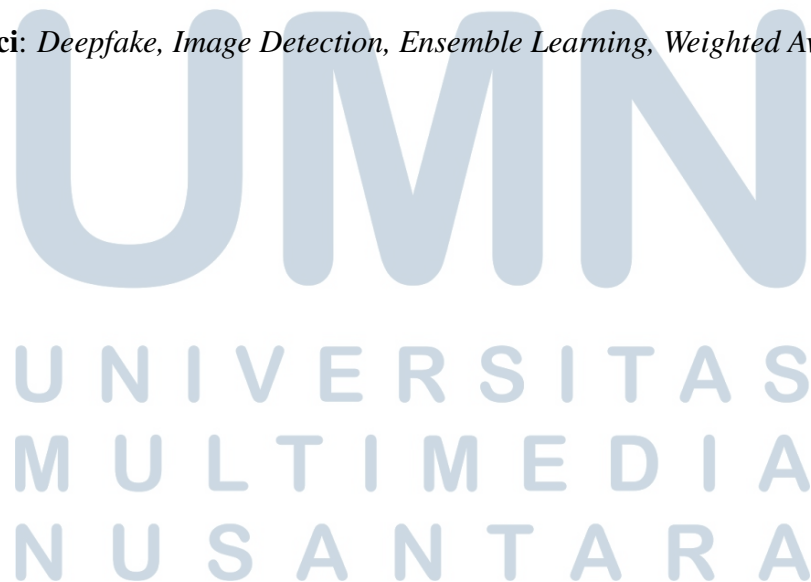
KLASIFIKASI DEEPFAKE PADA GAMBAR WAJAH MENGGUNAKAN ENSEMBLE DEEP LEARNING DENGAN PENDEKATAN WEIGHT LOSS AVERAGING

Arvin Winardi

ABSTRAK

Kemajuan teknologi *deepfake* telah menimbulkan tantangan signifikan dalam menjaga integritas informasi digital. Penelitian ini mengusulkan sistem klasifikasi *deepfake* pada gambar wajah menggunakan pendekatan *ensemble deep learning* dengan metode *weighted averaging*. Empat model individu digunakan dalam ansambel: Custom CNN, ResNet50, Xception, dan EfficientNet-B4. Dataset yang digunakan adalah *140k Real and Fake Faces* dari Kaggle, dengan partisi data pelatihan, validasi, dan pengujian sebesar 100.000, 20.000, dan 20.000 gambar. Setiap model dilatih secara independen dan dievaluasi menggunakan metrik Akurasi, Presisi, Recall, F1-Score. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model ansambel menghasilkan akurasi sebesar 96.87%, lebih tinggi dibandingkan model individual terbaik (Xception, 95.83%). Evaluasi *cross-dataset* menggunakan *DeepFakeFace* menunjukkan bahwa meskipun akurasi menurun menjadi 50%, ansambel tetap menunjukkan kinerja generalisasi yang lebih baik dibandingkan model tunggal. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan *ensemble* dengan arsitektur yang beragam dapat meningkatkan akurasi dan keandalan sistem deteksi *deepfake*.

Kata kunci: *Deepfake, Image Detection, Ensemble Learning, Weighted Averaging, CNN*



CLASSIFICATION OF DEEPPAKES IN FACIAL IMAGES USING DEEP LEARNING ENSEMBLE WITH WEIGHT LOSS AVERAGING

APPROACH

Arvin Winardi

ABSTRACT

The advancement of deepfake technology poses significant challenges in preserving the integrity of digital information. This study proposes a facial image deepfake classification system using an ensemble deep learning approach with weighted averaging. Four individual models were employed in the ensemble: Custom CNN, ResNet50, Xception, and EfficientNet-B4. The dataset used was the 140k Real and Fake Faces from Kaggle, partitioned into 100,000 training, 20,000 validation, and 20,000 test images. Each model was trained independently and evaluated using Accuracy, Precision, Recall, F1-Score. Experimental results show that the ensemble model achieved an accuracy of 96.87%, outperforming the best individual model (Xception, 95.83%). Cross-dataset evaluation on DeepFakeFace demonstrated that although the accuracy dropped to 50%, the ensemble still exhibited superior generalization performance compared to single models. This research highlights that ensemble methods with diverse architectures can enhance the accuracy and reliability of deepfake detection systems.

Keywords: Deepfake, Image Detection, Ensemble Learning, Weighted Averaging, CNN



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN TIDAK MELAKUKAN PLAGIAT	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI ILMIAH	iii
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR RUMUS	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.1.1 Tantangan dan Keterbatasan Model Tunggal	2
1.1.2 Potensi Ensemble Learning	3
1.1.3 Pemilihan Arsitektur untuk Model Ensemble	3
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	5
1.3.1 Batasan Set Data dan Pra-pemrosesan	5
1.3.2 Batasan Arsitektur Model	5
1.3.3 Batasan Evaluasi	5
1.3.4 Batasan Teknis	6
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.5 Manfaat Penelitian	7
1.5.1 Manfaat Teoritis	7
1.5.2 Manfaat Praktis	8
1.5.3 Manfaat Akademis	8
1.5.4 Manfaat Sosial	8
1.6 Sistematika Penulisan	9
BAB 2 LANDASAN TEORI	10
2.1 Fondasi Deep Learning untuk Computer Vision	10
2.1.1 Machine Learning dan Deep Learning	10
2.1.2 Neural Networks: Konsep Dasar	11
2.2 Arsitektur Deep Learning untuk Computer Vision	13
2.2.1 Convolutional Neural Networks (CNN)	13
2.2.2 Arsitektur CNN Modern	15
2.3 Ensemble Learning dan Weighted Averaging	19
2.3.1 Prinsip Dasar dan Fondasi Teoritis	20
2.3.2 Metode Ensemble Learning: Tinjauan Komprehensif	21
2.3.3 Weighted Averaging: Kesederhanaan Elegan dengan Efektivitas Terbukti	23
2.4 Teknologi Deepfake dan Deteksi	25
2.4.1 Teknologi Deepfake: Evolusi dan Keadaan Saat Ini	25
2.4.2 Generative Adversarial Networks: Mesin Pembuatan Media Sintetis	27
2.4.3 Deteksi Deepfake sebagai Tantangan Binary Classification	29
2.5 Preprocessing dan Evaluasi	31

2.5.1	Image Preprocessing untuk Deteksi Deepfake	31
2.5.2	Metodologi Evaluasi Komprehensif untuk Binary Classification	32
2.6	Landasan Teoritis Penelitian	34
2.6.1	Teori Pembelajaran Statistik untuk Ensemble Computer Vision	34
2.6.2	Derivasi Bobot Optimal untuk Weighted Averaging	35
2.6.3	Teori Transfer Learning dalam Konteks Ensemble	36
2.6.4	Teori Generalisasi dan Batas Kinerja	36
BAB 3	Metodologi Penelitian	37
3.1	Desain Penelitian	37
3.1.1	Alur Penelitian	37
3.1.2	Kerangka Penelitian	39
3.1.3	Desain Eksperimen	39
3.2	Dataset dan Preprocessing	40
3.2.1	Karakteristik Dataset	40
3.2.2	Partisi Dataset	40
3.2.3	Pipa Preprocessing	41
3.2.4	Strategi Augmentasi Data	42
3.3	Arsitektur Model Individual	42
3.3.1	Arsitektur Custom CNN	43
3.3.2	Arsitektur Transfer Learning	44
3.4	Metodologi Ensemble Weighted Averaging	45
3.4.1	Fondasi Teoretis	45
3.4.2	Strategi Perhitungan Bobot	46
3.4.3	Contoh Perhitungan Bobot Ensemble	46
3.4.4	Mekanisme Prediksi Ensemble	47
3.4.5	Kerangka Implementasi	48
3.5	Prosedur Pelatihan	48
3.5.1	Protokol Pelatihan	49
3.6	Lingkungan Komputasi dan Reprodusibilitas	50
3.6.1	Spesifikasi Perangkat Keras dan Lunak	50
3.6.2	Langkah Reprodusibilitas	51
BAB 4	HASIL DAN DISKUSI	52
4.1	Overview Pipeline Eksperimen	52
4.2	Hasil Pelatihan Model Individual	54
4.2.1	Performa Model CNN	55
4.2.2	Performa Model ResNet50	56
4.2.3	Performa Model Xception	57
4.2.4	Performa Model EfficientNet-B4	58
4.2.5	Arsitektur Ensemble Akhir	59
4.3	Evaluasi Komprehensif dan Perbandingan	60
4.3.1	Hasil Evaluasi Ensemble	60
4.3.2	Analisis Keseimbangan Metrik Kinerja	61
4.4	Analisis Confusion Matrix dan Karakteristik Model	62
4.4.1	Analisis Custom CNN	62
4.4.2	Analisis ResNet50	63
4.4.3	Analisis Xception	64
4.4.4	Analisis EfficientNet-B4	64
4.4.5	Analisis Weighted Ensemble	65
4.4.6	Komplementaritas dan Perbandingan Keseluruhan	66
4.5	Analisis Karakteristik dan Komplementaritas Model	67

4.5.1	Analisis Performa Model Individual	67
4.5.2	Efektivitas Weighted Averaging	68
4.6	Evaluasi Cross-Dataset dan Generalisasi	68
4.6.1	Pengujian pada Dataset Eksternal	68
4.6.2	Analisis Penyebab Penurunan Performa	69
4.6.3	Limitasi dan Tantangan	70
BAB 5	SIMPULAN DAN SARAN	71
5.1	Kesimpulan	71
5.2	Saran	72
DAFTAR PUSTAKA		75
5.2.1	Analisis Perbandingan Metode Deteksi Deepfake	81



DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Karakteristik data "140k Real and Fake Faces"	40
Tabel 3.2	Arsitektur dari model CNN	44
Tabel 3.3	<i>Hyperparameter</i> yang digunakan untuk pelatihan model . .	49
Tabel 3.4	Konfigurasi perangkat keras	51
Tabel 3.5	Dependensi utama yang digunakan untuk pengembangan model <i>machine learning</i>	51
Tabel 4.1	Metrik evaluasi dari model CNN	56
Tabel 4.2	Metrik evaluasi dari model <i>ResNet50</i>	57
Tabel 4.3	Metrik evaluasi dari model Xception	58
Tabel 4.4	Metrik evaluasi dari model <i>EfficientNet-B4</i>	59
Tabel 4.5	Perhitungan bobot ensemble berdasarkan akurasi validasi .	60
Tabel 4.6	Hasil evaluasi model <i>ensemble</i> dan model individual . . .	61
Tabel 4.7	Ringkasan analisis kesalahan dan karakteristik model . . .	66
Tabel 4.8	Hasil evaluasi kinerja model <i>ensemble</i> pada skenario <i>cross-dataset</i>	68
Tabel 5.1	Perbandingan metode deteksi <i>deepfake</i> dari berbagai penelitian	83



DAFTAR GAMBAR

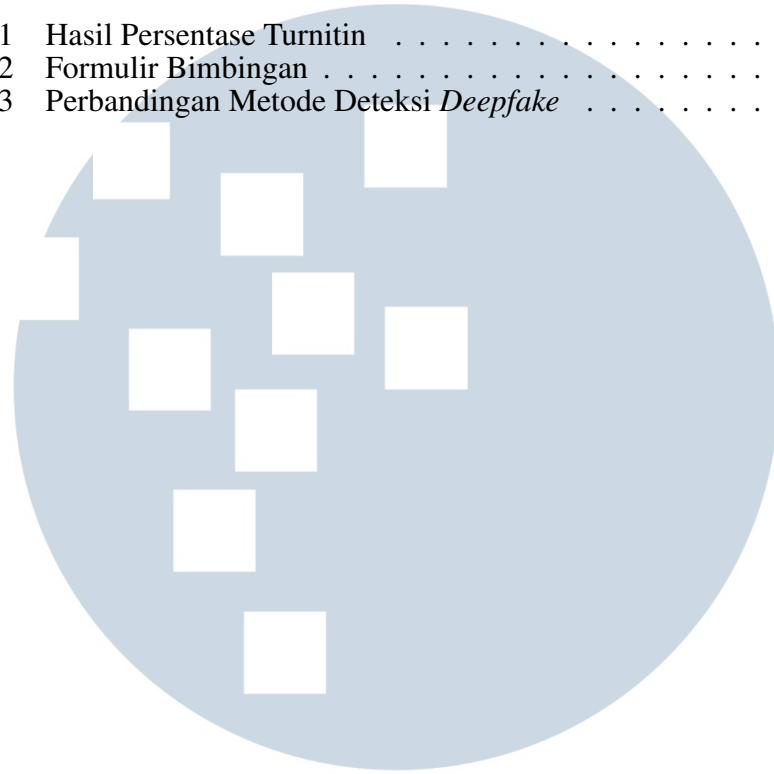
Gambar 2.1	Grafik fungsi aktivasi: (a) Sigmoid, (b) Tanh, (c) ReLU, dan (d) Softmax untuk menunjukkan karakteristik output masing-masing fungsi	13
Gambar 2.2	Arsitektur dasar CNN menunjukkan progres hierarkis dari fitur tingkat rendah ke representasi tingkat tinggi melalui lapisan konvolusi dan <i>pooling</i> yang bergantian	14
Gambar 2.3	Arsitektur blok residual menunjukkan koneksi langsung yang memungkinkan aliran informasi dan propagasi gradien langsung melalui jalur pintas	16
Gambar 2.4	Arsitektur Depthwise Separable Convolution menunjukkan pemisahan pemrosesan spasial dan saluran-wise untuk meningkatkan efisiensi	17
Gambar 2.5	Perbandingan strategi penskalaan menunjukkan superioritas compound scaling dalam mencapai tradeoff akurasi-efisiensi yang optimal	19
Gambar 2.6	Visualisasi efek diversitas ensemble: pola galat yang beragam memungkinkan koreksi galat mutual, sementara pola galat yang serupa memberikan manfaat ensemble yang minimal	21
Gambar 2.7	Arsitektur ensemble berbobot menunjukkan aliran informasi dari masukan melalui beberapa model dasar, kombinasi berbobot, dan prediksi akhir	24
Gambar 2.8	Pengaplikasian Deepfake	27
Gambar 2.9	Tinjauan arsitektur GAN menunjukkan setup pelatihan adversarial: (a) Fase pelatihan dengan fungsi kerugian kompetitif, (b) Arsitektur generator untuk pembuatan konten sintesis, (c) Arsitektur discriminator untuk klasifikasi keaslian	28
Gambar 3.1	Pipeline penelitian deepfake	38
Gambar 3.2	Perbandingan gambar sebelum dan sesudah augmentasi sederhana (<i>horizontal flip</i>)	42
Gambar 4.1	Pipeline implementasi lengkap: pre-processing, main processing, dan post-processing	53
Gambar 4.2	Kurva pelatihan model CNN menunjukkan <i>loss</i> dan akurasi selama proses pembelajaran	55
Gambar 4.3	Kurva pelatihan model <i>ResNet50</i> dengan strategi <i>transfer learning</i>	56
Gambar 4.4	Kurva pelatihan model <i>Xception</i> menunjukkan efisiensi pembelajaran yang superior	57
Gambar 4.5	Kurva pelatihan model <i>EfficientNet-B4</i> dengan <i>compound scaling</i>	59
Gambar 4.6	Confusion matrix dan metrik performa model Custom CNN menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall dengan akurasi 98,81%	62

Gambar 4.7	Confusion matrix dan metrik performa model ResNet50 menunjukkan tingkat false positive yang tinggi dengan akurasi 90,10%, mengindikasikan overfitting pada domain transfer learning	63
Gambar 4.8	Confusion matrix dan metrik performa model Xception menunjukkan tingkat recall tertinggi (99,54%) dengan akurasi 99,20%, namun dengan trade-off pada precision . .	64
Gambar 4.9	Confusion matrix dan metrik performa model EfficientNet-B4 menunjukkan keseimbangan antara false positive dan false negative dengan akurasi 96,35% . .	65
Gambar 4.10	Confusion matrix dan metrik performa model Weighted Ensemble menunjukkan performa superior dengan akurasi 99,64%, recall 99,90%, dan reduksi signifikan pada kedua jenis kesalahan	66



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Hasil Persentase Turnitin	79
Lampiran 2	Formulir Bimbingan	80
Lampiran 3	Perbandingan Metode Deteksi <i>Deepfake</i>	81



UMN
UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA