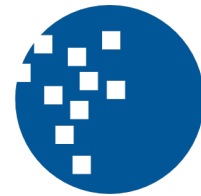


**MODEL DEEP CONVOLUTIONAL GENERATIVE  
ADVERSARIAL NETWORKS (DCGANS) DALAM  
MENDETEKSI AUDIO DEEPPAKE UNTUK KEAMANAN  
SIBER**



**UMN**  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

**SKRIPSI**

**FADHIL RAHMAN DWIPUTRO**  
**00000062832**

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

**MODEL DEEP CONVOLUTIONAL GENERATIVE  
ADVERSARIAL NETWORKS (DCGANS) DALAM  
MENDETEKSI AUDIO DEEPPAKE UNTUK KEAMANAN**

**SIBER**



**SKRIPSI**

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

**FADHIL RAHMAN DWIPUTRO  
00000062832**

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

## HALAMAN PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Dengan ini saya,

Nama : Fadhil Rahman Dwiputro  
Nomor Induk Mahasiswa : 00000062832  
Program Studi : Informatika

Skripsi dengan judul:

**Model Deep Convolutional Generative Adversarial Networks (DCGANs)  
Dalam Mendeteksi Audio Deepfake Untuk Keamanan Siber**

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, 03 Juli 2025



(Fadhil Rahman Dwiputro)

UMM  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

## HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi dengan judul

**MODEL DEEP CONVOLUTIONAL GENERATIVE ADVERSARIAL  
NETWORKS (DCGANS) DALAM MENDETEKSI AUDIO DEEPPAKE  
UNTUK KEAMANAN SIBER**

oleh

Nama : Fadhil Rahman Dwiputro  
NIM : 00000062832  
Program Studi : Informatika  
Fakultas : Fakultas Teknik dan Informatika

Telah diujikan pada hari Selasa, 15 Juli 2025

Pukul 10.00 s/d 12.00 dan dinyatakan

**LULUS**

Dengan susunan penguji sebagai berikut

Ketua Sidang

(Wirawan Istiono, S.Kom., M.Kom)  
NIDN: 0313048304

Penguji

(Anak Agung Ngurah Ananda Kusuma,  
B.Eng., M.Eng., Ph.D.)  
NIDK: 08984101024

Pembimbing

(Sy Yuliani Yakub, S.Kom., M.T. PhD)  
NIDN: 0411037904

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 : Fadhil Rahman Dwiputro  
NIM : 00000062832  
Program Studi : Informatika  
Jenjang : S1  
Judul Karya Ilmiah : Model Deep Convolutional Generative  
Adversarial Networks (DCGANs)  
Dalam Mendeteksi Audio Deepfake  
Untuk Keamanan Siber

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa saya bersedia:

- ☒ 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.

Tangerang, 03 Juli 2025

Yang menyatakan

  
Fadhil Rahman Dwiputro

U M N  
U N I V E R S I T A S  
M U L T I M E D I A  
N U S A N T A R A

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

## HALAMAN PERSEMBAHAN / MOTTO

"God bless you, there are mountains of gold and silver on the road ahead."

佬SKAI ISYOURGOD

UMN  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA



## KATA PENGANTAR

Puji Syukur atas berkat dan rahmat kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas selesainya penulisan karya ilmiah ini dengan judul: Implementasi Model Deep Convolutional Generative Adversarial Networks (DCGANs) dalam Mendeteksi Audio Deepfake dilakukan untuk memenuhi salah satu 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 karya ilmiah ini, sangatlah sulit bagi saya untuk menyelesaikan karya ilmiah 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. Ibu Sy Yuliani Yakub, S.Kom., M.T. PhD, sebagai Pembimbing 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.

Semoga karya ilmiah ini bermanfaat, baik sebagai sumber informasi maupun sumber inspirasi, bagi para pembaca.

Tangerang, 03 Juli 2025



Fadhil Rahman Dwiputro

# MODEL DEEP CONVOLUTIONAL GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS (DCGANS) DALAM MENDETEKSI AUDIO DEEPPAKE UNTUK KEAMANAN SIBER

Fadhil Rahman Dwiputro

## ABSTRAK

Meningkatnya penggunaan audio deepfake yang canggih menghadirkan ancaman signifikan terhadap keamanan siber dan integritas informasi, sehingga memerlukan mekanisme deteksi yang kuat. Penelitian ini menjawab tantangan tersebut dengan mengembangkan dan mengevaluasi model deteksi otomatis berdasarkan arsitektur diskriminator dari Deep Convolutional Generative Adversarial Network (DCGAN). Tujuan utamanya adalah memanfaatkan kemampuan DCGAN untuk mengidentifikasi artefak visual halus dengan terlebih dahulu mengubah sinyal audio menjadi Mel-spektrogram 2D, sehingga mengubah masalah deteksi audio menjadi tugas klasifikasi gambar. Metodologi yang digunakan adalah melatih diskriminator DCGAN pada dataset Fake-or-Real (FoR) untuk membedakan antara spektrogram ucapan asli dan yang dihasilkan secara sintetis. Model yang dihasilkan mencapai akurasi pengujian sebesar 87.8% dan Area Under the Curve (AUC) 0.9386, yang menunjukkan kemampuannya untuk mempelajari fitur-fitur pembeda secara efektif. Analisis yang lebih rinci menunjukkan performa yang seimbang, dengan recall 92% untuk audio palsu dan recall 82% untuk audio asli, menghasilkan Equal Error Rate (EER) yang rendah yaitu 13.29%. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat tetapi juga memiliki keseimbangan yang baik dalam klasifikasinya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan analisis yang ringkas dan terkonsolidasi dari pendekatan berbasis DCGAN untuk deteksi audio deepfake, yang berfungsi sebagai evaluasi kritis terhadap metodologi dan titik referensi untuk pekerjaan di masa depan dalam keamanan siber dan forensik digital.

**Kata kunci:** Audio, Keamanan Siber, DCGAN, *Deepfake*, Mel-Spektrogram.

U N I V E R S I T A S  
M U L T I M E D I A  
N U S A N T A R A



# **AUDIO DEEPFAKE DETECTION FOR CYBERSECURITY USING A DCGANS-BASED MODEL**

Fadhil Rahman Dwiputro

## **ABSTRACT**

*The increasing use of sophisticated audio deepfakes presents a significant threat to cybersecurity and information integrity, necessitating robust detection mechanisms. This research addresses this challenge by developing and evaluating an automated detection model based on the discriminator architecture of a Deep Convolutional Generative Adversarial Network (DCGAN). The primary objective was to leverage DCGAN's ability to identify subtle visual artifacts by first converting audio signals into 2D Mel-spectrograms, thereby transforming the audio detection problem into an image classification task. The methodology involved training the DCGAN discriminator on the Fake-or-Real (FoR) dataset to distinguish between genuine and synthetically generated speech spectrograms. The resulting model achieved a test accuracy of 87.8% and an Area Under the Curve (AUC) of 0.9386, demonstrating its capability to learn discriminative features effectively. A more detailed analysis revealed a balanced performance, with a recall of 0.92 for fake audio and 0.82 for real audio, resulting in a low Equal Error Rate (EER) of 13.29%. This indicates that the model is not only accurate but also well-balanced in its classification. The goal of this research is to contribute a concise, consolidated analysis of a DCGAN-based approach to audio deepfake detection, serving as a critical evaluation of the methodology and a reference point for future work in cybersecurity and digital forensics.*

**Keywords:** Audio, Cybersecurity, DCGAN, Deepfake, Mel-Spectrogram.

U N I V E R S I T A S  
M U L T I M E D I A  
N U S A N T A R A

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL . . . . .	i
PERNYATAAN TIDAK MELAKUKAN PLAGIAT . . . . .	ii
HALAMAN PENGESAHAN . . . . .	iii
HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH . . . . .	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN/MOTO . . . . .	v
KATA PENGANTAR . . . . .	vi
ABSTRAK . . . . .	vii
ABSTRACT . . . . .	viii
DAFTAR ISI . . . . .	ix
DAFTAR TABEL . . . . .	xi
DAFTAR GAMBAR . . . . .	xii
DAFTAR KODE . . . . .	xiii
DAFTAR RUMUS . . . . .	xiv
DAFTAR LAMPIRAN . . . . .	xv
BAB 1 PENDAHULUAN . . . . .	1
1.1 Latar Belakang Masalah . . . . .	1
1.2 Rumusan Masalah . . . . .	3
1.3 Batasan Permasalahan . . . . .	4
1.4 Tujuan Penelitian . . . . .	4
1.5 Manfaat Penelitian . . . . .	4
1.6 Sistematika Penulisan . . . . .	5
BAB 2 LANDASAN TEORI . . . . .	7
2.1 Keamanan Siber ( <i>Cyber Security</i> ) . . . . .	7
2.1.1 Ancaman dan Serangan dalam Keamanan Siber . . . . .	7
2.1.2 Peran AI dan Machine Learning dalam Keamanan Siber . . . . .	8
2.1.3 Konsep Dasar Deepfake dan Audio Deepfake . . . . .	9
2.1.4 Dampak Deepfake dalam Keamanan Siber . . . . .	9
2.2 <i>Artificial Intelligence</i> . . . . .	12
2.2.1 <i>Machine Learning</i> . . . . .	13
2.2.2 <i>Deep Learning</i> . . . . .	14
2.2.3 <i>Generative Adversarial Networks</i> (GAN) . . . . .	16
2.2.4 <i>Deep Convolutional Generative Adversarial Networks</i> (DCGANs) . . . . .	19
2.2.5 Spektrogram dan Transformasi Sinyal Audio . . . . .	20
2.3 Mel-Spektrogram . . . . .	22
2.4 Teknik Deteksi Audio Deepfake . . . . .	23
2.5 Dataset untuk Pelatihan Model DCGANs . . . . .	24
2.6 Evaluasi Kinerja Model . . . . .	24
2.7 Teknologi dan Konsep Pendukung . . . . .	26
2.7.1 Bahasa Pemrograman dan Lingkungan . . . . .	26
2.7.2 Kerangka Kerja Deep Learning: TensorFlow dan Keras . . . . .	27
2.7.3 Pustaka Pendukung Utama . . . . .	28
2.8 Teknik Optimisasi Pelatihan . . . . .	30
2.9 Studi Literatur dan Riset Terkait . . . . .	31
2.9.1 C. Gohen, G. Raja (2022): <i>Generative Adversarial Networks</i> . . . . .	31
2.9.2 F. Anton, M. Kamil, H. Petr (2024): <i>Deepfake Speech Detection: A Spectrogram Analysis</i> . . . . .	32

2.9.3	L. Jovelin, G. Bobby, M. Ruji (2024): Spectrogram-Based Analysis and Detection of Deepfake Audio Using Enhanced DCGANs for Secure Content Distribution . . . . .	36
2.10	Analisis Keterkaitan dan <i>Research Gap</i> . . . . .	38
2.11	Kesimpulan . . . . .	39
BAB 3	METODOLOGI PENELITIAN . . . . .	40
3.1	Proses Pembangunan Model DCGANs untuk Deteksi Audio Deephoax . . . . .	40
3.1.1	Pengumpulan Data . . . . .	41
3.1.2	<i>Preprocessing</i> . . . . .	43
3.1.3	Konfigurasi Model DCGANs . . . . .	46
3.1.4	Testing dan Evaluasi . . . . .	49
3.1.5	<i>Library</i> yang Digunakan . . . . .	50
BAB 4	HASIL DAN DISKUSI . . . . .	53
4.1	Implementasi . . . . .	53
4.2	Skenario Pengujian . . . . .	53
4.2.1	Lingkungan Implementasi . . . . .	53
4.2.2	<i>Constraints</i> . . . . .	54
4.2.3	Implementasi <i>Preprocess</i> Data . . . . .	55
4.2.4	Implementasi Konfigurasi Model DCGANs . . . . .	63
4.3	Testing dan Evaluasi . . . . .	68
4.4	Hasil . . . . .	70
4.5	Diskusi . . . . .	74
4.5.1	Dampak Konfigurasi dan <i>Tuning</i> Hyperparameter . . . . .	74
4.5.2	Analisis Performa Diskriminator . . . . .	76
BAB 5	SIMPULAN DAN SARAN . . . . .	78
5.1	Simpulan . . . . .	78
5.2	Saran . . . . .	79
DAFTAR PUSTAKA	. . . . .	81



## DAFTAR TABEL

Tabel 1.1	Tabel Rumusan Masalah . . . . .	3
Tabel 1.2	Tabel Tujuan Penelitian . . . . .	4
Tabel 2.1	Ringkasan Studi Literatur Terkait . . . . .	38
Tabel 3.1	Distribusi Dataset FoR Setelah Segmentasi . . . . .	41
Tabel 4.1	Spesifikasi Lingkungan Implementasi . . . . .	54
Tabel 4.2	Hasil Metrik Evaluasi pada Data Tes . . . . .	72
Tabel 4.3	Tabel Hasil Metrik Klasifikasi . . . . .	76



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Contoh Nyata Penipuan dan Rekayasa Sosial . . . . .	9
Gambar 2.2	Contoh Nyata Disinformasi dan Propaganda . . . . .	10
Gambar 2.3	Contoh Nyata Pencemaran Nama Baik . . . . .	11
Gambar 2.4	Contoh Nyata Erosi Kepercayaan . . . . .	12
Gambar 2.5	Arsitektur Generative Adversarial Networks . . . . .	16
Gambar 2.6	Representasi audio secara visual (Spektrogram) . . . . .	21
Gambar 2.7	Bentuk Mel-Spektrogram . . . . .	23
Gambar 2.8	Estimasi EER dari ROC Curve . . . . .	26
Gambar 2.9	Logo Python . . . . .	27
Gambar 2.10	Logo Google Colab . . . . .	27
Gambar 2.11	Logo Tensorflow . . . . .	28
Gambar 2.12	Logo Keras . . . . .	28
Gambar 2.13	Logo Librosa . . . . .	28
Gambar 2.14	Logo NumPy . . . . .	29
Gambar 2.15	Logo Skicit-learn . . . . .	29
Gambar 2.16	Logo OpenCV . . . . .	30
Gambar 2.17	Logo Matplotlib . . . . .	30
Gambar 2.18	7 Spektrograms yang dipakai . . . . .	33
Gambar 2.19	Arsitektur Detektor . . . . .	34
Gambar 2.20	Graph Equal Error Rate . . . . .	35
Gambar 2.21	Tabel ERR Spektrograms . . . . .	35
Gambar 2.22	Chroma vs STFT Spektrogram . . . . .	35
Gambar 2.23	Proses konversi audio ke spektrogram . . . . .	36
Gambar 2.24	Proses Audio Deepfake Detection . . . . .	37
Gambar 3.1	Diagram Methodology Penelitian DCGANs untuk Deteksi Audio Deephoax . . . . .	40
Gambar 3.2	<i>Audio files</i> dari dataset FoR . . . . .	42
Gambar 3.3	Isi mentah dataset FoR-original . . . . .	42
Gambar 3.4	<i>Flowchart preprocessing</i> . . . . .	44
Gambar 3.5	<i>Flowchart arsitektur model</i> . . . . .	46
Gambar 3.6	<i>Flowchart proses training</i> . . . . .	48
Gambar 4.1	Hasil <i>splitting</i> data . . . . .	58
Gambar 4.2	Hasil dari Fungsi Generasi Spectrogram . . . . .	61
Gambar 4.3	<i>Output callback setup</i> . . . . .	67
Gambar 4.4	Grafik Akurasi, Loss, dan AUC Selama Pelatihan . . . . .	71
Gambar 4.5	Visualisasi Confusion Matrix pada Data Uji . . . . .	72

UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA

## DAFTAR KODE

Kode 3.1	Mount Dataset dari Google Drive . . . . .	43
Kode 3.2	Imports dan Constraints . . . . .	50
Kode 4.1	Imports dan Constraints . . . . .	54
Kode 4.2	Loading Data Audio . . . . .	56
Kode 4.3	Splitting Data . . . . .	57
Kode 4.4	Audio Cleaning dan Segmenting . . . . .	58
Kode 4.5	Generasi Spektrogram . . . . .	60
Kode 4.6	Normalisasi dalam Fungsi generate_spectrograms . . . . .	62
Kode 4.7	Penambahan Channel Dimension . . . . .	62
Kode 4.8	Arsitektur Model Klasifikasi . . . . .	63
Kode 4.9	Kompilasi Model . . . . .	65
Kode 4.10	Callback Setup . . . . .	66
Kode 4.11	Pelatihan Model . . . . .	68
Kode 4.12	Pengujian Model . . . . .	68
Kode 4.13	Analisis Hasil Metrik . . . . .	69





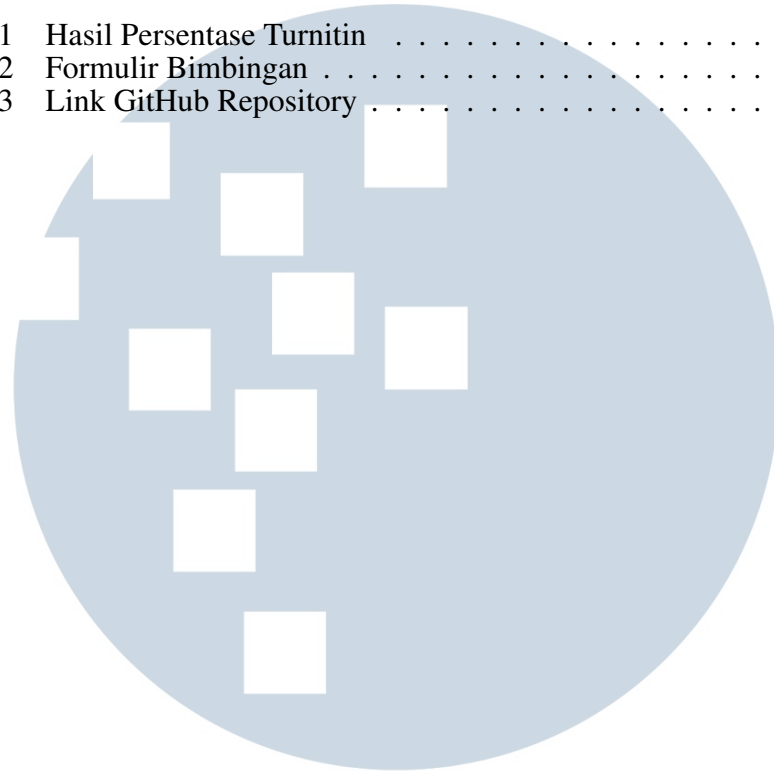
## DAFTAR RUMUS

Rumus 2.1	<i>Rumus minmax GANs</i> . . . . .	17
Rumus 2.2	<i>Rumus konversi frekuensi Hertz ke Mel (m)</i> . . . . .	22
Rumus 2.3	<i>Rumus menghitung accuracy</i> . . . . .	25
Rumus 2.4	<i>Rumus menghitung precision</i> . . . . .	25
Rumus 2.5	<i>Rumus menghitung recall</i> . . . . .	25
Rumus 2.6	<i>Rumus menghitung F1-Score</i> . . . . .	25



## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Hasil Persentase Turnitin . . . . .	86
Lampiran 2	Formulir Bimbingan . . . . .	93
Lampiran 3	Link GitHub Repository . . . . .	94



UMN  
UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA