

TESIS
EVALUASI KINERJA DEEPFACELAB DAN DEEPFACELIVE
DALAM PEMBUATAN VIDEO MUSIK DEEPFAKE
BERDASARKAN JUMLAH ITERASI DAN KOMPLEKSITAS
DATASET



Disusun oleh:

Nama : Muh. Fadly
NIM : 22.55.2326
Konsentrasi : Intelligence Animation

FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA

2026

TESIS
EVALUASI KINERJA DEEPFACELAB DAN DEEPFACELIVE
DALAM PEMBUATAN VIDEO MUSIK DEEPFAKE
BERDASARKAN JUMLAH ITERASI DAN KOMPLEKSITAS
DATASET

PERFORMANCE EVALUATION OF DEEPFACELAB AND
DEEPFACELIVE IN DEEPFAKE MUSIC VIDEO CREATION
BASED ON ITERATION COUNT AND DATASET
COMPLEXITY

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Pascasarjana

Program Studi (S2 PJJ Teknik Informatika)



Disusun oleh:

Nama : Muh. Fadly
NIM : 22.55.2326
Konsentrasi : Intelligence Animation

FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA

2026

HALAMAN PERSETUJUAN

**EVALUASI KINERJA DEEPFACELAB DAN DEEPFACELIVE DALAM
PEMBUATAN VIDEO MUSIK DEEPFAKE BERDASARKAN JUMLAH
ITERASI DAN KOMPLEKSITAS DATASET**

**PERFORMANCE EVALUATION OF DEEPFACELAB AND
DEEPFACELIVE IN DEEPFAKE MUSIC VIDEO CREATION BASED ON
ITERATION COUNT AND DATASET COMPLEXITY**

yang disusun dan diajukan oleh

Muh. Fadly

22.55.2326

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Tesis
pada tanggal 2 Februari 2026.

Dosen Pembimbing,



Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.
NIK. 190302037

HALAMAN PENGESAHAN

EVALUASI KINERJA DEEPFACELAB DAN DEEPFACELIVE DALAM
PEMBUATAN VIDEO MUSIK DEEPFAKE BERDASARKAN JUMLAH
ITERASI DAN KOMPLEKSITAS DATASET

PERFORMANCE EVALUATION OF DEEPFACELAB AND
DEEPFACELIVE IN DEEPFAKE MUSIC VIDEO CREATION BASED ON
ITERATION COUNT AND DATASET COMPLEXITY

yang disusun dan diajukan oleh

Muh. Fadly

22.55.2326

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 2 Februari 2026

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Dr. Kumara Ari Yuana, S.T., M.T.

NIK. 190302575



Emha Taufiq Luthfi, S.T., M.Kom., Ph.D.

NIK. 190302125



Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.

NIK. 190302037



Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer
Tanggal 2 Februari 2026

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.

NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Muh. Fadly
NIM : 22.55.2326

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:

Evaluasi Kinerja Deepfacelab Dan Deepfacelive Dalam Pembuatan Video Musik Deepfake Berdasarkan Jumlah Iterasi Dan Kompleksitas Dataset

Dosen Pembimbing : Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 2 Februari 2026

Yang Menyatakan,



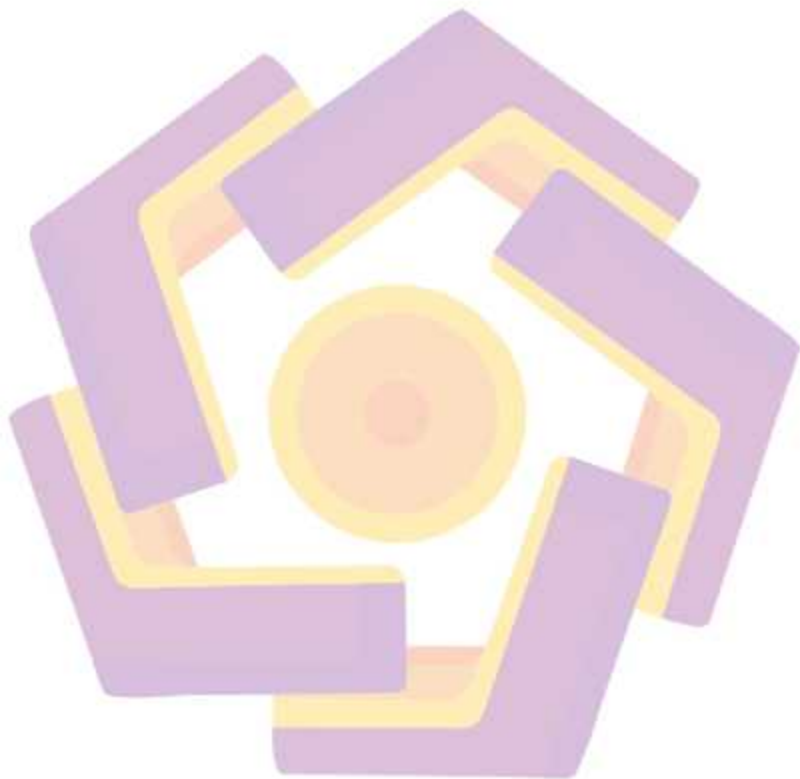
Muh. Fadly

HALAMAN PERSEMBAHAN

Thesis ini dipersembahkan kepada :

1. Kedua orang tua saya tercinta, Sulaiman S.Pd Selaku Ayahanda dan Ibunda tercinta Reni S.Pd, M.Si., Serta Tante tercinta Gusti Nursi yang senantiasa memberikan doa, kasih sayang, dukungan moral, dan pengorbanan tanpa henti sehingga penulis dapat menyelesaikan pendidikan dan penyusunan thesis ini.
2. Dosen pembimbing, Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom., atas bimbingan, arahan, dan dedikasi yang diberikan selama proses penelitian dan penulisan thesis.
3. Saudara perempuan penulis, Atika, Syarah Syafika, S.S., Farah Alfia, dan Rifdah Fadiah, atas dukungan, semangat, dan doa yang terus mengalir.
4. Saudara laki-laki penulis, Muhammad Syaif dan Rahmat Hidayat, S.E., M.Ak., atas motivasi dan dukungan yang diberikan.
5. Kekasih penulis, Mulyana binti Haidir A.Md., yang dengan ketulusan, kesabaran, dan perhatian senantiasa memberikan dukungan emosional, semangat, serta motivasi selama proses penyusunan dan penyelesaian thesis ini.
6. Serta rekan seperjuangan, Mahasiswa seangkatan Pascasarjana Universitas Amikom Yogyakarta yang telah memberikan support.

Serta seluruh pihak yang telah berkontribusi secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian tesis ini.



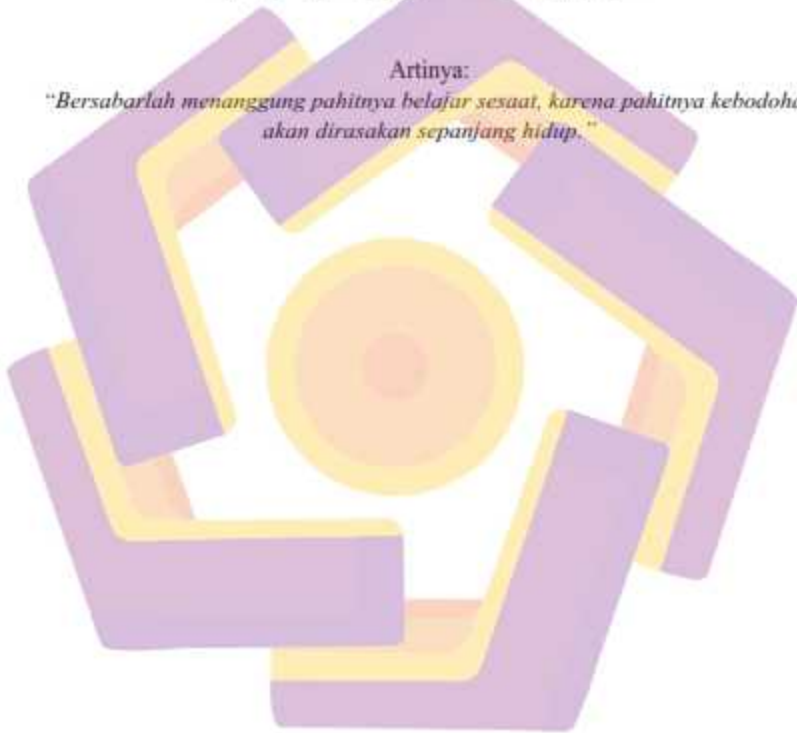
HALAMAN MOTTO

“Lebih baik menahan lelahnya belajar daripada merasakan pahitnya kebodohan” *Ali bin Abi Thalib r.a.*

اصبر على مز التعلم ساعة، فإن مرارة الجهل طول الحياة

Artinya:

“Bersabarlah menanggung pahitnya belajar sesaat, karena pahitnya kebodohan akan dirasakan sepanjang hidup.”



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah Swt. atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan thesis yang berjudul **“Evaluasi Kinerja DeepFaceLab dan DeepFaceLive dalam Pembuatan Video Musik Deepfake Berdasarkan Jumlah Iterasi dan Kompleksitas Dataset”** dengan baik.

Penyusunan tesis ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, serta dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. **Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.** selaku Dosen Pembimbing yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan, serta motivasi kepada penulis selama proses penyusunan tesis ini.
2. **Kedua orang tua tercinta, Sulaiman, S.Pd.** selaku ayahanda dan **Renli, S.Pd., M.Si.** selaku ibunda, yang senantiasa memberikan doa, kasih sayang, dukungan moral, serta pengorbanan tanpa henti sehingga penulis dapat menyelesaikan pendidikan dan penyusunan tesis ini.
3. **Tante tercinta Gusti Nursi,** yang selalu memberikan doa, perhatian, dan dukungan moral kepada penulis dalam menempuh pendidikan dan menyelesaikan tesis ini.

Penulis menyadari bahwa thesis ini masih memiliki keterbatasan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi

penyempurnaan di masa yang akan datang. Semoga thesis ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan pihak-pihak yang membutuhkan.

Yogyakarta, 3 Januari 2026

Penulis



DAFTAR ISI

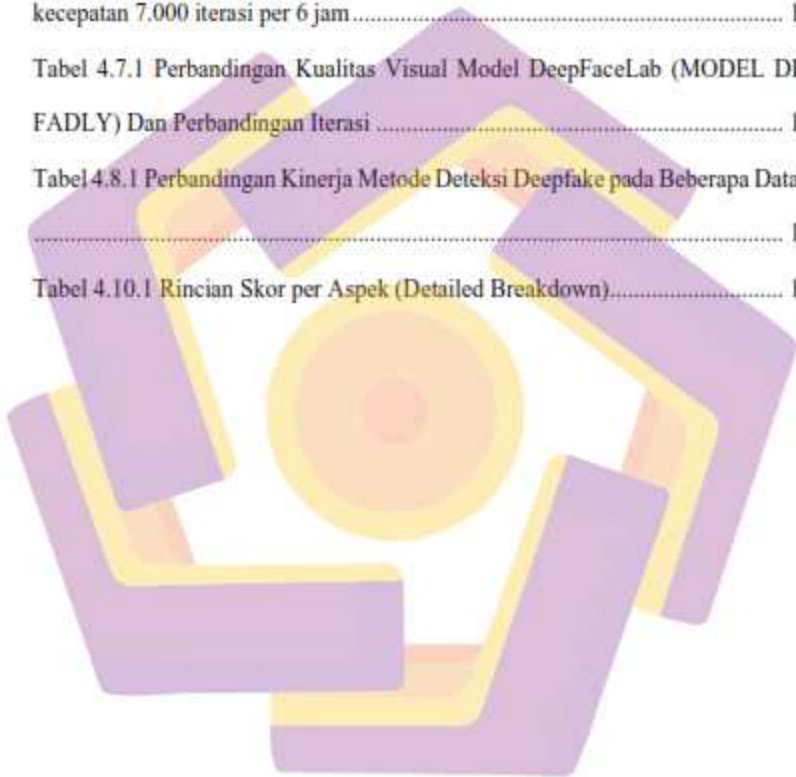
HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	viii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xxiv
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN.....	xxv
DAFTAR ISTILAH.....	xxviii
INTISARI.....	xxxv
<i>ABSTRACT</i>	xxxvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	8
1.3. Batasan Masalah.....	8
1.4. Tujuan Penelitian.....	11
1.5. Manfaat Penelitian.....	20
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	24
2.1. Tinjauan Pustaka.....	24

2.2. Keaslian Penelitian.....	33
2.3. Landasan Teori.....	46
BAB III METODE PENELITIAN.....	53
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	53
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	57
3.3. Metode Analisis Data.....	62
3.4. Alur Penelitian.....	67
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	73
4.1. Deepfacelab dan Deepfacelive : Analisis dan Pembahasan.....	73
4.2. Langkah Langkah Pembuatan Deepfake tanpa data destination yang banyak Dan Pembahasan Penggunaan Deepfacelab dan Deepfacelive..	77
4.3. Langkah Langkah Pembuatan Deepfake Dan Pembahasan Penggunaan Deepfacelab dan Deepfacelive.....	100
4.4. Jumlah eksperimen dan Skenario Pengujian.....	126
4.5. Tabel Dan Visualisasi Hasil Eksperimen.....	128
4.6. Parameter yang dapat diukur hasil pembuatan deep fake berkualitas menggunakan FFmetrics.....	132
4.7. Tabel Perbandingan Kualitas Visual Model DeepFaceLab (MODEL DFM FADLY) Dan Perbandingan Iterasi yang ditabelkan.....	137
4.8. Comparison Of The Performance Of Deepfake Detection Methods On Several Datasets.....	140
4.9. Keberhasilan DeepFaceLab dalam Menghasilkan Visual yang Meyakinkan.....	142

4.10. Menilai keaslian video deepfake dengan Deepfake Detection Score ...	144
4.11. Pengukuran Performance Real Live Deepfacelive Deepfake Video Musik pada Model DFM.....	148
4.11.1 Pengukuran performance Real Live DFM Model Deepfake dan Video Source.....	148
4.11.2 Perbandingan Frame Video Source Sebelum Deepfake Dan Video Dan Setelah Deepfake Dengan Model DFM.....	152
4.12. Eksplorasi Tingkat Lanjut Di Peningkatan Hasil Iterasi 1.000.000 (1 Juta) Ke 4.000.000 (4 Juta) Iterasi Deepfake Model.....	158
BAB V PENUTUP.....	162
5.1. Kesimpulan.....	162
5.2. Saran.....	164
DAFTAR PUSTAKA.....	166
LAMPIRAN.....	169

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian.....	33
Tabel 4.4.1 estimasi waktu untuk mencapai 1.000.000 iterasi deepfake berdasarkan kecepatan 7.000 iterasi per 6 jam.....	126
Tabel 4.7.1 Perbandingan Kualitas Visual Model DeepFaceLab (MODEL DFM FADLY) Dan Perbandingan Iterasi	139
Tabel 4.8.1 Perbandingan Kinerja Metode Deteksi Deepfake pada Beberapa Dataset	140
Tabel 4.10.1 Rincian Skor per Aspek (Detailed Breakdown).....	145



DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1.1 Conceptual Framework	25
Gambar 3.1.2 Diagram Alur Penelitian.....	56
Gambar 3.2.1 Flow Diagram (DFD)	60
Gambar 3.3.1 Alur Analisis Data dalam DFD	66
Gambar 3.4.1 Diagram Alur Penelitian.....	71
Gambar 4.2.1 Program Deepfacelab	77
Gambar 4.2.2 Menampilkan data_dst, data_src, model, dan video data_src.	78
Gambar 4.2.3 Program extract images from video data_source untuk memperbanyak sudut gambar muka dalam bentuk picture.....	79
Gambar 4.2.4 Menampilkan output FPS dan Output image format dari picture..	79
Gambar 4.2.5 Menampilkan eksekusi sukses untuk Program extract images from video data_source.....	80
Gambar 4.2.6 Menampilkan foto diri saya sendiri yang sudah di eksekusi sukses dari Program extract images from video data_source.....	81
Gambar 4.2.7 Program “4) data_src faceset extract” diklik untuk membuat facepack awal dari wajah saya.	81
Gambar 4.2.8 Program berhasil dieksekusi di “4) data_src faceset extract” yang menunjukkan image size = 512 dengan kualitas jpeg dan whole face alias area sekitaran wajah	82
Gambar 4.2.9 Tampilan whole face yang sudah berhasil di eksekusi dengan wajah saya di data_src.	82

Gambar 4.2.10 Program “3) extract images from video data_dst FULL FPS” diklik untuk membuat facepack dari tujuan video iterasi.....	83
Gambar 4.2.11 Program “3) extract images from video data_dst FULL FPS” sukses dilakukan.....	83
Gambar 4.2.12 Program “3) extract images from video data_dst FULL FPS” Suksesnya Extract images akan menghasilkan 3.490 gambar destination untuk di iterasikan.....	84
4.2.13 Program “4.2) data_src util faceset pack” menunjukkan bahwa faceset.pak untuk data_src berhasil dibuat.....	84
Gambar 4.2.14 Program “4.2) data_src util faceset pack” menunjukkan bahwa faceset.pak berhasil dibuat.....	84
Gambar 4.2.15 Didalam foto gambar wajah jumlahnya yaitu 63.011 gambar wajah.....	85
Gambar 4.2.16 Program “5.2) data_dst util faceset pack” di klik untuk membuat faceset.pak untuk data_dst.....	85
Gambar 4.2.17 Program “5.2) data_dst util faceset pack” menunjukkan bahwa faceset.pak untuk data_dst berhasil dibuat.....	86
Gambar 4.2.18 Program “6) train SAEHD” adalah pembuatan training atau iterasi dilakukan untuk mencapai 1 juta iterasi kemudian.....	86
Gambar 4.2.19 Tampilan Program “6) train SAEHD” saat dibuka aplikasinya... 87	
Gambar 4.2.20 Iterasi gambar untuk DFM MODEL sedang dilakukan. (Gambar menunjukkan bahwa jumlah iterasi masih 2.....	88

Gambar 4.2.21 Iterasi gambar untuk DFM MODEL menunjukkan bahwa jumlah iterasi sudah mencapai 1001937 (Satu juta seribu sembilan ratus tiga puluh tujuh).	88
Gambar 4.2.22 Export file dilakukan dengan klik program “6) export SAEHD as dfm”.	89
Gambar 4.2.23 Export File Iterasi ke File Model.DFM sukses dilakukan.	90
Gambar 4.2.24 File Model.DFM sudah ada dan siap di import ke dalam aplikasi Deepfacelive untuk dilakukan pendeteksian Model.DFM untuk membuat deepfake video music.	90
Gambar 4.2.25 File Model.DFM sudah ada dan siap di import ke dalam aplikasi Deepfacelive untuk dilakukan pembuatan deepfake video music.	91
Gambar 4.2.26 File Model.DFM dimasukkan ke dalam deepfacelive untuk di coba apakah bisa terbaca file DFM Modelnya atau belum, dan pada tahap ini file DMF Model saya terbaca.	91
Gambar 4.2.27 Tampilan halaman login aplikasi SWAPFACE.	92
Gambar 4.2.28 Tampilan SWAPFACE untuk memilih file MODEL.DFM.	92
Gambar 4.2.29 File Model DFM dipilih.	93
Gambar 4.2.30 Menu saat memilih file DFM MODEL.	93
Gambar 4.2.31 Menu untuk memilih file DFM MODEL pilihan muka saya sendiri.	94
Gambar 4.2.32 Memilih File Model DFM (Fadly.dfm).	94
Gambar 4.2.33 Lalu pilih Load untuk memasukkan file Model DFM tadi.	95
Gambar 4.2.34 Menu Video Faceswap ditampilkan.	95

Gambar 4.2.35 Menu Source video dipilih.....	96
Gambar 4.2.36 File video music yang akan diganti wajahnya dipilih.....	96
Gambar 4.2.37 File Muka dari video source yang akan direplace ditampilkan....	97
Gambar 4.2.38 Memilih Model DFM.....	97
Gambar 4.2.39 Deepfake Video Music siap dimulai , untuk HD MP4, Rotation dan Face Enhancer dicentang untuk menghasilkan Video Deepfake yang lebih bagus.	98
Gambar 4.2.40 Video Sedang di Deepfake.....	98
Gambar 4.2.41 Video Selesai Di Deepfake.....	99
Gambar 4.2.42 Hasil Deepfake Video Music.....	99
Gambar 4.3.1 Program Deepfacelab.....	100
Gambar 4.3.1 Menampilkan data_dst, data_src, model, dan video data_src.....	100
Gambar 4.3.2 Menampilkan data_dst, data_src, model, dan video data_src.....	101
Gambar 4.3.3 Program extract images from video data_source untuk memperbanyak sudut gambar muka dalam bentuk picture.....	102
Gambar 4.3.4 Menampilkan output FPS dan Output image format dari picture.	102
Gambar 4.3.5 Menampilkan eksekusi sukses untuk Program extract images from video data_source.....	103
Gambar 4.3.6 Menampilkan foto diri saya sendiri yang sudah di eksekusi sukses dari Program extract images from video data_source.....	104
Gambar 4.3.7 Program "(4) data_src faceset extract" diklik untuk membuat facepack awal dari wajah saya.	104

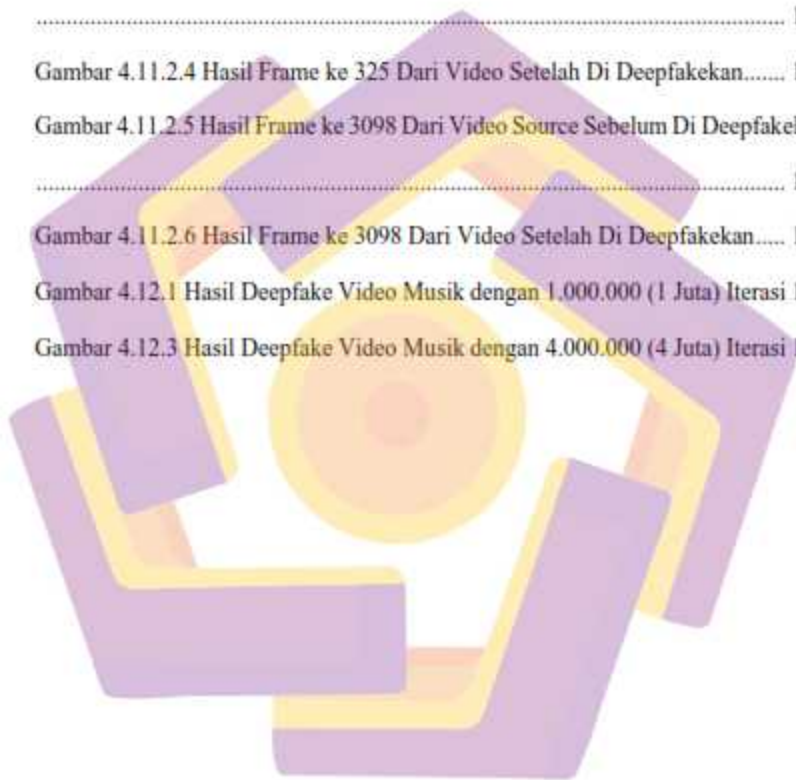
Gambar 4.3.8 Program berhasil dieksekusi di “4) data_src faceset extract” yang menunjukkan image size = 512 dengan kualitas jpeg dan whole face alias area sekitaran wajah	105
Gambar 4.3.9 Tampilan whole face yang sudah berhasil di eksekusi dengan wajah saya di data_src.	105
Gambar 4.3.10 Program “4.2) data_src util faceset pack” diklik untuk membuat facepack dari wajah saya	106
Gambar 4.3.11 Program “4.2) data_src util faceset pack” menunjukkan bahwa faceset.pak untuk data_src berhasil dibuat	106
Gambar 4.3.12 Program “4.2) data_src util faceset pack” menunjukkan bahwa faceset.pak berhasil dibuat	106
Gambar 4.3.13 Menampilkan banyaknya foto gambar wajah untuk iterasi lebih cepat.	107
Gambar 4.3.14 Didalam foto gambar wajah jumlahnya yaitu 63.011 gambar wajah.	108
Gambar 4.3.15 Program “5.2) data_dst util faceset pack” di-klik untuk membuat faceset.pak untuk data_dst	108
Gambar 4.3.16 Program “5.2) data_dst util faceset pack” menunjukkan bahwa faceset.pak untuk data_dst berhasil dibuat	109
Gambar 4.3.17 Program “6) train SAEHD” adalah pembuatan training atau iterasi dilakukan untuk mencapai 1 juta iterasi kemudian	109
Gambar 4.3.18 Tampilan Program “6) train SAEHD” saat dibuka aplikasinya training iterasi dimulai.	110

Gambar 4.3.18 Iterasi gambar untuk DFM MODEL sedang dilakukan. (Gambar menunjukkan bahwa jumlah iterasi masih 2.	111
Gambar 4.3.19 Iterasi gambar untuk DFM MODEL menunjukkan bahwa jumlah iterasi sudah mencapai 1001937 (Satu juta seribu sembilan ratus tiga puluh tujuh).	111
Gambar 4.3.20 Export file dilakukan dengan klik program “6) export SAEHD as dfm”.	112
Gambar 4.3.21 Export File Iterasi ke File Model.DFM sukses dilakukan.	112
Gambar 4.3.22 File Model.DFM sudah ada dan siap di import ke dalam aplikasi Deepfacelive untuk dilakukan pendeteksian Model.DFM untuk membuat deepfake video music.	113
Gambar 4.3.23 File Model.DFM sudah ada dan siap di import ke dalam aplikasi Deepfacelive untuk dilakukan pembuatan deepfake video music.	113
Gambar 4.3.24 File Model.DFM dimasukkan ke dalam deepfacelive utuk di coba apakah bisa terbaca file DFM Modelnya atau belum, dan pada tahap ini file DMF Model saya terbaca.	113
Gambar 4.3.25 Tampilan halaman login aplikasi SWAPFACE.	114
Gambar 4.3.26 Tampilan SWAPFACE untuk memilih file MODEL.DFM.	115
Gambar 4.3.27 File Model DFM dipilih.	115
Gambar 4.3.28 Menu saat memilih file DFM MODEL.	116
Gambar 4.3.29 Menu untuk memilih file DFM MODEL pilihan muka saya sendiri.	116
Gambar 4.3.30 Memilih File Model DFM (Fadly.dfm).	117

Gambar 4.3.31	Lalu pilih Load untuk memasukkan file Model DFM tadi	117
Gambar 4.3.32	Menu Video Faceswap ditampilkan.....	118
Gambar 4.3.33	Menu Source video dipilih.....	118
Gambar 4.3.34	File video music yang akan diganti wajahnya dipilih.....	119
Gambar 4.3.35	Face untuk pengganti output wajah dipilih, lalu pilih foto sunghajung lalu klik choose.....	119
Gambar 4.3.36	Memilih Model DFM.....	120
Gambar 4.3.37	Deepfake Video Music siap dimulai , untuk HD MP4, Rotation dan Face Enhancer dicentang untuk menghasilkan Video Deepfake yang lebih bagus.....	120
Gambar 4.3.38	Video Sedang di Deepfake.....	121
Gambar 4.3.39	Video Selesai Di Deepfake	121
Gambar 4.3.40	Hasil Deepfake Video Music.....	122
Gambar 4.3.41	Hasil Deepfake dari DFM Deepfacelab.....	124
Gambar 4.3.42	Hasil Deepfake dari DFM Deepfacelab.....	125
Gambar 4.5.1	Forged face generation process diagram.....	128
Gambar 4.5.2	Unsharp Masking Result	130
Gambar 4.6.1	Aplikasi pendukung nilai parameter PSNR, SSIM dan VMAF pada video Asli dan video hasil Deepfake.....	133
Gambar 4.6.2	Grafik Nilai Parameter PSNR dari video Asli dan video Hasil Deepfake (Video Asli garis grafiknya warna Hijau dan Video Hasil Deepfake garis grafiknya warna merah.....	134

Gambar 4.6.3 Grafik Nilai Parameter SSIM dari video Asli dan video Hasil Deepfake (Video Asli garis grafiknya warna Hijau dan Video Hasil Deepfake garis grafiknya warna merah.....	134
Gambar 4.6.4 Grafik Nilai Parameter VMAF dari video Asli dan video Hasil Deepfake (Video Asli garis grafiknya warna Hijau dan Video Hasil Deepfake garis grafiknya warna merah.....	135
Gambar 4.7.1 Iterasi Model DFM di 100.000 iteration	137
Gambar 4.7.2 Iterasi Model DFM di 200.000 iteration	137
Gambar 4.7.3 Iterasi Model DFM di 500.000 iteration	138
Gambar 4.7.4 Iterasi Model DFM di 1.000.000 iteration	138
Gambar 4.9.1 Deteksi Deepfake Muka dengan Aplikasi Web AI Comparison..	142
Gambar 4.10.1 Deepfake Detection Score pada hasil deepfake	144
Gambar 4.10.2 Deteksi Deepfake Untuk melihat apakah ini adalah deepfake atau bukan.....	147
Gambar 4.11.1.1 Hasil Frame Foto Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 1.....	148
Gambar 4.11.1.2 Hasil Frame Foto Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 2.....	149
Gambar 4.11.1.3 Hasil Frame Foto Dari Video Setelah di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 1	149
Gambar 4.11.1.4 Hasil Frame Foto Dari Video Setelah di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 2	150

Gambar 4.11.2.1 Hasil Frame ke 115 Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan	152
Gambar 4.11.2.2 Hasil Frame ke 115 Dari Video Setelah Di Deepfakekan.....	152
Gambar 4.11.2.3 Hasil Frame ke 325 Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan	154
Gambar 4.11.2.4 Hasil Frame ke 325 Dari Video Setelah Di Deepfakekan.....	154
Gambar 4.11.2.5 Hasil Frame ke 3098 Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan	156
Gambar 4.11.2.6 Hasil Frame ke 3098 Dari Video Setelah Di Deepfakekan.....	156
Gambar 4.12.1 Hasil Deepfake Video Musik dengan 1.000.000 (1 Juta) Iterasi	158
Gambar 4.12.3 Hasil Deepfake Video Musik dengan 4.000.000 (4 Juta) Iterasi	160



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Dataset Data Source (data_src).....	169
Lampiran 2 Dataset Data Destination (data_dst).....	171
Lampiran 3 Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	173
Lampiran 4 Konfigurasi Parameter Training SAEHD.....	173
Lampiran 5 Tabel Hasil Iterasi 100.000 – 1.000.000.....	174
Lampiran 6 Tabel Hasil Iterasi 4.000.000.....	174
Lampiran 7 Hasil Perhitungan PSNR.....	175
Lampiran 8 Hasil Perhitungan SSIM.....	175
Lampiran 9 Hasil Perhitungan VMAF.....	175
Lampiran 10 Dokumentasi Proses Training DeepFaceLab	176
Lampiran 11 Dokumentasi Implementasi Model DFM pada DeepFaceLive.....	177
Lampiran 12 Perbandingan Frame Sebelum dan Sesudah Deepfake.....	179

DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

AI

Artificial Intelligence (Kecerdasan Buatan)

CNN

Convolutional Neural Network

CDDDB

Continual Deepfake Detection Benchmark

DFDC

Deepfake Detection Challenge

DFM

DeepFace Model (Model hasil training yang diekspor dari DeepFaceLab untuk digunakan pada DeepFaceLive)

DSSIM

Structural Dissimilarity Index

FPS

Frame Per Second

GAN

Generative Adversarial Network

GPU

Graphics Processing Unit

H64

High-Resolution 64 (Model arsitektur DeepFaceLab)

LIAE

Lightweight Inference AutoEncoder

MSE

Mean Squared Error

MP4

MPEG-4 Part 14 (Format Video)

PSNR

Peak Signal-to-Noise Ratio

PRNet

Position Map Regression Network

RNN

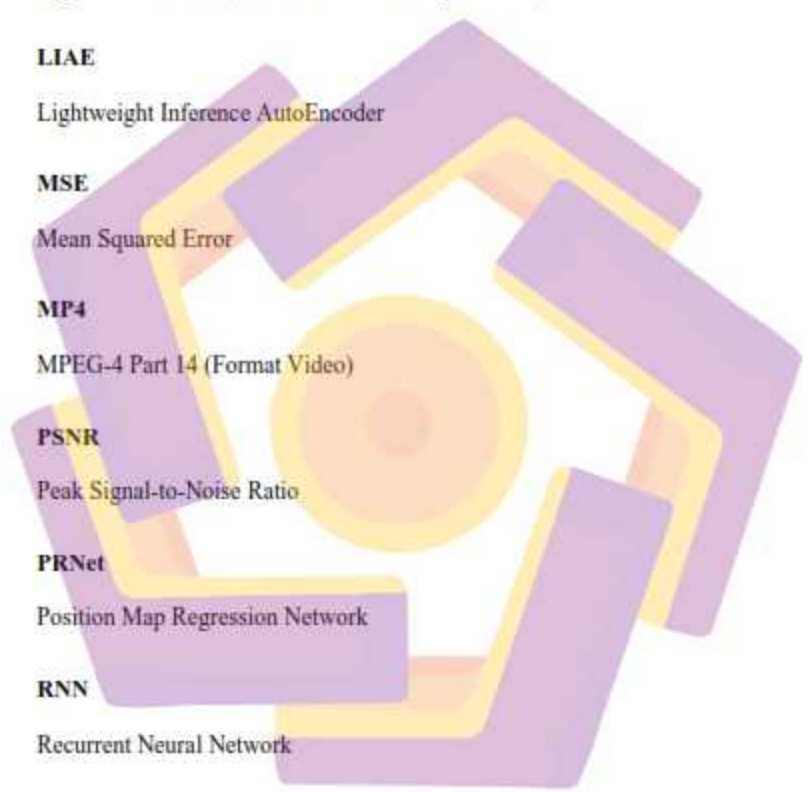
Recurrent Neural Network

SAEHD

Shared AutoEncoder High Definition

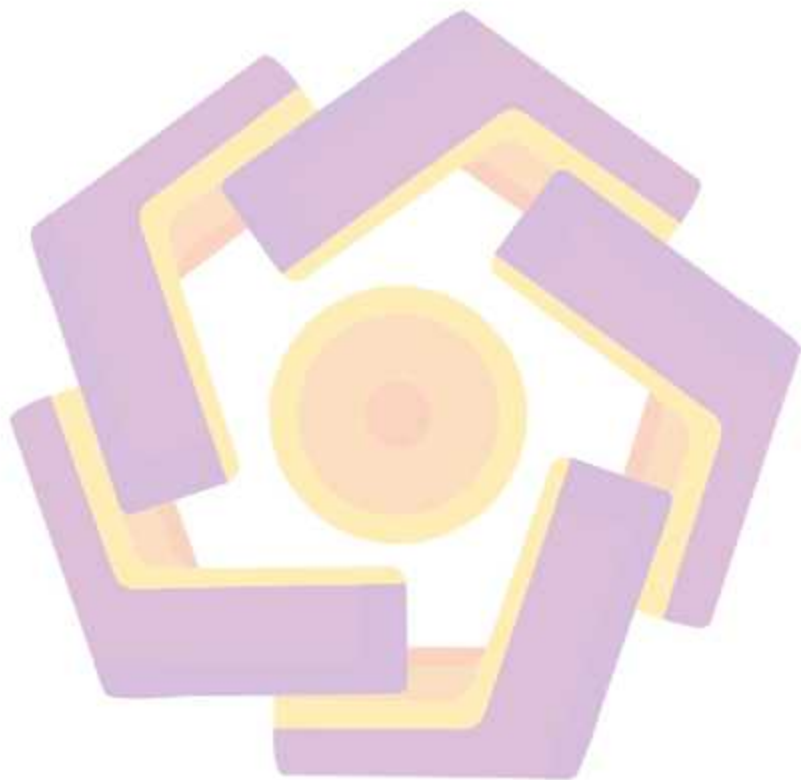
SSIM

Structural Similarity Index



VMAF

Video Multi-Method Assessment Fusion



DAFTAR ISTILAH

Artefak Visual

Gangguan atau cacat visual yang muncul pada video hasil deepfake akibat ketidaksempurnaan proses pelatihan atau penggabungan model.

Autoencoder

Arsitektur jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk mempelajari representasi data dengan cara mengompresi dan merekonstruksi kembali data masukan.

Blending

Teknik penggabungan wajah hasil deepfake dengan video target agar terlihat alami dan menyatu dengan pencahayaan serta warna di sekitarnya.

Complexity Dataset

Tingkat keragaman dan kompleksitas data latih, seperti variasi pose, pencahayaan, ekspresi, dan resolusi, yang memengaruhi kualitas serta kestabilan model deepfake.

Data Destination (data_dst)

Dataset yang berisi wajah atau video target tempat wajah sumber akan diterapkan dalam proses deepfake.

Data Source (data_src)

Dataset yang berisi wajah sumber yang akan dipindahkan atau digunakan sebagai wajah pengganti dalam proses deepfake.

Dataset

Kumpulan data berupa gambar atau video wajah yang digunakan untuk melatih dan menguji model deepfake.

Deep Learning

Cabang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis (deep neural networks) untuk mempelajari pola kompleks dari data dalam jumlah besar.

DeepFaceLab

Perangkat lunak open-source berbasis deep learning yang digunakan untuk membuat video deepfake melalui proses ekstraksi wajah, pelatihan model, dan penggabungan wajah.

DeepFaceLive

Aplikasi berbasis deep learning yang memungkinkan pembuatan deepfake secara real-time menggunakan model wajah yang telah dilatih sebelumnya.

Deepfake

Teknologi berbasis kecerdasan buatan yang digunakan untuk memanipulasi atau mengganti wajah seseorang dalam gambar atau video sehingga tampak realistis.

Face Alignment

Proses penyesuaian posisi dan orientasi wajah agar sejajar dan konsisten sebelum digunakan dalam pelatihan model.

Face Extraction

Tahap pengambilan dan pemotongan wajah dari gambar atau video sumber untuk dijadikan dataset pelatihan.

Face Swapping

Teknik penggantian wajah dari satu individu ke individu lain dalam media visual menggunakan algoritma kecerdasan buatan.

FaceSet

Kumpulan wajah hasil ekstraksi yang telah disiapkan untuk proses pelatihan model deepfake.

Faceset.pak

File kompresi berisi kumpulan wajah yang digunakan oleh DeepFaceLab untuk mempercepat proses pelatihan model.

Frame Per Second (FPS)

Jumlah frame yang ditampilkan dalam satu detik pada video, yang menunjukkan kelancaran tampilan visual.

GPU (Graphics Processing Unit)

Perangkat keras yang digunakan untuk mempercepat proses komputasi deep learning dan rendering video.

Inference

Tahap penggunaan model yang telah dilatih untuk menghasilkan output deepfake pada data baru.

Iterasi

Proses pengulangan pelatihan model deep learning untuk meningkatkan akurasi dan kualitas hasil deepfake.

Lip Sync

Kesesuaian antara gerakan bibir dengan suara dalam video.

Model DFM (DeepFace Model)

Model hasil pelatihan DeepFaceLab yang diekspor dalam format DFM dan digunakan pada DeepFaceLive.

Poisson Blending

Metode blending yang digunakan untuk menyamakan perbedaan warna dan pencahayaan antara wajah hasil deepfake dan video target.

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

Parameter evaluasi kualitas video yang mengukur perbandingan antara sinyal asli dan noise hasil manipulasi.

Real-Time Processing

Pemrosesan data yang dilakukan secara langsung tanpa jeda waktu yang signifikan.

SAEHD (Shared AutoEncoder High Definition)

Jenis model autoencoder pada DeepFaceLab yang digunakan untuk menghasilkan kualitas deepfake dengan resolusi tinggi.

SSIM (Structural Similarity Index)

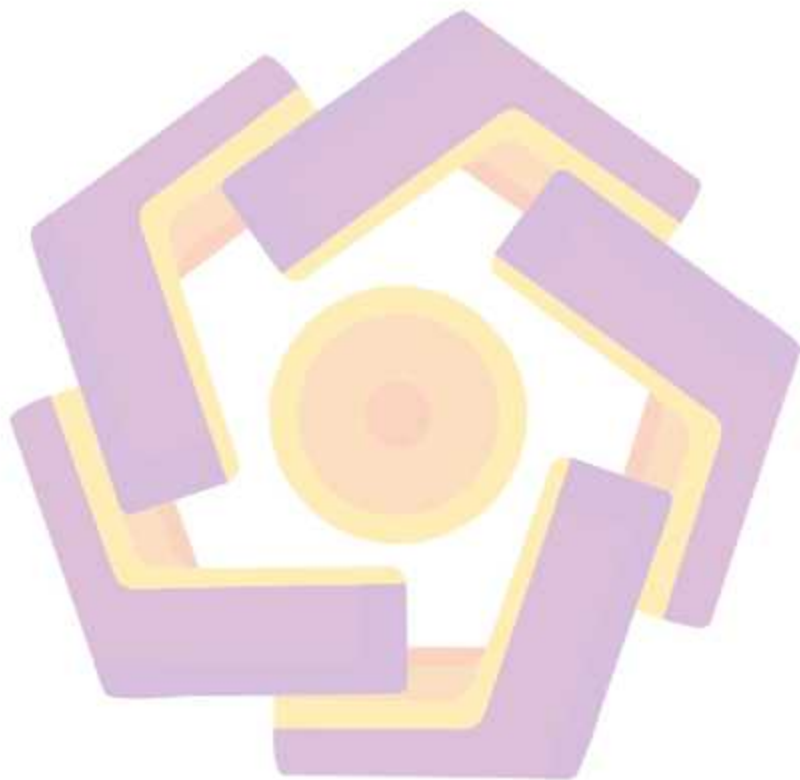
Metode pengukuran kualitas visual yang menilai kesamaan struktur antara video asli dan video hasil deepfake.

Training Model

Proses pelatihan jaringan saraf menggunakan dataset agar model mampu mempelajari karakteristik wajah secara optimal.

VMAF (Video Multi-Method Assessment Fusion)

Metrik evaluasi kualitas video yang menggabungkan berbagai parameter untuk menilai kualitas visual berdasarkan persepsi manusia.



INTISARI

Penelitian ini berjudul “Evaluasi Kinerja DeepFaceLab dan DeepFaceLive dalam Pembuatan Video Musik Deepfake Berdasarkan Jumlah Iterasi dan Kompleksitas Dataset”. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh jumlah iterasi pelatihan terhadap kualitas model deepfake yang dihasilkan oleh DeepFaceLab serta mengevaluasi performa model tersebut saat diimplementasikan pada DeepFaceLive dalam kondisi real-time. Variabel yang dikaji meliputi jumlah iterasi pelatihan dan kompleksitas dataset sebagai variabel bebas, serta kualitas visual video deepfake sebagai variabel terikat. Metode penelitian yang digunakan adalah eksperimen dengan tahapan ekstraksi wajah, pelatihan model menggunakan DeepFaceLab, implementasi model DFM pada DeepFaceLive, serta evaluasi kualitas visual menggunakan parameter PSNR, SSIM, dan VMAF.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa peningkatan jumlah iterasi pelatihan berpengaruh signifikan terhadap peningkatan kualitas visual video deepfake hingga mencapai titik optimal tertentu. Model dengan iterasi tinggi menghasilkan wajah yang lebih halus, detail, dan minim artefak visual, terutama ketika didukung dataset dengan kompleksitas tinggi yang mencakup variasi sudut wajah, pencahayaan, dan ekspresi. Namun, peningkatan iterasi yang berlebihan tanpa keseimbangan dataset dapat meningkatkan waktu komputasi dan berpotensi menimbulkan overfitting.

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa kombinasi jumlah iterasi pelatihan yang optimal dan kompleksitas dataset yang memadai sangat menentukan kualitas dan performa video deepfake. DeepFaceLab efektif menghasilkan model berkualitas tinggi, sedangkan DeepFaceLive mampu mengimplementasikan model tersebut secara real-time dengan performa yang baik pada video musik.

Kata kunci : deepfake, DeepFaceLab, DeepFaceLive, Iterasi, dataset

ABSTRACT

This thesis entitled "Performance Evaluation of DeepFaceLab and DeepFaceLive in Deepfake Music Video Creation Based on Iteration Count and Dataset Complexity" aims to analyze the effect of training iteration count on the quality of deepfake models generated by DeepFaceLab and to evaluate the performance of these models when implemented in real-time using DeepFaceLive. The research variables include training iteration count and dataset complexity as independent variables, and the visual quality of deepfake videos as the dependent variable. The research method employed is an experimental approach consisting of face extraction, model training using DeepFaceLab, implementation of the trained DFM model on DeepFaceLive, and visual quality evaluation using PSNR, SSIM, and VMAF metrics.

The results show that an increase in training iteration count significantly improves the visual quality of deepfake videos up to a certain optimal point. Models trained with a higher number of iterations produce smoother, more detailed facial results with fewer visual artifacts, especially when supported by high-complexity datasets that include variations in facial angles, lighting conditions, and expressions. However, excessive iterations without balanced datasets tend to increase computational time and may lead to overfitting.

Based on these findings, it can be concluded that an optimal combination of training iteration count and dataset complexity plays a crucial role in determining deepfake video quality and performance. DeepFaceLab is effective in producing high-quality models, while DeepFaceLive successfully implements these models in real-time for music video applications.

Keywords : deepfake, DeepFaceLab, DeepFaceLive, iteration, dataset

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi *deepfake* dalam beberapa tahun terakhir telah menimbulkan dampak nyata di berbagai sektor kehidupan, sehingga menjadikan penelitian mengenai deteksi dan evaluasi *deepfake* sebagai kebutuhan yang mendesak. Teknologi ini tidak hanya digunakan dalam industri hiburan, tetapi juga telah dimanfaatkan secara negatif dalam bentuk penyebaran disinformasi politik, pembuatan konten pornografi non-konsensual, dan manipulasi media untuk merusak reputasi individu atau lembaga. Kasus-kasus seperti video politik palsu dan *revenge porn* yang menggunakan wajah orang lain menunjukkan bahwa ancaman *deepfake* telah beralih dari sekadar fenomena teknologi menjadi permasalahan sosial, etika, dan hukum yang serius (Ramadhani & Munir, 2020). Selain itu, meningkatnya penyebaran konten digital yang sulit diverifikasi turut menyebabkan erosi kepercayaan masyarakat terhadap media daring dan bukti visual, sehingga dibutuhkan sistem deteksi yang mampu bekerja secara cepat dan akurat di berbagai platform (Javed et al., 2024).

Sebagai respon terhadap tantangan tersebut, *Deepfake Detection Challenge* (DFDC) yang diluncurkan oleh Facebook pada tahun 2019 menjadi salah satu inisiatif penting dalam memperkuat upaya komunitas riset untuk mengembangkan algoritma deteksi yang lebih efektif (Korshunov & Marcel, 2020). DFDC menyediakan dataset besar yang dirancang untuk melatih dan menguji model

deteksi *deepfake*, dengan menjaga keseimbangan distribusi jenis kelamin dan tampilan visual pada setiap klip video (Ramadhani & Munir, 2020). Namun, meskipun DFDC dan berbagai *benchmark* seperti DeepfakeBench dan CDDDB telah memberikan kontribusi besar dalam memperkaya sumber data, sebagian besar penelitian masih berfokus pada peningkatan akurasi tanpa mempertimbangkan faktor penting lain seperti waktu proses atau *latency* model dalam setiap iterasi pelatihan maupun inferensi. Padahal, dalam konteks aplikasi nyata seperti media sosial atau sistem keamanan digital, kecepatan deteksi menjadi aspek krusial untuk mencegah penyebaran konten palsu secara masif (Yu et al., 2021).

Beberapa penelitian terkini menyoroti pentingnya mengembangkan dataset yang bersifat dinamis dan adaptif terhadap variasi *deepfake* baru. Misalnya, *Continual Deepfake Detection Benchmark* (CDDDB) memperkenalkan konsep pembelajaran bertahap (*incremental learning*) untuk menghadapi evolusi teknik manipulasi video seiring waktu (Zhang et al., 2022). Begitu pula dataset *DeePhy* menunjukkan bahwa video palsu dapat mengalami proses penyuntingan berulang, sehingga menuntut model deteksi yang mampu beradaptasi terhadap iterasi manipulasi tersebut. Namun, hingga kini belum terdapat penelitian yang secara spesifik mengukur waktu proses pada setiap iterasi pembentukan atau deteksi *deepfake*, padahal metrik tersebut penting untuk memahami efisiensi dan stabilitas model dalam skenario nyata (Ramadhani & Munir, 2020; Korshunov & Marcel, 2020). Oleh karena itu, penelitian ini berupaya untuk mengisi celah tersebut dengan menitikberatkan pada analisis *dataset* dan pengukuran waktu iterasi dalam proses pelatihan maupun inferensi model. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan

kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem deteksi *deepfake* yang tidak hanya akurat, tetapi juga efisien dan aplikatif dalam menghadapi ancaman nyata di dunia digital.

Berdasarkan latar belakang ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pendekatan deteksi *deepfake* yang lebih efektif dan real *deepfake* mengintegrasikan metode adaptif baru, seperti memperbanyak iterasi gambar agar *deepfake* yang dihasilkan lebih nyata. Kontribusi penelitian ini diharapkan mampu mendukung upaya praktis dalam menjaga integritas konten digital serta memperkuat landasan teoretis dalam studi kecerdasan buatan.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Liu et al (2023) yang menyatakan bahwa proses pembuatan *deepfake* menggunakan DeepFaceLab terdiri dari tiga fase utama: ekstraksi, pelatihan, dan penggabungan. Pada fase ekstraksi, wajah dari data sumber (src) dan tujuan (dst) dideteksi, disejajarkan menggunakan algoritma seperti 2DFAN atau PRNet, dan disegmentasi untuk menghasilkan data wajah yang rapi. Selanjutnya, fase pelatihan menggunakan model seperti DF Structure atau LIAE Structure untuk mencocokkan karakteristik wajah sumber dan tujuan, dengan memanfaatkan kombinasi loss DSSIM dan MSE, serta GAN-based training untuk menangkap detail seperti tekstur kulit dan pencahayaan. Terakhir, pada fase penggabungan, wajah sintetis diintegrasikan ke video tujuan menggunakan algoritma transformasi dan blending seperti Poisson Blending, diakhiri dengan proses sharpening untuk hasil yang realistis. Dengan dukungan data besar hingga 100.000 gambar, DeepFaceLab mampu menghasilkan video wajah tertukar yang setara dengan tingkat sinema. Namun, urgensi pengawasan dan pemahaman publik

tentang teknologi ini sangat penting, karena meskipun menawarkan potensi luar biasa di bidang hiburan dan visual efek, penggunaan yang tidak bertanggung jawab dapat berdampak negatif, seperti penyebaran informasi palsu atau pelanggaran hak privasi, sehingga regulasi dan edukasi terkait deepfake harus menjadi prioritas.

Penelitian yang dilakukan oleh Faiyaz (2024) yang menyatakan bahwa Faktor-faktor yang memengaruhi kualitas hasil deepfake meliputi resolusi video, jumlah data pelatihan, algoritma yang digunakan, serta pemrosesan pasca-produksi. Resolusi video menentukan tingkat detail yang dapat ditangkap oleh model, sementara jumlah data latih, seperti pasangan video sumber dan tujuan, berkontribusi pada keakuratan dan generalisasi hasil. Algoritma seperti CNNs dan RNNs yang digunakan pada DeepFaceLab atau Deep Face Live berperan penting dalam mengekstraksi fitur wajah dan menangkap perubahan temporal pada ekspresi. Proses pasca-produksi, seperti blending dan penggunaan algoritma transfer warna, memastikan hasil yang lebih mulus dan realistis. Urgensi memahami faktor-faktor ini terletak pada perlunya memaksimalkan potensi kreatif dan inovasi teknologi, sambil memitigasi risiko penyalahgunaan, seperti penyebaran informasi palsu dan pelanggaran privasi, yang dapat berdampak luas secara sosial dan hukum.

Penelitian yang dilakukan oleh Li et al (2022) yang menyatakan bahwa Tingkat akurasi model deep learning dalam menghasilkan deepfake yang realistis sangat bergantung pada faktor seperti kondisi pencahayaan, sudut kamera, kualitas data latih, dan algoritma yang digunakan. Berdasarkan jurnal terkait, model seperti FaceShifter dan FOMM mampu menghasilkan tingkat evasi hingga 95% pada

sistem deteksi, menunjukkan kemampuan yang tinggi dalam menghasilkan konten yang sulit dibedakan dari asli, bahkan dalam kondisi pencahayaan atau sudut yang kompleks. Namun, kelemahan deteksi pada sistem verifikasi ini menciptakan risiko signifikan bagi pengguna aplikasi berbasis pengenalan wajah. Urgensi untuk meningkatkan metode deteksi anti-deepfake menjadi sangat penting untuk mencegah potensi penyalahgunaan teknologi, termasuk penyebaran informasi palsu atau pelanggaran keamanan digital

Penelitian yang dilakukan oleh Mahmud et al (2023) yang menyatakan bahwa Dataset memainkan peran penting dalam keberhasilan pembuatan deepfake, terutama dalam hal kualitas dan keseimbangan data. Jurnal ini menunjukkan bahwa dataset seperti FaceForensics++ dan Celeb-DF digunakan untuk melatih model deep learning dalam mendeteksi atau menghasilkan deepfake dengan akurasi tinggi, hingga 98% pada XceptionNet dengan Celeb-DF. Namun, keberhasilan ini sangat dipengaruhi oleh ketersediaan dataset berkualitas tinggi yang mencakup variasi kondisi seperti pencahayaan, sudut kamera, dan ekspresi wajah. Ketidakseimbangan data, seperti jumlah video palsu yang jauh lebih banyak daripada video asli, dapat memengaruhi performa model, sehingga metode seperti cost-sensitive training diterapkan untuk mengatasi masalah ini. Urgensinya terletak pada kebutuhan untuk memastikan model dapat menangani berbagai kondisi dunia nyata, sekaligus mencegah potensi penyalahgunaan teknologi deepfake dengan meningkatkan deteksi dan kualitas hasil deepfake untuk aplikasi yang lebih aman dan bertanggung jawab

Penggunaan teknologi deepfake memiliki potensi besar untuk memberikan dampak positif dalam industri kreatif dan hiburan. Berdasarkan referensi jurnal, teknologi ini memungkinkan rekreasi wajah aktor yang telah meninggal untuk melanjutkan peran dalam film, meningkatkan visual efek dengan biaya yang lebih rendah, dan memungkinkan produksi konten dengan tingkat realisme tinggi tanpa batasan waktu atau lokasi fisik. Selain itu, kemampuan deepfake untuk mensimulasikan ekspresi atau dialog dapat mempercepat proses produksi, seperti dubbing otomatis dalam berbagai bahasa. Namun, urgensinya terletak pada pengembangan regulasi dan etika penggunaan teknologi ini, untuk memastikan bahwa penerapan di industri kreatif tetap bertanggung jawab, melindungi hak cipta, serta mencegah penyalahgunaan yang dapat merusak reputasi atau kredibilitas pelaku industri. Dengan pendekatan yang tepat, deepfake dapat menjadi alat inovatif untuk menciptakan konten yang lebih menarik dan mendalam.

Penggunaan teknologi deepfake memiliki potensi besar untuk memberikan dampak positif yang inovatif dalam industri kreatif dan hiburan. Berdasarkan referensi jurnal, teknologi ini memungkinkan rekreasi wajah aktor yang telah meninggal untuk melanjutkan peran dalam film, menciptakan visual efek dengan biaya lebih rendah, dan menghasilkan konten realistis tanpa batasan waktu atau lokasi fisik. Novelty dari teknologi ini terletak pada kemampuannya menghadirkan pengalaman baru, seperti menciptakan karakter virtual yang interaktif atau menghadirkan pengalaman hiburan yang personal melalui simulasi wajah atau suara penonton dalam konten tertentu. Selain itu, teknologi deepfake dapat mempercepat proses produksi melalui dubbing otomatis lintas bahasa atau simulasi

ekspresi dan dialog secara real-time. Urgensinya adalah memastikan penggunaan yang bertanggung jawab dengan dukungan regulasi dan kerangka etika yang kuat, sehingga dampak inovatif ini dapat dimaksimalkan tanpa menimbulkan risiko penyalahgunaan yang dapat merusak reputasi industri kreatif.

Kemajuan teknologi deepfake berbasis *deep learning* telah membawa perubahan signifikan dalam industri kreatif, termasuk pada produksi video musik digital. Namun, sejumlah studi terdahulu (misalnya Korshunov & Marcel, 2021; Verdoliva, 2022; Tolosana et al., 2023) menunjukkan bahwa kualitas hasil deepfake sangat bergantung pada jumlah iterasi pelatihan, kompleksitas dataset, serta arsitektur model yang digunakan. Di sisi lain, penelitian komparatif terhadap dua perangkat lunak paling populer DeepFaceLab dan DeepFaceLive masih sangat terbatas, terutama dalam konteks penerapan pada *video musik* yang menuntut sinkronisasi gerak, ekspresi, dan pencahayaan tinggi.

Dengan demikian, diperlukan penelitian yang secara sistematis mengevaluasi kinerja kedua program tersebut berdasarkan parameter teknis yang terukur. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi ilmiah dalam bentuk model evaluasi kinerja deepfake berbasis iterasi dan kompleksitas data yang dapat menjadi acuan bagi pengembang maupun akademisi di bidang *computer vision* dan *media technology*.

Maka berdasarkan penjelasan tersebut maka dapat disimpulkan rumusan masalah sebagai berikut :

1.2. Rumusan Masalah

Bagian ini memuat penjelasan tentang permasalahan sehingga memerlukan solusi penelitian. Permasalahan yang diuraikan dalam latar belakang masalah dirumuskan kembali secara tegas dan jelas dalam bentuk poin-poin yang terinci yang berisi masalah-masalah yang akan dikaji pada penelitian.

1. Bagaimana pengaruh jumlah iterasi pelatihan terhadap kualitas model deepfake yang dihasilkan oleh DeepFaceLab ?
2. Bagaimana performa model deepfake yang dihasilkan DeepFaceLab ketika digunakan pada DeepFaceLive dalam kondisi real-time ?

1.3. Batasan Masalah

a. Batasan Permasalahan yang Akan Dicari Solusinya :

1. Teknologi Deepfake :

Penelitian ini akan membatasi diri pada penggunaan algoritma pembelajaran mesin, Deepfacelab dan Deepfacelive dalam proses pembuatan deepfake video.

2. Jenis Media yang Digunakan :

Fokus penelitian ini terbatas pada pembuatan deepfake video menggunakan data gambar dan video yang diambil dari individu yang memiliki izin atau hak untuk digunakan dalam penelitian.

3. **Kualitas dan Realisme :**

Penelitian ini akan berfokus pada peningkatan kualitas dan realisme dari deepfake video, yang mencakup sinkronisasi bibir (lip sync), pencocokan ekspresi wajah, serta pengurangan artefak visual yang mungkin timbul selama proses pembuatan.

b. Asumsi-Asumsi yang Digunakan Sebagai Dasar Penelitian :

1. **Ketersediaan Data :**

Penelitian ini mengasumsikan bahwa data gambar dan video yang diperlukan untuk pembuatan deepfake video dapat diperoleh dengan izin yang sah dari individu terkait atau melalui sumber data yang sudah publik.

2. **Kemampuan Teknologi Deepfake :**

Penelitian ini mengasumsikan bahwa teknologi deepfake berbasis Deepfacelab dan Deepfacelive dapat menghasilkan video dengan tingkat realisme yang cukup tinggi, meskipun tetap ada kemungkinan adanya kekurangan dalam sinkronisasi dan detail visual.

3. **Fokus pada Keamanan dan Privasi :**

Asumsi dasar penelitian ini adalah bahwa pembuatan deepfake video akan memperhatikan prinsip-prinsip perlindungan privasi dan tidak digunakan untuk tujuan yang merugikan pihak lain.

c. Batasan Solusi yang Diberikan dalam Penelitian :

1. Keterbatasan pada Kualitas Sumber Data :

Proses pembuatan dan deteksi deepfake menggunakan DeepFaceLab dan DeepFaceLive sangat bergantung pada kualitas dan kuantitas data input. Data yang digunakan untuk melatih model deepfake (seperti video atau gambar wajah) harus berkualitas tinggi untuk menghasilkan hasil yang realistis. Keterbatasan pada resolusi video atau kualitas gambar dapat mempengaruhi tingkat keberhasilan dalam menghasilkan deepfake yang tampak alami atau dalam mendeteksi deepfake yang lebih halus.

2. Keterbatasan dalam Mendeteksi Deepfake yang Sangat Realistis :

Deepfake yang sangat realistis, terutama yang menggunakan teknologi terbaru dari DeepFaceLab atau DeepFaceLive, bisa sangat sulit untuk dideteksi oleh sistem yang ada, termasuk dalam penelitian ini. Walaupun teknologi pengenalan gambar dan deteksi deepfake terus berkembang, deepfake dengan kualitas tinggi masih dapat mengelabui banyak algoritma deteksi. Oleh karena itu, sistem deteksi deepfake dalam penelitian ini mungkin hanya efektif untuk deteksi pada kualitas tertentu, dan tidak dapat menjamin deteksi pada deepfake yang sangat realistis.

3. Ketergantungan pada Kecepatan dan Kekuatan Perangkat Keras :

Proses pembuatan deepfake menggunakan DeepFaceLab atau DeepFaceLive membutuhkan perangkat keras yang cukup kuat, seperti GPU yang memiliki kapasitas pemrosesan tinggi. Penelitian ini terbatas oleh kemampuan perangkat keras yang digunakan. Proses pelatihan model dan render video yang memerlukan

waktu komputasi yang panjang dapat memperlambat kecepatan eksperimen, serta membatasi skala eksperimen yang dapat dilakukan dalam waktu terbatas

1.4. Tujuan Penelitian

1. Menganalisis pengaruh jumlah iterasi pelatihan terhadap kualitas model deepfake yang dihasilkan oleh DeepFaceLab.
2. Mengevaluasi performa model deepfake hasil DeepFaceLab saat diimplementasikan pada DeepFaceLive dalam kondisi real-time.

Tujuan penelitian ini secara rinci adalah sebagai berikut :

a. Solusi yang Ditawarkan untuk Menangani Permasalahan yang Dihadapi

Penelitian ini menawarkan solusi untuk pembuatan video deepfake pada video musik, di media sosial atau platform hiburan sebagai konten. Menggunakan DeepFaceLive, penelitian ini bertujuan untuk muka yang sudah dibuatkan iterasi dan file iterasi muka tersebut dapat dideteksi didalam Deepfacelive.

Solusi yang diusulkan akan memiliki dua komponen utama:

1. **Deteksi file iterasi muka** dengan menggunakan **DeepFaceLive**, yang memungkinkan pembuatan video yang telah dimanipulasi dengan teknologi deepfake secara otomatis dan akurat.
2. **Pembuatan Deepfake** menggunakan **DeepFaceLab** sebagai alat untuk membuat file iterasi muka, yang akan digunakan untuk melatih dan menguji

model agar mampu membuat sudut-sudut muka yang kemudian bisa mencapai 1 juta iterasi gambar.

b. Hal-hal yang Ingin Dicapai Melalui Kegiatan Penelitian

1. Pengembangan Model Deteksi Deepfake yang Efektif dan Real-Time

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi model iterasi yang akurat dan dapat berfungsi secara real-time, menggunakan DeepFaceLive. Sistem ini akan dirancang untuk membuat manipulasi visual video yang real.

2. Meningkatkan Kemampuan Pembuatan Deepfake dengan DeepFaceLab

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan teknik pembuatan video deepfake yang lebih realistis dengan menggunakan DeepFaceLab, sebagai alat untuk menghasilkan model video deepfake berkualitas tinggi. Video deepfake ini akan digunakan untuk menguji dan melatih model deteksi, serta memastikan bahwa deteksi dapat membuat video deepfake yang lebih real dan memiliki kualitas yang bagus.

c. Tujuan Terkait dengan Judul dan Latar Belakang Masalah

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan solusi deteksi deepfake yang lebih efektif pada video musik menggunakan pengenalan gambar, dengan memanfaatkan perkembangan terbaru dalam teknologi deepfake dan dataset yang ada, seperti Deepfakes Detection Challenge (DFDC). Berdasarkan latar belakang

masalah yang telah dijelaskan, tujuan penelitian ini akan difokuskan pada beberapa aspek penting sebagai berikut:

1. **Pengembangan Sistem Deteksi Deepfake yang Efektif untuk Video Musik Menggunakan DeepFaceLive**

Berdasarkan perkembangan pesat dalam teknologi deepfake, terutama dalam aplikasi video musik, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi deepfake yang lebih efektif dan efisien menggunakan DeepFaceLive. DeepFaceLive adalah alat yang dirancang untuk mendeteksi deepfake secara real-time menggunakan teknologi pengenalan wajah. Dengan memanfaatkan dataset dari Deepfakes Detection Challenge (DFDC) dan metode adaptif terbaru, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan deteksi deepfake pada video musik yang semakin kompleks dan realistis.

2. **Peningkatan Kualitas Deteksi Deepfake Melalui Iterasi Gambar dan DeepFaceLab**

Salah satu fokus utama penelitian ini adalah meningkatkan kualitas deepfake dan deteksi deepfake melalui teknik iterasi gambar yang lebih realistis. DeepFaceLab akan digunakan untuk pembuatan deepfake pada video musik dengan kualitas tinggi. Penelitian ini akan mengukur waktu proses iterasi gambar dalam menghasilkan deepfake yang lebih realistis, serta mengkaji efektivitas model deteksi yang menggunakan DeepFaceLive dalam mengenali deepfake yang telah melalui proses adaptif ini. Hal ini

akan memberikan wawasan lebih mendalam tentang pengaruh iterasi gambar terhadap deteksi dan kualitas video deepfake yang dihasilkan.

3. Penyempurnaan Dataset dan Evaluasi Kinerja Deteksi Deepfake

Penelitian ini juga bertujuan untuk memperluas dataset deepfake yang digunakan dalam pelatihan model deteksi, dengan menyertakan variasi yang lebih luas terkait jenis kelamin, usia, dan warna kulit untuk memastikan deteksi yang lebih inklusif dan akurat. Dataset yang dibuat menggunakan DeepFaceLab akan mengandung variasi visual yang lebih besar untuk memastikan bahwa model deteksi deepfake menggunakan DeepFaceLive dapat mengenali deepfake dari berbagai sumber dan kualitas video.

Langkah-Langkah Penggunaan Deepfacelab Dan Deepfacelive

a. Langkah-Langkah Penggunaan Deepfacelab

1. Unduh dan Persiapkan DeepFaceLab

- a. Unduh DeepFaceLab dari repositori GitHub resmi: [DeepFaceLab GitHub](#).
- b. Ekstrak file ZIP ke folder yang sesuai di komputer Anda.

2. Siapkan Video Sumber dan Target

- a. Pilih dua video : satu video sumber yang berisi wajah yang ingin Anda tukar, dan satu video target yang akan menjadi tempat wajah tersebut diganti.
- b. Buka DeepFaceLab dan pilih workspace folder di dalam folder DeepFaceLab. Folder ini akan berisi semua file yang dihasilkan selama proses.

3. Ekstraksi Wajah (Extract Faces)

- a. Buka DeepFaceLab dan pilih Extract dari antarmuka pengguna.
- b. Pilih video sumber untuk diekstrak wajahnya.
- c. DeepFaceLab akan mengekstrak wajah dari video tersebut dan menyimpannya dalam folder yang disebut "data_src".
- d. Ulangi proses yang sama untuk video target, hasilnya akan disimpan di folder "data_dst".

4. Pelatihan Model (Train Model)

- a. Setelah wajah diekstraksi, Anda dapat memilih jenis model yang ingin dilatih. Model yang paling umum digunakan adalah H64 atau LIAE.
- b. Jalankan perintah pelatihan model menggunakan Train. Ini akan melibatkan pelatihan model neural network untuk mempelajari cara mengganti wajah sumber dengan wajah target.
- c. Waktu pelatihan dapat bervariasi, tergantung pada kekuatan perangkat keras Anda.

5. Penerapan Wajah (Apply Faces)

- a. Setelah model selesai dilatih, Anda dapat memulai proses Apply Faces, yang akan mengganti wajah dalam video target dengan wajah dari video sumber.
- b. Pilih opsi "merged" untuk mendapatkan hasil output terbaik.
- c. DeepFaceLab akan memproses dan menghasilkan video yang telah dimodifikasi, dengan wajah dari video sumber diterapkan pada video target.

6. Penyempurnaan dan Penyuntingan

- a. Jika hasilnya belum sempurna, Anda dapat mengulang proses dengan pengaturan yang berbeda, seperti pelatihan lebih lama atau menggunakan model yang berbeda.

- b. Anda juga bisa menyempurnakan hasil menggunakan video editor untuk memperbaiki aspek seperti pencahayaan atau sinkronisasi bibir.

7. Output dan Ekspor

- a. Setelah puas dengan hasilnya, ekspor video final dari DeepFaceLab.
- b. Export video hasil deepfake dan simpan ke format video yang diinginkan, seperti MP4.

8. Eksport ke DFM MODELS Untuk Penggunaan Models di Deepfacelive

- a. Pada Program Deepfacelab Pilih export SAEHD as dfm sebagai bahan model untuk di aplikasi deepfacelive.

b. Langkah-Langkah Penggunaan Deepfacelives

Berikut adalah langkah-langkah penggunaan DeepFaceLive, yang merupakan alat untuk membuat deepfake secara real-time menggunakan teknologi face-swapping :

1. Persiapan Awal

- a. Unduh DeepFaceLive: Anda dapat mengunduh DeepFaceLive dari repositori GitHub resminya [DeepFaceLive GitHub](#).
- b. Ekstrak File: Ekstrak file yang diunduh ke dalam folder yang sesuai di komputer Anda.

2. Persiapkan Sumber dan Target Video

- a. Anda memerlukan dua jenis input:
 - a. Video sumber: Video yang berisi wajah yang ingin Anda swap.

- b. Video target: Video di mana wajah dari video sumber akan dipasang.
- b. Anda bisa menggunakan webcam untuk menangkap video langsung atau menggunakan video pre-recorded.

3. Ekstraksi Wajah (Extract Faces)

- a. Buka DeepFaceLive: Jalankan aplikasi DeepFaceLive.
- b. Pilih “Extract” untuk mengekstrak wajah dari video atau gambar yang akan digunakan sebagai sumber (data sumber). Proses ini akan menyimpan wajah yang diekstrak dalam folder yang disebut data_src.
- c. Ulangi langkah ini untuk video target Anda, hasil ekstraksi wajah akan disimpan di folder data_dst.

4. Pelatihan Model

- a. Buka DeepFaceLive dan pilih model yang ingin Anda gunakan (misalnya model Dfm).
- b. DeepFaceLive akan menggunakan neural network untuk mempelajari fitur wajah sumber dan target. Proses ini memerlukan waktu dan sangat tergantung pada kemampuan perangkat keras Anda.
- c. Anda dapat memilih GPU untuk mempercepat pelatihan, yang sangat dianjurkan untuk memproses video dalam waktu nyata.

5. Real-time Face Swapping (Live Swap)

- a. Setelah model dilatih, Anda dapat mulai melakukan face swapping secara real-time.
- b. Pilih opsi "Live" atau "Real-time" di antarmuka DeepFaceLive.
- c. Pilih video sumber untuk diproses secara langsung.
- d. DeepFaceLive akan menggunakan model yang telah dilatih untuk menggantikan wajah di video target dengan wajah dari video sumber.
- e. Klik pada tombol "Face Swapper" lalu pilih "Model" dan Play untuk melatih model berdasarkan data wajah yang telah diekstraksi dari file Models Dfm.
- f. Lalu Pilih pada "File Source" yaitu "Video File" untuk memilih inputan videonya.
- g. Anda bisa melihat hasilnya secara langsung di layar komputer Anda. Wajah yang diambil dari sumber akan dipindahkan dan diterapkan pada video target secara langsung.

6. Penyempurnaan dan Penyesuaian

- a. Anda dapat menyesuaikan berbagai pengaturan di DeepFaceLive untuk meningkatkan hasil swap wajah, seperti:
 - a. Pengaturan pencahayaan : Menyesuaikan pencahayaan wajah agar lebih sesuai dengan video target.
 - b. Sinkronisasi bibir : Meningkatkan kesesuaian antara gerakan bibir dan suara dalam video.

- b. Gunakan pengaturan seperti masking untuk memperbaiki area wajah yang tidak sesuai, atau untuk menghindari kesalahan pada bagian tertentu.

7. Menyimpan dan Menyunting Video

- a. Setelah puas dengan hasilnya, Anda dapat menyimpan hasilnya dalam bentuk Foto Sequence yang nantinya akan dimasukkan kedalam pengeditan Video dan Sound Di aplikasi Capcut di Laptop untuk mempackan video dan sound.
- b. Rekam langsung menggunakan DeepFaceLive, atau gunakan software penyuntingan video lain untuk mengedit dan meningkatkan hasil akhir.

Tambahan eksplorasi novelty dan kontribusi dari penelitian ini yaitu :

Pada jurnal ke 29 "Deepfacelab, Integrated, flexible and extensible face-swapping framework" yang saya temukan, dijelaskan bahwa : "Eksperimen ablasi (bagian sudut muka model) dari berbagai struktur model (dengan GAN dan TrueFace). Di sini, kami memberikan pratinjau pelatihan sebagai pengganti wajah yang telah dikonversi". Yang berarti iterasi telah dilakukan di deepfacelab namun masih kurang dalam hal pembuatan model iterasi yang cepat. dalam pengembangannya saya membuat iterasi tersebut bisa lebih cepat dilakukan dan model dari iterasi tersebut bisa cepat dilakukan

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki berbagai manfaat, baik dalam konteks **ilmiah** maupun dalam **penerapan praktis** di industri hiburan dan teknologi digital. Adapun manfaat penelitian ini dapat dibagi menjadi beberapa aspek sebagai berikut:

a. Manfaat/Kontribusi Ilmiah dalam Ilmu Pengetahuan

Penelitian ini berkontribusi signifikan terhadap pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya dalam bidang kecerdasan buatan (AI) dan teknologi deteksi manipulasi media. Adapun manfaat ilmiah yang diharapkan antara lain :

1. Pengembangan Teknologi Deteksi Deepfake

Penelitian ini diharapkan dapat mengembangkan model deteksi deepfake yang lebih efektif, dengan memanfaatkan teknologi pengenalan gambar dan analisis video. Kontribusi ilmiah utama adalah pengembangan teknik baru dalam deteksi deepfake pada video musik yang lebih realistis dan kompleks, yang akan menjadi referensi bagi peneliti lain yang bekerja di bidang yang sama.

2. Pemahaman yang Lebih Dalam Tentang Teknologi Deepfake

Penelitian ini juga akan memberikan pemahaman yang lebih baik tentang bagaimana deepfake dapat diproduksi dan dideteksi, serta faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas deteksi deepfake. Ini akan memperkaya kajian ilmiah tentang etika teknologi serta dampak sosial yang ditimbulkan oleh penyebaran konten manipulatif.

3. Penyempurnaan Algoritma dan Dataset untuk Deteksi Deepfake

Dengan penggunaan DeepFaceLive untuk memproses file iterasi gambar yang telah dibuat oleh DeepFaceLab, penelitian ini berkontribusi dalam peningkatan algoritma deteksi serta penyempurnaan dataset yang lebih inklusif dan representatif. Hal ini dapat membantu peneliti dalam mengembangkan sistem deteksi yang lebih akurat di masa depan.

b. Kegunaan atau Kemampuan dari Sistem yang Akan Diteliti

Jika penelitian ini berhasil, sistem deteksi deepfake yang dikembangkan dapat memiliki berbagai kegunaan praktis, antara lain:

1. Deteksi Real-Time Deepfake pada Video Musik Menggunakan Iterasi Wajah

DeepFaceLive memungkinkan pembuatan file iterasi wajah yang sudah dihasilkan oleh DeepFaceLab dan kemudian mendeteksinya untuk dibuatkan deepfake gambar yang lebih realistis.

2. Pembuatan Video Deepfake yang Berkualitas Tinggi dengan DeepFaceLab

Dengan menggunakan DeepFaceLab, penelitian ini dapat menghasilkan video deepfake yang lebih realistis, yang dapat digunakan untuk tujuan pengujian dan pelatihan sistem deteksi. Kemampuan ini akan sangat berguna bagi pengembang dan peneliti untuk menguji efektivitas sistem deteksi terhadap berbagai jenis deepfake yang lebih kompleks.

c. Manfaat yang Dapat Dirasakan oleh Perusahaan/Pemakai Apabila Hasil Penelitian Tersebut Diterapkan di Perusahaan

1. Perlindungan Terhadap Penyalahgunaan Teknologi Deepfake

Perusahaan yang bergerak di bidang hiburan, khususnya dalam produksi video musik, dapat menggunakan teknologi deteksi deepfake untuk membuat karya dan konten mereka dari pembuatan video deepfake yang menaikkan profit perusahaan. Platform streaming musik dan media sosial akan memperoleh manfaat dari pembuatan video deepfake tanpa harus ikut repot membuat video konten musik.

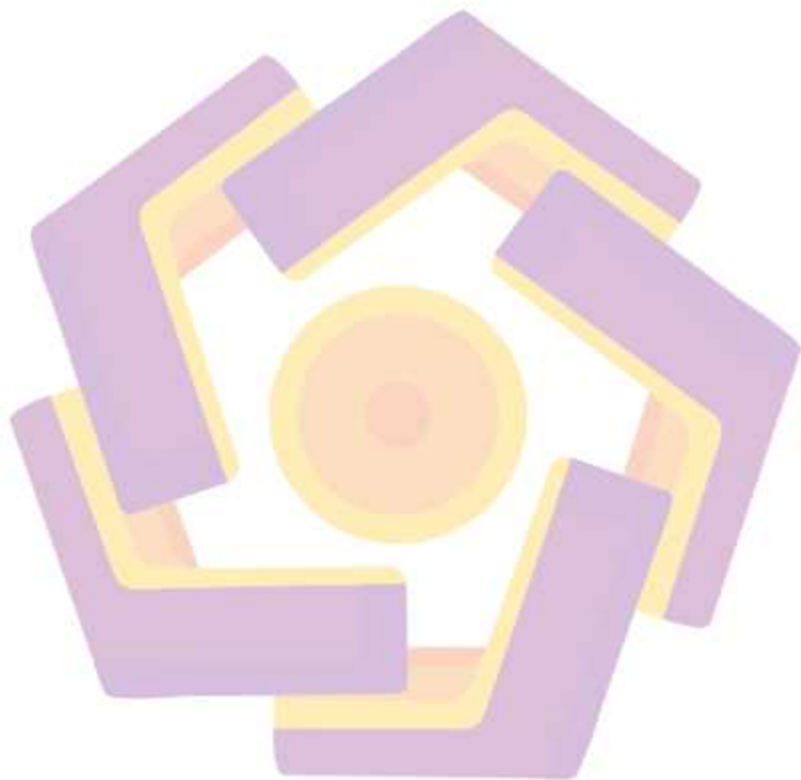
2. Peluang Bisnis Baru dalam Teknologi Pembuatan Video Iklan dan konten

Hasil penelitian ini dapat membuka peluang bisnis baru bagi perusahaan teknologi yang ingin membuat dan mengembangkan solusi video konten tanpa repot, terutama dalam konteks video musik dan iklan menggunakan deepfake. Deepfake memungkinkan pembuatan iklan yang lebih personal dan tersegmentasi, menggunakan wajah selebriti atau influencer untuk audiens yang lebih spesifik, dan dapat meningkatkan efektivitas iklan.

3. Peningkatan Reputasi Perusahaan

Dengan mengimplementasikan sistem deepfake yang lebih canggih, perusahaan dapat meningkatkan reputasi mereka sebagai pelopor dalam

pembuatan iklan dan video music dan dapat mengurangi potensi mengeluarkan dana yang banyak.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

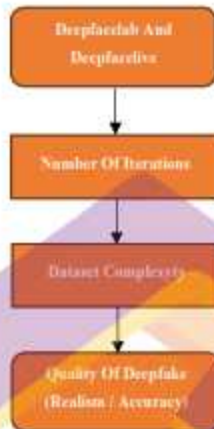
2.1. Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka ini bertujuan untuk mengkaji berbagai penelitian dan literatur terkait dengan deteksi deepfake pada video musik menggunakan pengenalan gambar. Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan metode untuk memproduksi dan mendeteksi deepfake, serta aplikasi teknologi ini dalam industri hiburan. Fokus utama tinjauan pustaka ini adalah untuk menggali perkembangan terkini, serta mengidentifikasi kelebihan dan kelemahan dari pendekatan yang digunakan, serta posisi penelitian yang dilakukan dalam konteks penelitian sebelumnya.

2.2 Kerangka konseptual

Berdasarkan hasil kajian literatur dan temuan empiris sebelumnya mengenai teknologi deepfake, maka dalam penelitian ini disusun sebuah kerangka konseptual yang menggambarkan keterkaitan antara faktor teknis pelatihan model, kompleksitas dataset, dan kualitas hasil video deepfake yang dihasilkan melalui program DeepFaceLab dan DeepFaceLive. Kerangka ini dirancang untuk menjelaskan hubungan sebab-akibat antara jumlah iterasi pelatihan dan keragaman dataset sebagai variabel bebas terhadap kualitas video deepfake sebagai variabel terikat, dengan mempertimbangkan peran perangkat lunak dan kondisi pengujian sebagai variabel antara yang memengaruhi performa sistem secara keseluruhan.

CONCEPTUAL FRAMEWORK



Gambar 3.1.1 Conceptual Framework

Perkembangan teknologi deepfake dalam beberapa tahun terakhir menunjukkan kemajuan yang signifikan berkat kematangan algoritma deep learning dan meningkatnya kemampuan komputasi grafis. Platform open-source seperti DeepFaceLab dan DeepFaceLive menjadi tonggak utama dalam penerapan teknologi ini, karena keduanya mampu menghasilkan manipulasi wajah dengan tingkat realisme yang tinggi. Secara teknis, DeepFaceLab memanfaatkan arsitektur autoencoder yang memungkinkan proses pelatihan intensif berbasis jumlah iterasi tinggi untuk mencapai hasil yang detail dan halus melalui proses post-processing, sementara DeepFaceLive lebih berfokus pada kemampuan inference real-time dengan efisiensi tinggi yang cocok untuk aplikasi langsung seperti siaran atau streaming (Ramachandran et al., 2021). Studi sebelumnya oleh Rossler et al. (2019) dan Verdoliva (2022) menunjukkan bahwa faktor teknis seperti resolusi data,

kompleksitas wajah, dan stabilitas model selama proses pelatihan memiliki pengaruh besar terhadap kualitas akhir deepfake . Namun, penelitian komparatif yang secara khusus menilai kinerja kedua platform tersebut dalam konteks produksi video musik masih jarang dilakukan, padahal domain ini memiliki karakteristik unik seperti kebutuhan sinkronisasi ekspresi wajah dengan ritme audio dan pencahayaan dinamis.

Meskipun kemajuan teknologi deepfake terus berkembang, tantangan risetnya tetap kompleks dan multidimensi. Faktor-faktor seperti kompleksitas dataset , jumlah iterasi pelatihan , dan kondisi lingkungan video (misalnya pencahayaan, pose, dan gerakan) dapat secara signifikan memengaruhi realisme dan stabilitas hasil. Peningkatan jumlah iterasi tidak selalu menjamin peningkatan kualitas karena dapat menimbulkan risiko overfitting , sedangkan dataset dengan kompleksitas tinggi menuntut kapasitas model dan waktu pelatihan yang lebih besar. Selain itu, gap generalisasi antar domain data masih menjadi isu serius karena model yang dilatih pada satu kondisi belum tentu dapat menghasilkan hasil optimal pada kondisi lain (Korshunov & Marcel, 2021). Dalam konteks video musik , tantangan ini semakin besar karena adanya efek visual artistik seperti color grading motion blur , dan camera movement yang dapat memengaruhi integritas hasil deepfake . Oleh karena itu, penelitian ini memiliki kontribusi ilmiah penting dalam mengevaluasi secara sistematis bagaimana variasi jumlah iterasi dan kompleksitas dataset memengaruhi performa algoritmik DeepFaceLab dan DeepFaceLive, sehingga dapat ditemukan konfigurasi optimal antara kualitas visual, efisiensi komputasi, dan realisme hasil dalam pembuatan video musik deepfake.

Teknologi *deepfake* yang dikembangkan melalui algoritma *deep learning* seperti DeepFaceLab dan DeepFaceLive memungkinkan manipulasi wajah secara realistis pada video, termasuk dalam produksi video musik. Kinerja *deepfake* sangat dipengaruhi oleh jumlah iterasi pelatihan dan kompleksitas dataset. Semakin banyak iterasi, semakin halus hasil yang diperoleh, meskipun peningkatan kualitas cenderung menurun setelah batas tertentu dan berisiko *overfitting* bila dataset tidak bervariasi. Kompleksitas dataset—terdiri dari jumlah gambar, variasi ekspresi, pencahayaan, dan sudut wajah—juga menentukan seberapa baik model dapat beradaptasi pada kondisi video yang dinamis. DeepFaceLab menghasilkan video berkualitas tinggi dengan waktu pelatihan lama, sedangkan DeepFaceLive lebih cocok untuk penggunaan *real-time* dengan kompromi pada detail visual.

Namun, di balik potensi kreatifnya, penggunaan *deepfake* menimbulkan persoalan hukum dan etika yang serius. Berdasarkan UU ITE dan UU Nomor 1 Tahun 2024, pembuatan atau penyebaran konten digital yang menyesatkan, mencemarkan nama baik, atau melanggar privasi dapat dikenai sanksi pidana. Tanpa izin, penggunaan wajah seseorang dalam video *deepfake*, terutama untuk tujuan politik, pornografi, atau manipulasi opini publik, melanggar prinsip hak asasi manusia dan etika AI sebagaimana diatur oleh UNESCO Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence. Oleh karena itu, *content creator* dituntut untuk menggunakan teknologi ini secara bertanggung jawab dengan mencantumkan label yang jelas, meminta persetujuan dari pihak terkait, serta mengutamakan nilai artistik dan transparansi agar inovasi berbasis AI tidak merugikan masyarakat.

Teknologi Deepfake dan Penerapannya

Deepfake adalah teknologi berbasis Generative Adversarial Networks (GANs) yang digunakan untuk memanipulasi video atau gambar, mengganti wajah, dan menyunting ekspresi secara realistis (Goodfellow et al., 2014). Menurut Liu et al. (2021), deepfake menggunakan GANs untuk menghasilkan visual yang sangat realistis, yang membuatnya sulit dibedakan dari aslinya, terutama dalam video musik dan hiburan. Deepfake telah diterapkan dalam berbagai konteks, seperti mengganti wajah selebriti dalam video, atau menambahkan elemen visual untuk meningkatkan daya tarik visual dalam video musik. Meskipun berpotensi inovatif, teknologi ini juga menimbulkan masalah etis, seperti penyalahgunaan dalam pembuatan konten yang menyesatkan.

Metode Deteksi Deepfake Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNNs)

Pengenalan wajah menggunakan Convolutional Neural Networks (CNNs) merupakan salah satu metode yang banyak digunakan untuk mendeteksi deepfake. Korshunov dan Marcel (2021) menjelaskan bahwa CNNs bekerja dengan cara menganalisis perubahan kecil dalam wajah dan pergerakan mata yang tidak dapat ditiru dengan sempurna oleh model deepfake. CNNs sangat berguna dalam mengidentifikasi ketidaksesuaian antara ekspresi wajah dalam video dengan pola visual yang khas. Penelitian ini menyarankan bahwa dengan menggunakan data

pelatihan yang kuat, CNNs dapat menjadi alat yang efektif dalam mendeteksi manipulasi wajah yang dihasilkan oleh deepfake.

Penelitian oleh Nguyen et al. (2021) juga menunjukkan bahwa CNNs mampu mendeteksi perubahan yang terjadi dalam gambar atau video dengan akurasi yang tinggi, bahkan ketika perubahan tersebut sangat halus dan sulit dibedakan oleh mata manusia. Namun, kelemahan utama dari pendekatan ini adalah ketergantungannya pada kualitas data yang digunakan untuk melatih model deteksi, yang sering kali membutuhkan data dengan variasi ekspresi wajah yang sangat besar.

DeepFaceLab dan Pembuatan Deepfake

DeepFaceLab adalah alat open-source yang digunakan untuk membuat deepfake dengan menggantikan wajah dalam video menggunakan teknik autoencoders dan CNNs (Liu et al., 2020). Alat ini memungkinkan pembuatan video deepfake dengan kualitas tinggi, sehingga sangat sulit untuk membedakan antara video asli dan video yang dimanipulasi. DeepFaceLab digunakan untuk menggantikan wajah dalam video musik, yang memungkinkan pembuatan video musik yang lebih dinamis dan menarik. Meskipun sangat efektif dalam pembuatan deepfake, alat ini juga memiliki kelemahan, yaitu kesulitan dalam mendeteksi manipulasi yang terjadi, terutama pada video yang dihasilkan dengan kualitas tinggi.

Penelitian oleh Liu et al. (2020) juga menunjukkan bahwa meskipun DeepFaceLab menghasilkan deepfake yang sangat realistis, deteksi terhadap video yang dihasilkan masih memerlukan pendekatan yang lebih canggih, karena manipulasi visual yang sangat halus sulit dikenali tanpa penggunaan alat yang tepat.

DeepFaceLive dan Deteksi Deepfake Real-Time

DeepFaceLive adalah alat yang digunakan untuk mendeteksi deepfake secara real-time. Liu et al. (2021) menjelaskan bahwa DeepFaceLive bekerja dengan menganalisis file iterasi wajah yang telah dimodifikasi oleh DeepFaceLab, memungkinkan deteksi lebih cepat dan efisien terhadap video deepfake yang telah diproduksi. Dalam penelitian ini, DeepFaceLive memainkan peran penting dalam mendeteksi manipulasi video musik secara langsung, yang membantu mempercepat proses verifikasi keaslian konten visual dan mencegah penyebaran video palsu yang dapat merusak reputasi artis atau penyanyi.

Meskipun efektif dalam deteksi real-time, DeepFaceLive tetap bergantung pada kualitas input video dan variasi ekspresi wajah yang digunakan untuk melatih model, yang dapat memengaruhi akurasi deteksi pada video dengan kualitas rendah atau sangat realistis.

Aplikasi Deepfake dalam Industri Hiburan

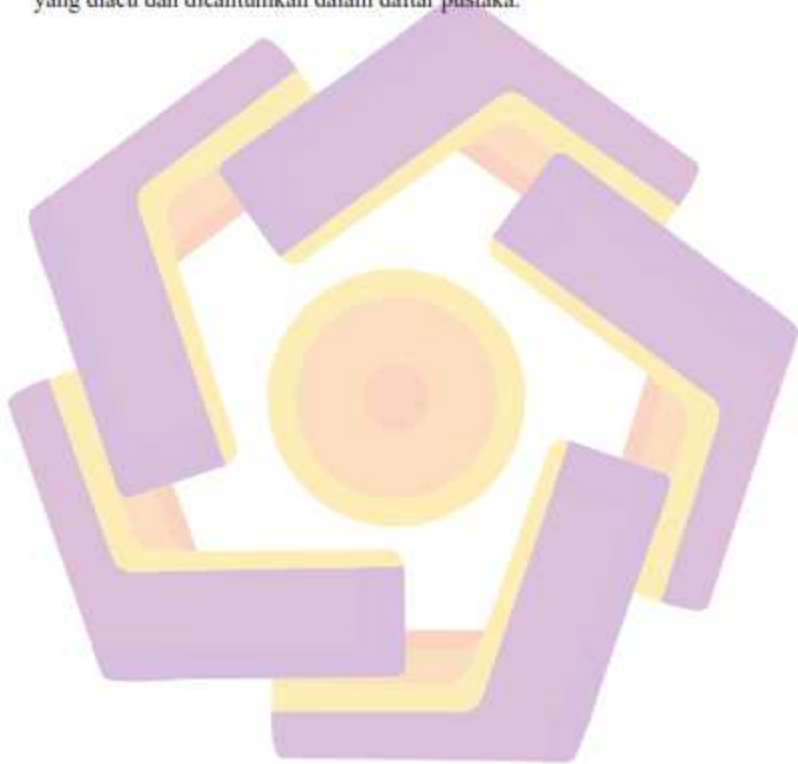
Dalam industri hiburan, terutama pada video musik, deepfake digunakan untuk menggantikan wajah penyanyi atau aktor dalam video. Kim et al. (2021) menjelaskan bahwa deepfake memungkinkan penciptaan video musik yang lebih kreatif dan dinamis, di mana wajah penyanyi dapat digantikan atau dimanipulasi untuk menciptakan efek visual yang lebih menarik. Deepfake juga memberikan kebebasan kepada kreator untuk mengeksplorasi visual yang tidak terbatas oleh anggaran dan lokasi syuting.

Namun, meskipun penggunaan deepfake dalam hiburan menawarkan banyak manfaat, tantangan yang dihadapi adalah penyalahgunaan teknologi ini untuk tujuan yang merugikan. Chesney dan Citron (2021) menyoroti potensi deepfake untuk digunakan dalam pembuatan berita palsu dan konten eksploitasi, yang dapat merusak reputasi publik atau menciptakan disinformasi di media sosial.

Tantangan Etis dan Keamanan dalam Penggunaan Deepfake

Penggunaan deepfake menimbulkan berbagai tantangan etis yang serius, terutama dalam hal keaslian konten digital. Deepfake memiliki potensi untuk disalahgunakan dalam penyebaran disinformasi, seperti yang dijelaskan oleh Nguyen et al. (2021). Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan sistem deteksi yang efektif untuk memverifikasi keaslian video yang beredar di media sosial dan platform lainnya. Sistem deteksi ini harus mampu menangani deepfake yang semakin realistis, yang tidak hanya menyasar gambar atau wajah, tetapi juga audio dan ekspresi tubuh yang lebih dinamis. Selain itu, bagian ini berisi justifikasi

atau kritik pada kelemahan atau kekurangan yang mungkin ada pada penelitian terdahulu sehingga dapat dijadikan argumen bahwa penelitian yang akan dilakukan bersifat penyempurnaan atau pengembangan penelitian terdahulu. Sumber pustaka yang dirujuk pada bagian ini harus dicantumkan dalam kalimat atau pernyataan yang diacu dan dicantumkan dalam daftar pustaka.



2.2.Keaslian Penelitian

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
DETEKSI DEEPFAKE UNTUK VIDEO MUSIK MENGGUNAKAN PENGENALAN GAMBAR

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	A Landscape View of Deepfake Techniques and Detection Methods	<p>Nama Peneliti :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Ahmed S. Abdulreda 2. Ahmed J. Obaid <p>Sumber :</p> <ul style="list-style-type: none"> - <i>International Journal of Nonlinear Analysis and Applications (IJNAA)</i> - Fakultas Ilmu Komputer dan Matematika, Universitas Kufa, Irak - Tahun Penelitian : 2022 	<p>Penelitian ini bertujuan untuk memberikan tinjauan komprehensif terhadap teknik-teknik deepfake, metode manipulasi wajah, dan pendekatan untuk mendeteksi manipulasi ini. Studi ini berfokus pada algoritma yang digunakan, dataset publik yang tersedia, serta standar untuk mendeteksi berbagai jenis manipulasi wajah.</p>	<p>Penelitian menyimpulkan bahwa meskipun deteksi deepfake pada kondisi terkendali menunjukkan tingkat kesalahan deteksi yang rendah, efektivitas ini menurun dalam situasi nyata karena berbagai modifikasi, seperti kompresi video, ukuran ulang, dan noise. Penelitian ini juga mencatat perlunya model deteksi yang lebih adaptif untuk situasi serangan yang belum diketahui sebelumnya. Penelitian ini menekankan pentingnya pengembangan lebih lanjut untuk</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Kelemahan utama adalah kemampuan generalisasi model deteksi dalam mendeteksi manipulasi yang tidak dikenal sebelumnya masih kurang. - Penelitian lanjutan disarankan untuk lebih fokus pada pengembangan metode deteksi yang robust terhadap berbagai modifikasi pada video serta memanfaatkan model yang tidak bergantung pada film fiksi untuk pelatihan. 	<ul style="list-style-type: none"> - Metode yang Digunakan: Penelitian sebelumnya lebih banyak mengulas metode deteksi manipulasi yang sudah ada, sementara penelitian Anda mengintegrasikan teknologi DeepFaceLab dan DeepFaceLive untuk membuat manipulasi wajah dan mengujinya menggunakan dataset DFDC. - Inovasi: Anda menggunakan teknologi live (DeepFaceLive) yang memungkinkan manipulasi real-time, memberikan dimensi tambahan terhadap aplikasi dan potensi risiko teknologi deepfake. - Kompleksitas Permasalahan: Fokus penelitian Anda pada

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				mendeteksi manipulasi wajah di dunia nyata.		penggunaan dataset besar seperti DFDC untuk pelatihan serta implementasi manipulasi real-time menambahkan kompleksitas pada perancangan eksperimen dan deteksi, yang tidak dieksplorasi secara langsung dalam penelitian sebelumnya.
2	DeepFake Disrupter: The Detector of DeepFake Is My Friend	<p>Nama Peneliti :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Xueyu Wang 2. Jiajun Huang 3. Siqi Ma 4. Surya Nepal 5. Chang Xu <p>Sumber :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sydney; Universitas New South Wales; CSIRO Data61 - Tahun Penelitian : Tidak disebutkan eksplisit dalam dokumen, namun 	Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan metode disruptif yang disebut "DeepFake Disrupter" untuk melindungi data asli dari manipulasi DeepFake. Metode ini menggunakan generator perturbasi untuk menambahkan gangguan tak terlihat pada data	<ul style="list-style-type: none"> - DeepFake Disrupter mampu menghasilkan gangguan yang efektif untuk membuat hasil manipulasi DeepFake terlihat tidak realistis oleh mata manusia dan terdeteksi sebagai palsu oleh detektor DeepFake. - Metode ini menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam metrik presisi, 	<ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini lebih fokus pada optimalisasi generator gangguan untuk mendeteksi manipulasi. Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup pengembangan metode yang lebih efektif terhadap model DeepFake yang lebih canggih. - Kelemahan utama adalah kebutuhan pengujian lebih 	<ul style="list-style-type: none"> - Metode : Penelitian ini menggunakan generator perturbasi untuk mendisrupsi manipulasi DeepFake, sedangkan penelitian Anda memanfaatkan DeepFaceLab dan DeepFaceLive untuk membuat dan menguji manipulasi wajah secara langsung. - Inovasi : Penelitian Anda berfokus pada aplikasi manipulasi real-time (DeepFaceLive) dan evaluasi berbasis DFDC dataset, memberikan pendekatan

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
		terindikasikan sekitar tahun 2020-2021.	asli agar manipulasi DeepFake menghasilkan output yang terlihat tidak realistis baik oleh manusia maupun detektor DeepFake.	recall, dan F1-score dibandingkan metode disruptif lainnya. - Gangguan yang dihasilkan menjaga kualitas data asli sehingga tetap dapat dikenali sebagai data asli oleh detektor	lanjut untuk memastikan efektivitas metode pada dataset besar dan model DeepFake yang lebih beragam.	yang lebih praktis untuk analisis real-time. - Kompleksitas Permasalahan : Penelitian Anda menghadirkan tantangan tambahan seperti penerapan dan pengujian model deteksi berbasis dataset besar, yang tidak dijelajahi secara langsung dalam penelitian ini.
3	Deepfake Video Detection Using Convolutional Vision Transformer	Nama Peneliti : 1. Dereesa Wodajo 2. Solomon Atnafu - Sumber : Jimma University, Addis Ababa University - Tahun Penelitian : 2021	enelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode deteksi video Deepfake menggunakan model <i>Convolutional Vision Transformer (CViT)</i> , yang menggabungkan kekuatan CNN untuk mengekstrak fitur lokal dan Vision Transformer	- CViT berhasil mendeteksi video Deepfake dengan akurasi 91,5%, nilai AUC 0,91, dan nilai loss 0,32 pada dataset DFDC. - Model ini menunjukkan bahwa kombinasi antara CNN dan ViT memberikan	- Kelemahan utama adalah keterbatasan generalisasi model pada artefak visual yang kompleks, seperti yang terlihat pada dataset FaceShifter. - Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan	- Metode : Penelitian Anda menggunakan DeepFaceLab dan DeepFaceLive untuk membuat dan memanipulasi wajah secara real-time, sementara penelitian ini fokus pada deteksi dengan model CViT. - Inovasi : Penelitian Anda melibatkan penggunaan teknologi manipulasi real-time dengan

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			(ViT) untuk memahami hubungan global pada video. Model ini dirancang untuk mendeteksi video Deepfake secara lebih akurat dan umum menggunakan dataset besar seperti DFDC.	peningkatan performa dalam memahami fitur lokal dan global pada video Deepfake. Namun, model ini kurang baik dalam mendeteksi Deepfake pada dataset FaceForensics ++ FaceShifter karena kesulitan memahami artefak visual tertentu.	dataset baru guna meningkatkan diversitas dan robustitas model, serta mengoptimalkan arsitektur agar lebih adaptif terhadap berbagai jenis manipulasi Deepfake.	<p>evaluasi berbasis DFDC, sedangkan penelitian ini mengutamakan integrasi metode deteksi berbasis CNN dan ViT.</p> <p>- Kompleksitas Permasalahan : Penelitian Anda menangani tantangan manipulasi real-time serta mengevaluasi efektivitas deteksi Deepfake berdasarkan metode real-time dan dataset besar, memberikan cakupan lebih luas dibandingkan penelitian ini yang hanya fokus pada deteksi berbasis dataset tertentu.</p>
4	Deepfake detection using deep learning methods: A	Nama Peneliti : 1. Arash Heidari 2. Nima Jafari Navimipour Hasan Dag	Penelitian ini bertujuan untuk memberikan evaluasi yang komprehensif	Kesimpulan penelitian ini menyoroti bahwa metode Convolutional Neural Networks (CNN) adalah yang	- Saran Penelitian : Penelitian lebih lanjut perlu mengeksplorasi	Perbedaan Utama: 1. Metode yang Digunakan: - Penelitian ini menggunakan

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	systematic and comprehensi ve review	<p>3. Mehmet Unal</p> <p>- Sumber : WIREs Data Mining and Knowledge Discovery</p> <p>- Tahun Penelitian : 2023</p>	<p>terhadap strategi deteksi deepfake menggunakan algoritma berbasis deep learning (DL). Fokus utama penelitian meliputi :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Bagaimana deepfake dibuat dan diidentifikasi. 2. Perkembangan dan terobosan terbaru dalam bidang ini. 3. Kelemahan metode keamanan yang ada. 	<p>paling sering digunakan dalam deteksi deepfake. Mayoritas artikel yang direview berfokus pada deteksi deepfake dalam video, dengan perhatian lebih pada peningkatan akurasi. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa teknologi yang ada masih memiliki kelemahan, seperti kurangnya generalisasi, terutama ketika menghadapi data baru yang tidak dikenal.</p>	<p>metode untuk meningkatkan kemampuan generalisasi dan efisiensi algoritma, terutama dalam menghadapi dataset baru.</p> <p>- Kelemahan Utama : Banyak penelitian hanya berfokus pada peningkatan satu parameter, seperti akurasi, sementara aspek lain seperti efisiensi komputasi dan deteksi real-time kurang mendapat perhatian.</p>	<p>berbagai pendekatan berbasis CNN dan deep learning untuk deteksi deepfake, sedangkan penelitian Anda menggunakan DeepFaceLab dan DeepFaceLive untuk menghasilkan atau memodifikasi konten deepfake.</p> <p>- Fokus Penelitian: Artikel ini berfokus pada evaluasi metode deteksi deepfake, sedangkan penelitian</p>

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			<p>4. Area yang memerlukan penelitian lebih lanjut.</p>			<p>Anda berfokus pada pembuatan dan manipulasi konten deepfake secara real-time.</p> <p>Inovasi : Artikel ini menyoroti teknik deteksi berbasis jaringan saraf dan mengkategorikan pendekatan berdasarkan media (video, gambar, audio). Penelitian Anda mungkin membawa inovasi pada teknik manipulasi</p>

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
						<p>wajah real-time dengan aplikasi praktis.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Kompleksitas Masalah: - Penelitian ini mencakup evaluasi algoritma deteksi pada dataset statis, sementara penelitian Anda mengatasi tantangan teknologi real-time yang lebih rumit, seperti sinkronisasi visual-audio secara real-time.
5	Towards Solving the DeepFake Problem: An	<p>Nama Peneliti :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Sowmen DasSelim 2. Arup Datta, Md. 	Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan utama	<p>Kesimpulan penelitian :</p> <ul style="list-style-type: none"> • Dataset deepfake yang ada cenderung 	- Saran Penelitian : Penelitian lebih lanjut	<p>Perbedaan Utama:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Metode yang Digunakan: <ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini berfokus pada

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Analysis on Improving DeepFake Detection Using Dynamic Face Augmentation	<p>3. Saiful Islam, Md. 4. Ruhul Amin</p> <p>- Sumber : Proceedings of ICCVW (International Conference on Computer Vision Workshops)</p> <p>- Tahun Penelitian : 2021</p>	<p>dalam pendeteksian deepfake, yaitu:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Ketidakmampuan model untuk generalisasi pada data eksternal 2. Overfitting model karena data pelatihan yang terbatas dan oversampled. <p>Penelitian ini mengusulkan metode augmentasi data baru, Face-Cutout, yang memanfaatkan informasi</p>	<p>oversampled, menyebabkan model overfit pada data pelatihan.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Metode Face-Cutout berhasil meningkatkan generalisasi model dengan mengurangi overfitting dan meningkatkan performa pada dataset eksternal. • Penelitian ini juga menyarankan langkah pre-processing berbasis clustering wajah untuk memastikan tidak ada kebocoran data antara set pelatihan dan pengujian. 	<p>perlu dilakukan untuk menguji metode Face-Cutout pada dataset yang lebih beragam dan manipulasi wajah yang lebih kompleks.</p> <p>- Kelemahan Utama : Pendekatan Face-Cutout masih bergantung pada akurasi deteksi landmark wajah, yang dapat terpengaruh oleh kualitas gambar atau video.</p>	<p>metode augmentasi untuk meningkatkan performa deteksi deepfake, sementara penelitian Anda menggunakan DeepFaceLab dan DeepFaceLive untuk manipulasi wajah real-time.</p> <ol style="list-style-type: none"> 2. Fokus Penelitian : <ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini memprioritaskan pendeteksian deepfake, sedangkan penelitian Anda memprioritaskan pembuatan dan pencraipan deepfake secara real-time. 3. Inovasi : <ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini mengusulkan metode augmentasi berbasis landmark wajah, sedangkan penelitian Anda lebih menekankan pada inovasi dalam sinkronisasi visual

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
			landmark wajah untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi overfitting.			<p>dan audio menggunakan perangkat lunak real-time.</p> <p>4. Kompleksitas Masalah :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini menangani masalah generalisasi model pada dataset yang oversampled, sedangkan penelitian Anda mengatasi tantangan teknis untuk menghasilkan deepfake yang realistis dalam waktu nyata.
6	Multimedia Forensics	<p>Nama Peneliti :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Husrev Taha Sencar 2. Luisa Verdoliva 3. Nasir Memon (Editors) <ul style="list-style-type: none"> - Sumber : Advances in Computer Vision and Pattern Recognition 	<p>Penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan komprehensif tentang tantangan dan kemajuan dalam bidang forensik multimedia,</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Deep learning adalah pedang bermata dua dalam forensik multimedia; ia digunakan baik untuk manipulasi maupun deteksi. - Perkembangan teknik manipulasi 	<ul style="list-style-type: none"> - Saran Penelitian : Penelitian lanjutan diperlukan untuk mengembangkan pendekatan deteksi media sintetis yang 	<p>Perbedaan Utama:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Metode yang Digunakan: <ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini memfokuskan pada teknik forensik berbasis deep learning untuk mendeteksi

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
		<ul style="list-style-type: none"> - Tahun Penelitian: 2022 	<p>dengan fokus pada:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Teknik deteksi media sintetis, seperti deepfake 2. Verifikasi keaslian dan atribusi sumber media. 3. Penanganan teknik anti-forensik berbasis deep learning 	<p>media, seperti Generative Adversarial Networks (GANs), menuntut pendekatan forensik baru.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Ada kebutuhan mendesak untuk alat forensik yang lebih andal dalam mendeteksi media sintetis di berbagai format dan skenario. 	<p>lebih kuat terhadap teknik manipulasi baru.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Kelemahan Utama : Model deteksi sering kali hanya efektif pada jenis serangan yang telah diketahui sebelumnya, sehingga kurang mampu menghadapi serangan baru yang tidak terprediksi. 	<p>media sintetis, sementara penelitian Anda menggunakan DeepFacelab dan DeepFacelive untuk menghasilkan deepfake.</p> <ol style="list-style-type: none"> 2. Fokus Penelitian: Penelitian ini lebih pada atribusi dan verifikasi keaslian media, sedangkan penelitian Anda berfokus pada teknik real-time dalam pembuatan deepfake. 3. Inovasi: Penelitian ini menyajikan strategi deteksi berbasis fitur media, sementara penelitian Anda kemungkinan

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
						<p>lebih mengarah pada sinkronisasi real-time antara audio dan video dalam manipulasi wajah.</p> <p>4. Kompleksitas Permasalahan:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini menangani tantangan deteksi media dalam skenario yang beragam dan manipulasi lanjutan, sedangkan penelitian Anda menghadapi tantangan teknis dalam menghasilkan deepfake yang realistis secara real-time.
7	Analisis Wacana Pada Fenomena	<p>Nama Peneliti :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Jetrin Arfan Santiko 2. Syaiful Bahri 	Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penggunaan	<ul style="list-style-type: none"> - Penggunaan teknologi deepfake menunjukkan 	<ul style="list-style-type: none"> - Perlunya regulasi dan pedoman etika yang lebih 	<ul style="list-style-type: none"> - Metode yang Digunakan : Penelitian ini menggunakan

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Penggunaan Artificial Intelligence (AI) Dalam Konten Pemilu: Studi Kasus Konten Deepfake Soeharto Mengajak Untuk Memilih Partai Golkar Pada Media Sosial Twitter (X)	<ul style="list-style-type: none"> - Sumber : INNOVATIVE: Journal of Social Science Research, Volume 4 Nomor 3 Tahun 2024, halaman 13215-13231. - Tahun Penelitian : 2024 	teknologi deepfake dalam konten kampanye politik, khususnya video deepfake Soeharto yang mendorong pemilihan Partai Golkar, dengan kerangka analisis wacana Norman Fairclough untuk mengkaji teks, praktik diskursif, dan dampak sosial-budaya dari konten tersebut.	<p>inovasi dalam kampanye politik, meskipun memunculkan kekhawatiran etis terkait penggunaan citra tanpa persetujuan. Respon audiens bervariasi dari kekaguman terhadap teknologi hingga kecemasan terkait implikasi etika dan dampak informasi politik.</p> <p>Studi ini menegaskan pentingnya regulasi, etika, dan pengaruh sosial dalam penerapan teknologi seperti deepfake dalam konteks politik.</p>	<p>ketat terkait penggunaan teknologi AI dan deepfake dalam politik.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Penelitian ini lebih terfokus pada dampak sosial dan budaya, sehingga perlu studi mendalam tentang metode deteksi atau pencegahan penyalahgunaan teknologi deepfake. 	<p>analisis wacana Norman Fairclough untuk mengkaji dampak sosial dan budaya dari deepfake, sementara penelitian Anda mungkin lebih teknis dengan fokus pada pengembangan atau aplikasi menggunakan DeepFaceLab dan DeepFaceLive.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Inovasi : Penelitian ini berfokus pada aspek politis dan narasi, sedangkan penelitian Anda mungkin mengembangkan kemampuan teknis dalam menghasilkan atau mendeteksi deepfake secara real-time untuk berbagai aplikasi di luar kampanye politik.

NO	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
						<ul style="list-style-type: none"> - Kompleksitas Permasalahan : Penelitian ini terbatas pada dampak sosial budaya, sementara penelitian Anda dapat mencakup tantangan teknis, seperti peningkatan akurasi deepfake, deteksi manipulasi, atau penerapan untuk pendidikan atau hiburan. - Objek Penelitian: Objek penelitian ini adalah video deepfake Soeharto dalam konteks kampanye politik, sedangkan penelitian Anda berpotensi lebih luas, mencakup pengembangan teknologi deepfake untuk berbagai sektor.

2.3.Landasan Teori

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan telah memungkinkan terciptanya teknik manipulasi video berbasis deep learning yang dikenal sebagai deepfake. Deepfake adalah teknologi yang menggunakan algoritma pembelajaran mendalam untuk menghasilkan atau memodifikasi konten video agar menyerupai individu tertentu secara realistis. Salah satu tantangan signifikan yang muncul dari teknologi ini adalah penyalahgunaannya, termasuk dalam konteks video musik, yang dapat merugikan reputasi seniman dan menciptakan disinformasi.

Framework Deepfake Detection Challenge (DFDC) dirancang untuk memotivasi penelitian dalam pengembangan model deteksi deepfake yang andal. DFDC menyediakan dataset yang ekstensif dan beragam, mencakup berbagai metode manipulasi dan kualitas video, sehingga mencerminkan berbagai skenario dunia nyata. Dalam DFDC, pendekatan berbasis image recognition menjadi salah satu teknik utama untuk mendeteksi anomali visual yang disebabkan oleh manipulasi deepfake. Teknik ini mengandalkan analisis tekstur, pola piksel, dan karakteristik visual lainnya yang sering kali sulit untuk ditiru oleh algoritma manipulasi.

Penelitian sebelumnya telah mengungkap berbagai pendekatan untuk mendeteksi deepfake. Misalnya, Rossler et al. (2019) dalam FaceForensics++ menyoroti pentingnya dataset besar dan metode berbasis CNN (Convolutional Neural Networks) untuk meningkatkan akurasi deteksi deepfake. Studi ini menjadi salah satu dasar pengembangan DFDC, yang menekankan pada diversifikasi dataset dan penggunaan model berbasis deep learning. Selain itu, Dang et al. (2020) dalam

penelitian mereka tentang deteksi deepfake berbasis tekstur dan spektrum frekuensi mengusulkan metode untuk mengenali ketidaksesuaian frekuensi visual yang sering muncul pada konten yang dimanipulasi, teknik yang relevan dalam analisis video musik dengan efek visual kompleks.

Dalam konteks video musik, penelitian oleh Sabir et al. (2021) menekankan tantangan unik yang muncul dari pengaruh artistik seperti pencahayaan tidak konvensional, pengeditan intensif, dan efek visual, yang dapat mengaburkan ciri khas manipulasi deepfake. Penelitian ini menggarisbawahi kebutuhan akan metode deteksi yang lebih adaptif terhadap skenario dunia nyata, khususnya di ranah kreatif.

Penelitian ini berupaya menerapkan metode pengenalan gambar berbasis DFDC yang disesuaikan dengan karakteristik visual khas pada video musik. Dengan mengintegrasikan temuan-temuan dari penelitian terdahulu, pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan keandalan identifikasi manipulasi visual melalui deteksi fitur-fitur spesifik yang sering terabaikan pada teknologi manipulasi modern. Hal ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam mitigasi risiko penyalahgunaan deepfake di ranah kreatif dan artistik.

Bagian ini memuat rangkuman teori-teori yang relevan dan konsep-konsep dasar yang mendukung penelitian mengenai deteksi deepfake pada video musik menggunakan pengenalan gambar. Penelitian ini menggabungkan berbagai teori dalam kecerdasan buatan (AI), deep learning, Generative Adversarial Networks (GANs), serta penggunaan tools seperti DeepFaceLab dan DeepFaceLive dalam mendeteksi manipulasi video.

Generative Adversarial Networks (GANs)

Generative Adversarial Networks (GANs) adalah model pembelajaran mesin yang diperkenalkan oleh Goodfellow et al. (2014), yang menggunakan dua model neural networks, yaitu generator dan discriminator, yang berkompetisi satu sama lain. Generator bertugas menghasilkan data palsu (misalnya gambar atau video), sementara discriminator berfungsi untuk membedakan antara data asli dan palsu. Dalam konteks deepfake, GANs digunakan untuk menghasilkan video dan gambar manipulatif yang sangat realistis, seperti menggantikan wajah atau ekspresi wajah dalam video (Liu et al., 2021). Dengan menggunakan GANs, teknologi deepfake dapat menciptakan visual yang hampir tidak dapat dibedakan dari yang asli, membuatnya semakin sulit untuk dideteksi.

Menurut penelitian oleh Liu et al. (2021), deepfake yang dihasilkan oleh GANs dapat mencapai kualitas visual yang sangat tinggi, yang pada gilirannya menantang teknologi deteksi untuk membedakan antara video asli dan yang telah dimodifikasi. Hal ini menjadi tantangan utama dalam mengembangkan sistem deteksi yang akurat.

Deep Learning dan Pengenalan Wajah

Deep learning adalah cabang dari pembelajaran mesin yang menggunakan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan (deep neural networks) untuk mengekstraksi fitur kompleks dalam data. Convolutional Neural Networks (CNNs), salah satu teknik utama dalam deep learning, digunakan secara luas dalam

pengenalan wajah, yang merupakan teknologi dasar dalam mendeteksi deepfake (Korshunov & Marcel, 2021). CNNs bekerja dengan menganalisis pola visual dalam gambar untuk mendeteksi perubahan atau ketidaksesuaian dalam video, seperti perubahan ekspresi wajah, gerakan mata, dan pencahayaan yang tidak alami.

Penelitian oleh Nguyen et al. (2021) menekankan bahwa teknologi deep learning sangat efektif dalam mendeteksi deepfake karena kemampuannya untuk mengenali pola visual yang tidak tampak jelas bagi mata manusia. Dalam penelitian ini, teknik pengenalan wajah menggunakan CNN akan digunakan untuk mendeteksi inkonsistensi dalam video musik yang mungkin menunjukkan manipulasi wajah, seperti yang dilakukan oleh DeepFaceLab.

DeepFaceLab: Alat untuk Pembuatan Deepfake

DeepFaceLab adalah alat open-source yang digunakan untuk pembuatan deepfake, terutama dalam menggantikan wajah dalam video. Liu et al. (2020) menjelaskan bahwa DeepFaceLab menggunakan teknik autoencoders dan CNN untuk menghasilkan video deepfake dengan kualitas tinggi. Meskipun alat ini efektif untuk pembuatan deepfake, deteksi manipulasi visual yang dihasilkan sangat bergantung pada sistem deteksi yang digunakan. DeepFaceLab memungkinkan pembuatan video dengan ekspresi wajah yang sangat halus, yang memerlukan teknik deteksi yang sangat presisi untuk mengidentifikasi ketidaksesuaian dalam wajah yang telah dimodifikasi.

Namun, meskipun DeepFaceLab menghasilkan deepfake yang sangat realistis, tantangan utama terletak pada deteksi manipulasi tersebut. Sistem deteksi yang digunakan harus mampu menganalisis video yang dihasilkan dengan akurasi tinggi agar dapat mengidentifikasi perubahan kecil yang terjadi dalam ekspresi wajah dan gerakan tubuh.

DeepFaceLive: Deteksi Deepfake Secara Real-Time

DeepFaceLive adalah alat yang digunakan untuk menganalisis video yang telah diproses oleh DeepFaceLab dan memungkinkan deteksi deepfake secara real-time. Liu et al. (2021) menyatakan bahwa DeepFaceLive memproses file iterasi wajah yang telah dimodifikasi untuk mendeteksi ketidaksesuaian yang mungkin terlewatkan oleh sistem deteksi lainnya. Dengan menggabungkan teknologi pengenalan gambar dan analisis mendalam terhadap fitur wajah, DeepFaceLive dapat mengidentifikasi manipulasi yang terjadi dalam video musik dan menghasilkan deteksi yang lebih akurat dan cepat.

Dengan menggunakan DeepFaceLive, sistem deteksi deepfake pada video musik menjadi lebih efisien karena dapat mendeteksi perubahan wajah dalam video secara langsung tanpa memerlukan waktu pemrosesan yang lama, seperti yang terjadi pada deteksi video yang lebih panjang atau kualitas rendah.

Tantangan dalam Deteksi Deepfake pada Video Musik

Sebagai teknologi yang terus berkembang, deepfake semakin sulit untuk dideteksi. Chesney dan Citron (2021) menjelaskan bahwa meskipun berbagai teknik deteksi telah diperkenalkan, masalah utama yang dihadapi adalah kualitas video deepfake yang semakin realistis. Video yang dihasilkan oleh teknologi deepfake saat ini sulit dibedakan dari video asli, terutama dengan adanya peningkatan dalam kualitas ekspresi wajah dan sudut pandang.

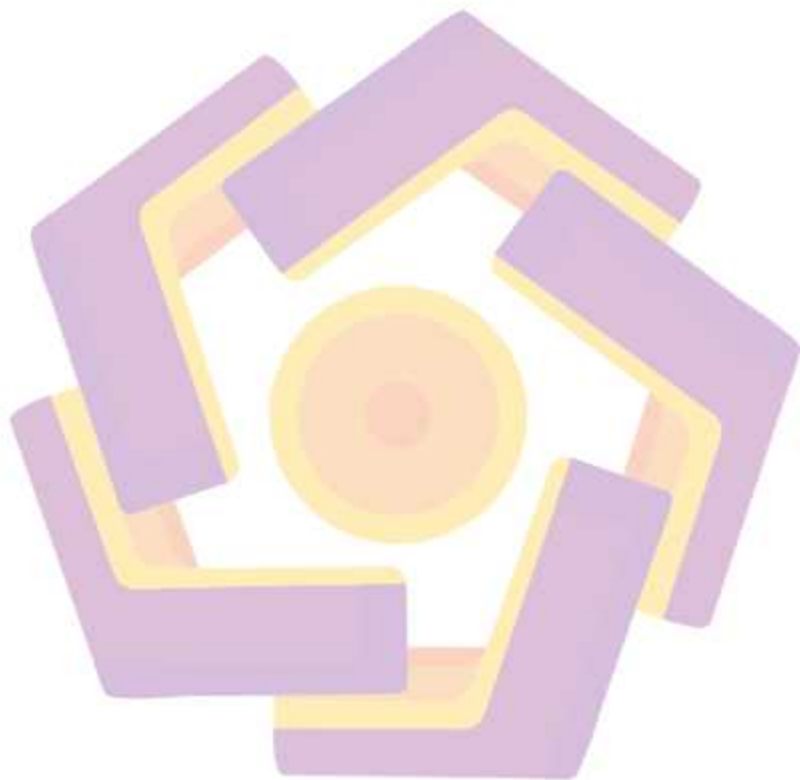
Nguyen et al. (2021) juga menekankan bahwa deteksi deepfake sangat bergantung pada kualitas data pelatihan yang digunakan untuk melatih model deteksi. Oleh karena itu, deteksi deepfake dalam video musik, yang sering kali memiliki variasi ekspresi wajah dan pencahayaan yang dinamis, membutuhkan algoritma yang lebih canggih untuk mengatasi tantangan ini.

Aplikasi Deepfake dalam Industri Hiburan dan Iklan

Deepfake telah banyak diterapkan dalam industri hiburan, terutama dalam pembuatan video musik dan iklan. Kim et al. (2021) menjelaskan bahwa teknologi deepfake memungkinkan penciptaan video musik yang lebih menarik dengan mengganti wajah penyanyi atau artis dalam video. Hal ini tidak hanya meningkatkan kualitas visual, tetapi juga memberikan peluang kreatif bagi industri hiburan untuk menghasilkan konten yang lebih dinamis.

Namun, Chesney dan Citron (2021) juga memperingatkan tentang potensi penyalahgunaan teknologi ini, seperti dalam pembuatan video yang menipu atau

merusak reputasi individu. Oleh karena itu, deteksi deepfake yang efektif sangat penting untuk memastikan keaslian konten dalam industri hiburan dan iklan.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental dengan sifat eksploratif dan kuantitatif untuk mengembangkan dan menguji implementasi teknologi deepfake menggunakan DeepFaceLab dan DeepFaceLive berdasarkan dataset dari DFDC (Deepfake Detection Challenge). Langkah-langkah penelitian ini dirancang secara sistematis untuk menghasilkan pemahaman yang mendalam tentang cara kerja teknologi deepfake, tantangan yang muncul, serta langkah deteksi dan mitigasi potensial.

Langkah-Langkah Penelitian

1. Perumusan Permasalahan

- o Identifikasi isu utama terkait penggunaan teknologi deepfake, terutama dalam aplikasi yang mendukung atau melawan penyalahgunaan teknologi.
- o Menentukan fokus penelitian pada implementasi dan deteksi deepfake menggunakan DeepFaceLab dan DeepFaceLive dengan DFDC sebagai dataset utama.

2. Pengumpulan Data

- Mengakses dataset DFDC yang mencakup berbagai video asli dan video manipulasi dengan teknologi deepfake.
- Melakukan praproses data untuk memastikan data sesuai dengan kebutuhan penelitian (format video, resolusi, dan segmentasi).

3. Pengembangan Model

○ DeepFaceLab:

- Membangun model deepfake dengan memilih metode pengenalan wajah dan manipulasi berdasarkan data DFDC.
- Menyesuaikan parameter pelatihan, seperti jumlah epoch, ukuran batch, dan resolusi output.

○ DeepFaceLive

- Mengimplementasikan teknologi live deepfake untuk menguji perubahan wajah secara real-time.
- Menguji kompatibilitas dengan berbagai perangkat keras dan software.

4. Analisis Hasil

- Mengukur tingkat akurasi, realisme, dan kecepatan model deepfake yang dihasilkan oleh DeepFaceLab dan DeepFaceLive.

- Menggunakan metrik evaluasi seperti PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index Measure), dan skor subjektif untuk kualitas visual.

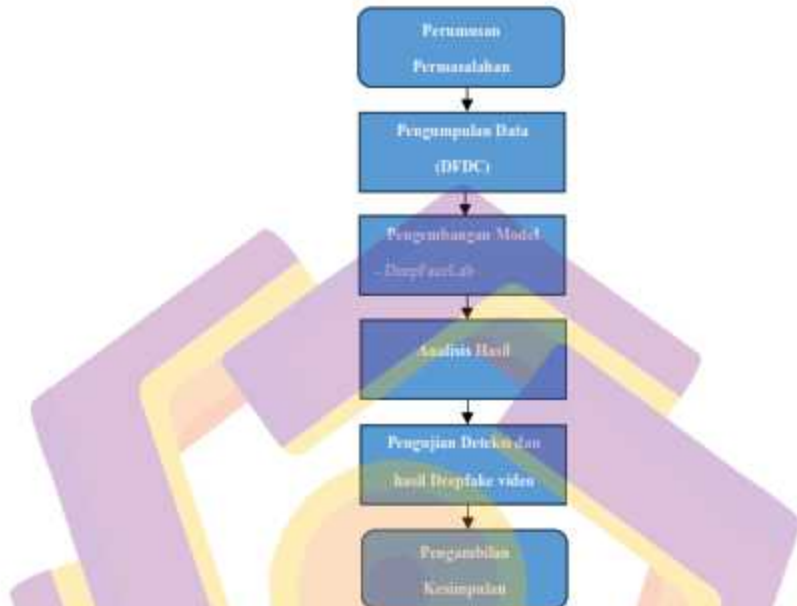
5. Pengujian Deteksi

- Menggunakan model deteksi deepfake berbasis machine learning dari DFDC untuk mengevaluasi tingkat keberhasilan deteksi video hasil manipulasi.
- Membandingkan hasil deteksi pada video dengan dan tanpa manipulasi.

6. Pengambilan Kesimpulan

- Merumuskan temuan utama berdasarkan hasil eksperimen.
- Memberikan rekomendasi untuk pengembangan teknologi deepfake dan deteksi di masa depan.

Diagram Alur Penelitian



Gambar 3.1.2 Diagram Alur Penelitian

Diagram alur penelitian ini dirancang untuk menunjukkan hubungan antara langkah-langkah penelitian dan bagaimana setiap langkah memberikan kontribusi terhadap tujuan akhir.

Pemodelan dan Desain Sistem

1. Algoritma Pengembangan Deepfake:

- a. Proses pelatihan model melibatkan teknik transfer learning dengan arsitektur encoder-decoder.
- b. Algoritma GAN (Generative Adversarial Network) digunakan untuk meningkatkan kualitas video deepfake.

2. Desain Sistem Deteksi:

- a. Pemodelan sistem deteksi berbasis CNN (Convolutional Neural Network) yang dilatih dengan data DFDC.
- b. Integrasi pipeline untuk preprocessing video, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.

Penelitian ini memberikan kerangka kerja yang komprehensif untuk memahami dan mengimplementasikan teknologi deepfake serta mengidentifikasi potensi solusi dalam mendeteksi manipulasi video secara efisien.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, pengumpulan data dilakukan untuk mendapatkan video asli dan video deepfake yang akan digunakan untuk pelatihan dan pengujian model deteksi deepfake berbasis iterasi gambar/foto serta DeepFaceLive. Berikut adalah metode yang digunakan dalam proses pengumpulan data :

1. Pengumpulan Video Asli dan Deepfake

Metode pengumpulan data utama dalam penelitian ini adalah eksperimen untuk mendapatkan data berupa video yang telah dimanipulasi menggunakan alat seperti DeepFaceLab dan video asli sebagai pembandingan. Pengumpulan data dilakukan melalui tahap-tahap berikut:

- a. **Video Asli** : Video musik yang tidak dimodifikasi digunakan sebagai data asli. Video ini digunakan sebagai ground truth untuk membandingkan video deepfake. Video ini harus memiliki variasi ekspresi wajah, pencahayaan, serta latar belakang yang realistis.
- b. **Video Deepfake** : Video deepfake dihasilkan menggunakan DeepFaceLab, sebuah alat yang memungkinkan pembuatan video deepfake melalui teknik generative adversarial networks (GANs). Video ini akan memanipulasi

wajah seseorang dalam video asli dengan mengganti wajahnya menggunakan wajah orang lain atau mengubah ekspresi wajah.

Proses Pengumpulan Video:

- a. **DeepFaceLab** : Video dimodifikasi menggunakan model deepfake berbasis GAN untuk menghasilkan video manipulasi wajah dengan kualitas tinggi. Hasil video deepfake akan dipilih berdasarkan kualitas manipulasi yang lebih sulit dideteksi.
- b. **DeepFaceLive** : Alat ini digunakan untuk deteksi deepfake secara real-time. Dalam eksperimen ini, DeepFaceLive juga berfungsi untuk memverifikasi deteksi deepfake pada video yang digunakan dalam penelitian.

2. Variasi Ekspresi Wajah dan Pencahayaan

Untuk meningkatkan kualitas deteksi, variasi dalam ekspresi wajah dan pencahayaan pada video sangat penting. Oleh karena itu, video yang dikumpulkan harus mencakup beragam ekspresi wajah (seperti senyum, marah, atau cemas) dan variasi pencahayaan (terang, redup, atau cahaya langsung) untuk menguji ketahanan model dalam kondisi dinamis. Hal ini dilakukan dengan memilih video yang berfokus pada konteks video musik, yang umumnya memiliki variasi ekspresi dan pencahayaan yang lebih kompleks.

3. Observasi dan Pengujian Deteksi

Setelah video dikumpulkan, tahap selanjutnya adalah eksperimen untuk menguji deteksi deepfake. Pengujian dilakukan dengan menggunakan dua metode utama: iterasi gambar/foto (pada model berbasis gambar) dan DeepFaceLive (untuk deteksi real-time).

4. Jenis Data yang Diperlukan untuk Analisis

Jenis data yang diperlukan dalam penelitian ini meliputi:

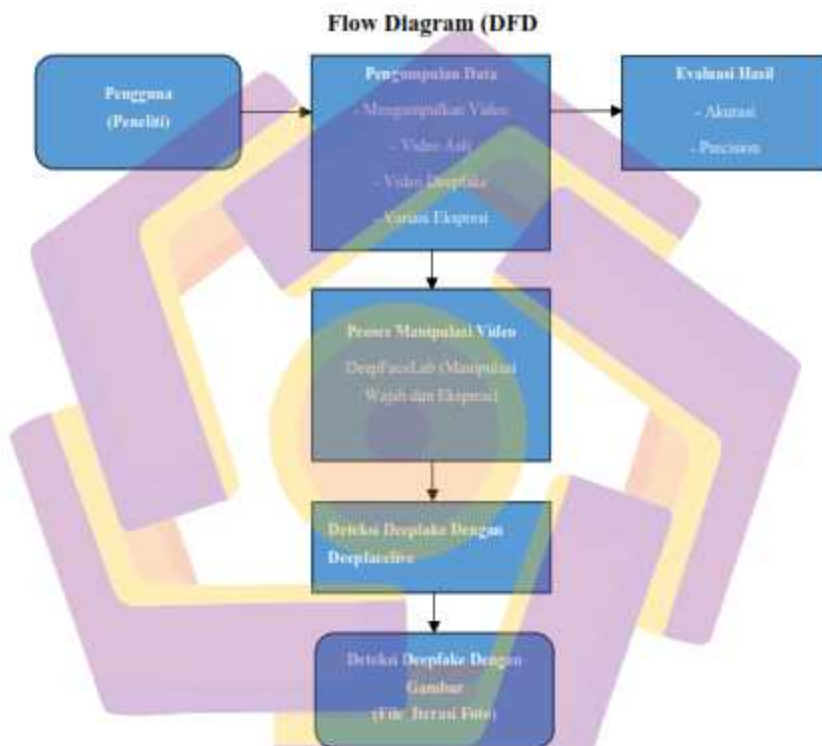
- **Video Asli** : Video yang tidak dimodifikasi yang digunakan sebagai acuan untuk mendeteksi perbedaan dengan video deepfake.
- **Video Deepfake** : Video yang dimodifikasi menggunakan DeepFaceLab untuk memanipulasi wajah dalam video asli. Video ini akan mengandung elemen-elemen visual yang menjadi target deteksi, seperti ekspresi wajah yang tidak alami, ketidaksesuaian pencahayaan, dan gerakan yang aneh.
- **Data Ekspresi Wajah dan Pencahayaan** : Variasi ekspresi wajah dan perubahan pencahayaan dalam video diperlukan untuk menguji seberapa baik model deteksi dapat menangani perubahan tersebut.

5. Teknik Pengumpulan Data :

- **Eksperimen** : Pengumpulan data dilakukan dengan eksperimen manipulasi video menggunakan DeepFaceLab untuk menghasilkan video deepfake yang sesuai dengan tujuan penelitian. Proses ini memastikan bahwa video yang digunakan dalam penelitian memiliki kualitas yang dibutuhkan untuk pengujian deteksi.
- **Observasi** : Observasi dilakukan selama eksperimen untuk menganalisis hasil dari video yang telah dimanipulasi, mencatat elemen-elemen visual yang penting seperti ekspresi wajah dan pencahayaan untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut.

6. Proses Pengumpulan Data Berdasarkan DFD

Berikut adalah gambaran proses pengumpulan data yang dilakukan dengan menggunakan **DeepFaceLab** dan **DeepFaceLive** yang digambarkan dalam **Data** :



Gambar 3.2.1 Flow Diagram (DFD)

Penjelasan DFD Pengumpulan Data :

1. Pengumpulan Video :

- o Proses dimulai dengan pengumpulan video asli dan video deepfake. Video asli adalah video musik yang digunakan sebagai pembanding, sementara video deepfake dibuat dengan menggunakan DeepFaceLab.

2. Manipulasi Video dengan DeepFaceLab :

- o DeepFaceLab digunakan untuk menghasilkan video deepfake dengan memanipulasi wajah dan ekspresi menggunakan model GAN. Ini bertujuan untuk memanipulasi ekspresi wajah dan pencahayaan dalam video musik.

3. Deteksi Deepfake dengan DeepFaceLive :

- o Setelah manipulasi, deteksi dilakukan menggunakan DeepFaceLive untuk mendeteksi video deepfake secara real-time. Alat ini memungkinkan peneliti untuk melakukan verifikasi awal terhadap kualitas deepfake.

4. Iterasi Gambar/Fotografi:

- o Setiap frame dalam video deepfake diubah menjadi gambar atau foto untuk dievaluasi lebih mendalam menggunakan iterasi gambar/foto. Ini memungkinkan peneliti untuk mendeteksi inkonsistensi visual yang lebih detail.

Kesimpulan Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini berfokus pada eksperimen untuk menghasilkan video deepfake menggunakan DeepFaceLab, diikuti dengan deteksi menggunakan DeepFaceLive dan iterasi gambar/foto. Video yang dikumpulkan mengandung variasi ekspresi wajah dan pencahayaan yang akan diuji ketahanannya oleh model deteksi deepfake. Proses pengumpulan ini memungkinkan penelitian untuk mengevaluasi efektivitas model dalam mendeteksi manipulasi video dengan kualitas tinggi dan variasi dinamis.

3.3. Metode Analisis Data

Dalam penelitian ini, analisis data bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas model deteksi deepfake yang berbasis pada **Iterasi gambar/foto** dan **DeepFaceLive**. Proses analisis data dilakukan dengan menggunakan metode-metode statistik serta alat yang sesuai untuk mengukur kinerja deteksi deepfake terhadap berbagai video yang dimanipulasi dan asli. Analisis juga akan dilakukan untuk mengidentifikasi apakah model dapat mendeteksi inkonsistensi visual pada berbagai variasi ekspresi wajah dan pencahayaan.

Berikut adalah metode dan alat yang digunakan dalam analisis data penelitian ini:

1. Pengolahan dan Persiapan Data

Sebelum analisis dilakukan, data yang terkumpul akan dipersiapkan dan diproses untuk memastikan bahwa data dalam format yang sesuai untuk dianalisis.

- **Pengolahan Data Video:** Video yang dikumpulkan dari **DeepFaceLab** (video deepfake) dan video asli (ground truth) akan diproses menjadi frame gambar untuk dianalisis menggunakan teknik iterasi gambar/foto.
- **Ekstraksi Fitur:** Fitur wajah dan elemen visual lainnya akan diekstraksi dari setiap frame video menggunakan deteksi wajah dan alat analisis gambar untuk mengidentifikasi elemen-elemen yang relevan dalam mendeteksi perubahan visual pada video.

2. Alat yang Digunakan untuk Analisis Data

Dalam analisis data, berbagai alat digunakan untuk memfasilitasi evaluasi model deteksi deepfake, sebagai berikut:

- **DeepFaceLab:** Digunakan untuk menghasilkan video deepfake yang memanipulasi wajah, ekspresi, dan pencahayaan dalam video asli. DeepFaceLab juga memungkinkan eksperimen dengan berbagai kualitas deepfake untuk mengukur ketahanan model terhadap berbagai jenis manipulasi.
- **DeepFaceLive:** Alat ini digunakan untuk deteksi deepfake secara real-time. DeepFaceLive memungkinkan deteksi manipulasi wajah secara langsung dalam video streaming atau video yang sedang diproses. Alat ini juga digunakan untuk memverifikasi hasil deteksi deepfake secara langsung, dan sebagai alat pembanding dengan deteksi berbasis iterasi gambar/foto.
- **Python (OpenCV dan Dlib):** Digunakan untuk pengolahan dan analisis gambar secara lebih mendalam. Dengan menggunakan pustaka **OpenCV**, frame video diubah menjadi gambar dan dilakukan deteksi fitur wajah, serta

analisis inkonsistensi visual. **Dlib** digunakan untuk deteksi dan pemetaan wajah, yang membantu dalam mengevaluasi perbedaan antara video asli dan deepfake.

3. Teknik Analisis Data

Beberapa teknik analisis digunakan untuk mengevaluasi kemampuan deteksi deepfake, baik secara real-time maupun melalui iterasi gambar/foto. Adapun teknik yang digunakan antara lain:

- **Analisis Perbandingan Visual:** Dengan menggunakan alat seperti **DeepFaceLive**, hasil deteksi real-time akan dibandingkan dengan hasil deteksi berbasis **iterasi gambar/foto**. Perbandingan ini dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas masing-masing metode dalam mengidentifikasi manipulasi wajah, ekspresi, dan pencahayaan yang tidak alami.
- **Pengukuran Akurasi Deteksi:** Untuk mengevaluasi model deteksi, beberapa metrik akan digunakan:
 - **Akurasi:** Mengukur persentase prediksi yang benar antara video asli dan video deepfake.
 - **Precision:** Mengukur proporsi deteksi yang benar dari total deteksi yang diklasifikasikan sebagai deepfake.
 - **Recall:** Mengukur kemampuan model untuk menangkap deepfake dari total deepfake yang ada.
 - **F1-Score:** Merupakan rata-rata harmonik antara precision dan recall, memberikan gambaran seimbang mengenai kinerja model deteksi.

- **Pengujian Threshold:** Pada tahap ini, model deteksi diuji untuk menemukan threshold terbaik dalam mendeteksi deepfake. Pengujian dilakukan dengan memberikan parameter ambang batas (threshold) pada hasil model deteksi untuk meminimalkan false positive dan false negative.

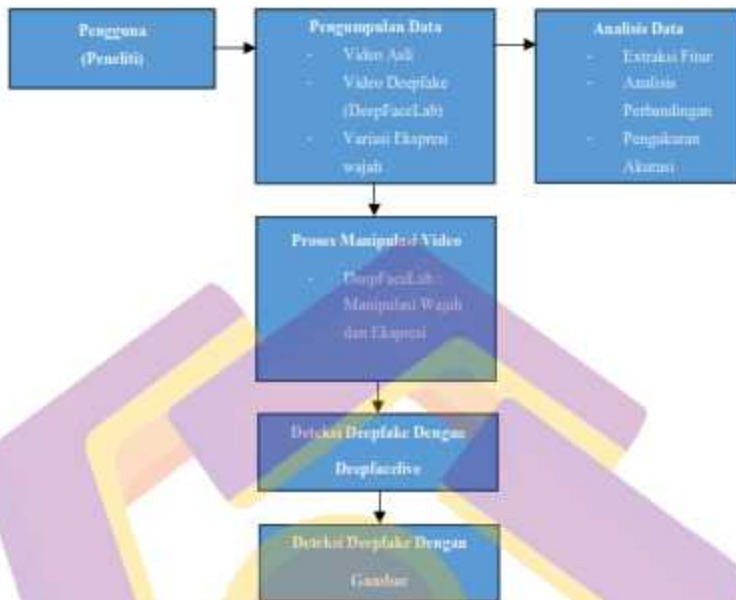
4. Pengujian dengan Data Video yang Berbeda

Analisis juga dilakukan dengan menggunakan dataset yang berbeda untuk memastikan bahwa model dapat beradaptasi dengan berbagai variasi ekspresi wajah dan pencahayaan. Pengujian dilakukan dalam kondisi berikut:

- **Video dengan variasi ekspresi wajah:** Misalnya, senyuman, marah, atau cemas.
- **Video dengan variasi pencahayaan:** Misalnya, pencahayaan terang, redup, atau perubahan pencahayaan yang dinamis.
- **Video dengan kualitas deepfake yang berbeda:** Deepfake dengan kualitas rendah, sedang, dan tinggi diuji untuk menilai ketahanan model terhadap video deepfake dengan kualitas manipulasi yang berbeda.

5. Alur Analisis Data dalam DFD

Berikut adalah gambaran alur analisis data yang dilakukan dengan menggunakan **DeepFaceLab**, **DeepFaceLive**, dan teknik iterasi gambar/foto :



Gambar 3.3.1 Alur Analisis Data dalam DFD

6. Evaluasi Hasil dan Pengambilan Kesimpulan

Setelah melakukan analisis data, hasil dari deteksi deepfake menggunakan metode DeepFaceLive dan iterasi gambar/foto akan dibandingkan. Peneliti akan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk menentukan efektivitas kedua metode dalam mendeteksi deepfake. Analisis ini akan menghasilkan kesimpulan mengenai kelebihan dan kekurangan dari masing-masing pendekatan dalam berbagai kondisi video, seperti variasi ekspresi wajah dan pencahayaan.

Kesimpulan Metode Analisis Data:

Metode analisis data dalam penelitian ini menggabungkan berbagai alat dan teknik untuk mengukur kinerja deteksi deepfake, termasuk DeepFaceLab dan DeepFaceLive, serta pendekatan berbasis iterasi gambar/foto. Pengujian dilakukan menggunakan berbagai variasi ekspresi wajah dan pencahayaan pada video, serta variasi kualitas deepfake. Hasil dari analisis ini akan digunakan untuk mengevaluasi efektivitas model deteksi deepfake dan mengidentifikasi metode terbaik dalam mendeteksi video deepfake dengan kualitas manipulasi tinggi.

3.4. Alur Penelitian

Alur penelitian ini menggambarkan tahapan-tahapan secara sistematis yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian mengenai deteksi deepfake menggunakan DeepFaceLab, DeepFaceLive, dan iterasi gambar/foto. Diagram alur penelitian ini mencakup seluruh rangkaian langkah yang mencerminkan algoritma, pemodelan, serta desain yang digunakan dalam perancangan sistem deteksi deepfake.

Berikut adalah alur penelitian secara lengkap dan terinci:

1. Pengumpulan Data Video

- **Langkah 1.1:** Mengumpulkan dataset video musik asli dan video deepfake.
 - Video asli: Video yang belum dimodifikasi, digunakan untuk pembandingan.

- o Video deepfake: Video yang dimodifikasi dengan menggunakan DeepFaceLab untuk memanipulasi wajah dan ekspresi.

2. Manipulasi Video dengan DeepFaceLab

- **Langkah 2.1:** Manipulasi video asli menggunakan DeepFaceLab untuk menghasilkan video deepfake.
 - o DeepFaceLab mengubah ekspresi wajah dan pencahayaan dalam video untuk membuatnya lebih sulit terdeteksi.
 - o Video deepfake ini digunakan untuk melatih model deteksi deepfake.

3. Preprocessing dan Ekstraksi Fitur

- **Langkah 3.1:** Mengonversi video menjadi rangkaian gambar atau foto.
 - o Menggunakan OpenCV atau alat lain untuk memecah video menjadi frame individu (gambar/foto).
- **Langkah 3.2:** Ekstraksi fitur dari gambar/foto yang dihasilkan.
 - o Menggunakan Dlib atau algoritma deteksi wajah untuk mengekstrak fitur wajah dari setiap gambar.
 - o Pendeteksian inkonsistensi visual seperti pencahayaan dan ekspresi wajah.

4. Pelatihan Model Deteksi Deepfake

- **Langkah 4.1:** Pelatihan model **Iterasi gambar/foto** menggunakan dataset gambar/foto dari video asli dan video deepfake.
 - Model ini akan dilatih untuk mengenali pola inkonsistensi pada gambar.
- **Langkah 4.2:** Menggunakan **metode supervised learning** dengan model berbasis **CNN (Convolutional Neural Networks)** untuk mendeteksi deepfake.
 - Model akan belajar untuk membedakan antara video asli dan video deepfake berdasarkan fitur visual yang diekstraksi.

5. Deteksi Deepfake dengan DeepFaceLive

- **Langkah 5.1:** Mengimplementasikan deteksi deepfake menggunakan **DeepFaceLive** untuk analisis real-time.
 - DeepFaceLive digunakan untuk memverifikasi apakah sebuah video yang sedang diputar berisi deepfake atau tidak, berdasarkan deteksi wajah yang dilakukan secara langsung.

6. Evaluasi Kinerja Deteksi

- **Langkah 6.1:** Mengukur kinerja sistem deteksi dengan menggunakan metrik evaluasi seperti **Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score**.
 - Metrik ini digunakan untuk menilai performa deteksi baik pada video dengan kualitas deepfake rendah, sedang, maupun tinggi.

- **Langkah 6.2:** Membandingkan hasil deteksi menggunakan metode **Iterasi gambar/foto** dan **DeepFaceLive**.

- Perbandingan ini dilakukan untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan masing-masing pendekatan dalam mendeteksi deepfake.

7. Analisis dan Penyempurnaan Model

- **Langkah 7.1:** Menganalisis hasil deteksi dari kedua pendekatan.
 - Menilai apakah model iterasi gambar/foto atau DeepFaceLive lebih efektif dalam mendeteksi deepfake dalam berbagai kondisi (misalnya variasi ekspresi wajah dan pencahayaan).
- **Langkah 7.2:** Melakukan penyempurnaan model berdasarkan hasil analisis dan metrik evaluasi.
 - Penyesuaian dilakukan untuk meningkatkan akurasi dan ketahanan model deteksi terhadap berbagai variasi deepfake.

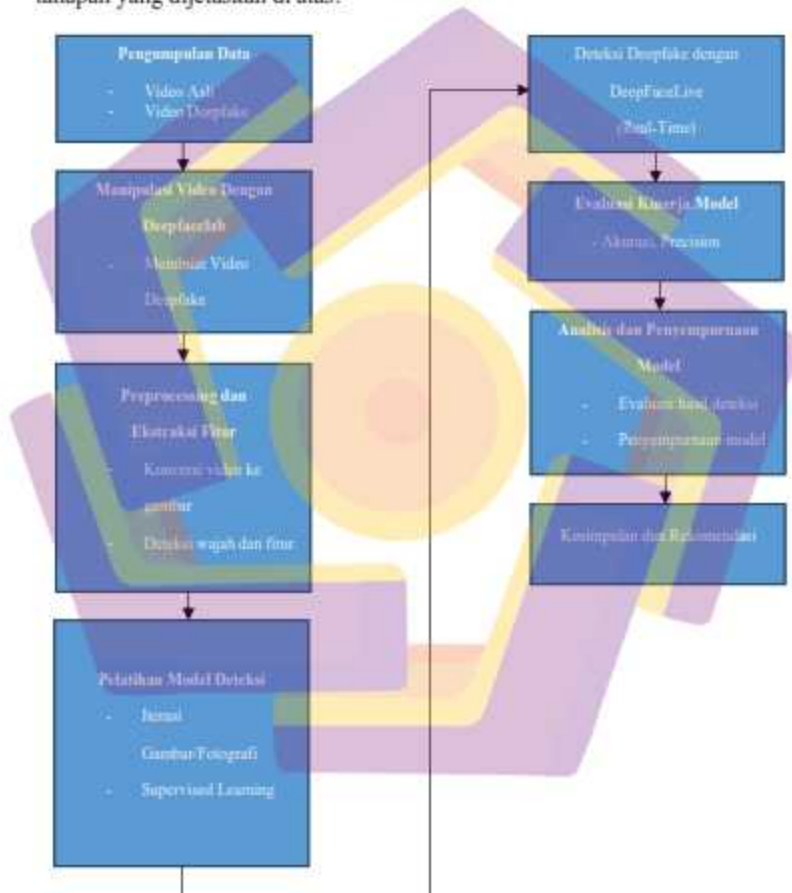
8. Kesimpulan dan Rekomendasi

- **Langkah 8.1:** Menarik kesimpulan berdasarkan hasil penelitian dan eksperimen.
 - Membandingkan efektivitas deteksi deepfake dengan menggunakan metode iterasi gambar/foto dan **DeepFaceLive**.

- **Langkah 8.2:** Memberikan rekomendasi untuk pengembangan sistem deteksi deepfake di masa depan.

Diagram Alur Penelitian

Berikut adalah diagram alur penelitian yang menggambarkan tahapan-tahapan yang dijelaskan di atas:



Gambar 3.4.1 Diagram Alur Penelitian

Deskripsi Diagram Alur Penelitian:

1. **Pengumpulan Data** : Tahap pertama adalah pengumpulan data berupa video asli dan video deepfake. Video asli digunakan untuk pembandingan, sementara video deepfake dibuat menggunakan DeepFaceLab.
2. **Manipulasi Video dengan DeepFaceLab** : Video asli dimodifikasi menggunakan DeepFaceLab untuk menghasilkan video deepfake yang memanipulasi ekspresi wajah dan pencahayaan dalam video.
3. **Preprocessing dan Ekstraksi Fitur** : Video kemudian diproses menjadi gambar/foto untuk setiap frame. Fitur wajah diekstraksi menggunakan algoritma seperti Dlib untuk menyiapkan data sebelum dilatih.
4. **Pelatihan Model Deteksi** : Model deteksi dilatih menggunakan teknik iterasi gambar/foto, di mana model belajar untuk membedakan antara video asli dan video deepfake berdasarkan pola visual yang ada pada gambar.
5. **Deteksi Deepfake dengan DeepFaceLive** : Deteksi dilakukan menggunakan DeepFaceLive untuk mengidentifikasi deepfake secara real-time dalam video.
6. **Evaluasi Kinerja Deteksi** : Evaluasi dilakukan menggunakan metrik seperti Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score untuk menilai kinerja deteksi dari kedua metode.
7. **Analisis dan Penyempurnaan Model** : Berdasarkan hasil evaluasi, dilakukan analisis dan penyempurnaan pada model untuk meningkatkan efektivitas deteksi.
8. **Kesimpulan dan Rekomendasi** : Setelah penelitian selesai, kesimpulan diambil mengenai keefektifan kedua metode, dan rekomendasi diberikan untuk pengembangan deteksi deepfake di masa depan.

Kesimpulan Alur Penelitian

Alur penelitian ini menggambarkan langkah-langkah yang sistematis dalam mendeteksi deepfake menggunakan DeepFaceLab, DeepFaceLive, dan metode iterasi gambar/foto. Dari pengumpulan data video, manipulasi menggunakan DeepFaceLab, hingga analisis dan evaluasi hasil deteksi deepfake, seluruh proses disusun untuk mencapai tujuan mendeteksi video deepfake dengan akurat dan efisien.

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Deepfacelab dan Deepfacelive : Analisis dan Pembahasan

Pada bab ini, peneliti akan membahas dua teknologi penting dalam bidang pengolahan wajah berbasis kecerdasan buatan (AI), yakni **Deepfacelab** dan **Deepfacelive**. Kedua alat ini berperan besar dalam perkembangan teknologi **deepfake**, yang memungkinkan modifikasi gambar dan video secara realistis, khususnya dalam merubah ekspresi wajah, mengganti wajah dalam video, atau bahkan mengganti wajah seseorang dengan wajah orang lain dalam rekaman visual.

Deepfacelab : Pengertian dan Fungsionalitas

Deepfacelab merupakan salah satu perangkat lunak paling populer dalam pengembangan teknologi **deepfake**, yang memungkinkan pengguna untuk mengganti wajah seseorang dalam video dengan wajah orang lain. Alat ini memungkinkan pembuatan video **deepfake** dengan kualitas yang sangat tinggi. Berdasarkan penelitian yang dilakukan, DeepFaceLab bekerja dengan memanfaatkan jaringan saraf konvolusional (**CNN**) untuk mempelajari dan mereplikasi fitur wajah dari subjek yang diinginkan.

Proses kerjanya dimulai dengan **data training** yang intensif, di mana sistem akan mempelajari wajah target dan wajah sumber untuk menciptakan model yang bisa mengubah satu wajah menjadi wajah lain dalam video. Hal ini membutuhkan

dataset besar berupa gambar dari wajah yang akan dipelajari untuk memaksimalkan hasil akhir.

DeepFaceLab memungkinkan proses **training** yang panjang namun menghasilkan kualitas yang luar biasa jika dibandingkan dengan perangkat lain dalam kategori yang sama. Kelebihan utama dari DeepFaceLab adalah fleksibilitas dalam penggunaan dan kontrol yang lebih mendalam pada hasil akhir. Peneliti juga mencatat bahwa meskipun penggunaannya bisa dilakukan oleh individu tanpa latar belakang teknis yang kuat, tetap diperlukan pemahaman mengenai pengolahan citra digital dan AI untuk mendapatkan hasil yang maksimal.

DeepFaceLive: Integrasi dan Aplikasi Langsung dalam Video Live

Berbeda dengan DeepFaceLab yang lebih fokus pada produksi video yang telah ada, **DeepFaceLive** adalah alat yang memungkinkan **pembuatan deepfake secara real-time** atau langsung dalam sesi video streaming atau video call. Alat ini mengintegrasikan teknologi deepfake dengan perangkat keras dan perangkat lunak untuk memungkinkan manipulasi wajah dalam waktu nyata, yang sangat berguna dalam aplikasi seperti game, siaran langsung, atau streaming video.

DeepFaceLive, dalam hal ini, menggunakan model AI yang serupa dengan DeepFaceLab, tetapi dengan penyesuaian yang memungkinkan **proses inferensi cepat**. Dengan memanfaatkan **GPU** yang kuat, DeepFaceLive dapat memanipulasi wajah dalam video live tanpa gangguan yang berarti, meskipun dalam beberapa kasus, **latency** atau keterlambatan bisa terjadi tergantung pada kekuatan perangkat keras yang digunakan.

Penelitian ini mencatat bahwa kelebihan utama dari DeepFaceLive adalah kemampuannya untuk mengintegrasikan **real-time face swapping**, yang membuka banyak potensi dalam berbagai industri, dari hiburan hingga aplikasi profesional. Salah satu penerapan yang menarik adalah dalam dunia gaming dan e-sport, di mana streamer dapat mengganti wajah mereka dengan karakter fiksi atau selebritas dalam siaran langsung, menciptakan pengalaman yang lebih menarik bagi audiens.

Perbandingan Keduanya: DeepfaceLab vs Deepfacelive

Meskipun keduanya berbasis pada teknologi deepfake dan memiliki tujuan serupa, yaitu memanipulasi wajah dalam gambar atau video, **Deepfacelab** dan **Deepfacelive** memiliki beberapa perbedaan signifikan dalam hal penggunaan dan aplikasi:

- **Waktu Proses:** DeepFaceLab, meskipun memberikan kualitas terbaik dalam hasil akhir, membutuhkan waktu yang lebih lama untuk melatih model dan menghasilkan video. Sementara itu, DeepFaceLive menawarkan **proses real-time**, namun dengan kualitas yang bisa sedikit lebih rendah dibandingkan hasil dari DeepFaceLab jika dilihat dari segi presisi dan detail.
- **Aplikasi:** DeepFaceLab lebih cocok digunakan dalam produksi konten video yang sudah ada, sementara DeepFaceLive lebih diarahkan untuk penggunaan langsung (real-time) seperti siaran langsung dan video call.
- **Kompleksitas:** DeepFaceLab cenderung lebih rumit dalam penggunaannya karena membutuhkan pemahaman yang lebih mendalam mengenai pengolahan citra dan teknik AI. Sebaliknya, DeepFaceLive lebih user-

friendly, meskipun tetap membutuhkan perangkat keras yang cukup kuat untuk menghasilkan hasil terbaik.

4.2. Hipotesis :

1. Penggunaan Convolutional Neural Networks (CNNs) dapat meningkatkan akurasi deteksi deepfake dengan mengidentifikasi perubahan kecil dalam wajah dan pergerakan mata yang tidak dapat ditiru dengan sempurna oleh model deepfake.
2. DeepFaceLab menghasilkan deepfake dengan kualitas tinggi yang sulit dibedakan dari video asli, namun penggunaan CNNs dalam metode deteksi dapat meningkatkan efektivitas dalam mendeteksi manipulasi pada video deepfake yang dihasilkan oleh DeepFaceLab.
3. DeepFaceLive dapat mendeteksi deepfake secara real-time dengan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode deteksi lainnya, berkat analisis iterasi wajah yang telah dimodifikasi, yang memungkinkan deteksi lebih cepat terhadap manipulasi visual dalam video.

Penjelasan Hipotesis:

1. **Hipotesis pertama** mengacu pada peran CNNs dalam mendeteksi deepfake berdasarkan perubahan halus dalam ekspresi wajah yang umumnya tidak dapat diproduksi dengan sempurna oleh model deepfake. Hipotesis ini didasarkan pada penelitian oleh Korshunov dan Marcel (2021) yang menyarankan bahwa CNNs efektif dalam mendeteksi ketidaksesuaian ekspresi wajah yang dihasilkan deepfake.
2. **Hipotesis kedua** menyatakan bahwa meskipun DeepFaceLab menghasilkan video deepfake yang sangat realistis, penggunaan CNNs dapat membantu meningkatkan akurasi deteksi, meskipun manipulasi yang terjadi sangat halus dan sulit dikenali tanpa alat deteksi yang tepat, sebagaimana disarankan oleh Liu et al. (2020).

3. **Hipotesis ketiga** berfokus pada kemampuan **Deepfacelive** untuk mendeteksi deepfake secara real-time. Dengan menganalisis iterasi wajah yang telah dimodifikasi, DeepFaceLive dapat mendeteksi manipulasi video secara langsung, memberikan keunggulan dalam mempercepat proses verifikasi konten visual dan mencegah penyebaran video palsu, seperti yang dijelaskan oleh Liu et al. (2021).

4.2. Langkah Langkah Pembuatan Deepfake tanpa data destination yang banyak Dan Pembahasan Penggunaan Deepfacelab dan Deepfacelive

1. TAHAP I (PEMBUATAN DFM MODEL DI DEEPFACELAB)



Gambar 4.2.1 Program Deepfacelab

Dalam tahap ini dimunculkan beberapa tampilan program ditampilkan

- a. Menu workspace dimunculkan untuk tahap awal pembuatan DFM Model



Gambar 4.2.2 Menampilkan data_dst, data_src, model, dan video data_src.

Penjelasan Gambar :

- data_dst : banyaknya gambar beberapa sudut wajah untuk bahan tujuan iterasi deepfacelab.
- data_src : banyaknya gambar beberapa sudut wajah untuk bahan sumber iterasi deepfacelab.
- model : hasil akhir untuk DFM Model untuk dipake nantinya di Deepfacelive.
- video data_src : Video awal yang akan dijadikan sebagai iterasi dan dijadikan sebagai DFM Model nantinya.

- c. Tahap selanjutnya yaitu saya akan membuat video data_src menjadi beberapa bagian foto yang fokus pada membuat beberapa sudut muka dengan cara klik pada program : 2) extract images from video data_src



Gambar 4.2.3 Program extract images from video data_source untuk memperbanyak sudut gambar muka dalam bentuk picture.

- d. Pada tahap selanjutnya program akan menampilkan fps dan output image format yang akan dikerjakan untuk extract images from video data_source, disini untuk FPS saya memilih 0 saja agar dia default, dan untuk output image formatnya yaitu : png

```
C:\Windows\system32\cmd.exe
[0] Enter FPS ( ?;help ) :
0
[png] Output image format ( png/jpg ?;help ) :
png
```

Gambar 4.2.4 Menampilkan output FPS dan Output image format dari picture.



Gambar 4.2.6 Menampilkan foto diri saya sendiri yang sudah di eksekusi sukses dari Program extract images from video data_source.

Pembuatan Whole face untuk wajah saya agar gampang dideteksi ketika pembuatan facepack dilakukan.



Gambar 4.2.7 Program “4) data_src faceset extract” diklik untuk membuat facepack awal dari wajah saya.



Gambar 4.2.10 Program “3) extract images from video data_dst FULL FPS” diklik untuk membuat facepack dari tujuan video iterasi.



Gambar 4.2.11 Program “3) extract images from video data_dst FULL FPS” sukses dilakukan



Gambar 4.2.12 Program “3) extract images from video data_dst FULL FPS”
 Suksesnya Extract images akan menghasilkan 3.490 gambar destination untuk di
 iterasikan



4.2.13 Program “4.2) data_src util facaset pack” menunjukkan bahwa facaset.pak
 untuk data_src berhasil dibuat.



Gambar 4.2.14 Program “4.2) data_src util facaset pack” menunjukkan bahwa
 facaset.pak berhasil dibuat.

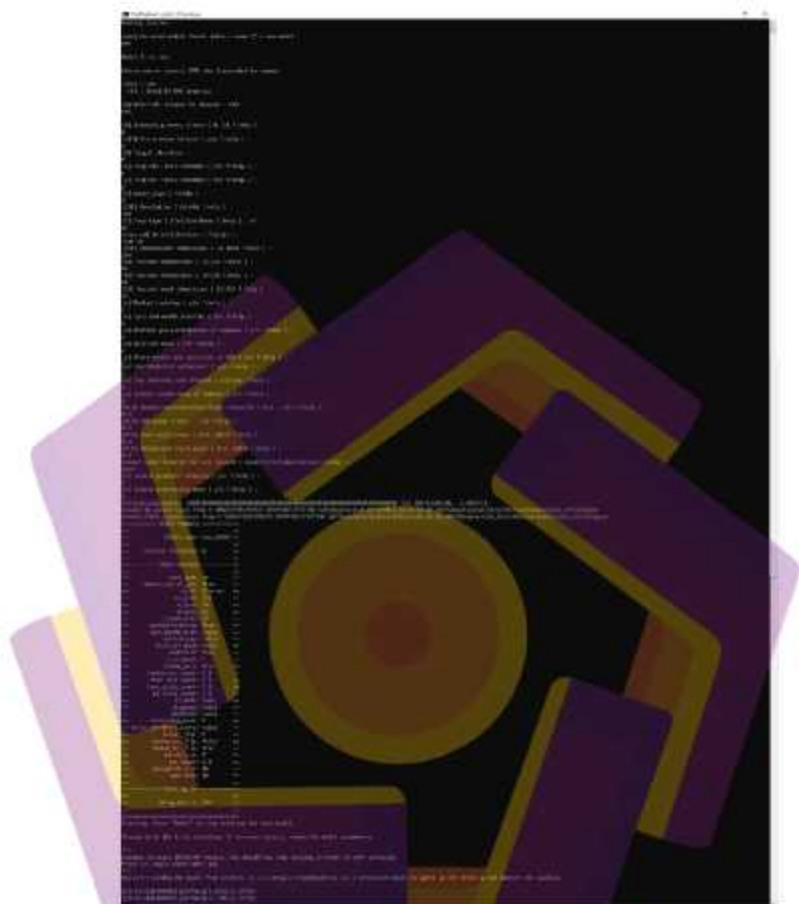
- g. Pembuatan selanjutnya yaitu pembuatan data_dst atau sebagai pembanyak iterasi dan agar DFM Model bisa cepat dibuat. Di dalam tahap ini yaitu adalah pembuatan facepack.pak agar bisa di iterasikan. saya akan membuat banyaknya foto gambar wajah di data_dst dengan berbagai macam sudut macam muka yang menjadi acuan iterasi agar



Gambar 4.2.15 Didalam foto gambar wajah jumlahnya yaitu 63.011 gambar wajah.



Gambar 4.2.16 Program “5.2) data_dst util faceset pack” di klik untuk membuat faceset.pak untuk data_dst.



Gambar 4.2.19 Tampilan Program “6) train SAEHD” saat dibuka aplikasinya.



Gambar 4.2.20 Iterasi gambar untuk DFM MODEL sedang dilakukan. (Gambar menunjukkan bahwa jumlah iterasi masih 2).



Gambar 4.2.21 Iterasi gambar untuk DFM MODEL menunjukkan bahwa jumlah iterasi sudah mencapai 1001937 (Satu juta seribu sembilan ratus tiga puluh tujuh).

1. Autoencoder untuk Deepfake

- Model deepfake klasik menggunakan **autoencoder berbagi encoder** dengan dua decoder, satu untuk masing-masing wajah target dan sumber.
- Tujuannya adalah meng-encode fitur wajah ke representasi laten yang dapat digunakan untuk menghasilkan wajah baru dengan fitur berbeda.
- Proses training mengoptimalkan loss function yang mengukur perbedaan antara gambar asli dengan hasil rekonstruksi.

2. Loss Function dan Change History Range

- Grafik di atas adalah grafik **loss (error) selama training**.
- **Change history range** berarti rentang iterasi training yang bisa kamu lihat grafiknya untuk memonitor penurunan loss seiring waktu.
- Loss berkurang secara bertahap menandakan model semakin baik dalam merekonstruksi wajah.

3. Iterasi Training (Iter)

- Angka "Iter: 1006094" menunjukkan jumlah iterasi training yang sangat besar, biasanya pada training deepfake atau GAN untuk menghasilkan kualitas wajah yang semakin baik.

Karena iterasi untuk muka saya sudah mencapai 1 juta iterasi maka akan dilakukan Pengexportan ke file Model.DFM



Gambar 4.2.22 Export file dilakukan dengan klik program "6) export SAEHD as dfm".



Gambar 4.2.25 File Model.DFM sudah ada dan siap di import ke dalam aplikasi Deepfacelive untuk dilakukan pembuatan deepfake video music.



Gambar 4.2.26 File Model.DFM dimasukkan ke dalam deepfacelive untuk di coba apakah bisa terbaca file DFM Modelnya atau belum, dan pada tahap ini file DMF Model saya terbaca.

Lalu untuk tahap selanjutnya, untuk menyempurnakan hasil deepfake maka saya memakai aplikasi tambahan yaitu aplikasi SWAPFACE agar hasil video Ketika kepala Gerak tidak menghasilkan noise face dan blur face.

1. Buka Aplikasi SWAPFACE Lalu Login dengan akun yang sudah dibuat



Gambar 4.2.27 Tampilan halaman login aplikasi SWAPFACE.

2. Setelah Login maka pilih “Deepfake Model” seperti yang saya tandai dibawah ini



Gambar 4.2.28 Tampilan SWAPFACE untuk memilih file MODEL.DFM

- Selanjutnya pilih “Yes, I have DFM model.” Untuk memilih file iterasi yang sudah dibuat tadi yaitu file DFM MODEL sebanyak 1 juta iterasi.

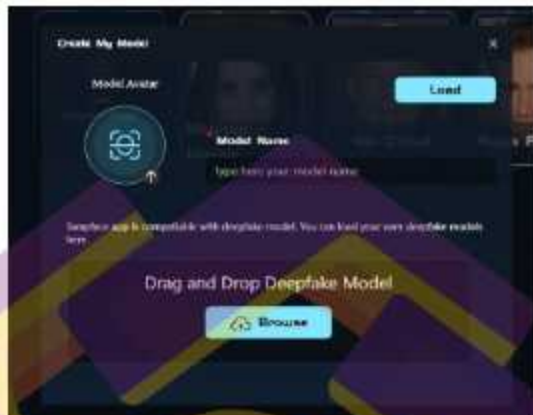


Gambar 4.2.29 File Model DFM dipilih.

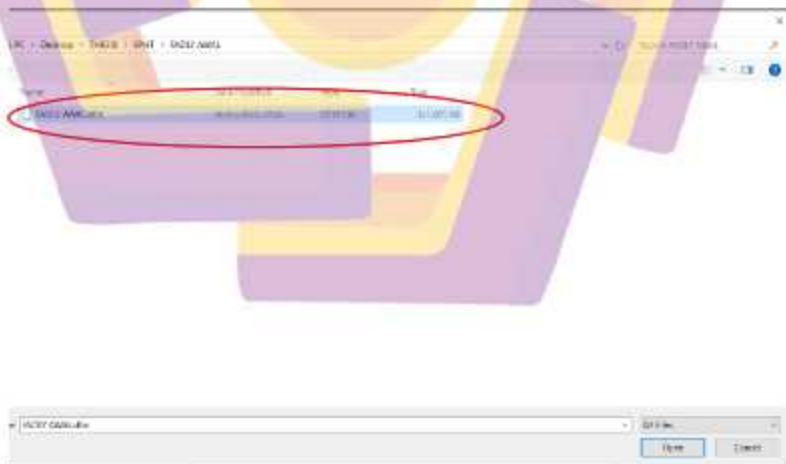
- Lalu pilih “Load Deepfake Model”, dan pilih file iterasi yang sudah dibuat tadi saat di DEEPFACELAB.



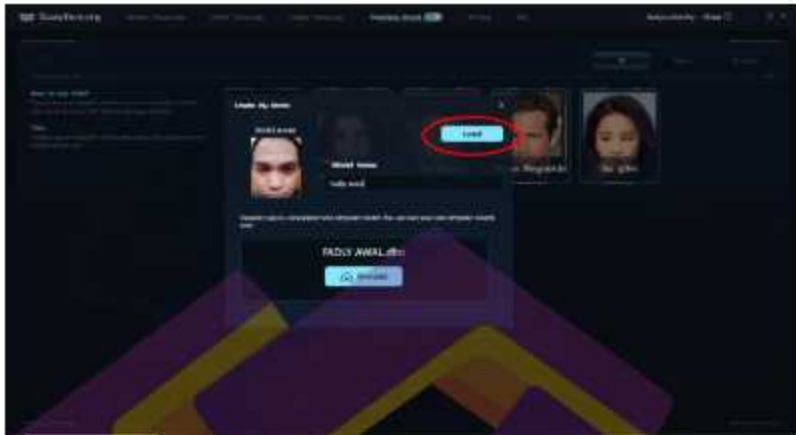
Gambar 4.2.30 Menu saat memilih file DFM MODEL.



Gambar 4.2.31 Menu untuk memilih file DFM MODEL pilihan muka saya sendiri.



Gambar 4.2.32 Memilih File Model DFM (Fadly.dfm).



Gambar 4.2.33 Lalu pilih Load untuk memasukkan file Model DFM tadi

5. Lalu Pilih "Video Faceswap" untuk membuat Video Deepfake Music.



Gambar 4.2.34 Menu Video Faceswap ditampilkan

6. Lalu Pilih "Step1 Click Or Drag To Select An Original Video or GIF" untuk memilih video mana yang akan kita buat deepfake yang akan tergantikan dengan wajah saya.

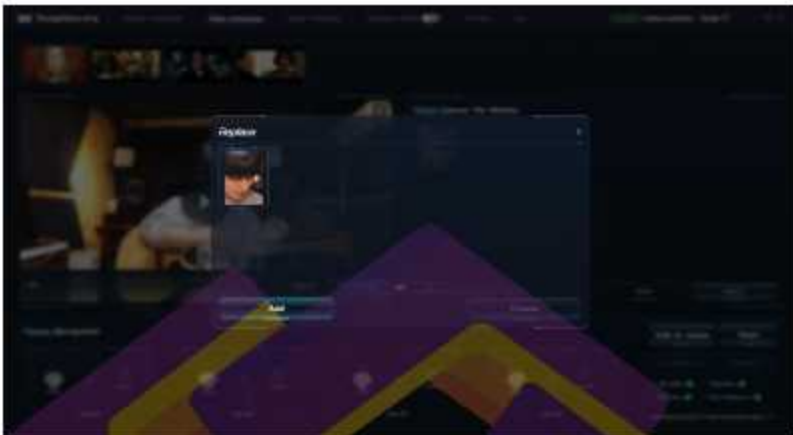


Gambar 4.2.35 Menu Source video dipilih.

7. Disini saya memilih video dari Sung hajung yang bermain musik gitar fingerstyle dengan lagu dari Gurenge (2023) dari Anime Kimetsu No Yaiba.



Gambar 4.2.36 File video music yang akan diganti wajahnya dipilih.



Gambar 4.2.37 File Muka dari video source yang akan direplace ditampilkan



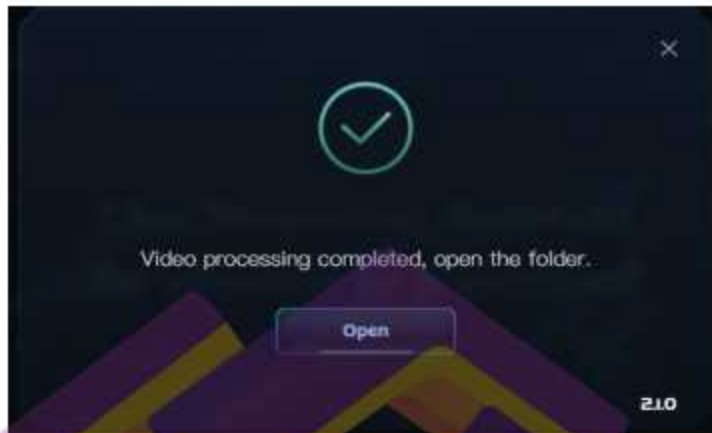
Gambar 4.2.38 Memilih Model DFM



Gambar 4.2.39 Deepfake Video Music siap dimulai , untuk HD MP4, Rotation dan Face Enhancer dicentang untuk menghasilkan Video Deepfake yang lebih bagus.



Gambar 4.2.40 Video Sedang di Deepfake



Gambar 4.2.41 Video Selesai Di Deepfake



Gambar 4.2.42 Hasil Deepfake Video Music

Pada gambar diatas, terlihat hasil dari Deepfake Video Musik yang menggunakan teknologi Gabungan dari Deepfacelab, Deepfacelive dan Dan Swapface berhasil menciptakan visualisasi yang sangat realistis meskipun masih terdapat watermark dari aplikasi SWAPFACE. Keberhasilan ini

menunjukkan potensi besar teknologi deepfake dalam industri hiburan, khususnya di bidang pembuatan video musik yang semakin inovatif. Namun, keberadaan watermark tersebut mengindikasikan bahwa aplikasi SWAPFACE yang digunakan belum dibeli lisensinya. Meskipun demikian, keberhasilan ini menunjukkan kemajuan signifikan dalam penggunaan teknologi deepfake, yang semakin dekat dengan realitas dan memberikan peluang baru bagi pengembangan media digital.

Pada Pemrosesan Video Deepfake Musik yang saya pakai yaitu Videonya itu berdurasi 2 menit 2 detik di aplikasi SWAPFACE dan dibutuhkan waktu sekitar 30 jam Deepfake Proses untuk mendapatkan hasil tahap akhir Video Deepfake Musik.

4.3.Langkah Langkah Pembuatan Deepfake Dan Pembahasan Penggunaan Deepfacelab dan Deepfacelive

2. TAHAP I (PEMBUATAN DFM MODEL DI DEEPFACELAB)



Gambar 4.3.1 Menampilkan data_dst, data_src, model, dan video data_src.



Gambar 4.3.2 Menampilkan data_dst, data_src, model, dan video data_src.

Penjelasan Gambar :

- data_dst : banyaknya gambar beberapa sudut wajah untuk bahan tujuan iterasi deepfacelab.
- data_src : banyaknya gambar beberapa sudut wajah untuk bahan sumber iterasi deepfacelab.
- model : hasil akhir untuk DFM Model untuk dipake nantinya di Deepfacelive.
- video data_src : Video awal yang akan dijadikan sebagai iterasi dan dijadikan sebagai DFM Model nantinya.

h. Tahap selanjutnya yaitu saya akan membuat video data_src menjadi beberapa bagian foto yang fokus pada membuat beberapa sudut muka dengan cara klik pada program : 2) extract images from video data_src



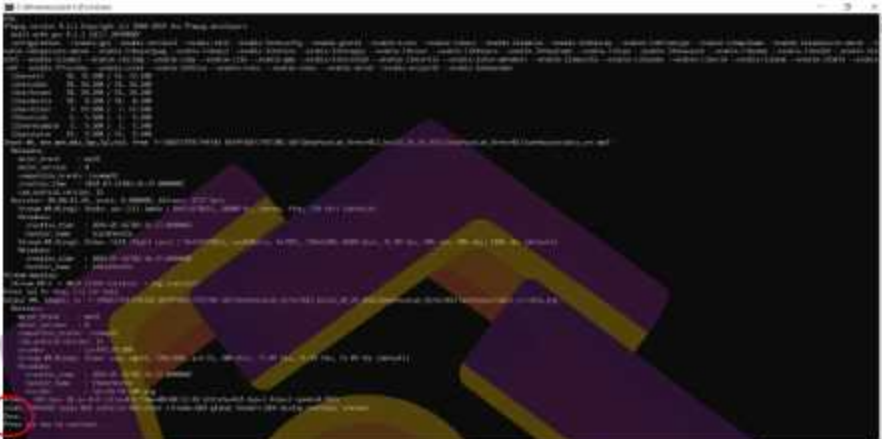
Gambar 4.3.3 Program extract images from video data source untuk memperbanyak sudut gambar muka dalam bentuk picture.

- i. Pada tahap selanjutnya program akan menampilkan fps dan output image format yang akan dikerjakan untuk extract images from video data_source, disini untuk FPS saya memilih 0 saja agar dia default, dan untuk output image formatnya yaitu : png



Gambar 4.3.4 Menampilkan output FPS dan Output image format dari picture.

Lalu akan dieksekusi dan muncul notif done yang artinya sukses seperti pada gambar dibawah ini :



```
Python 3.11.2 Shell [~]$ python3 extract_images.py
[+] Extracting images from video data_source...
[+] Extracted 388 images from video data_source.
[+] Done
```

Gambar 4.3.5 Menampilkan eksekusi sukses untuk Program extract images from video data_source.

- j. Lalu setelah dilakukan eksekusi tadi, maka saya akan mendapatkan sekitar 388 picture muka saya dalam berbeda sudut muka (Kondisi didapatkan banyaknya sudut muka tergantung dari seberapa banyak kita menunjukkan sudut muka didalam video.



Gambar 4.3.6 Menampilkan foto diri saya sendiri yang sudah di eksekusi sukses dari Program extract images from video data_source.

- k. Pembuatan Whole face untuk wajah saya agar gampang dideteksi ketika pembuatan facepack dilakukan.



Gambar 4.3.7 Program “4) data_src faceset extract” diklik untuk membuat facepack awal dari wajah saya.



Gambar 4.3.8 Program berhasil dieksekusi di “4) data_src faceset extract” yang menunjukkan image size = 512 dengan kualitas jpeg dan whole face alias area sekitaran wajah.



Gambar 4.3.9 Tampilan whole face yang sudah berhasil di eksekusi dengan wajah saya di data_src.

1. Langkah selanjutnya yaitu membuat foto wajah data_src dan foto wajah iterasi menjadi data faceset agar bisa dikelola dengan lebih cepat, yaitu dengan Langkah mengklik program “4.2) data_src util faceset pack” untuk faceset foto wajah saya.

m. Pembuatan selanjutnya yaitu pembuatan data_dst atau sebagai pembanyak iterasi dan agar DFM Model bisa cepat dibuat. Di dalam tahap ini yaitu adalah pembuatan facepack.pak agar bisa di iterasikan. saya akan membuat banyaknya foto gambar wajah di data_dst dengan berbagai macam sudut macam muka yang menjadi acuan iterasi agar menjadi lebih cepat dalam prosesnya.



Gambar 4.3.13 Menampilkan banyaknya foto gambar wajah untuk iterasi lebih cepat.



Gambar 4.3.14 Didalam foto gambar wajah jumlahnya yaitu 63.011 gambar wajah.



Gambar 4.3.15 Program “5.2) data_dst util faceset pack” di klik untuk membuat faceset.pak untuk data_dst.



Gambar 4.3.18 Iterasi gambar untuk DFM MODEL sedang dilakukan. (Gambar menunjukkan bahwa jumlah iterasi masih 2).



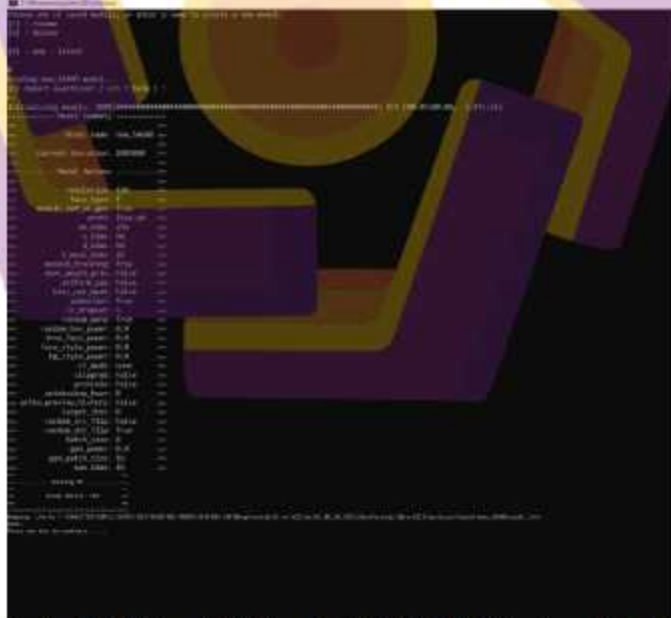
Gambar 4.3.19 Iterasi gambar untuk DFM MODEL menunjukkan bahwa jumlah iterasi sudah mencapai 1001937 (Satu juta seribu sembilan ratus tiga puluh tujuh).

Karena iterasi untuk muka saya sudah mencapai 1 juta iterasi maka akan dilakukan

Pengexportan ke file Model.DFM



Gambar 4.3.20 Export file dilakukan dengan klik program “6) export SAEHD as dfm”.



Gambar 4.3.21 Export File Iterasi ke File Model.DFM sukses dilakukan.

Lalu untuk tahap selanjutnya, untuk menyempurnakan hasil deepfake maka saya memakai aplikasi tambahan yaitu aplikasi SWAPFACE agar hasil video Ketika kepala Gerak tidak menghasilkan noise face dan blur face.

8. Buka Aplikasi SWAPFACE Lalu Login dengan akun yang sudah dibuat



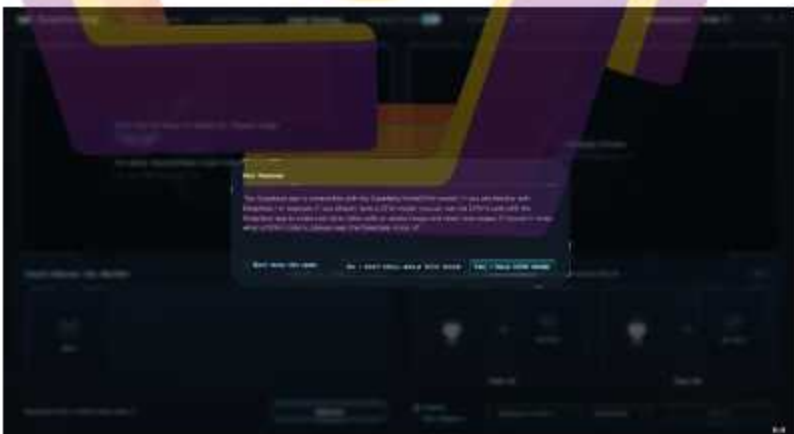
Gambar 4.3.25 Tampilan halaman login aplikasi SWAPFACE.

9. Setelah Login maka pilih “Deepfake Model” seperti yang saya tandai dibawah ini



Gambar 4.3.26 Tampilan SWAPFACE untuk memilih file MODEL.DFM

10. Selanjutnya pilih “Yes, I have DFM model.” Untuk memilih file iterasi yang sudah dibuat tadi yaitu file DFM MODEL sebanyak 1 juta iterasi.



Gambar 4.3.27 File Model DFM dipilih.

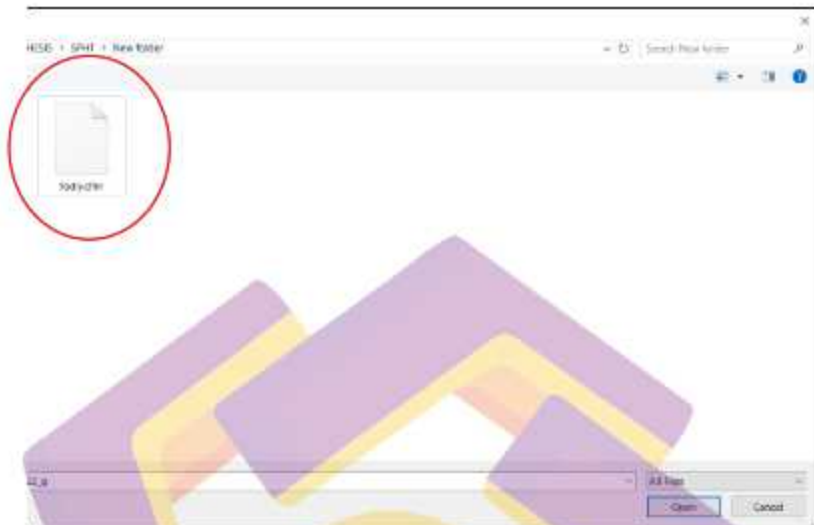
11. Lalu pilih “Load Deepfake Model”, dan pilih file iterasi yang sudah dibuat tadi saat di DEEPFACELAB.



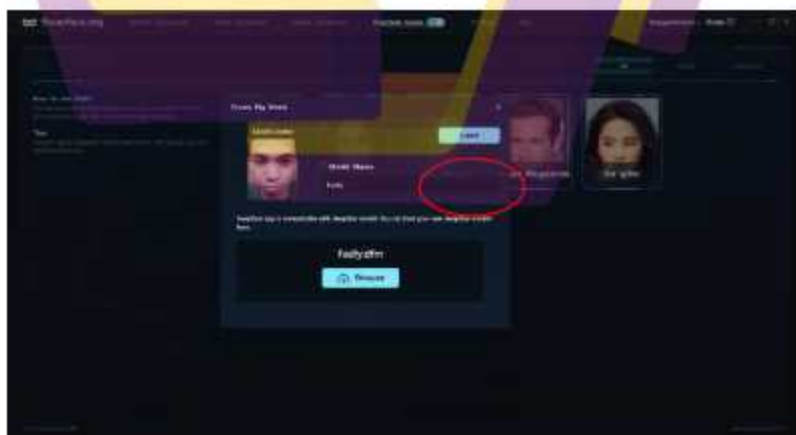
Gambar 4.3.28 Menu saat memilih file DFM MODEL



Gambar 4.3.29 Menu untuk memilih file DFM MODEL pilihan muka saya sendiri.



Gambar 4.3.30 Memilih File Model DFM (Fadly.dfm).



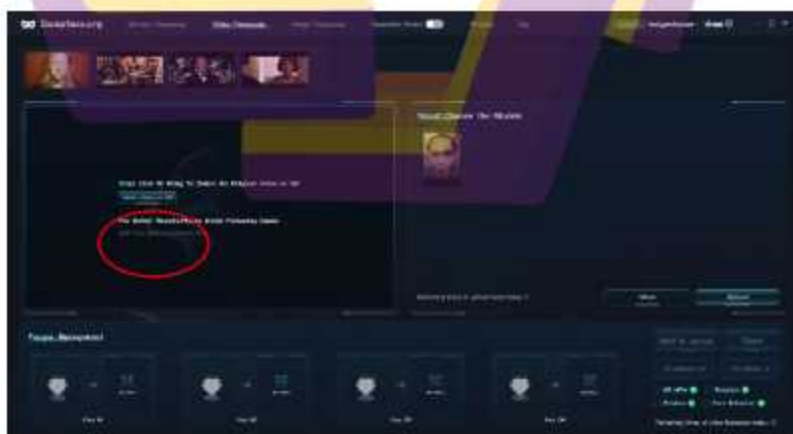
Gambar 4.3.31 Lalu pilih Load untuk memasukkan file Model DFM tadi

12. Lalu Pilih "Video Faceswap" untuk membuat Video Deepfake Music.



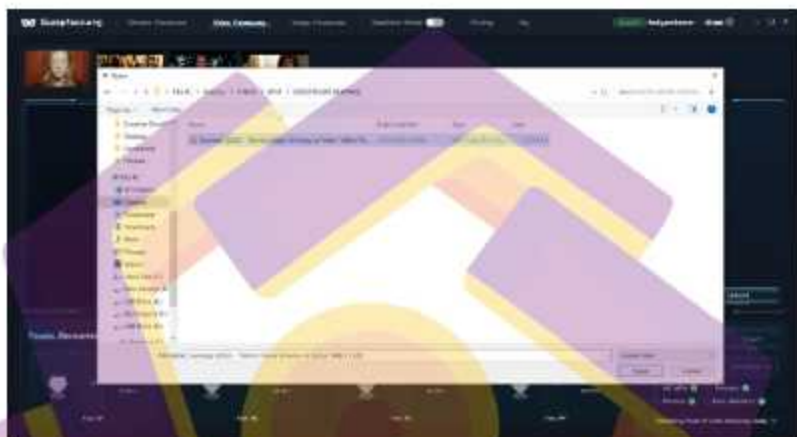
Gambar 4.3.32 Menu Video Faceswap ditampilkan

13. Lalu Pilih "Step1 Click Or Drag To Select An Original Video or GIF" untuk memilih video mana yang akan kita buat deepfake yang akan tergantikan dengan wajah saya.

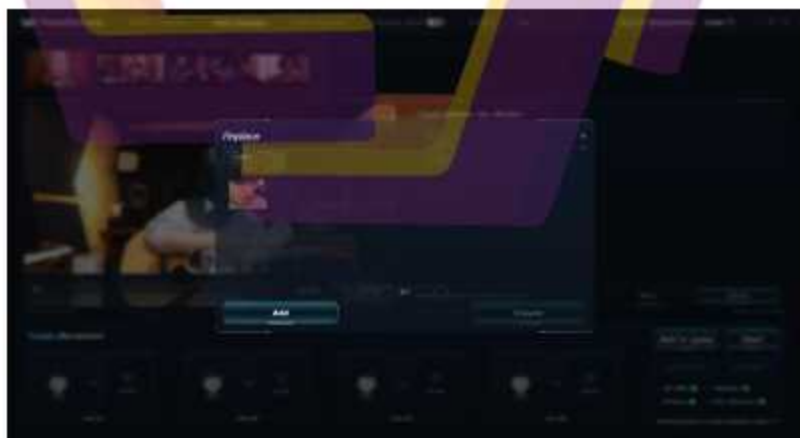


Gambar 4.3.33 Menu Source video dipilih.

14. Disini saya memilih video dari Sung hajung yang bermain musik gitar fingerstyle dengan lagu dari Gurenge (2023) dari Anime Kimetsu No Yaiba.



Gambar 4.3.34 File video music yang akan diganti wajahnya dipilih.



Gambar 4.3.35 Face untuk pengganti output wajah dipilih, lalu pilih foto sunghajung lalu klik choose.



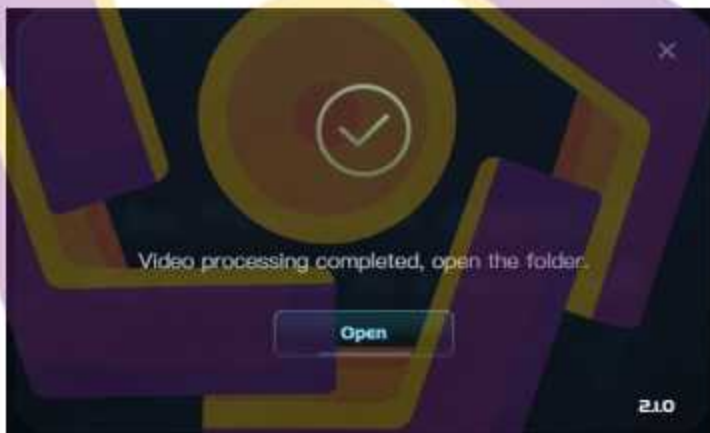
Gambar 4.3.36 Memilih Model DFM



Gambar 4.3.37 Deepfake Video Music siap dimulai , untuk HD MP4, Rotation dan Face Enhancer dicentang untuk menghasilkan Video Deepfake yang lebih bagus.



Gambar 4.3.38 Video Sedang di Deepfake



Gambar 4.3.39 Video Selesai Di Deepfake



Gambar 4.3.40 Hasil Deepfake Video Music

Pada gambar diatas, terlihat hasil dari Deepfake Video Musik yang menggunakan teknologi Gabungan dari Deepfacelab, Deepfacelive dan Dan Swapface berhasil menciptakan visualisasi yang sangat realistis meskipun masih terdapat watermark dari aplikasi SWAPFACE. Keberhasilan ini menunjukkan potensi besar teknologi deepfake dalam industri hiburan, khususnya di bidang pembuatan video musik yang semakin inovatif. Namun, keberadaan watermark tersebut mengindikasikan bahwa aplikasi SWAPFACE yang digunakan belum dibeli lisensinya. Meskipun demikian, keberhasilan ini menunjukkan kemajuan signifikan dalam penggunaan teknologi deepfake, yang semakin dekat dengan realitas dan memberikan peluang baru bagi pengembangan media digital.

Pada Pemrosesan Video Deepfake Musik yang saya pakai yaitu Videonya itu berdurasi 2 menit 2 detik di aplikasi SWAPFACE dan dibutuhkan waktu sekitar 30 jam Deepfake Proses untuk mendapatkan hasil tahap akhir Video Deepfake Musik.

Dapat dilihat bahwa dalam perbandingan deteksi di DEEPFACELIVE ditemukan perbedaan pada DFM MODEL yang tidak menggunakan data destination dan yang menggunakan data destination.

DFM MODEL YANG TIDAK MENGGUNAKAN DATA DESTINATION

1. Muka yang belum jelas sudut mukanya saat training Model ini belum mampu mengenali dan mengolah sudut wajah yang kompleks dengan baik karena tidak ada data destination yang lengkap untuk berbagai sudut.
2. Saat video diputar, wajah dari DFM Model hanya menunjukkan bagian depan saja Akibat kurangnya variasi data sudut wajah, wajah hasil model cenderung statis dan hanya menampilkan sisi depan tanpa rotasi alami.
3. Wajah masih blur dan postur wajah belum jelas Tanpa data destination yang lengkap, hasil rekonstruksi wajah cenderung buram dan detail postur wajah kurang tajam.
4. Penyesuaian untuk rotasi wajah masih kurang simetris Model kesulitan menyesuaikan rotasi secara simetris sehingga tampilan wajah yang dihasilkan kurang natural ketika berpindah sudut.
5. Kurangnya variasi ekspresi wajah, sehingga hasil wajah terkesan kaku dan tidak natural. Karena tidak ada data destination lengkap, model sulit

mempelajari berbagai ekspresi wajah yang berbeda.

6. Kesulitan dalam mempertahankan detail tekstur kulit dan pencahayaan yang konsisten saat wajah bergerak atau berubah posisi. Tanpa data destination yang komprehensif, hasil wajah sering kali kehilangan detail halus dan pencahayaan jadi tidak merata.



Gambar 4.3.41 Hasil Deepfake dari DFM Deepfacelab

DFM MODEL YANG MENGGUNAKAN DATA DESTINATION

1. Muka sudah jelas sudut mukanya saat training Model ini mampu mengenali dan mengolah sudut wajah yang kompleks dengan baik karena tersedia data destination yang lengkap dan beragam untuk berbagai sudut wajah.
2. Saat video diputar, wajah dari DFM Model menunjukkan bagian depan dan samping wajah. Karena variasi data sudut yang lengkap, model bisa menghasilkan wajah yang natural dengan rotasi ke berbagai sisi, tidak hanya

dari depan saja.

3. Wajah dan postur wajah sudah jelas Hasil rekonstruksi wajah menjadi lebih tajam dan postur wajah terlihat proporsional serta realistis.
4. Penyesuaian untuk rotasi wajah sudah simetris Model mampu menyesuaikan rotasi wajah dengan baik, menghasilkan tampilan wajah yang seimbang dan natural saat berpindah sudut.
5. Adanya variasi ekspresi wajah Model belajar dari berbagai ekspresi wajah pada data destination sehingga hasil wajah terlihat hidup dan ekspresif, tidak kaku.
6. Sudah bisa mempertahankan detail tekstur kulit dan pencahayaan yang konsisten saat wajah bergerak atau berubah posisi Detail halus seperti tekstur kulit, bayangan, dan pencahayaan dipertahankan secara konsisten, membuat wajah tampak nyata dalam berbagai kondisi gerakan dan sudut.



Gambar 4.3.42 Hasil Deepfake dari DFM Deepfacelab

4.4. Jumlah eksperimen dan Skenario Pengujian

Dalam perhitungan pembuatan iterasi deepfake, per 6 jam bisa mencapai 7000 iterasi deepfake, jadi kalau untuk mencapai 1.000.000 iterasi maka dibutuhkan waktu berapa ?

Jika per 6 jam bisa mencapai 7.000 iterasi, maka :

- 1 iterasi memerlukan waktu = $6 \text{ jam} / 7.000 = 0,000857 \text{ jam}$ (sekitar 3,09 detik)

Untuk mencapai 1.000.000 iterasi, waktu yang dibutuhkan adalah:

$$= 1.000.000 \text{ iterasi} \times 0,000857 \text{ jam} = 857,14 \text{ jam}$$

Kalau dikonversi ke hari:

$$= 857,14 \text{ jam} \div 24 \text{ jam/hari} = \text{sekitar } 35,7 \text{ hari}$$

Jadi, dibutuhkan sekitar **35,7 hari** untuk mencapai 1.000.000 iterasi deepfake dengan kecepatan 7.000 iterasi per 6 jam.

Jadi, secara ringkas:

- **Sekitar 36 hari**
- **Atau sekitar 1 bulan 6 hari**

Tabel 4.4.1 estimasi waktu untuk mencapai 1.000.000 iterasi deepfake berdasarkan kecepatan 7.000 iterasi per 6 jam

Satuan Waktu	Nilai
Jam	857,14 jam
Hari	35,7 hari
Minggu	$35,7 \div 7 = 5,1$ minggu
Bulan (30 hari)	1,19 bulan

Dalam hal kualitas, perbedaan yang dihasilkan sangat signifikan ketika menggunakan data destination sebanyak 63.011 wajah dibandingkan dengan tidak menggunakan data destination wajah sama sekali. Data destination ini berfungsi sebagai referensi atau acuan wajah yang akan diproses dalam deepfake, sehingga membantu sistem memahami berbagai sudut dan ekspresi wajah dengan lebih baik. Oleh karena itu, ketika menggunakan data destination yang besar dan beragam seperti 63.011 wajah, proses iterasi hingga mencapai 1.000.000 iterasi dapat berjalan lebih cepat dan efisien. Hal ini terjadi karena sistem sudah memiliki basis data yang kaya untuk membandingkan dan menyempurnakan hasil deepfake secara bertahap, sehingga sudut wajah yang dihasilkan menjadi lebih akurat dan jelas.

Sebaliknya, jika tidak menggunakan data destination wajah, meskipun proses iterasi bisa mencapai angka 1.000.000 iterasi, kualitas hasil deepfake akan jauh berbeda. Wajah yang muncul dalam video hasil deepfake akan terlihat blur, kurang tajam, dan sudut-sudut muka tidak akan terdefinisi dengan baik. Hal ini dikarenakan sistem tidak memiliki cukup data referensi untuk belajar dan memperbaiki setiap detail wajah, sehingga proses pelatihan model deepfake menjadi kurang efektif.

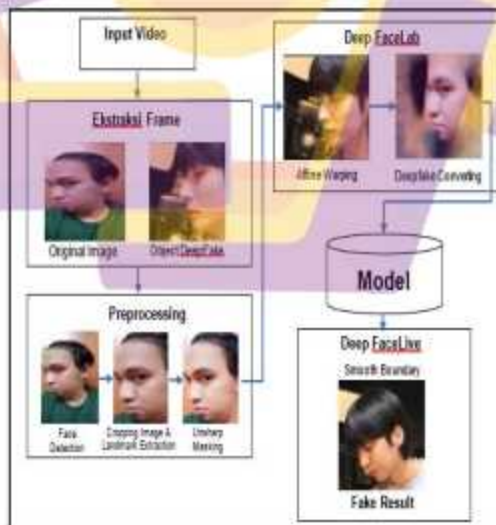
Dari sisi perangkat keras, khususnya laptop atau komputer yang digunakan, penggunaan data destination wajah yang lengkap dan banyak sebenarnya membawa dampak positif. Laptop atau komputer tidak akan membutuhkan waktu yang terlalu

lama untuk memproses dan melakukan iterasi pada data wajah, karena model sudah lebih cepat "mengerti" pola wajah berdasarkan data yang ada. Hal ini membuat beban kerja perangkat menjadi lebih efisien, mengurangi risiko overheating atau penggunaan sumber daya yang berlebihan dalam jangka waktu panjang. Dengan demikian, penggunaan data destination wajah yang lengkap tidak hanya meningkatkan kualitas hasil deepfake, tetapi juga membantu menjaga performa perangkat selama proses training berlangsung.

4.5. Tabel Dan Visualisasi Hasil Eksperimen

A. Process of the proposed DeepFake creation method

Bagian ini menyajikan gambaran singkat tentang proses pembuatan deepfake serta menganalisis permasalahan yang terdapat pada metode tersebut berdasarkan alur pembuatannya.



Gambar 4.5.1 Forged face generation process diagram.

Seperti yang diilustrasikan pada Gambar 1, proses pembuatan frame gambar palsu dalam sebuah video dijelaskan secara menyeluruh melalui beberapa tahapan utama yang berurutan.

a) Video Input and Frame Pre-processing for Deepfake

Seperti yang diilustrasikan pada Gambar 1, proses pembuatan frame gambar palsu dalam sebuah video dijelaskan secara menyeluruh melalui beberapa tahapan utama yang berurutan. Proses dimulai dengan sebuah video masukan, yang kemudian diekstrak menjadi sejumlah frame individu. Setiap frame dianalisis untuk mengidentifikasi gambar wajah asli yang akan diganti serta wajah objek yang akan di-deepfake. Setelah frame diperoleh, langkah pertama adalah deteksi wajah, di mana sistem mengidentifikasi area wajah yang relevan dan menandainya dengan bounding box. Deteksi ini penting sebagai dasar untuk manipulasi selanjutnya.

Berikutnya dilakukan ekstraksi titik-titik fitur wajah (landmark extraction), seperti posisi mata, hidung, dan mulut. Titik-titik ini digunakan untuk memandu proses cropping, yaitu pemotongan presisi pada area wajah untuk memperoleh bagian wajah yang akan dimanipulasi.

b) Unsharp Masking

Selanjutnya dilakukan tahap Unsharp Masking, yaitu teknik peningkatan ketajaman gambar yang bekerja dengan menambahkan kembali detail-detail halus pada gambar asli. Prinsip kerjanya melibatkan proses pengurangan gambar yang telah diburamkan (blurred image) dari gambar asli untuk menonjolkan tepi (edges)

dan detail-detail halus. Rumus umum Unsharp Masking dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\text{Output} = \text{Original} + k \cdot (\text{Original} - \text{Blurred}) \quad (1)$$

Where :

- Original adalah gambar asli,
- Gambar yang diburamkan (blurred image, biasanya menggunakan Gaussian blur),
- k adalah faktor penguat (boost factor / amount) untuk mengatur tingkat penajaman,
- Output adalah gambar akhir setelah proses penajaman.

(a)Before

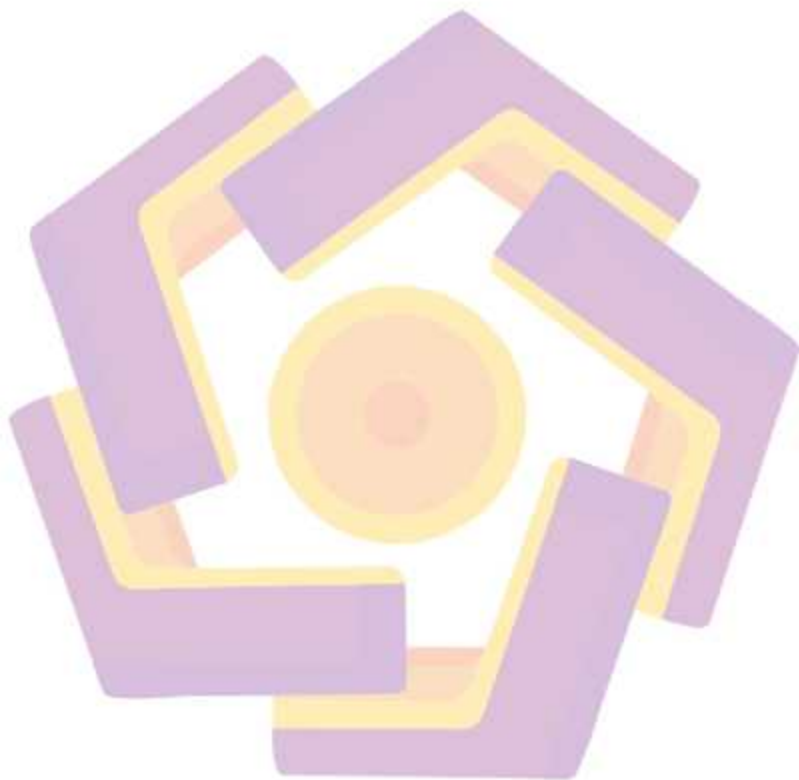
(b) After



Gambar 4.5.2 Unsharp Masking Result

Gambar 2 menunjukkan perbedaan yang jelas setelah penerapan Unsharp Masking. Penambahan tahap Unsharp Masking pada proses pre-processing sangat penting dalam konteks deepfake, karena teknik ini mampu mengurangi efek blur

pada tepi wajah dan mempertajam detail tekstur. Hasilnya, wajah yang dimanipulasi dapat menyatu lebih realistis dengan latar belakang, sehingga meningkatkan kualitas visual pada video akhir.



4.6. Parameter yang dapat diukur hasil pembuatan deep fake berkualitas menggunakan FFmetrics

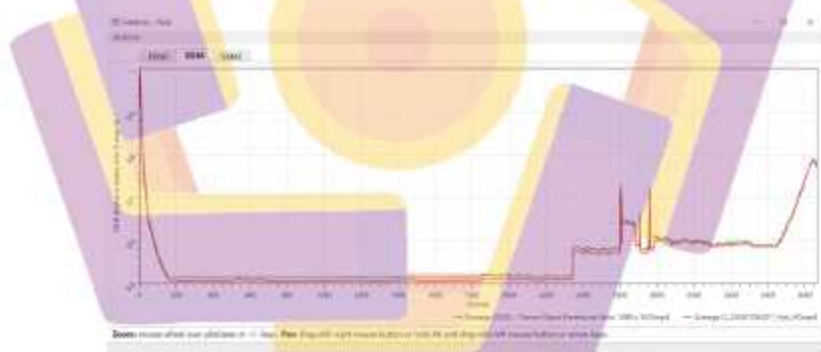
PSNR, SSIM, dan VMAF dalam aplikasi FFmetrics

Di aplikasi FFmetrics, PSNR, SSIM, dan VMAF adalah metrik penilaian kualitas video/gambar yang dipakai untuk membandingkan video asli (reference) dengan video hasil kompresi / editing / encoding.

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM (Structural Similarity Index), dan VMAF (Video Multi-Method Assessment Fusion) merupakan metrik utama yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas video dengan pendekatan yang berbeda. PSNR mengukur perbedaan nilai piksel secara langsung antara video asli dan video hasil dengan menghitung tingkat noise akibat kompresi, sehingga bersifat cepat dan mudah dihitung, namun kurang merepresentasikan persepsi visual manusia. SSIM melengkapi kelemahan tersebut dengan menilai kemiripan struktur visual melalui aspek kecerahan, kontras, dan struktur gambar, sehingga hasil penilaiannya lebih mendekati cara mata manusia memandang kualitas video, meskipun belum sepenuhnya akurat untuk pengalaman menonton. Sementara itu, VMAF merupakan metrik berbasis pembelajaran mesin yang menggabungkan berbagai indikator kualitas seperti PSNR, SSIM, detail tepi, dan informasi gerakan, serta dilatih menggunakan penilaian subjektif manusia, sehingga mampu memberikan estimasi kualitas video yang paling selaras dengan persepsi visual



Gambar Gambar 4.6.2 Grafik Nilai Parameter PSNR dari video Asli dan video Hasil Deepfake (Video Asli garis grafiknya warna Hijau dan Video Hasil Deepfake garis grafiknya warna merah).



Gambar 4.6.3 Grafik Nilai Parameter SSIM dari video Asli dan video Hasil Deepfake (Video Asli garis grafiknya warna Hijau dan Video Hasil Deepfake garis grafiknya warna merah).



Gambar 4.6.4 Grafik Nilai Parameter VMAF dari video Asli dan video Hasil Deepfake (Video Asli garis grafiknya warna Hijau dan Video Hasil Deepfake garis grafiknya warna merah).

Informasi Pengujian

Evaluasi kualitas dilakukan menggunakan FFmetrics dengan metrik :

1. PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)
2. SSIM (Structural Similarity Index)
3. VMAF (Video Multi-Method Assessment Fusion)

a. Video yang dibandingkan adalah:

4. Video Asli (Reference Video)

Nama: *Gurenge (2023) – "Demon Slayer Kimetsu no Yaiba" 1080 × 1920*

5. Video Hasil Deepfake

Nama: *Gurenge (2_250421064217_Hyb_HQ*

Berdasarkan hasil pengukuran PSNR, SSIM, dan VMAF pada video *Gurenge (2023) – Demon Slayer Kimetsu no Yaiba* resolusi 1080×1920 dan versi hasil deepfake, diperoleh nilai PSNR pada kisaran 7–8 dB, SSIM sekitar 0.54–0.56, serta VMAF di bawah 1 untuk kedua video, yang secara umum tergolong sangat

rendah jika dibandingkan dengan standar kualitas video konvensional. Namun, dalam konteks evaluasi deepfake, nilai PSNR yang rendah merupakan kondisi yang wajar karena proses deepfake secara sengaja memodifikasi identitas wajah sehingga menyebabkan perbedaan piksel yang besar terhadap video referensi, dan selisih PSNR antara video asli (7.8145 dB) dan video hasil deepfake (7.8404 dB) tidak menunjukkan peningkatan kualitas yang signifikan secara matematis. Sementara itu, nilai SSIM yang berada pada rentang menengah menunjukkan bahwa struktur visual wajah masih relatif terjaga meskipun terjadi perubahan pada kontur wajah, tekstur kulit, dan pencahayaan, sehingga SSIM menjadi metrik yang lebih relevan dibanding PSNR dalam menggambarkan kualitas dan konsistensi struktur visual deepfake. Adapun nilai VMAF yang sangat rendah pada kedua video menunjukkan keterbatasan metrik ini dalam menilai manipulasi wajah, meskipun video hasil deepfake memiliki nilai VMAF sedikit lebih tinggi (0.3255) dibanding video asli (0.3094), perbedaan tersebut tidak signifikan secara praktis. Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini mengindikasikan bahwa video hasil deepfake mengalami perubahan visual yang cukup besar dibandingkan video asli, dengan kualitas deepfake berada pada tingkat menengah berdasarkan analisis struktur visual.

4.7. Tabel Perbandingan Kualitas Visual Model DeepFaceLab (MODEL DFM FADLY) Dan Perbandingan Iterasi yang dtabelkan.



Gambar 4.7.1 Iterasi Model DFM di 100.000 iteration



Gambar 4.7.2 Iterasi Model DFM di 200.000 iteration



Gambar 4.7.3 Iterasi Model DFM di 500.000 iteration



Gambar 4.7.4 Iterasi Model DFM di 1.000.000 iteration

Tabel 4.7.1 Perbandingan Kualitas Visual Model DeepFaceLab (MODEL DFM FADLY) Dan Perbandingan Iterasi

Model	Iterasi Pelatihan	Ketajaman Wajah	Konsistensi Warna	Kesesuaian Ekspresi	Artefak Visual	Kualitas Visual Keseluruhan
FADLY	100.000	Rendah	Kurang stabil	Kurang natural	Artefak jelas (blur, tepi wajah kasar)	Rendah
FADLY	200.000	Sedang	Lebih stabil	Mulai menyerupai target	Artefak berkurang	Sedang
FADLY	500.000	Tinggi	Stabil	Ekspresi sinkron	Artefak minimal	Tinggi
FADLY	1.000.000	Sangat tinggi	Sangat stabil & natural	Sangat natural dan konsisten	Artefak sangat minim	Sangat tinggi (paling realistis)

Analisis Perkembangan Kualitas Visual Berdasarkan Iterasi

a. **100K Iterasi**

Model masih dalam fase pembelajaran awal. Representasi wajah belum matang sehingga menghasilkan blur, warna tidak konsisten, dan artefak tepi wajah yang cukup dominan.

b. **200K Iterasi**

Model mulai menangkap struktur wajah dengan lebih baik. Ketajaman meningkat, warna kulit lebih mendekati target, namun artefak ringan masih terlihat pada pergerakan cepat.

c. **500K Iterasi**

Terjadi peningkatan signifikan pada detail wajah, sinkronisasi ekspresi, dan blending wajah dengan latar. Pada tahap ini, model sudah layak digunakan untuk video musik dengan kualitas visual tinggi.

d. **1 juta Iterasi**

Model mencapai konvergensi optimal. Wajah hasil deepfake terlihat sangat realistis, konsisten antar frame, serta minim flickering. Artefak hanya muncul pada kondisi ekstrem seperti occlusion atau motion blur berat.

4.8. Comparison Of The Performance Of Deepfake Detection Methods On Several Datasets

Tabel 4.8.1 Perbandingan Kinerja Metode Deteksi Deepfake pada Beberapa Dataset

Metode	Iterasi Deepfake	UADFV	DF-TIMIT	FFDF	DFD	DFDC	Celeb-DF LQ	HQ
Twostream	±200K	85,1	83,5	73,5	70,1	52,8	61,4	53,8
Meso4	±200K-500K	84,3	87,8	68,4	84,7	76	75,3	54,8
Face Warping Artifact	±100K-200K	97,4	99,9	93,2	80,1	74,3	72,7	56,9
Head Pose	±100K	89	55,1	53,2	47,3	56,1	55,9	54,6
Visual Artifact	±100K	70,2	61,4	62,1	66,4	69,1	61,9	55
Xception	±500K-1.000K	91,2	95,9	94,4	99,7	85,9	72,2	65,3
Multitask	±200K	65,8	62,2	55,3	76,3	54,1	53,6	54,3
Capsule Network	±200K-500K	61,3	78,4	74,4	96,6	64	53,3	57,5

Tabel evaluasi menunjukkan hubungan yang jelas antara tingkat iterasi pelatihan model deepfake menggunakan DeepFaceLab (FADLY) dan efektivitas berbagai metode deteksi deepfake. Semakin tinggi jumlah iterasi, semakin realistis kualitas visual deepfake yang dihasilkan, sehingga memengaruhi kemampuan metode deteksi dalam mengenali manipulasi wajah.

Pada iterasi rendah ($\pm 100K$), model deepfake masih menghasilkan artefak visual yang cukup jelas, seperti distorsi bentuk wajah, ketidaksesuaian pose kepala, serta ketidakstabilan warna dan tekstur kulit. Pada kondisi ini, metode Face Warping Artifact, Head Pose, dan Visual Artifact menunjukkan performa yang relatif baik karena berfokus pada deteksi ketidakwajaran struktural dan artefak visual yang mudah diamati.

Memasuki iterasi menengah ($\pm 200K-500K$), kualitas deepfake mengalami peningkatan signifikan. Artefak visual mulai berkurang, namun ketidakkonsistenan spasial dan temporal masih dapat ditemukan, terutama pada perubahan ekspresi wajah dan gerakan cepat. Pada tahap ini, metode seperti Twostream, Meso4, Multitask, dan Capsule Network lebih efektif karena mampu menganalisis informasi spasial dan temporal secara bersamaan serta mempertahankan informasi pose wajah.

Pada iterasi tinggi ($\pm 500K-1.000K$), deepfake yang dihasilkan memiliki kualitas visual yang sangat realistis dengan artefak minimal dan konsistensi antar frame yang tinggi. Kondisi ini menyebabkan metode berbasis artefak visual sederhana menjadi kurang efektif. Sebaliknya, metode berbasis arsitektur CNN yang dalam seperti Xception menunjukkan performa terbaik karena mampu mengekstraksi fitur-fitur halus dan kompleks yang sulit dideteksi secara visual.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa tidak ada satu metode deteksi yang unggul pada semua tingkat iterasi. Efektivitas metode deteksi deepfake sangat bergantung pada kualitas dan tingkat kematangan model deepfake yang digunakan.

Oleh karena itu, pemilihan metode deteksi harus mempertimbangkan tingkat iterasi pelatihan deepfake, khususnya dalam konteks video musik yang memiliki variasi ekspresi, pencahayaan, dan gerakan yang tinggi.

4.9. Keberhasilan DeepFaceLab dalam Menghasilkan Visual yang Meyakinkan



Gambar 4.9.1 Deteksi Deepfake Muka dengan Aplikasi Web AI Comparison

Gambar di atas adalah tangkapan layar sebuah **website AI face comparison** (alat pembanding wajah berbasis AI) yang ada di web <https://profacefinder.com/face-comparison/>. Fungsinya untuk membandingkan dua foto wajah dan menghitung tingkat kemiripan apakah keduanya kemungkinan orang yang sama.

Penjelasan elemen utama di gambar:

- Ada dua kolom: Image 1 dan Image 2 — masing-masing berisi foto seseorang yang sedang bermain gitar di studio.
- Pengguna bisa mengunggah foto melalui tombol “Choose / Drop.”

Setelah proses perbandingan dilakukan, sistem menampilkan hasil berupa skor kecocokan **MATCH: 65,6%** , artinya AI ini menilai tingkat kemiripan wajah sekitar 65,6%. yang menunjukkan tingkat kemiripan wajah berdasarkan perhitungan model AI. Artinya keberhasilan Deepfacelab dicapai dan hasilnya "berhasil menipu" audience bahwa visual yang dihasilkan asli meskipun tidak 100% Di bagian bawah juga terdapat tabel ringkasan yang memuat label identifikasi dan nilai similarity sebagai data pendukung hasil analisis.

4.10. Menlal keaslian video deepfake dengan Deepfake Detection

Score



Gambar 4.10.1 Deepfake Detection Score pada hasil deepfake

Gambar tersebut adalah tangkapan layar halaman web “Deepfake Detection” di <https://deepfakedetection.io/deepfake-image-detection> yang menampilkan laporan analisis keaslian sebuah foto potret.

Berikut penjelasan dengan kuantitas (angka & rincian metriknya) :

Ringkasan Utama

- Jenis gambar: Portrait Photo
- Overall Forgery Score: 43%
- Artinya : sistem mendeteksi indikasi manipulasi ringan-sedang. Tidak pasti deepfake, tetapi masuk kategori "uncertain" (meragukan).

Analisis singkat di layar:

- Ada indikasi manipulasi ringan, kemungkinan dari watermark atau proses editing.
- Wajah terlihat cukup natural.
- Kualitas gambar menunjukkan tanda pasca-proses (post-processing).

Tabel 4.10.1 Rincian Skor per Aspek (Detailed Breakdown)

Aspek Analisis	Skor	Keterangan Inti
Eye Reflections	15%	Pantulan mata terlihat normal
Facial Smoothness	30%	Kulit agak dihaluskan (mungkin filter/AI enhance)
Hair Detail	20%	Detail rambut cukup natural
Lighting Consistency	25%	Pencahayaan relatif konsisten

Background Coherence	20%	Latar belakang masuk akal & tidak aneh
Hand Anatomy	10%	Struktur tangan normal
Overall Image Quality	35%	Ada kompresi / proses editing
Facial Symmetry	15%	Sedikit asimetri (normal untuk manusia)
Guitar Detail	10%	Detail gitar terlihat autentik

Interpretasi Kuantitatif

- Mayoritas indikator berada di 10-25% → cenderung natural
- Beberapa indikator lebih tinggi:
 - Facial Smoothness (30%)
 - Overall Image Quality (35%)
- Karena itu skor total menjadi 43%, bukan sangat rendah, tapi juga tidak tinggi → zona abu-abu

Kesimpulan

Secara kuantitas:

- ~60% indikator mendukung gambar natural
- ~40% indikator menunjukkan kemungkinan editing ringan
- Sistem menilai: tidak jelas deepfake, namun ada tanda manipulasi ringan



Gambar 4.10.2 Deteksi Deepfake Untuk melihat apakah ini adalah deepfake atau bukan

Visual ini menampilkan halaman **Sightengine Deepfake Detection** yang ada pada web <https://sightengine.com/detect-deepfakes>, yaitu sebuah dashboard analisis berbasis AI yang dirancang untuk mendeteksi apakah sebuah gambar telah dimanipulasi atau dibuat menggunakan teknologi deepfake. Di bagian atas terdapat judul besar "*Detect Deepfakes automatically*" yang menegaskan fungsi utama halaman tersebut sebagai alat verifikasi keaslian visual. Sistem menampilkan hasil utama berupa label "**Likely Deepfake**" dengan skor keyakinan **99%**, yang berarti model pendeteksi menilai dengan probabilitas sangat tinggi bahwa gambar yang diuji bukan foto alami sepenuhnya. Di sisi kiri bawah terlihat pratinjau gambar yang dianalisis seseorang sedang memainkan gitar di dalam studio rekaman yang menjadi objek input untuk proses evaluasi algoritma.

Bagian kanan dan tengah dashboard memperlihatkan **rincian kuantitatif (quantitative breakdown)** sumber dugaan manipulasi. Kategori **Face**

Manipulation tercatat 99%, menunjukkan indikasi kuat adanya perubahan struktur atau tekstur wajah, seperti face swap, AI face enhancement, atau rekonstruksi wajah berbasis model. Sementara itu, kategori **GenAI** hanya sekitar **3%**, dan hampir semua model diffusion maupun GAN (seperti Stable Diffusion, Midjourney, DALL-E, StyleGAN, dan lainnya) berada di kisaran **0%**, yang menandakan sistem tidak menganggap gambar ini sepenuhnya dihasilkan dari generator gambar AI, melainkan lebih spesifik ke manipulasi wajah pada foto nyata. Tampilan ini secara keseluruhan berfungsi seperti laporan forensik visual digital menyajikan skor probabilitas, klasifikasi metode manipulasi, serta distribusi sumber model sehingga pengguna bisa memahami tidak hanya hasil akhir, tetapi juga dasar penilaian teknis di balik deteksi tersebut.

4.11. Pengukuran Performance Real Live Deepfacelive Deepfake Video Musik pada Model DFM

4.11.1 Pengukuran performance Real Live DFM Model Deepfake dan Video Source



Gambar 4.11.1.1 Hasil Frame Foto Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 1



Gambar 4.11.1.2 Hasil Frame Foto Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 2



Gambar 4.11.1.3 Hasil Frame Foto Dari Video Setelah di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 1



Gambar 4.11.1.4 Hasil Frame Foto Dari Video Setelah di Deepfakekan Sebanyak 3.666 Deepfacelive Part 2

Gambar 4.11.1 dan Gambar 4.11.2 menampilkan hasil frame foto yang diekstraksi dari video source sebelum dilakukan proses deepfake menggunakan DeepFaceLive, yang dibagi ke dalam dua bagian (Part 1 dan Part 2) dengan total sebanyak 3.666 frame foto. Tahap ini bertujuan untuk mendokumentasikan kondisi visual asli dari video sumber secara menyeluruh, termasuk konsistensi gerakan, ekspresi wajah, dan pencahayaan di setiap frame. Pembagian ke dalam dua bagian dilakukan untuk memudahkan pengelolaan data tanpa mengubah urutan maupun jumlah frame yang dihasilkan.

Sementara itu, Gambar 4.11.3 dan Gambar 4.11.4 memperlihatkan hasil frame foto dari video source setelah melalui proses deepfake, yang juga terdiri dari 3.666 frame foto dan dibagi ke dalam Part 1 dan Part 2. Kesamaan jumlah frame antara sebelum dan setelah proses deepfake menunjukkan bahwa tidak terjadi perubahan pada struktur temporal video, seperti penambahan atau pengurangan frame.

Berdasarkan hasil ekstraksi dan perbandingan frame foto sebelum dan setelah proses deepfake menggunakan DeepFaceLive, dapat disimpulkan bahwa jumlah frame yang dihasilkan tetap sama, yaitu sebanyak 3.666 frame foto. Hal ini menunjukkan bahwa proses deepfake tidak memengaruhi struktur temporal video, seperti durasi, urutan frame, maupun kontinuitas gerakan, melainkan hanya melakukan perubahan pada aspek visual tertentu.

Dengan demikian, proses deepfake dapat dikatakan berjalan secara konsisten dan terkontrol, karena manipulasi yang dilakukan terbatas pada area wajah tanpa mengubah karakteristik dasar video sumber. Kesamaan jumlah frame sebelum dan sesudah deepfake menjadi indikator bahwa hasil video tetap mempertahankan keselarasan gerak dan sinkronisasi visual, sehingga kualitas dan keutuhan video secara keseluruhan tetap terjaga.

4.11.2 Perbandingan Frame Video Source Sebelum Deepfake Dan Video Dan Setelah Deepfake Dengan Model DFM

- a. Perbandingan Frame Video Source Sebelum Deepfake Dan Video Dan Setelah Deepfake Dengan Model DFM Di Frame ke "115".



Gambar 4.11.2.1 Hasil Frame ke 115 Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan



Gambar 4.11.2.2 Hasil Frame ke 115 Dari Video Setelah Di Deepfakekan

Berdasarkan hasil pengamatan pada Gambar 4.11.2.1 yang menunjukkan frame ke-115 sebelum proses deepfake, terlihat bahwa video source memiliki kualitas visual yang stabil dengan komposisi gambar yang jelas. Posisi subjek, ekspresi wajah, arah pandangan, serta elemen pendukung seperti pencahayaan dan latar belakang berada dalam kondisi alami dan konsisten. Frame ini merepresentasikan kondisi asli video yang menjadi acuan utama sebelum dilakukan proses manipulasi wajah.

Pada Gambar 4.11.2.2, yang merupakan hasil frame ke-115 setelah dilakukan proses deepfake, terlihat adanya perubahan pada area wajah subjek sesuai dengan tujuan penerapan teknik deepfake. Meskipun demikian, struktur utama video seperti pose tubuh, posisi tangan saat memainkan gitar, arah gerakan, serta detail lingkungan sekitar tetap sama dengan video source. Hal ini menunjukkan bahwa model deepfake mampu melakukan substitusi wajah secara presisi tanpa memengaruhi elemen visual lainnya.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa proses deepfake yang diterapkan berjalan secara efektif dan terkontrol. Perubahan visual hanya terjadi pada aspek wajah, sementara kontinuitas frame, sinkronisasi gerakan, serta kualitas visual video secara keseluruhan tetap terjaga. Keselarasan antara frame sebelum dan sesudah deepfake menjadi indikator bahwa hasil manipulasi tidak mengganggu keutuhan struktur video source.

- b. Perbandingan Frame Video Source Sebelum Deepfake Dan Video Dan Setelah Deepfake Dengan Model DFM Di Frame ke “325”.



Gambar 4.11.2.3 Hasil Frame ke 325 Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan



Gambar 4.11.2.4 Hasil Frame ke 325 Dari Video Setelah Di Deepfakekan

Dapat disimpulkan bahwa pada Gambar 4.11.2.3 (frame ke-325 sebelum dilakukan proses deepfake), wajah pada video source masih menampilkan identitas asli subjek dengan karakteristik visual yang natural, baik dari segi struktur wajah, tekstur kulit, pencahayaan, maupun keselarasan dengan pose dan ekspresi tubuh. Detail wajah terlihat konsisten dengan gerakan kepala dan posisi tubuh, tanpa adanya distorsi atau artefak visual yang signifikan. Kondisi ini mencerminkan kualitas frame asli yang stabil dan menjadi acuan utama dalam proses evaluasi hasil deepfake.

Sementara itu, pada Gambar 4.11.2.4 (frame ke-325 setelah dilakukan proses deepfake), terlihat bahwa wajah target berhasil ditransfer ke video source dengan tingkat kesesuaian pose dan orientasi wajah yang cukup baik. Struktur wajah hasil deepfake tampak mengikuti gerakan kepala dan ekspresi subjek pada video source, meskipun masih terdapat perbedaan pada detail tekstur kulit dan pencahayaan jika dibandingkan dengan frame asli. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa metode deepfake yang digunakan mampu menggantikan identitas wajah secara visual, namun masih memerlukan peningkatan kualitas untuk mencapai tingkat realisme yang sepenuhnya menyerupai video asli.

- c. Perbandingan Frame Video Source Sebelum Deepfake Dan Video Dan Setelah Deepfake Dengan Model DFM Di Frame ke “325”.



Gambar 4.11.2.5 Hasil Frame ke 3098 Dari Video Source Sebelum Di Deepfakekan



Gambar 4.11.2.6 Hasil Frame ke 3098 Dari Video Setelah Di Deepfakekan

Pada Gambar 4.11.2.5 (sebelum proses deepfake), frame ke-3098 masih menampilkan wajah asli dari video source dengan detail yang alami dan konsisten terhadap pencahayaan, warna kulit, serta ekspresi wajah. Struktur wajah, terutama pada area mata, hidung, dan mulut, terlihat menyatu secara natural dengan kepala dan leher. Tidak ditemukan distorsi visual, pergeseran warna, maupun ketidaksesuaian tekstur, sehingga frame ini dapat dijadikan sebagai acuan utama (ground truth) dalam mengevaluasi kualitas hasil deepfake.

Sementara itu, pada Gambar 4.11.2.6 (setelah proses deepfake), terlihat bahwa wajah target berhasil diaplikasikan ke dalam video dengan pose dan orientasi kepala yang relatif sesuai dengan video source. Pergerakan kepala dan posisi wajah sudah cukup mengikuti dinamika video asli, menandakan bahwa model deepfake telah mempelajari pola dasar ekspresi dan sudut pandang wajah dengan baik. Namun, masih dapat diamati adanya perbedaan halus pada tekstur kulit dan ketajaman detail wajah jika dibandingkan dengan video sebelum deepfake.

Secara keseluruhan, perbandingan antara frame sebelum dan sesudah deepfake menunjukkan bahwa proses deepfake telah berjalan dengan cukup efektif dalam menggantikan identitas wajah tanpa mengubah komposisi utama video. Meskipun demikian, kualitas visual hasil deepfake masih belum sepenuhnya menyamai kealamian wajah asli, terutama pada aspek detail mikro dan konsistensi tekstur. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih dapat ditingkatkan, baik melalui penambahan jumlah iterasi pelatihan maupun peningkatan kualitas dan keragaman data latih, agar hasil deepfake terlihat semakin realistis dan sulit dibedakan dari video asli.

4.12. Eksplorasi Tingkat Lanjut Di Peningkatan Hasil Iterasi 1.000.000 (1 Juta) Ke 4.000.000 (4 Juta) Iterasi Deepfake Model



Gambar 4.12.1 Hasil Deepfake Video Musik dengan 1.000.000 (1 Juta) Iterasi

Hasil di atas menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa bagian wajah yang belum terekonstruksi dengan baik, sehingga tampilannya terlihat kurang jelas atau masih mengalami efek blur.



Gambar 4.12.2 Perbandingan Iterasi Deepfake Model (DFM) 1.000.000 (1 Juta) Iterasi dan 4.000.000 (4 Juta) Iterasi.

Pada **Iterasi ±1 Juta**, model sudah menunjukkan arah pembelajaran yang benar: struktur wajah target mulai terbentuk, pose dan orientasi wajah relatif konsisten, serta belum terlihat gejala overfitting yang berat. Namun, kualitas visualnya masih belum stabil. Noise dan artifact warna—terutama kehijauan dan blur di area pipi serta background—masih cukup mengganggu. Detail krusial seperti mata dan mulut belum solid, dan di beberapa frame wajah tampak “melted” atau menyerupai plastisin. Secara keseluruhan, tahap ini masih mencerminkan fase belajar awal dan belum layak digunakan untuk deepfake final.

Sementara itu, pada **Iterasi ±4 Juta**, peningkatan kualitas terlihat signifikan. Wajah menjadi jauh lebih halus dan konsisten, warna kulit lebih stabil, serta proses blending wajah ke target tampak lebih natural. Ekspresi juga mulai terasa “nempel”, dengan artifact yang jauh berkurang dibandingkan tahap sebelumnya. Meski demikian, mulai muncul indikasi overfitting ringan, ditandai dengan wajah yang terlalu seragam di berbagai frame, serta kesan terlalu soft seperti terkena beauty filter. Walau ada kekurangan kecil, tahap ini sudah tergolong matang dan secara praktis sudah usable untuk kebutuhan lanjutan.

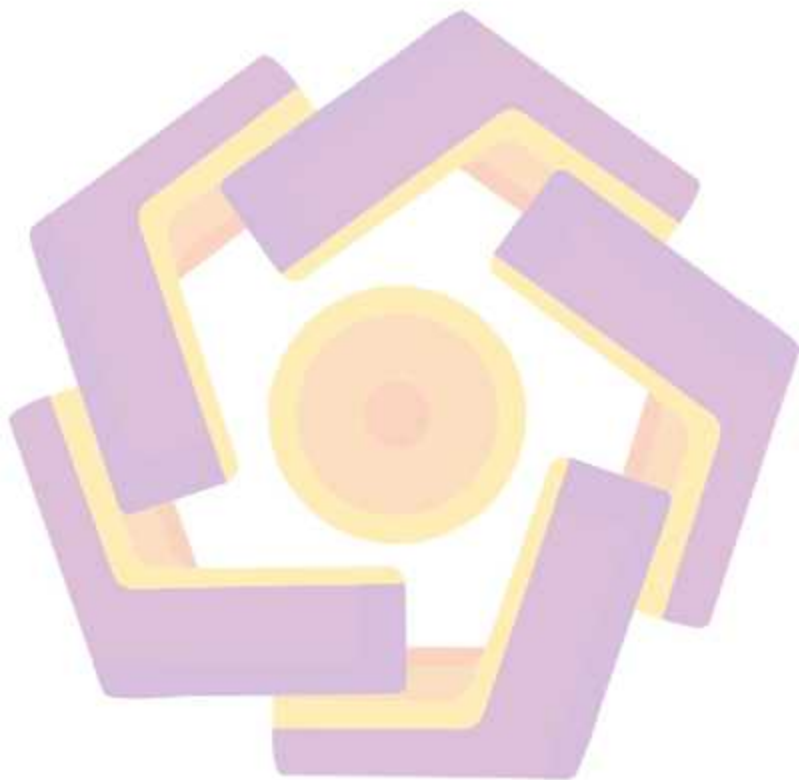


Gambar 4.12.3 Hasil Deepfake Video Musik dengan 4.000.000 (4 Juta) Iterasi

Pada iterasi ke-4.000.000, hasil deepfake video menunjukkan kualitas yang sudah baik, ditandai dengan rekonstruksi wajah yang semakin jelas dan detail. Pada tahap ini, sebagian besar fitur wajah telah terbentuk secara konsisten, sehingga efek blur yang sebelumnya muncul pada iterasi awal dapat diminimalkan. Selain itu, kesesuaian antara ekspresi wajah, pergerakan bibir, dan struktur wajah target juga terlihat lebih natural, yang menunjukkan bahwa proses pelatihan DFM (Deepfake Model) telah mencapai tingkat konvergensi yang optimal.

Jadi titik paling Optimal dan Stabil berada pada iterasi ± 4 juta, karena pada tahap ini kualitas visual sudah matang, konsistensi wajah dan blending terlihat

natural, artifact berkurang signifikan, serta hasilnya secara praktis sudah layak digunakan meskipun mulai muncul indikasi overfitting ringan.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

1. Pengaruh Jumlah Iterasi Pelatihan terhadap Kualitas Model Deepfake DeepFaceLab

Berdasarkan hasil eksperimen yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa jumlah iterasi pelatihan memiliki pengaruh yang sangat signifikan terhadap kualitas model deepfake yang dihasilkan oleh DeepFaceLab. Peningkatan jumlah iterasi hingga mencapai $\pm 1.000.000$ iterasi terbukti mampu meningkatkan kemampuan model dalam merekonstruksi wajah secara lebih detail, stabil, dan konsisten, khususnya dalam hal ketajaman tekstur, kesesuaian rotasi wajah, serta keberagaman ekspresi.

Model yang dilatih dengan jumlah iterasi tinggi dan didukung oleh data destination yang besar dan beragam (63.011 citra wajah) menunjukkan hasil deepfake yang jauh lebih realistis dibandingkan model yang tidak menggunakan data destination. Model tanpa data destination menghasilkan wajah yang cenderung buram, statis, kurang simetris, serta gagal mempertahankan detail pencahayaan dan tekstur kulit ketika terjadi pergerakan wajah. Hal ini menunjukkan bahwa iterasi yang tinggi saja tidak cukup, tetapi harus didukung oleh kualitas dan kuantitas data pelatihan agar proses pembelajaran jaringan saraf berjalan optimal.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa semakin besar jumlah iterasi pelatihan DeepFaceLab, maka semakin baik kualitas model deepfake yang

dihasilkan, selama proses training dilakukan dengan dataset wajah yang representatif dan beragam. Jumlah iterasi yang besar memungkinkan autoencoder SAEHD meminimalkan nilai loss secara bertahap dan menghasilkan rekonstruksi wajah yang lebih akurat.

2. Performa Model Deepfake DeepFaceLab saat Digunakan pada DeepFaceLive dalam Kondisi Real-Time

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model deepfake hasil training DeepFaceLab dapat digunakan secara efektif pada DeepFaceLive dalam kondisi real-time, terutama ketika model tersebut telah dilatih dengan iterasi tinggi dan data destination yang lengkap. Model DFM dengan 1 juta iterasi mampu menghasilkan face swapping secara langsung dengan rotasi wajah yang relatif simetris, ekspresi yang lebih natural, serta stabilitas visual yang lebih baik selama streaming atau pemutaran video langsung.

Namun demikian, performa real-time DeepFaceLive tetap memiliki keterbatasan dibandingkan hasil offline DeepFaceLab. Dalam kondisi real-time, kualitas visual sangat dipengaruhi oleh kemampuan inferensi GPU, latency sistem, serta kompleksitas pergerakan wajah. Meskipun demikian, model dengan data destination lengkap menunjukkan performa real-time yang jauh lebih unggul dibandingkan model tanpa data destination, yang cenderung menghasilkan wajah blur, tidak responsif terhadap rotasi, dan kehilangan detail saat wajah bergerak cepat.

Berdasarkan pengujian kualitas menggunakan PSNR, SSIM, dan VMAF, meskipun nilai numerik yang dihasilkan relatif rendah secara absolut, struktur visual wajah pada video deepfake tetap dapat dipertahankan dengan cukup baik, khususnya ditunjukkan oleh nilai SSIM pada rentang menengah. Hal ini menegaskan bahwa DeepFaceLive mampu menjalankan model DeepFaceLab secara real-time dengan kualitas visual yang dapat diterima, terutama untuk kebutuhan hiburan seperti video musik dan live streaming.

5.2. Saran

Berdasarkan temuan penelitian, disarankan agar penelitian lanjutan difokuskan pada optimasi jumlah iterasi dan kompleksitas dataset untuk mencapai keseimbangan antara kualitas visual dan efisiensi waktu pelatihan. Penelitian mendatang dapat menguji model dinamis berbasis adaptive iteration control, di mana jumlah iterasi disesuaikan otomatis terhadap tingkat kesulitan data latih agar hasil deepfake lebih cepat konvergen tanpa mengorbankan realisme visual. Selain itu, pengembangan sistem deepfake disarankan menggunakan perangkat keras berperforma tinggi, seperti GPU dengan arsitektur CUDA terbaru dan RAM minimal 32 GB, untuk meningkatkan kecepatan pemrosesan data video berdimensi tinggi. Pengujian dapat dilakukan untuk membandingkan performa antara spesifikasi perangkat keras berbeda terhadap kecepatan konvergensi dan stabilitas model deepfake.

Saran lain yaitu perlunya penelitian terhadap penguatan sistem deteksi deepfake berbasis deep learning forensik, yang mampu mengidentifikasi

manipulasi wajah pada kondisi kompleks seperti perubahan pencahayaan dan sudut kamera ekstrem. Pendekatan berbasis spatio-temporal CNN atau transformer architecture dapat diterapkan untuk menguji kemampuan deteksi secara real-time terhadap video musik deepfake yang dihasilkan. Akhirnya, untuk penerapan praktis di bidang industri kreatif, disarankan agar penelitian selanjutnya mengeksplorasi pemanfaatan teknologi deepfake secara etis dan inovatif, misalnya dalam produksi video musik interaktif, pelatihan vokal virtual, atau reanimasi tokoh sejarah untuk dokumenter pendidikan. Setiap penerapan perlu diiringi dengan mekanisme validasi autentikasi visual agar teknologi ini dapat diterapkan secara aman, transparan, dan bertanggung jawab.



DAFTAR PUSTAKA

- Alanazi, F., Ushaw, G., & Morgan, G. (2024). Improving Detection of DeepFakes through Facial Region Analysis in Images. *Electronics (Switzerland)*, 13(1), 1–22. <https://doi.org/10.3390/electronics13010126>
- Faiyaz. (2024). Deep Face Live. *Interantional Journal of Scientific Research in Engineering and Management*, 08(04), 1–5. <https://doi.org/10.55041/ijsem31508>
- Korshunov, P., & Marcel, S. (2020). *Deepfake detection: humans vs. machines*. <http://arxiv.org/abs/2009.03155>
- Li, C., Wang, L., Ji, S., Zhang, X., Xi, Z., Guo, S., & Wang, T. (2022). Seeing is Living? Rethinking the Security of Facial Liveness Verification in the Deepfake Era. *Proceedings of the 31st USENIX Security Symposium, Security 2022*, 2673–2690.
- Liu, K., Perov, I., Gao, D., Chervoniy, N., Zhou, W., & Zhang, W. (2023). Deepfacelab: Integrated, flexible and extensible face-swapping framework. *Pattern Recognition*, 141. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109628>

López-Gil, J. M., Gil, R., & Garcia, R. (2022). Do Deepfakes Adequately Display Emotions? A Study on Deepfake Facial Emotion Expression. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/1332122>

Mahmud, F., Abdullah, Y., Islam, M., & Aziz, T. (2023). Unmasking Deepfake Faces from Videos Using An Explainable Cost-Sensitive Deep Learning Approach. *2023 26th International Conference on Computer and Information Technology, ICCIT 2023, December*, 13–15. <https://doi.org/10.1109/ICCIT60459.2023.10441026>

Ramadhani, K. N., & Munir, R. (2020). A Comparative Study of Deepfake Video Detection Method. *2020 3rd International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2020*, 394–399. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT50329.2020.9331963>

Rössler, A., Cozzolino, D., Verdoliva, L., Riess, C., Thies, J., & Niessner, M. (2019). FaceForensics++: Learning to detect manipulated facial images. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Retrieved from https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2019/html/Rosslar_FaceForensics_Learning_to_Detect_Manipulated_Facial_Images_ICCV_2019_paper.html

Nguyen, T. T., Nguyen, Q. V. H., Nguyen, D. T., Nguyen, D. T., Huynh-The, T., Nahavandi, S., Nguyen, T. T., Pham, Q. V., & Nguyen, C. M. (2019). Deep learning for deepfakes creation and detection: A survey. *arXiv preprint*. <https://arxiv.org/abs/1909.11573>

Korshunov, P., & Marcel, S. (2021). Improving generalization of deepfake detection with data farming and few-shot learning. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*. Retrieved from <https://publications.idiap.ch/publications/show/4754>

Perov, I., Gao, D., Chervoniy, N., Liu, K., Marangonda, S., Umé, C., & Zhang, W. (2020). DeepFaceLab: A simple, flexible and extensible face-swapping framework. *arXiv preprint*. Retrieved from <https://deep.ai/publication/deepfacelab-a-simple-flexible-and-extensible-face-swapping-framework>

UNESCO. (2021). *Recommendation on the ethics of artificial intelligence*. Paris: UNESCO Legal Affairs. Retrieved from <https://www.unesco.org/en/legal-affairs/recommendation-ethics-artificial-intelligence>

Yu, P., Xia, Z., Fei, J., & Lu, Y. (2021). A Survey on Deepfake Video Detection. *IET Biometrics*, 10(6), 607–624. <https://doi.org/10.1049/bme2.12031>

LAMPIRAN

Lampiran 1 Dataset Data Source (data_src)

Dataset data source (data_src) merupakan kumpulan data wajah sumber yang digunakan sebagai input utama dalam proses pembuatan deepfake. Dataset ini diperoleh dari video wajah peneliti yang diekstraksi menjadi frame gambar menggunakan fitur *extract images from video* pada aplikasi DeepFaceLab.

Frame gambar yang dihasilkan kemudian diproses melalui tahap *face detection*, *alignment*, dan *cropping* sehingga menghasilkan dataset wajah (*faceset*) siap latih. Dataset data source digunakan dalam proses pelatihan model SAEHD untuk menghasilkan model deepfake (DFM).





Gambar Lampiran 1.2 Proses ekstraksi frame video data source



Gambar Lampiran 1.3 Hasil dataset wajah data source (faceset)



Gambar Lampiran 1.4 Proses faceset pack data source

Spesifikasi Dataset Data Source

Parameter	Keterangan
Jenis data	Gambar wajah (frame video)
Resolusi	512 × 512 piksel
Face type	Whole face
Jumlah data	± 63.011 gambar
Format file	JPG/PNG
Sumber data	Video wajah peneliti

Lampiran 2 Dataset Data Destination (data_dst)

Dataset data destination (data_dst) merupakan kumpulan data video target yang digunakan sebagai media pengganti wajah dalam proses deepfake. Dataset ini diperoleh dari video target yang diekstraksi menjadi frame gambar menggunakan fitur *extract images from video* pada DeepFaceLab.

Frame data destination digunakan sebagai wajah target yang akan diganti dengan wajah dari dataset data source pada proses pelatihan dan inferensi model SAEHD.

Dokumentasi



Gambar Lampiran 2.1 Tampilan folder data dst



Gambar Lampiran 2.2 Proses ekstraksi frame video data destination



Gambar Lampiran 2.3 Contoh frame wajah target

Lampiran 3 Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

A. Spesifikasi Perangkat Keras (Hardware)

Komponen	Spesifikasi
Prosesor (CPU)	AMD Ryzen / Intel Core i7 atau setara
Kartu Grafis (GPU)	NVIDIA GeForce RTX dengan dukungan CUDA
Memori (RAM)	Minimal 16 GB
Penyimpanan	SSD minimal 1 TB
Kamera	Webcam HD / Kamera Video
Monitor	Resolusi Full HD (1920 × 1080)

B. Spesifikasi Perangkat Lunak (Software)

Perangkat Lunak	Versi / Keterangan
Sistem Operasi	Windows 10/11 64-bit
DeepFaceLab	Versi terbaru
DeepFaceLive	Versi terbaru
Python	Versi bawaan DeepFaceLab
CUDA Toolkit	Sesuai GPU NVIDIA
cuDNN	Sesuai CUDA Toolkit
FFmpeg	Untuk ekstraksi frame video
Editor Video	Adobe Premiere / DaVinci Resolve (opsional)

Lampiran 4 Konfigurasi Parameter Training SAEHD

Konfigurasi parameter pelatihan model SAEHD yang digunakan dalam penelitian ini meliputi pengaturan resolusi wajah, batch size, learning rate, dan arsitektur encoder-decoder.

Parameter utama:

Resolution: 512 × 512

Face type: Whole Face

Batch size: (misal 4-8)

Learning rate: Default SAEHD

Architecture: SAEHD

(Tambahkan screenshot konfigurasi training)

Lampiran 5 Tabel Hasil Iterasi 100.000 – 1.000.000

Model	Iterasi Pelatihan	Ketajaman Wajah	Konsistensi Warna	Kesesuaian Ekspresi	Artefak Visual	Kualitas Visual Keseluruhan
FADLY	100.000	Rendah	Kurang stabil	Kurang natural	Artefak jelas (blur, tepi wajah kasar)	Rendah
FADLY	200.000	Sedang	Lebih stabil	Mulai menyerupai target	Artefak berkurang	Sedang
FADLY	500.000	Tinggi	Stabil	Ekspresi sinkron	Artefak minimal	Tinggi
FADLY	1.000.000	Sangat tinggi	Sangat stabil & natural	Sangat natural dan konsisten	Artefak sangat minim	Sangat tinggi (paling realistis)

Lampiran 6 Tabel Hasil Iterasi 4.000.000

Model	Iterasi Pelatihan	Ketajaman Wajah	Konsistensi Warna	Kesesuaian Ekspresi	Artefak Visual	Kualitas Visual Keseluruhan
FADLY	4.000.000	Sangat sangat tinggi (ultra tajam)	Sangat stabil dan sangat natural	Ekspresi sangat natural dan realistis	Artefak hampir tidak ada (nyaris sempurna)	Sangat sangat tinggi (hiper-realistic)

Lampiran 7 Hasil Perhitungan PSNR

Video		PSNR (dB)
VIDEO SOURCE SEBELUM DEEPPFAKE	Gurenge (2_250421064217_Hyb_HQ)	78.145
VIDEO SETELAH DEEPPFAKE	Gurenge (2023) – Demon Slayer Kimetsu no Yaiba (1080×1920)	78.404

Lampiran 8 Hasil Perhitungan SSIM

Video		SSIM
VIDEO SOURCE SEBELUM DEEPPFAKE	Gurenge (2_250421064217_Hyb_HQ)	0.5557
VIDEO SETELAH DEEPPFAKE	Gurenge (2023) – Demon Slayer Kimetsu no Yaiba (1080×1920)	0.5483

Lampiran 9 Hasil Perhitungan VMAF

Video		VMAF
VIDEO SOURCE SEBELUM DEEPPFAKE	Gurenge (2_250421064217_Hyb_HQ)	0.3094
VIDEO SETELAH DEEPPFAKE	Gurenge (2023) – Demon Slayer Kimetsu no Yaiba (1080×1920)	0.3255

Lampiran 10 Dokumentasi Proses Training DeepFaceLab

Dokumentasi proses pelatihan model deepfake menggunakan DeepFaceLab yang meliputi tahapan ekstraksi data, training SAEHD, serta monitoring loss selama iterasi pelatihan.

Dokumentasi



Gambar Lampiran 10.1 Proses training SAEHD



Gambar Lampiran 10.3 Output model DFM

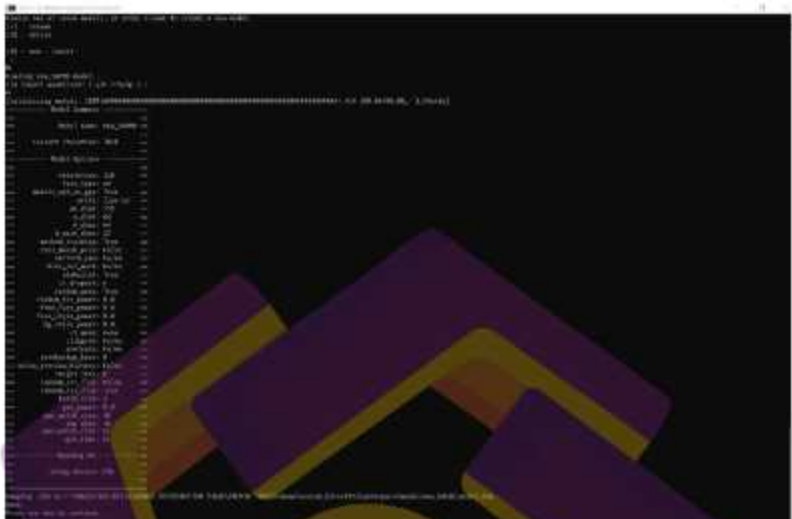
Lampiran 11 Dokumentasi Implementasi Model DFM pada DeepFaceLive

Model deepfake hasil pelatihan (DFM) diimplementasikan pada aplikasi DeepFaceLive untuk melakukan pertukaran wajah secara real-time. Model DFM yang telah dilatih pada DeepFaceLab dimuat ke dalam DeepFaceLive dan diuji menggunakan video input dari kamera/webcam.

Implementasi ini bertujuan untuk mengevaluasi CR kualitas hasil deepfake secara langsung dan menguji performa model dalam kondisi real-time.



Gambar Lampiran 11.1 Tampilan antarmuka DeepFaceLive



Gambar Lampiran 11.2 Proses pemuatan model DFM



Gambar Lampiran 11.3 Hasil deepfake real-time pada video input

Lampiran 12 Perbandingan Frame Sebelum dan Sesudah Deepfake

Lampiran ini menyajikan perbandingan frame video sebelum dan sesudah proses deepfake. Perbandingan dilakukan untuk menunjukkan perubahan wajah pada video target setelah diterapkan model deepfake.

Dokumentasi



Gambar Lampiran 12.1 Frame asli (sebelum deepfake)



Gambar Lampiran 12.2 Frame hasil deepfake (sesudah deepfake)