

**PENINGKATAN AKURASI IDENTIFIKASI VIDEO *DEEPAKES*
MENGUNAKAN ARSITEKTUR XCEPTIONNET
DENGAN *TRANSFER LEARNING***

SKRIPSI



disusun oleh

Imam Kusnladi

17.11.1341

**PROGRAM SARJANA
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2021**

**PENINGKATAN AKURASI IDENTIFIKASI VIDEO *DEEPAKES*
MENGUNAKAN ARSITEKTUR XCEPTIONNET
DENGAN *TRANSFER LEARNING***

SKRIPSI

untuk memenuhi sebagian persyaratan
mencapai gelar Sarjana
pada Program Studi Informatika



disusun oleh

Imam Kusnadi

17.11.1341

**PROGRAM SARJANA
PROGRAM STUDI INFORMATIKA
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2021**

PERSETUJUAN

SKRIPSI

**PENINGKATAN AKURASI IDENTIFIKASI VIDEO *DEEPAKES*
MENGUNAKAN ARSITEKTUR XCEPTIONNET
DENGAN *TRANSFER LEARNING***

yang dipersiapkan dan disusun oleh

Imam Kusnadi

17.11.1341

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 21 April 2021

Dosen Pembimbing,

Arief Setyanto, Dr., S.Si, MT
NIK. 190302036

PENGESAHAN

SKRIPSI

**PENINGKATAN AKURASI IDENTIFIKASI VIDEO *DEEPPAKES*
MENGUNAKAN ARSITEKTUR XCEPTIONNET
DENGAN *TRANSFER LEARNING***

yang dipersiapkan dan disusun oleh

Imam Kusnadi

17.11.1341

telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 21 April 2021

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Arlef Setyanto, Dr., S.Si, MT
NIK. 190302036

Ferry Wahyu Wibowo, S.Si, M.Cs
NIK. 190302235

Donni Prabowo, M.Kom
NIK. 190302253

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 21 April 2021

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER

Hanif Al Fatta, M.Kom
NIK. 190302096

PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan dibawah ini menyatakan bahwa, skripsi ini merupakan karya saya sendiri (ASLI), dan isi dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademis di suatu institusi pendidikan tinggi manapun, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis dan/atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Segala sesuatu yang terkait dengan naskah dan karya yang telah dibuat adalah menjadi tanggungjawab saya pribadi.

Yogyakarta, 21 April 2021



Imam Kusniadi

NIM. 17.11.1341

MOTTO

“Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan. Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan. Maka apabila engkau telah selesai (dari sesuatu urusan), tetaplah bekerja keras (untuk urusan yang lain). Dan hanya kepada Tuhanmulah engkau berharap.” **(QS. Al-Insyirah, 6-8)**

“Hal yang paling indah yang dapat kita alami adalah kemisteriusan. Itu adalah sumber semua seni nyata dan ilmu pengetahuan.” **(Albert Einstein)**

“Langkah pertama adalah menetapkan bahwa sesuatu itu mungkin; maka peluang akan terjadi.” **(Elon Musk)**



PERSEMBAHAN

Alhamdulillah segala puji syukur kepada Allah SWT atas takdirmu saya bisa menjadi pribadi yang berfikir, berilmu, beriman dan bersabar. Terima kasih atas rahmat dan karunia yang engkau berikan sehingga karya ini dapat terselesaikan dengan sebaik – baiknya, tidak lepas pula bantuan dan dukungan dari berbagai pihak.

Skripsi ini saya persembahkan kepada,

Kedua orang tuaku,

Terima kasih kepada Bapak Sumiyanto dan Ibu Siti Ngazizah yang selalu mendukung, mengingatkan serta mendoakan anakmu ini dalam menempuh pendidikan ke jenjang yang lebih tinggi. Terimakasih juga atas kasih sayang yang berlimpah dari mulai saya lahir, hingga saya sudah sebesar ini. Terimakasih atas usahanya selama ini dalam mendidik anakmu yang nakal ini. Sekali lagi,

Terima Kasih Pahlawanku.

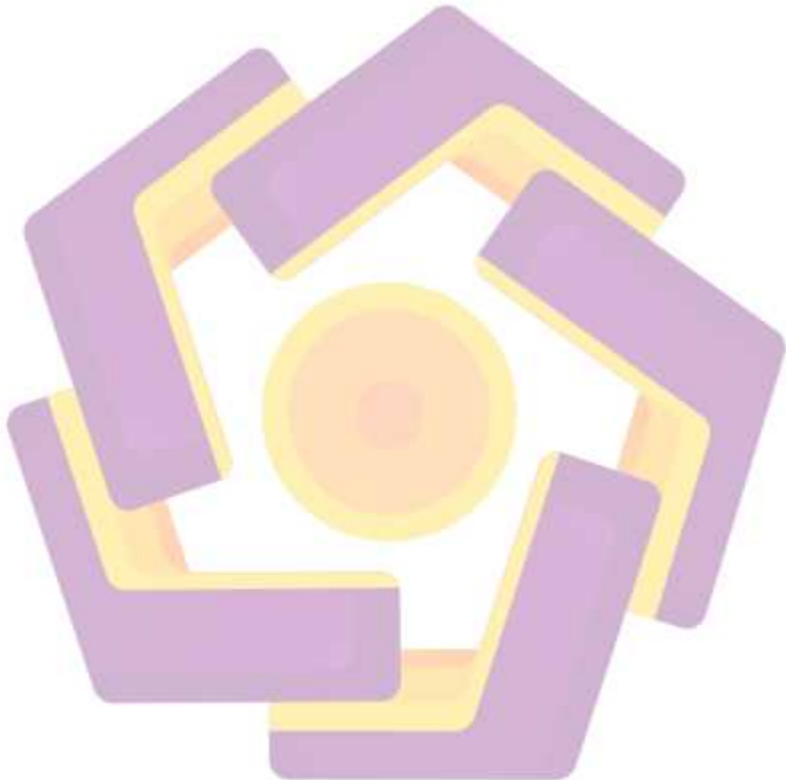
Saudara serta keluargaku,

Terima kasih selanjutnya untuk adik – adik saya yang luar biasa, dalam memberi dukungan dan doa yang tanpa henti. Terima kasih juga untuk sepupu – sepupuku yang telah menjadi motivasi saya untuk segera menyelesaikan karya ini.

Teruntuk sahabat, teman dan bahkan telah menjadi keluarga yang dipertemukan semenjak saya ada di bangku Sekolah Menengah Kejuruan (SMK), Bimo Joko Sembodo, Rahmad Sandy, Edo Maland, Wahyu Hidayat, Tri Sulisman, serta masih banyak lagi. Terimakasih telah menjadi teman melepas stres ketika libur.

Teruntuk teman sekelas semasa menempuh bangku perkuliahan dah bahkan rela untuk tidak tidur untuk menyelesaikan tugas yang akan *deadline*, Mahmud Zakaria Alfarozy, Mahmuddin Faqih Ardianto, Dexy Arya. Teruntuk teman nongkrong yang obrolanya selalu entah kemana Ilham Fajrin, Fadhil Rahmat, Thio Tangkas K. E., Muhammad Burhan Aulawi, Rif'an Abdullah, dan

Komunitas Hardware Experiment Amikom yang tidak bisa disebutkan satu persatu. Serta teman – teman lainnya dari kelas 17-S1IF-07 terimakasih untuk semuanya selama di bangku perkuliahan dan semoga kalian semua cepat menyelesaikan skripsi kalian.



KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr. Wb.

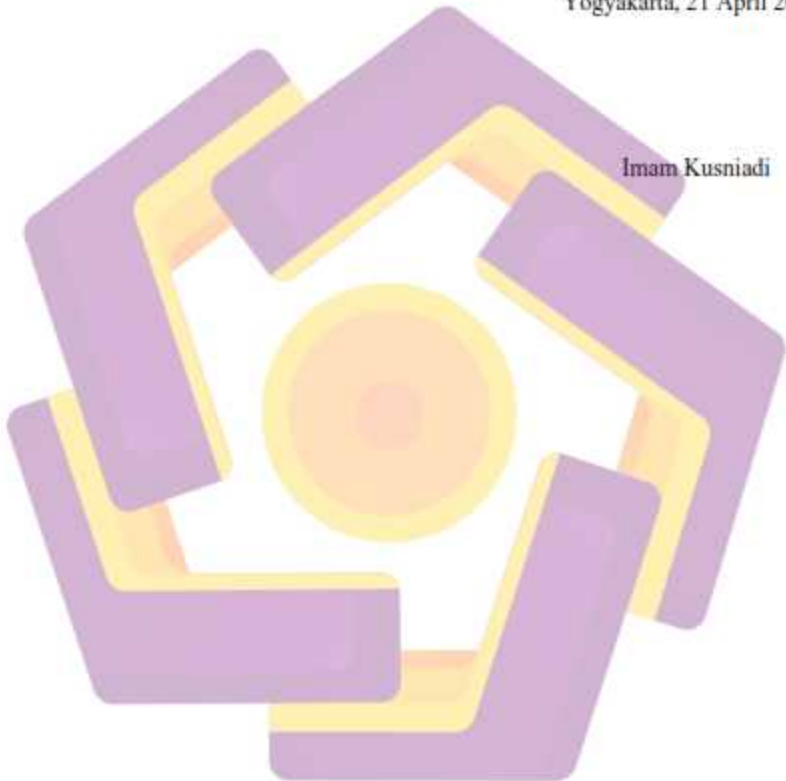
Alhamdulillahirobbil'alamin. Puji syukur kehadirat Allah SWT yang karena limpahan rahmat dan karunia dari-Nya, sehingga dapat terselesaikannya skripsi dengan judul "**Peningkatan Akurasi Identifikasi Video Deepfakes Menggunakan Arsitektur XceptionNet dengan Transfer Learning**" ini. Sholawat serta salam senantiasa penulis haturkan kepada junjungan umat Nabi Muhammad SAW yang telah membawa ajaran agama Islam dari jaman jahiliah ke jaman penuh ilmu pengetahuan seperti sekarang ini. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan studi serta dalam rangka memperoleh gelar Sarjana Komputer Strata Satu pada Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Amikom Yogyakarta. Keberhasilan dalam penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, terima kasih penulis ucapkan kepada:

1. Bapak Sumiyanto dan Ibu Siti Ngazizah, yang selalu mendukung dan mendoakan kelancaran dan kemudahan untuk anaknya.
2. Bapak Arief Setyanto, Dr., S.Si, M.T., selaku dosen pembimbing yang telah sabar dalam memberikan arahan serta kritik maupun saran dalam penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Ferry Wahyu Wibowo, S.Si, M.Cs selaku penguji I, Bapak Donni Prabowo, M.Kom selaku penguji II, serta semua dosen Fakultas Ilmu Komputer Universitas Amikom Yogyakarta, terimakasih atas semua jasa bapak dan ibu dosen.
4. Komunitas Jakarta Research, yang turut membantu dalam memberikan pemahaman dan masukan dalam mendalami suatu metode dan algoritma yang digunakan.
5. Sahabat – sahabat yang telah memberikan semangat, motivasi dan membantu dalam pengerjaan skripsi ini.

Penulis tentunya menyadari skripsi ini masih banyak akan kekurangan. Oleh karena itu, penulis berharap kepada semua pihak agar dapat menyampaikan kritikan serta saran yang membangun untuk dapat menambah kesempurnaan skripsi ini. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak.

Yogyakarta, 21 April 2021

Imam Kusniadi



DAFTAR ISI

JUDUL	I
PERSETUJUAN	III
PENGESAHAN	IV
PERNYATAAN	V
MOTTO	VI
PERSEMBAHAN	VII
KATA PENGANTAR	IX
DAFTAR ISI	XI
DAFTAR TABEL	XIV
DAFTAR GAMBAR	XV
DAFTAR ISTILAH	XVIII
INTISARI	XX
<i>ABSTRACT</i>	XXI
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	1
1.2 RUMUSAN MASALAH	6
1.3 BATASAN MASALAH	7
1.4 MAKSUD DAN TUJUAN PENELITIAN	9
1.5 MANFAAT PENELITIAN	9
1.6 METODE PENELITIAN	10
1.6.1 Pendekatan Penelitian	10
1.6.2 Studi Literatur	10
1.6.3 Identifikasi dan Perumusan Masalah	10
1.6.4 Setting Penelitian	11
1.6.5 Pengumpulan dan Pemrosesan Data	11
1.6.6 Desain Eksperimen	12
1.6.7 Evaluasi	13
1.6.8 Metode Pengujian Sistem	13
1.7 SISTEMATIKA PENULISAN	13

BAB II LANDASAN TEORI.....	16
2.1 TINJAUAN PUSTAKA.....	16
2.2 DASAR TEORI.....	20
2.2.1 Pengolahan Citra Digital.....	20
2.2.2 <i>Deepfakes</i>	21
2.2.3 <i>Machine Learning</i>	25
2.2.4 <i>Deep Learning</i>	27
2.2.5 <i>Convolutional Neural Network</i>	29
2.2.6 <i>Optimization Algorithms</i>	45
2.2.7 <i>Multi-task Cascaded Convolutional Networks (MTCNN)</i>	47
2.2.8 XceptionNet.....	50
2.2.9 <i>Transfer Learning</i>	53
2.2.10 <i>Greedy Layerwise Pretraining</i>	55
2.2.11 <i>Underfitting dan Overfitting</i>	56
2.2.12 <i>Confusion Matrix</i>	57
2.2.13 Amazon Web Service (AWS).....	59
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....	62
3.1 SETTING PENELITIAN.....	62
3.1.1 Fitur Perangkat Lunak Eksperimen.....	62
3.1.2 Setting Lingkungan Penelitian.....	62
3.2 GAMBARAN UMUM PENELITIAN.....	64
3.3 PENGUMPULAN DAN PEMROSESAN DATA.....	66
3.3.1 Pengumpulan <i>Dataset</i>	66
3.3.2 Pemrosesan <i>Dataset</i>	71
3.4 DESAIN EKSPERIMEN.....	81
3.4.1 <i>Input Data</i>	81
3.4.2 Penetapan <i>Hyperparameter</i>	82
3.4.3 Implementasi Arsitektur XceptionNet.....	84
3.4.4 <i>Output</i>	90
3.5 TRAINING DAN TESTING.....	90
3.5.1 Proses <i>Training</i>	91

3.5.2 Proses <i>Testing</i>	91
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	93
4.1 LANGKAH-LANGKAH EKSPERIMEN.....	93
4.2 HASIL UJI COBA	95
4.2.1 Perbandingan Metode Deteksi Wajah.....	95
4.2.2 Perbandingan Jumlah <i>Frame Per Video</i> (FPV).....	97
4.2.3 Hasil <i>Training</i>	99
4.2.4 Hasil <i>Testing</i>	108
4.2.5 Pengaruh Jenis <i>Dataset</i>	116
4.2.6 Pengaruh Jumlah Parameter.....	118
4.2.7 Waktu Komputasi.....	119
4.2.8 Analisa Kinerja Model XceptionNet.....	120
BAB V PENUTUP.....	126
5.1 KESIMPULAN.....	126
5.2 SARAN.....	128
DAFTAR PUSTAKA	130

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Hasil Resampel <i>Dataset</i>	68
Tabel 3.2 <i>Dataset</i> Uji YouTube.....	70
Tabel 3.3 Penggunaan <i>Dataset</i> dan Jumlah <i>Frame Per Video</i> (FPV).....	79
Tabel 3.4 Variabel Ketetapan.....	83
Tabel 4.1 Perbandingan Metode Deteksi Wajah.....	95
Tabel 4.2 Perbandingan Jumlah <i>Frame Per Video</i> (FPV).....	97
Tabel 4.3 Hasil Akurasi <i>Training</i> , <i>Validation</i> dan <i>Testing</i>	100
Tabel 4.4 Data Uji YouTube.....	109
Tabel 4.5 Hasil Identifikasi <i>Testing</i> Kedua.....	112
Tabel 4.6 Analisa Kinerja Model Terhadap Data Uji YouTube.....	113
Tabel 4.7 Hasil Pengujian Silang.....	116
Tabel 4.8 Pengaruh Jumlah Parameter.....	118
Tabel 4.9 Analisa Kinerja XceptionNet.....	122

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh Potongan <i>Frame</i> dari Video <i>Deepfakes</i> [24].....	22
Gambar 2.2 Arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	29
Gambar 2.3 Operasi Konvolusi.....	31
Gambar 2.4 <i>Stride</i> ($n = 2$) pada <i>Convolutional Layer</i>	32
Gambar 2.5 <i>Padding</i> ($n=1$) pada <i>Convolutional Layer</i>	33
Gambar 2.6 <i>Binary Step Function</i> [32].....	34
Gambar 2.7 <i>Linear Activation Function</i> [32].....	35
Gambar 2.8 <i>Sigmoid Function</i> [32].....	36
Gambar 2.9 <i>Tanh Function</i> [32].....	37
Gambar 2.10 <i>ReLU Function</i> [32].....	37
Gambar 2.11 <i>Exponential Linear Unit</i> (ELU) [33].....	38
Gambar 2.12 <i>Leaky ReLU</i> [32].....	39
Gambar 2.13 <i>Parameterized ReLU</i> [32].....	39
Gambar 2.14 <i>Swish Function</i> [34].....	40
Gambar 2.15 <i>Dropout</i> [35].....	41
Gambar 2.16 <i>Pooling Layer</i> [37].....	43
Gambar 2.17 <i>Flattening</i>	45
Gambar 2.18 <i>Proposal Network</i> (P-Net) [41].....	48
Gambar 2.19 <i>Refine Network</i> (R-Net) [41].....	49
Gambar 2.20 <i>Output Network</i> (O-Net) [41].....	49
Gambar 2.21 Arsitektur <i>XceptionNet</i> [3].....	51
Gambar 2.22 <i>Depthwise Separable Convolution</i> [42].....	52
Gambar 2.23 <i>Transfer Learning</i> [43].....	53
Gambar 2.24 <i>Transfer Learning</i> Sebagai <i>Feature Extractor</i>	54
Gambar 2.25 <i>Transfer Learning</i> dengan <i>Fine Tuning</i>	55
Gambar 2.26 Hubungan <i>Error</i> dan <i>Capacity</i> [44].....	56
Gambar 2.27 <i>Confusion Matrix</i> [45].....	57
Gambar 3.1 Gambaran Umum Penelitian.....	64
Gambar 3.2 Jumlah Kelas Pada Setiap <i>Dataset</i>	67

Gambar 3.3 Sampel <i>Dataset</i> Uji YouTube	69
Gambar 3.4 Alur Pemrosesan <i>Dataset</i>	71
Gambar 3.5 Arsitektur Sistem Pemrosesan <i>Dataset</i>	72
Gambar 3.6 Rata – Rata Jumlah <i>Frame Per Video</i> (FPV).....	73
Gambar 3.7 Sampel <i>Dataset</i>	74
Gambar 3.8 Ilustrasi Pemilihan <i>Frame</i>	75
Gambar 3.9 Deteksi Citra Wajah Menggunakan Dlib	76
Gambar 3.10 Deteksi Citra Wajah Menggunakan MTCNN.....	77
Gambar 3.11 <i>Cropping</i> dan Penyesuaian Ukuran Citra Wajah	77
Gambar 3.12 Ilustrasi Penyimpanan <i>Frame</i> Citra Wajah	78
Gambar 3.13 Hasil <i>Convert</i> Citra.....	80
Gambar 3.14 Struktur <i>Preprocessed Dataset</i> Pada HDF5.....	80
Gambar 3.15 Desain Eksperimen.....	81
Gambar 3.16 <i>Input Data</i>	82
Gambar 3.17 Arsitektur XceptionNet <i>Baseline</i>	85
Gambar 3.18 Mengganti <i>Topmost Layer</i> dengan 2 <i>Output</i>	86
Gambar 3.19 Mengganti <i>Pre-train Topmost Layer</i> dengan 2 <i>Output</i>	86
Gambar 3.20 Arsitektur XceptionNet <i>Improvement 1</i>	87
Gambar 3.21 Arsitektur XceptionNet <i>Improvement 2</i>	88
Gambar 3.22 Arsitektur XceptionNet <i>Improvement 3</i>	89
Gambar 3.23 Alur <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	90
Gambar 4.1 Grafik Nilai <i>Loss</i> dan Akurasi Metode Deteksi Citra Wajah.....	96
Gambar 4.2 Grafik Nilai <i>Loss</i> dan Akurasi Perbandingan Jumlah FPV.....	98
Gambar 4.3 Visualisasi Histogram Bobot <i>Layer</i> Pertama Model XceptionNet <i>Baseline</i> dengan <i>Dataset</i> FaceForensics++.....	99
Gambar 4.4 <i>Training</i> XceptionNet <i>Baseline</i> dengan <i>Dataset</i> FaceForensics++	101
Gambar 4.5 <i>Training</i> XceptionNet <i>Baseline</i> dengan <i>Dataset</i> Celeb-DF.....	102
Gambar 4.6 <i>Training</i> XceptionNet <i>Baseline</i> dengan <i>Dataset</i> DFDC.....	102
Gambar 4.7 <i>Training</i> XceptionNet <i>Baseline</i> dengan <i>Dataset</i> Combine	102
Gambar 4.8 <i>Training</i> XceptionNet <i>Improvement 1</i> dengan <i>Dataset</i> FaceForensics++	103

Gambar 4.9 <i>Training XceptionNet Improvement 1</i> dengan <i>Dataset Celeb-DF</i> .	103
Gambar 4.10 <i>Training XceptionNet Improvement 1</i> dengan <i>Dataset DFDC</i>	104
Gambar 4.11 <i>Training XceptionNet Improvement 1</i> dengan <i>Dataset Combine</i> .	104
Gambar 4.12 <i>Training XceptionNet Improvement 2</i> dengan <i>Dataset FaceForensics++</i>	105
Gambar 4.13 <i>Training XceptionNet Improvement 2</i> dengan <i>Dataset Celeb-DF</i>	105
Gambar 4.14 <i>Training XceptionNet Improvement 2</i> dengan <i>Dataset DFDC</i>	105
Gambar 4.15 <i>Training XceptionNet Improvement 2</i> dengan <i>Dataset Combine</i> .	106
Gambar 4.16 <i>Training XceptionNet Improvement 3</i> dengan <i>Dataset FaceForensics++</i>	106
Gambar 4.17 <i>Training XceptionNet Improvement 3</i> dengan <i>Dataset Celeb-DF</i>	107
Gambar 4.18 <i>Training XceptionNet Improvement 3</i> dengan <i>Dataset DFDC</i>	107
Gambar 4.19 <i>Training XceptionNet Improvement 3</i> dengan <i>Dataset Combine</i> .	107
Gambar 4.20 Hasil Testing Pertama	109
Gambar 4.21 <i>Benchmark FaceForensics++</i>	110
Gambar 4.22 Implementasi Deteksi Pemalsuan Citra Wajah dengan <i>XceptionNet Improvement 2</i> dan <i>Dataset FaceForensics++</i>	115
Gambar 4.23 Pengaruh Arsitektur Terhadap Waktu Komputasi	119
Gambar 4.24 <i>Confusion Matrix XceptionNet Baseline</i>	120
Gambar 4.25 <i>Confusion Matrix XceptionNet Improvement 1</i>	121
Gambar 4.26 <i>Confusion Matrix XceptionNet Improvement 2</i>	121
Gambar 4.27 <i>Confusion Matrix XceptionNet Improvement 3</i>	122
Gambar 4.28 Grafik Analisa Kinerja XceptionNet.....	123

DAFTAR ISTILAH

- Deepfakes* : Metode yang dapat mensintesis atau memanipulasi wajah yang ada pada citra digital menjadi wajah orang lain dengan teknologi *Deep Learning*.
- Deep Learning* : Metode pembelajaran yang dilakukan oleh mesin dengan cara meniru cara kerja otak manusia atau disebut sebagai neural network.
- Transfer Learning* : Teknik yang bertujuan untuk memanfaatkan pengetahuan dari domain terkait (disebut domain sumber) untuk meningkatkan kinerja pembelajaran atau meminimalkan jumlah contoh berlabel yang diperlukan dalam domain target.
- ImageNet* : *Dataset* yang terdiri dari 1,000 classes dengan 1,2 juta citra training dan 100,000 citra testing.
- Batch Size* : Jumlah sampel data yang disebarkan ke neural network atau juga disebutkan sebagai ukuran dari satuan kecil *Epoch* yang dimasukkan ke dalam *computer*.
- Class/Label* : Variable atau atribut yang digunakan dalam penelitian
- Stride* : Parameter yang digunakan untuk menentukan jumlah pergeseran *kernel/filter*.
- Kernel/Filter* : Matriks yang digunakan untuk menghitung dan mendeteksi suatu pola yang ada pada proses *convolution*
- Hidden Layer* : Lapisan tersembunyi yang menerima informasi kemudian diproses atau diteruskan ke lapisan selanjutnya.
- Feature Map* : *Output* dari proses konvolusi.

- Feature Extraction* : Mengubah citra menjadi fitur berisi angka-angka yang mempresentasikan citra tersebut.
- Flattening* : Mengubah feature map menjadi vektor 1 dimensi.
- Learning Rate* : *Hyperparameter* yang mengontrol seberapa banyak harus mengubah model sebagai respons terhadap perkiraan kesalahan setiap kali bobot model diperbarui.
- Hyperparameter* : Variabel yang digunakan untuk proses training algoritma CNN.
- Neuron* : Pola koneksi yang mirip dengan sel saraf otak manusia.
- Google Colab* : *Tools* berbasis *cloud* yang digunakan sebagai *environment* berbahasa Python dengan format *notebook* atau *jupyter notebook*.



INTISARI

Deepfakes merupakan ancaman yang signifikan bagi masyarakat dari berkembangnya teknologi *Deep Learning*, dimana mampu memanipulasi citra digital yang sulit untuk dibuktikan kepaluannya dengan mata manusia. Konten digital yang dimanipulasi sangat mudah untuk menjangkau masyarakat luas sehingga berpotensi menjadi senjata disinformasi yang menimbulkan kekacauan massal.

Penelitian ini mengusulkan tugas pendeteksian *deepfakes* menggunakan arsitektur XceptionNet melalui pembelajaran transfer dengan empat set data yang berbeda, yaitu FaceForensics++, Celeb-DF, DFDC dan *Combine* yang merupakan penggabungan dari beberapa set data tersebut. Dilakukan improvisasi pada arsitektur XceptionNet dengan metode *fine tuning* dan *feature extraction* menggunakan pembelajaran transfer. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui faktor – faktor yang mempengaruhi akurasi seperti pengaruh desain arsitektur, jenis set data dan jumlah penggunaan *frame per video* (FPV).

Penelitian menunjukkan penambahan 3 *fully-connected layer* sebelum *softmax layer* dengan metode *fine tuning* mampu memberikan akurasi paling unggul, dimana nilai akurasi *testing* tertinggi ditunjukkan pada penggunaan *dataset* FaceForensics++ sebesar 95%. Kemudian penelitian ini menggunakan data baru untuk menguji model yang telah dibuat. Belum ada model yang dapat mencetak akurasi lebih tinggi dari 67% pada data uji baru, yang menunjukkan bahwa model belum mampu mempresentasikan video *deepfakes* yang ada didunia nyata. Hal ini terjadi karena ada beberapa metode pembuatan *deepfakes* yang belum terwakili pada *dataset* yang digunakan.

Kata Kunci: Deteksi *Deepfakes*, Improvisasi, XceptionNet

ABSTRACT

Deepfakes are a significant threat to society from the development of deep learning technology, which is able to manipulate digital images that are difficult to prove falsehood with the human eye. Digital content that is manipulated is very easy to reach the wider community so that it has the potential to become a weapon of disinformation that causes mass chaos.

This study proposes the task of detecting deepfakes using the XceptionNet architecture through transfer learning with four different data sets, namely FaceForensics ++, Celeb-DF, DFDC and Combine which is an amalgamation of these data sets. Improved XceptionNet architecture with fine tuning and feature extraction methods using transfer learning. The purpose of this study was to determine the factors that affect accuracy such as the effect of architectural design, type of data set and the number of frames per video (FPV) used.

Research shows the addition of 3 fully-connected layers before the softmax layer with the fine tuning method is able to provide the most superior accuracy, where the highest testing accuracy value is shown in the use of the FaceForensics++ dataset of 95%. Then this study uses new data to test the model that has been created. There is no model that can score accuracy higher than 67% on the new test data, which shows that the model has not been able to prevent deepfakes videos that exist in the real world. This happens because there are several deepfakes creation methods that are not yet represented in the dataset used.

Keywords: *Deepfakes Detection, Improvisation, XceptionNet*