

**Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional
Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur
Inception-ResNetV2**

Skripsi



oleh:

William Hong
71200617

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI
INFORMASI
UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA
2024**

**Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional
Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur
Inception-ResNetV2**

Skripsi



Diajukan kepada Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Kristen Duta Wacana
Sebagai Salah Satu Syarat dalam Memperoleh Gelar
Sarjana Komputer

Disusun oleh

William Hong

71200617

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI
INFORMASI
UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA
2024**

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi dengan judul:

Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception-ResNetV2

yang saya kerjakan untuk melengkapi sebagian persyaratan menjadi Sarjana Komputer pada pendidikan Sarjana Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Duta Wacana, bukan merupakan tiruan atau duplikasi dari skripsi keserjanaan di lingkungan Universitas Kristen Duta Wacana maupun di Perguruan Tinggi atau instansi manapun, kecuali bagian yang sumber informasinya dicantumkan sebagaimana mestinya.

Jika dikemudian hari didapati bahwa hasil skripsi ini adalah hasil plagiasi atau tiruan dari skripsi lain, saya bersedia dikenai sanksi yakni pencabutan gelar keserjanaan saya.

Yogyakarta, 3 Juni 2024



William Hong
71200617

HALAMAN PERSETUJUAN

Judul Skripsi : KLASIFIKASI GENDER PADA SIDIK JARI
MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK DENGAN IMPLEMENTASI MODEL
ARSITEKTUR INCEPTION-RESNETV2

Nama Mahasiswa : WILLIAM HONG

N I M : 71200617

Matakuliah : Skripsi (Tugas Akhir)


Kode : TI0366

Semester : Genap

Tahun Akademik : 2023/2024

Telah diperiksa dan disetujui di
Yogyakarta,
Pada tanggal 3 Juni 2024

Dosen Pembimbing I


Sri Suwarno, Dr. Ir. M.Eng.

Dosen Pembimbing II


Nugroho Agus Haryono, M.Si

HALAMAN PENGESAHAN

Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural
Network Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception-ResNetV2

Oleh: William Hong / 71200617

Dipertahankan di depan Dewan Penguji Skripsi
Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Kristen Duta Wacana - Yogyakarta
Dan dinyatakan diterima untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Sarjana Komputer
pada tanggal 14 Juni 2024

Yogyakarta, _____
Mengesahkan,

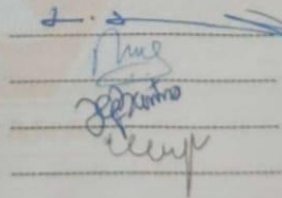
Dewan Penguji:

Dr. Ir. Sri Suwarno, M.Eng

Nugroho Agus Haryono, S.Si, M.Si

Prihadi Beny Waluyo, S.Si, MT

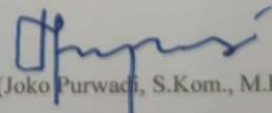
Matahari Bhakti Nendya, S.Kom., M.T



Dekan


(Restyandito, S.Nom., MSIS., Ph.D.)

Ketua Program Studi


(Joko Purwadi, S.Kom., M.Kom.)

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS
SECARA ONLINE
UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA YOGYAKARTA**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

NIM	:	71200617
Nama	:	William Hong
Prodi / Fakultas	:	Teknologi Informasi / Informatika
Judul Tugas Akhir	:	Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception- ResNetV2

bersedia menyerahkan Tugas Akhir kepada Universitas melalui Perpustakaan untuk keperluan akademis dan memberikan **Hak Bebas Royalti Non Eksklusif** (*Non-exclusive Royalty-free Right*) serta bersedia Tugas Akhirnya dipublikasikan secara online dan dapat diakses secara lengkap (*full access*).

Dengan Hak Bebas Royalti Noneklusif ini Perpustakaan Universitas Kristen Duta Wacana berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk *database*, merawat, dan mempublikasikan Tugas Akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Yogyakarta, _____

Yang menyatakan,

(71200617-William Hong)

Karya sederhana ini dipersembahkan
kepada Tuhan, Keluarga Tercinta,
dan Kedua Orang Tua

Segala sesuatu indah pada waktu-Nya

Anonim

Perjalanan ribuan mil dimulai dari langkah satu mil

(Pepatah Kuno)

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kepada Tuhan yang maha kasih, karena atas segala rahmat, bimbingan, dan bantuan-Nya maka akhirnya Skripsi dengan judul Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception-ResNetV2 ini telah selesai disusun.

Penulis memperoleh banyak bantuan dari kerja sama baik secara moral maupun spiritual dalam penulisan Skripsi ini, untuk itu tak lupa penulis ucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Tuhan yang maha kasih,
2. Orang tua penulis, yang selalu mendukung, dan berdoa untuk perjalanan penulis menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Restyandito, S. Kom, M. SIS, Ph. D. selaku Dekan Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Duta Wacana.
4. Bapak Joko Purwadi, S.Kom., M.Kom. selaku Kaprodi Informatika Universitas Kristen Duta Wacana
5. Dr.,Ir. Sri Suwarno, M.Eng selaku Dosen Pembimbing 1, yang telah memberikan ilmunya dan dengan penuh kesabaran membimbing penulis,
6. Nugroho Agus Haryono., S.Si., M.Si, selaku Dosen Pembimbing 2 yang berperan aktif dan penting dalam memberikan arahan, bantuan, bimbingan, dukungan, dan nasehat dalam penulisan skripsi.
7. Semua Dosen Informatika, yang selalu mengajarkan materi dengan sabar dan menarik selama penulis menjalani masa perkuliahan.
8. Sесilia Melani, Dedi Yanto, Ivan Reynaldo, Ferdy Christiawan dan Lain-lain yang telah mendukung moral, spiritual, dan dana untuk belajar selama ini.

Laporan proposal/skripsi ini tentunya tidak lepas dari segala kekurangan dan kelemahan, untuk itu segala kritikan dan saran yang bersifat membangun guna kesempurnaan skripsi ini sangat diharapkan. Semoga proposal/skripsi ini dapat

bermanfaat bagi pembaca semua dan lebih khusus lagi bagi pengembangan ilmu komputer dan teknologi informasi.

Yogyakarta, 5 Juni 2024

William Hong

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS SECARA ONLINE.....	v
UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA YOGYAKARTA	vi
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
INTISARI.....	xv
ABSTRACT.....	xvi
BAB I	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Perumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah.....	2
1.4. Tujuan Penelitian	2
1.5. Manfaat Penelitian	2
1.6. Metodologi Penelitian	2
BAB II.....	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.2 Landasan Teori.....	7
2.2.1 Sidik Jari	7
2.2.2 Convolutional Neural Network (CNN).....	8
2.2.3 Arsitektur Model Inception-ResNet-V2.....	14
BAB III	20
3.1 Analisis Kebutuhan Sistem	20

3.1.1	Perangkat Keras	20
3.1.2	Perangkat Lunak.....	20
3.1.3	Library.....	20
3.2	Block Diagram Penelitian	20
3.3	Metodologi Penelitian	22
3.3.2	Pengumpulan Data	23
3.3.4	Implementasi Arsitektur Model Inception-ResNet-v2.....	25
3.3.5	Compile Model	26
3.3.6	Pelatihan Model	26
3.3.7	Evaluasi Model.....	26
BAB IV		28
4.1	Implementasi Sistem	28
4.2	Pengujian dan Analisis	28
4.2.1	Tahapan Pra Pemrosesan.....	28
4.2.2	Tahapan Training dan Pengujian	28
BAB V.....		34
KESIMPULAN DAN SARAN.....		34
5.1	Kesimpulan	34
5.2	Saran.....	34
DAFTAR PUSTAKA		36
LAMPIRAN A		38
KODE SUMBER PROGRAM		38
LAMPIRAN B		42
KARTU KONSULTASI DOSEN 1.....		42
LAMPIRAN C		43
KARTU KONSULTASI DOSEN 2.....		43
LAMPIRAN D.....		44
LAMPIRAN LAIN-LAIN		44

DAFTAR TABEL

<i>Tabel 1. Contoh Gambar SocoFing dan Nist Special Database 4.....</i>	<i>24</i>
<i>Tabel 2. Pembagian Dataset Training, Validation, Testing</i>	<i>25</i>

DAFTAR GAMBAR

<i>Gambar 1 Pola Sidik Jari (a) Arch, (b) Tented Arch, (c) Left Loop, (d) Right Loop, (e) Whorl</i>	<i>8</i>
<i>Gambar 2. Pixel Map Tulisan Tangan.....</i>	<i>9</i>
<i>Gambar 3. Konvolusi Untuk Menghasilkan Peta Aktivasi.....</i>	<i>10</i>
<i>Gambar 4. Layer Konvolusi</i>	<i>11</i>
<i>Gambar 5 Max Pooling of a Feature Map</i>	<i>12</i>
<i>Gambar 6 Skema Modul Inception-ResNet-A dari jaringan Inception-ResNet-v2.</i>	<i>16</i>
<i>Gambar 7. Skema modul Inception-ResNet-B dari jaringan Inception-ResNet-v2.</i>	<i>17</i>
<i>Gambar 8 Skema modul Inception-ResNet-C dari jaringan Inception-ResNet-v2.</i>	<i>17</i>
<i>Gambar 9. Reduction-A</i>	<i>18</i>
<i>Gambar 10. Reduction-B</i>	<i>19</i>
<i>Gambar 11. Gambaran Proses Penelitian.....</i>	<i>21</i>
<i>Gambar 12. Diagram Alur proses Penelitian</i>	<i>22</i>

INTISARI

Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception-ResNetV2

Oleh

William Hong

71200617

Peneliti melakukan penelitian terkait klasifikasi gender berdasarkan sidik jari berbasis *Convolution Neural Network (CNN)* dan mengandalkan arsitektur InceptionResNetv2. Untuk pengujian ini, peneliti menggunakan dataset dari Sokoto Coventry Fingerprint (SOCOFing) dan NIST Special Database 4, yang kemudian peneliti kembangkan dalam pengenalan gender berdasarkan sidik jari yang akan dilakukan *training* dan *testing*. Dengan mengimplementasikan *Machine Learning*, peneliti berharap pengenalan gender berdasarkan sidik jari dapat dikembangkan dan lebih akurat.

Dalam penelitian ini, peneliti mencoba melakukan empat percobaan dengan menggunakan dua dataset Sokoto Coventry Fingerprint (SOCOFing) dan NIST Special Database 4 dan mencoba menggunakan *Fingerprint Enhancer* pada percobaan ke tiga dan keempat. Hasil pengujian menunjukkan model yang dilatih dengan dataset NIST cenderung memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan SOCOFing, meskipun teknik pre-processing hanya memberikan peningkatan performansi yang signifikan pada dataset NIST.

Kata-kata kunci : *Klasifikasi Gender, Convolutional Neural Network, Sidik Jari*

ABSTRACT

Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception-ResNetV2

By

William Hong

71200617

In this era of rapid technological advancement, researchers have undertaken a study on gender classification based on fingerprints using Convolutional Neural Network (CNN) with the InceptionResNetV2 architecture. For this study, datasets from Sokoto Coventry Fingerprint (SOCOFing) and NIST Special Database 4 were utilized to develop a system for gender recognition based on fingerprints, involving both training and testing phases. By implementing Machine Learning, it is hoped that fingerprint-based gender recognition can be improved and made more accurate.

In this research, four experiments were conducted using the two datasets, Sokoto Coventry Fingerprint (SOCOFing) and NIST Special Database 4, with the third and fourth experiments incorporating the Fingerprint Enhancer. The test results indicated that models trained with the NIST dataset tend to perform better compared to those trained with SOCOFing, although the pre-processing technique significantly improved performance only on the NIST dataset.

Keywords: *Gender Classification, Convolutional Neural Network, Fingerprint*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Pengenalan individu berdasarkan sidik jari adalah salah satu contoh biometrik yang digunakan dalam kehidupan sehari-hari seperti untuk mengenal identitas orang berdasarkan bagian tubuh atau perilaku (Pratama, Adiwijaya, & Faraby S, 2018). Sidik jari memiliki potensi untuk memberikan informasi tambahan tentang karakteristik individu, termasuk identifikasi gender. Identifikasi jenis kelamin dari sidik jari dapat memberikan kontribusi signifikan dalam berbagai aplikasi, seperti keamanan, pengelolaan identitas, dan analisis forensik.

Klasifikasi gender berdasarkan sidik jari didasarkan pada berbagai parameter seperti kerapatan punggung, perbandingan ketebalan jari dengan ketebalan lembah, lebar jari, dan jenis pola sidik jari (Gnanasivam & Vijayarajan, 2019). Dalam konteks ini, penggunaan teknologi dalam mengidentifikasi jenis kelamin berdasarkan sidik jari menjadi semakin penting. Berbagai metode seperti wavelet, minutiae, GLCM, dan Global Features telah diusulkan untuk membangun sistem identifikasi sidik jari.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mencoba mengidentifikasi gender berdasarkan sidik jari dengan menggunakan metode-metode tersebut. Namun, dengan kemajuan teknologi, pendekatan baru yang memanfaatkan deep learning, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) dan memanfaatkan transfer learning, menawarkan potensi untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi gender.

Salah satu penelitian yang telah dilakukan oleh Setiawan (2019) adalah Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus Dengan salah satu Implementasi Model Arsitektur *InceptionResNetV2* dengan optimasi GDM, telah menunjukkan keberhasilan metode ini dalam tugas klasifikasi dengan akurasi training mencapai 94.2%. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melibatkan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model arsitektur *InceptionResNetV2* dalam tugas klasifikasi gender berdasarkan sidik jari.

Dengan menggabungkan keunggulan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan model arsitektur *InceptionResNetV2*, diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan model yang efektif dan akurat dalam tugas klasifikasi gender berdasarkan sidik jari.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang yang sudah diberikan, berikut ini merupakan rumusan masalah dalam penelitian ini.

1. Apakah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model arsitektur *InceptionResNetV2* dapat meningkatkan akurasi untuk tugas klasifikasi gender berdasarkan sidik jari?
2. Bagaimana tingkat akurasi dari metode *Convolutional Neural Network* (CNN)?

1.3. Batasan Masalah

Dari Aspek diatas, penelitian ini memiliki batasan masalah sebagai berikut.

1. Tugas klasifikasi gender berdasarkan sidik jari hanya akan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model arsitektur *InceptionResNetV2*
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini akan terdiri dari dataset sidik jari dari laki-laki dan perempuan. Namun, penelitian ini tidak akan mempertimbangkan faktor-faktor etnis atau usia dari individu tersebut.

1.4. Tujuan Penelitian

1. Menghasilkan sistem klasifikasi gender berdasarkan citra sidik jari manusia dengan akurasi yang tinggi.
2. Menghasilkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dikombinasikan dengan model arsitektur *InceptionResNetV2* yang mampu mengenal gender berdasarkan sidik jari.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan teknologi klasifikasi Gender berdasarkan sidik jari, membantu penyelidikan kriminal, dan meningkatkan keamanan serta analisis forensik melalui pengenalan jenis kelamin berdasarkan sidik jari.

1.6. Metodologi Penelitian

Sistem klasifikasi jenis kelamin (gender) berdasarkan sidik jari menggunakan model arsitektur *InceptionResNetV2* memerlukan beberapa tahap penting, termasuk pengumpulan data, preprocessing, normalisasi, pembuatan model *Convolutional Neural Network* (CNN), pelatihan model, dan evaluasi.

1. Alat

Tensorflow menjadi salah satu framework yang akan digunakan untuk mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam bahasa pemrograman Python.

2. Pengumpulan Data Penelitian ini menggunakan dataset yang diperoleh dari website kaggle yaitu Sokoto Coventry Fingerprint Dataset (SOCOFing) dan NIST Special database 4. Sokoto Coventry Fingerprint Dataset (SOCOFing) adalah basis data biometrik sidik jari terdiri dari 6.000 gambar sidik jari dari 600 subjek Afrika dan memuat atribut-atribut unik seperti label untuk jenis kelamin, tangan dan nama jari, serta versi yang diubah secara sintetis dengan tiga tingkat perubahan berbeda untuk penghapusan, rotasi tengah, dan z-cut. Sedangkan, NIST Special Database 4 (SD 4) adalah kumpulan data dari National Institute of Standards and Technology (NIST) yang berfokus pada gambar sidik jari berkualitas tinggi. Database ini terdiri dari 4.000 gambar sidik jari dari 2.000 jari, dengan dua gambar per jari, diambil dengan resolusi 500 dpi dan disimpan dalam format PNG. Dataset ini mencakup informasi jenis kelamin, pola sidik jari seperti loop, whorl, dan arch, serta label yang menunjukkan jari mana yang diambil.
3. 3 jenis data yaitu pelatihan, validasi, dan pengujian. Pembagian dataset akan menjadi 70% data pelatihan, 20% data validasi, dan 10% data pengujian. Pembagian dataset menjadi data pelatihan digunakan untuk melatih model, data validasi untuk memantau kinerja dan penyesuaian, serta data uji untuk menguji performa akhir model.
4. Pengembangan Sistem model Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur InceptionResNetV2 dilakukan dengan TensorFlow dan Keras. Model dilatih pada data pelatihan dengan pemantauan performa pada data validasi untuk mencegah overfitting.

5. Evaluasi akan dilakukan setelah model sudah selesai dilatih. Prosedur evaluasi akan dilakukan dengan menggunakan akurasi, presisi, recall, dan f-1 score menggunakan dataset uji.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Pada Penelitian yang pernah dilakukan oleh Miranda, Novamizanti, & Rizal (2020) menjelaskan bahwa proses pengenalan pola sidik jari secara manual masih memakan waktu dan bergantung pada kemampuan individu, sehingga diperlukan sistem otomatis yang dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi. Oleh karena itu, penelitian mereka bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi sidik jari yang lebih akurat dan efisien menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan arsitektur ResNet-50. Pada sistem yang dibuat Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan menggunakan preprocessing CLAHE dan arsitektur ResNet-50, sistem klasifikasi sidik jari mencapai akurasi validasi sebesar 95,05%. Hal ini menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengklasifikasikan pola sidik jari dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa preprocessing CLAHE dan optimasi SGD dapat meningkatkan performa sistem klasifikasi sidik jari. Dengan menggunakan metode ini, penelitian mencapai akurasi pelatihan sebesar 99,52% dan loss pelatihan sebesar 0,016.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Barzut & Milan (2022) menjelaskan bahwa fokus pada penelitian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja tiga jenis Convolutional Neural Network (CNN) yang paling umum digunakan dalam skenario identifikasi sidik jari, yaitu AlexNet, GoogLeNet, dan ResNet. Mereka menggunakan database Fingerprint Vendor Competition (FVC2000 DB2) yang terdiri dari 800 sidik jari untuk pengujian sistem identifikasi sidik jari. Mereka juga melakukan augmentasi data dengan memutar gambar sidik jari dalam rentang $\pm 24^\circ$ dengan langkah 6° untuk memperluas set data pelatihan. AlexNet adalah jaringan Convolutional Neural Network (CNN) dengan 25 lapisan total dan menggunakan gambar input dengan ukuran 227 x 227 piksel. GoogLeNet memiliki 144 lapisan total dan menggunakan gambar input dengan ukuran 224 x 224 piksel. ResNet memiliki tiga versi dengan jumlah lapisan yang berbeda, yaitu 50, 101, dan 152 lapisan. Semua jaringan Convolutional Neural Network (CNN) ini dilatih

menggunakan teknik transfer learning dengan menggunakan learning rate awal yang ditentukan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketiga jaringan Convolutional Neural Network (CNN) mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan sidik jari. AlexNet mencapai akurasi pelatihan 100% dalam waktu 33 menit dengan akurasi verifikasi 93,67%. GoogLeNet mencapai akurasi verifikasi antara 94% hingga 95,33%. ResNet mencapai akurasi verifikasi antara 96,33% hingga 97%. Dalam hal akurasi, ResNet mencapai hasil verifikasi terbaik yaitu 97%.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Bakti dan Firdaus (2022) membahas tentang pengklasifikasian penyakit Covid-19 berdasarkan citra x-ray dada menggunakan metode *Convolution Neural Network* (CNN) dengan model arsitektur InceptionResNet-V2, yang merupakan salah satu arsitektur *Convolution Neural Network* (CNN). Model akan melatih 4000 dataset citra x-ray dada yang terdiri dari empat kelas yang dibagi masing-masing kelas 1000 gambar yaitu dengan kelas Normal, Viral Pneumonia, Lung_Opacity, Covid. Dari 1000 image data tiap kelas terbagi 80% (800 image) untuk data training dan 20% (200 image) untuk validasi data. Dataset ini diambil dari dataset CovidX, yang merupakan kumpulan citra x-ray dada dari pasien yang terinfeksi Covid-19, pneumonia, atau normal. Penulis juga menggunakan teknik augmentasi data, yaitu proses yang mengubah citra x-ray dada dengan cara yang acak, untuk meningkatkan variasi dan kompleksitas dari dataset. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur CNN InceptionResNet-V2 dapat menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 98%, dengan presisi tiap kelas Covid (99%), Lung_Opacity (97%), Normal (98%), Viral_Pneumonia (98%). Hal ini menunjukkan bahwa arsitektur CNN InceptionResNet-V2 dapat membantu diagnosis penyakit Covid-19 dengan akurat.

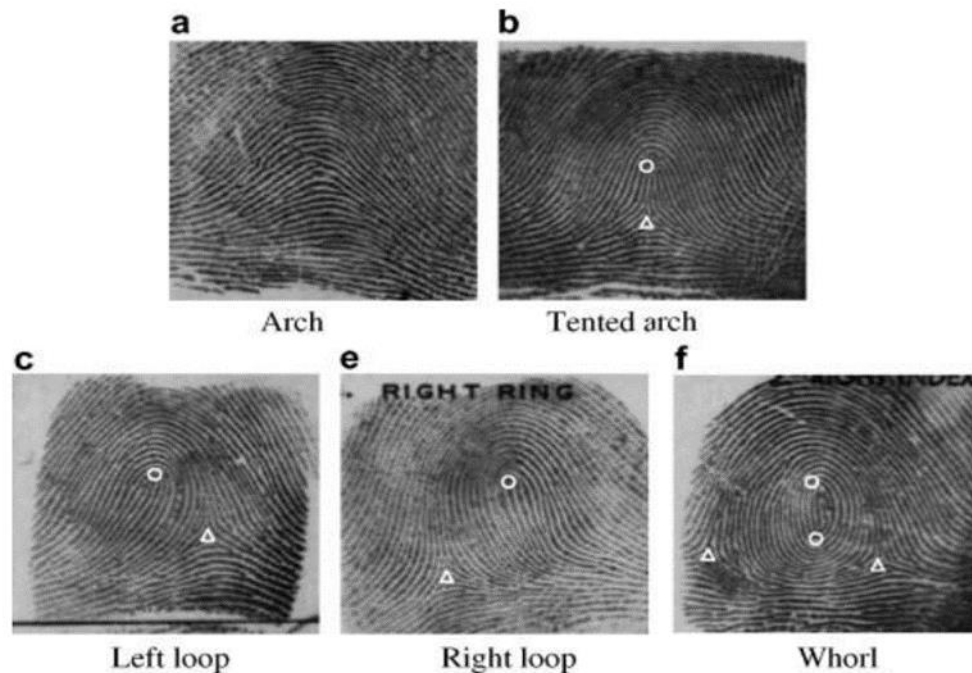
Penelitian Selanjutnya yang dilakukan oleh Masruroh, Surarso, dan Warsito (2023) membahas tentang bagaimana empat arsitektur deep learning, yaitu Inception-ResNetV2, Xception, Inception-V3, dan ResNet50, dapat mengklasifikasikan gambar bentuk wajah menjadi lima kelas, yaitu heart, long, oblong, square, dan round. Jurnal tersebut menggunakan dataset Messidor, yang terdiri dari 4500 gambar bentuk wajah dengan resolusi 224x224 piksel, yang dibagi

menjadi 16 bagian yang sama. Jurnal tersebut melakukan dua skenario pengujian, yaitu menggunakan deep learning tanpa optimasi tambahan, dan menggunakan deep learning dengan optimasi Gradient Descent, yang merupakan sebuah algoritma yang mencari nilai minimum dari sebuah fungsi dengan cara mengubah parameter secara iteratif. Jurnal tersebut mengukur kinerja deep learning dengan menggunakan metrik accuracy, recall, precision, dan F1-score. Jurnal tersebut menemukan bahwa arsitektur deep learning terbaik untuk klasifikasi bentuk wajah adalah Inception-ResNetV2, yang menggunakan fungsi aktivasi Mish dan optimizer Nadam, dengan accuracy dan F1-score tertinggi, yaitu 92.00%, dan waktu pengujian tercepat, yaitu 65.0 menit

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Sidik Jari

Sidik jari adalah pola unik yang terdapat pada ujung jari manusia. Pola ini terdiri dari puncak (ridges) dan lembah (valleys) yang membentuk pola yang khas dan unik bagi setiap individu. Sidik jari manusia memiliki beragam pola jajaran, dalam sejarahnya, pola-pola ini telah dikelompokkan menjadi arch, tented arch, left loop, right loop dan whorl seperti gambar 1 dibawah.



Gambar 1 Pola Sidik Jari (a) Arch, (b) Tented Arch, (c) Left Loop, (d) Right Loop, (e) Whorl

Pada gambar 1, pola sidik jari dapat dianalisis pada berbagai skala dan memiliki berbagai jenis fitur, seperti pola alur (*ridge pattern*) dan titik singularitas (*singularity points*). Pada umumnya, teknologi sidik jari digunakan untuk identifikasi atau verifikasi seseorang dalam dokumen resmi. Teknologi biometrik lainnya juga ada, seperti geometri tangan, pemindaian retina, pemindaian iris, analisis pengenalan wajah, sidik jari DNA, tanda tangan, suara, pola ketukan tombol, dan gerakan tubuh (Gornale, 2015).

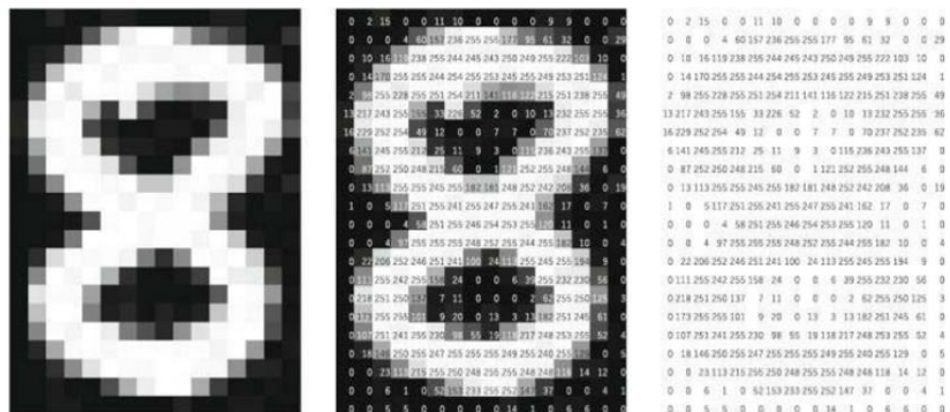
2.2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah singkatan dari *Convolutional Neural Network*. Ini adalah jenis algoritma *deep learning* yang dirancang untuk meniru pemrosesan visual otak manusia. CNN sangat efektif dalam tugas seperti deteksi objek, pengenalan digit, dan pengenalan gambar. CNN menggunakan serangkaian langkah termasuk lapisan konvolusi, penggabungan, dan pembentukan fitur untuk mengekstrak dan mempelajari fitur dari data masukan. CNN telah menjadi populer karena efisiensi dan akurasinya dalam berbagai bidang (Ajit, K, & Samanta, 2020). Convolutional Neural Network atau CNN terdiri dari beberapa jenis lapisan yang berbeda, yang

bekerja bersama-sama untuk memproses data gambar (Ajit, K, & Samanta, 2020). Berikut adalah beberapa lapisan utama dalam struktur CNN:

A. Convolutional Layer

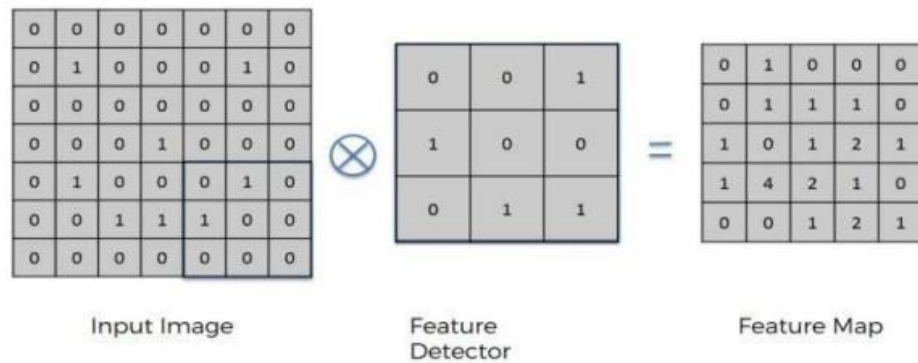
Lapisan konvolusi dalam jaringan saraf tiruan adalah seperti detektor fitur pada gambar. Ini bekerja dengan mengambil gambar dan meluncurkan kotak kecil (biasanya 3x3 atau 5x5 piksel) di seluruh gambar untuk melihat pola tertentu. Misalnya, kotak ini dapat mencari garis, sudut, atau bentuk khusus lainnya dalam gambar. Saat kotak tersebut bergerak, ia membuat peta fitur yang menyoroti di mana pola-pola ini ditemukan di gambar. Peta fitur ini membantu jaringan saraf mengidentifikasi ciri-ciri penting dalam gambar yang kemudian digunakan untuk pengenalan objek atau tugas lainnya.



Gambar 2. Pixel Map Tulisan Tangan

Pada *gambar 2* representasi gambar karakter tulisan diterjemahkan kedalam bentuk matriks piksel. Setiap piksel dalam gambar mewakili tingkat keabuan pada posisi tertentu. CNN digunakan untuk mengambil

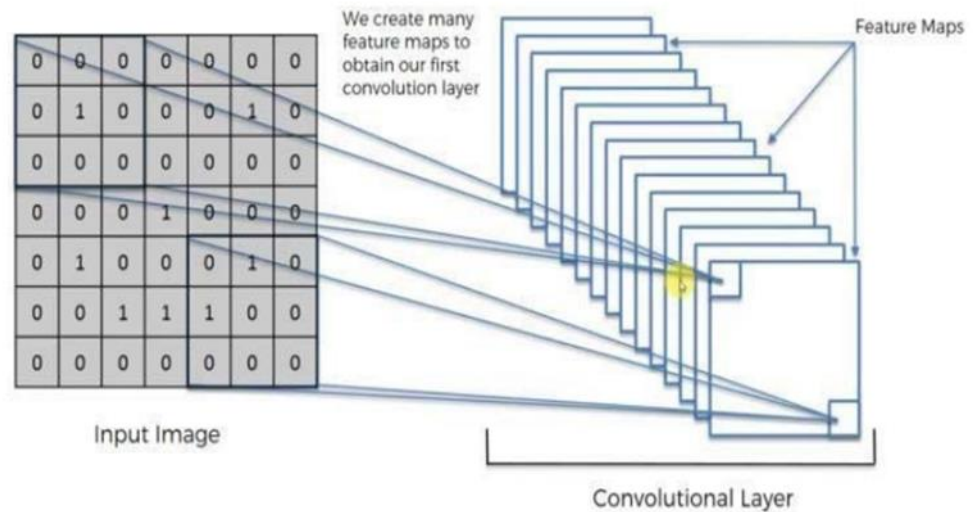
representasi matriks piksel ini dan melakukan pengenalan karakter atau kata-kata dalam gambar tulisan tangan.



Gambar 3. Konvolusi Untuk Menghasilkan Peta Aktivasi

Konvolusi dalam CNN mirip dengan pemindaian gambar dengan "jendela" khusus yang bisa mengenali pola dalam gambar yang bisa dilihat pada gambar 3. Jendela ini bergerak melintasi gambar, mengalikan dirinya dengan area kecil gambar, dan menghasilkan nilai yang mencerminkan pola yang ditemukan. Ini membantu komputer mengidentifikasi fitur-fitur seperti tepi, sudut, atau tekstur dalam gambar. Hasil dari semua jendela ini digabungkan menjadi peta fitur yang mewakili gambar dengan fitur-fitur

yang telah ditemukan seperti pada *gambar 4* dibawah (Ajit, K, & Samanta, 2020).

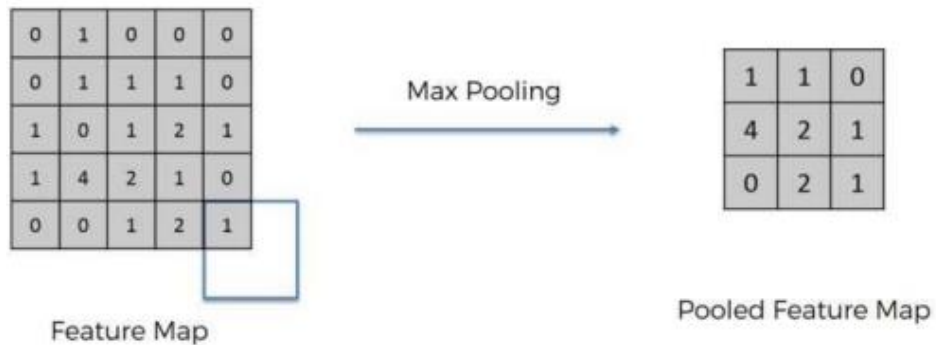


Gambar 4. Layer Konvolusi

B. Pooling

Pooling (Pooling Layer) adalah salah satu lapisan dalam Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan untuk mengurangi dimensi data dengan cara mempertahankan informasi paling penting. Tujuan dari *pooling* adalah untuk mengurangi *overfitting*, mengurangi jumlah parameter dalam jaringan, dan memungkinkan jaringan untuk fokus pada fitur-fitur paling penting. *Pooling* biasanya dilakukan dalam jendela yang bergerak di seluruh peta fitur. Contoh penggunaan *pooling* adalah *Max Pooling*, di mana nilai

terbesar dalam setiap jendela diambil sebagai representasi dari wilayah tersebut yang ditunjukkan pada *gambar 5* (Ajit, K, & Samanta, 2020).



Gambar 5 Max Pooling of a Feature Map

C. Fully Connected Layer

Fully Connected Layer adalah lapisan dalam jaringan saraf yang menghubungkan setiap neuron di lapisan ini dengan setiap neuron di lapisan sebelumnya. Tujuannya adalah untuk menggabungkan informasi dari seluruh lapisan sebelumnya dan melakukan pemrosesan akhir untuk tugas tertentu, seperti klasifikasi gambar (Ajit, K, & Samanta, 2020).

D. Transfer learning

Transfer learning adalah konsep di mana kita melatih sebuah model pada satu masalah dan kemudian dapat menyesuaikan dan menerapkannya pada masalah lain yang serupa. *Transfer learning* bermanfaat dalam hal mengurangi waktu pelatihan, juga menghilangkan kebutuhan akan dataset yang besar. Salah satu keuntungan dari transfer learning adalah efisiensi waktu pelatihan. Dengan menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya, kita tidak perlu melatih model dari awal, sehingga waktu yang dibutuhkan untuk melatih model menjadi lebih singkat. Selain itu, transfer learning juga menghilangkan kebutuhan akan dataset yang besar, karena kita dapat menggunakan pengetahuan yang sudah ada dari model sebelumnya untuk mempelajari masalah baru (Gupta, S, & Kumar, 2022).

E. Activation Function

Activation Function (Aktivasi fungsi) dalam konteks jaringan saraf adalah fitur yang memungkinkan neuron yang diaktifkan dapat dipertahankan dan

dipetakan oleh fungsi non-linear. Fungsi aktivasi digunakan untuk meningkatkan kemampuan ekspresi model jaringan saraf. Cara kerja fungsi aktivasi adalah dengan menerapkan fungsi non-linear pada output dari setiap neuron dalam jaringan saraf. Fungsi ini mengubah nilai input menjadi output yang diaktifkan, yang kemudian digunakan untuk menghitung output dari lapisan berikutnya dalam jaringan saraf (Wang, Li, Song, & Xuewen, 2020).

F. Metrik Evaluasi

Metrik evaluasi adalah ukuran atau parameter yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja suatu model atau algoritma dalam masalah tertentu.

Metrik evaluasi yang digunakan adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*. Berikut rumus-rumus yang digunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* pada persamaan (5),(6),(7),(8) (Ali, Daniel, & Paul, 2019).

a) Accuracy

$$\frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

Persamaan (1) Rumus Accuracy dalam Metrik Evaluasi

Accuracy (akurasi) mengukur sejauh mana model klasifikasi benar memprediksi kelas target. Akurasi dihitung sebagai rasio prediksi benar (True Positive dan True Negative) dibagi dengan total jumlah contoh seperti yang digambarkan pada *persamaan (1)*.

b) Precision

$$\frac{TP}{TP + FP}$$

Persamaan (2) Rumus Precision dalam Metrik Evaluasi

Precision (presisi) mengukur berapa banyak dari prediksi positif yang sebenarnya benar. Presisi dihitung sebagai rasio True Positive dibagi dengan jumlah prediksi positif (True Positive dan False Positive) seperti yang digambarkan pada *persamaan (2)*.

c) Recall

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

Persamaan (3) Rumus Recall dalam Metrik Evaluasi

Recall (recall) mengukur berapa banyak dari prediksi positif yang sebenarnya benar. Presisi dihitung sebagai rasio True Positive dibagi dengan jumlah prediksi positif (True Positive dan False Negative) seperti yang digambarkan pada *persamaan (3)*.

d) F1-score

$$\frac{2(Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)}$$

Persamaan (4) Rumus F1-Score dalam Metrik Evaluasi

F1-score adalah *metrik evaluasi* yang digunakan terutama dalam konteks masalah klasifikasi yang berisi rata-rata dari presisi dan recall yang memberikan gambaran sejauh mana model klasifikasi berhasil dalam mengidentifikasi kelas positif seperti yang digambarkan pada *persamaan (4)*.

Keterangan rumus pada *persamaan (1),(2),(3),(4)*:

- True Positive (TP) - Benar Positif: Kasus di mana algoritma dengan benar mengklasifikasikan contoh sebagai positif.
- True Negative (TN) - Benar Negatif: Kasus di mana algoritma dengan benar mengklasifikasikan contoh sebagai negatif.
- False Positive (FP) - Salah Positif: Kasus di mana algoritma salah mengklasifikasikan contoh sebagai positif, padahal seharusnya negatif. Juga dikenal sebagai kesalahan tipe I.
- False Negative (FN) - Salah Negatif: Kasus di mana algoritma salah mengklasifikasikan contoh sebagai negatif, padahal seharusnya positif. Juga dikenal sebagai kesalahan tipe II.
- Recall – Nilai dari keseluruhan recall.
- Precision – Nilai dari keseluruhan presisi.

2.2.3 Arsitektur Model Inception-ResNet-V2

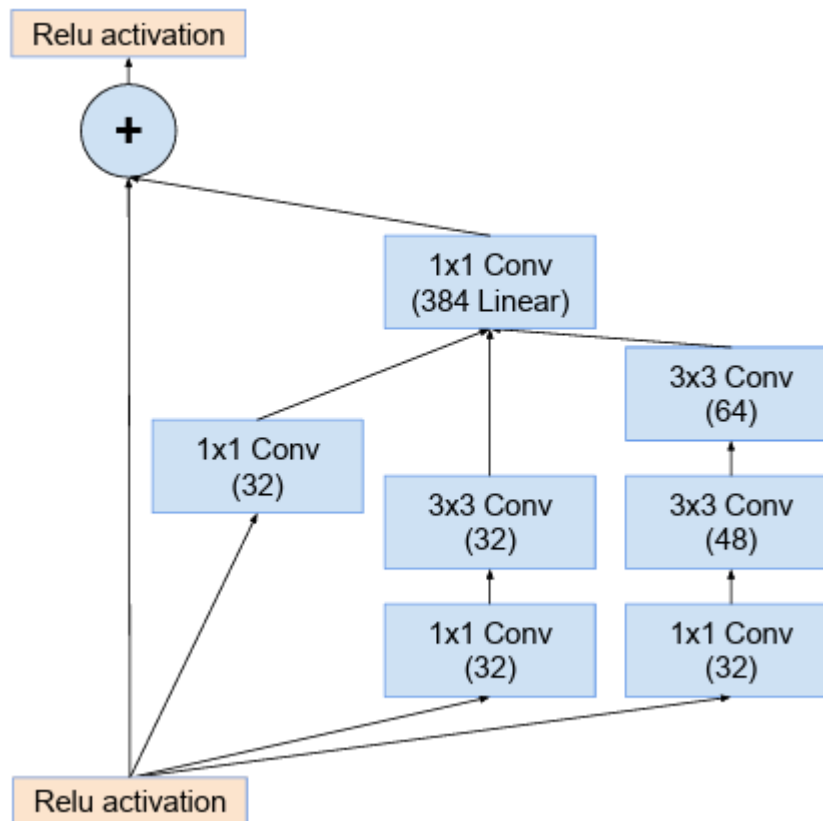
Sebagai bentuk pengembangan teknologi CNN, Szegedy, Loffe, dan Vanhoucke (2016) mengembangkan arsitektur baru yang bernama *Inception-ResNet-v2*. *Inception-ResNet-v2* merupakan hasil penggabungan dari modul

Inception dan koneksi residual. *Inception-v4* merupakan varian murni dari arsitektur Inception tanpa koneksi residual. Sedangkan *ResNet* merupakan arsitektur yang menerapkan koneksi residual. *Inception-ResNet-v2* dikembangkan dengan tujuan untuk menggabungkan arsitektur Inception dengan koneksi residual, yang telah terbukti meningkatkan kecepatan pelatihan jaringan secara signifikan. *Inception-ResNet-v2* juga dirancang untuk mencapai kinerja pengenalan gambar yang lebih baik daripada *Inception-v4*. Pengembangan *Inception-ResNet-v2* juga melibatkan perancangan versi baru dari blok Inception yang lebih efisien dan struktur yang lebih besar untuk meningkatkan kinerja jaringan.

Koneksi residual adalah teknik yang memungkinkan jaringan saraf konvolusional untuk belajar dari lapisan-lapisan sebelumnya dengan menambahkan output dari lapisan sebelumnya ke lapisan berikutnya. Hal ini dapat mengurangi masalah vanishing gradient, yaitu ketika gradien dari fungsi kesalahan menjadi sangat kecil sehingga sulit untuk memperbarui bobot jaringan.

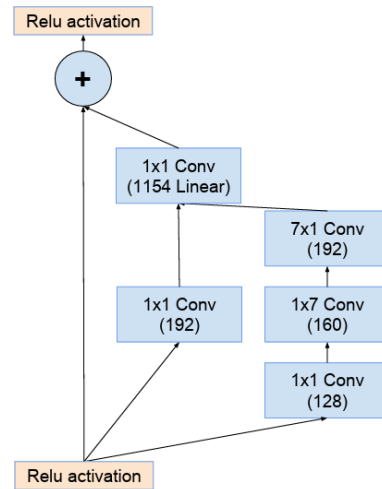
Modul Inception adalah blok bangunan dari arsitektur Inception, yang terdiri dari beberapa cabang paralel yang melakukan operasi konvolusi, pooling, atau bottleneck dengan ukuran filter yang berbeda-beda. Hal ini dapat meningkatkan representasi fitur dari gambar dengan memanfaatkan informasi spasial dan saluran yang berbeda.

InceptionResNetV2 memiliki 164 lapisan konvolusional dan dapat mengklasifikasikan gambar ke dalam 1000 kategori objek². Arsitektur ini terdiri dari tiga jenis modul Inception yang disebut *Inception-ResNet-v2-A*, *Inception-ResNet-v2-B*, dan *Inception-ResNet-v2-C*, serta dua jenis modul reduksi yang disebut *Reduction-A* dan *Reduction-B*. Modul-modul ini memiliki struktur yang berbeda-beda, tetapi semuanya menggunakan koneksi residual untuk menggabungkan output dari cabang-cabang paralel.



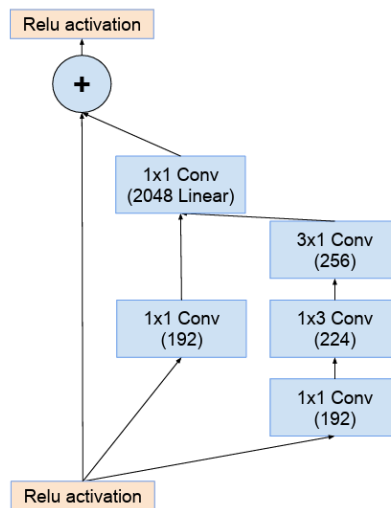
Gambar 6 Skema Modul Inception-ResNet-A dari jaringan Inception-ResNet-v2.

Pada gambar 6, Modul *Inception-ResNet-A* digunakan untuk grid 35 x 35 dan memiliki empat cabang paralel. Cabang pertama adalah konvolusi 1 x 1, cabang kedua adalah konvolusi 1 x 1 diikuti oleh konvolusi 3 x 3, cabang ketiga adalah konvolusi 1 x 1 diikuti oleh dua konvolusi 3 x 3, dan cabang keempat adalah average pooling 3 x 3 diikuti oleh konvolusi 1 x 1. Output dari keempat cabang ini kemudian dijumlahkan dengan output dari lapisan sebelumnya, dan diaktivasi dengan fungsi ReLU.



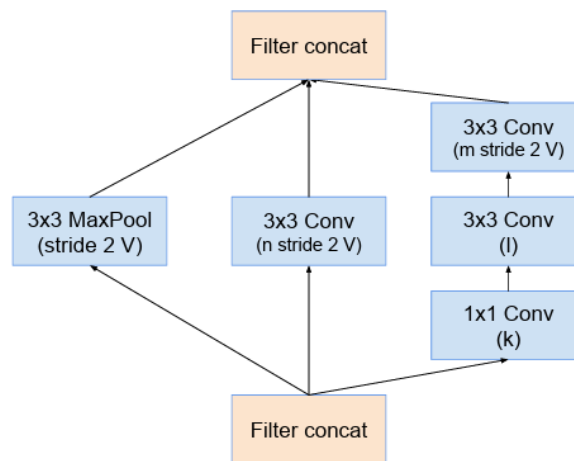
Gambar 7. Skema modul Inception-ResNet-B dari jaringan Inception-ResNet-v2.

Pada gambar 7, modul *Inception-ResNet-B* ini digunakan untuk grid 17 x 17 dan memiliki tiga cabang paralel. Cabang pertama adalah konvolusi 1 x 1, cabang kedua adalah konvolusi 1 x 1 diikuti oleh konvolusi 1 x 7 dan 7 x 1, dan cabang ketiga adalah average pooling 3 x 3 diikuti oleh konvolusi 1 x 1. Output dari ketiga cabang ini kemudian dijumlahkan dengan output dari lapisan sebelumnya, dan diaktivasi dengan fungsi ReLU.



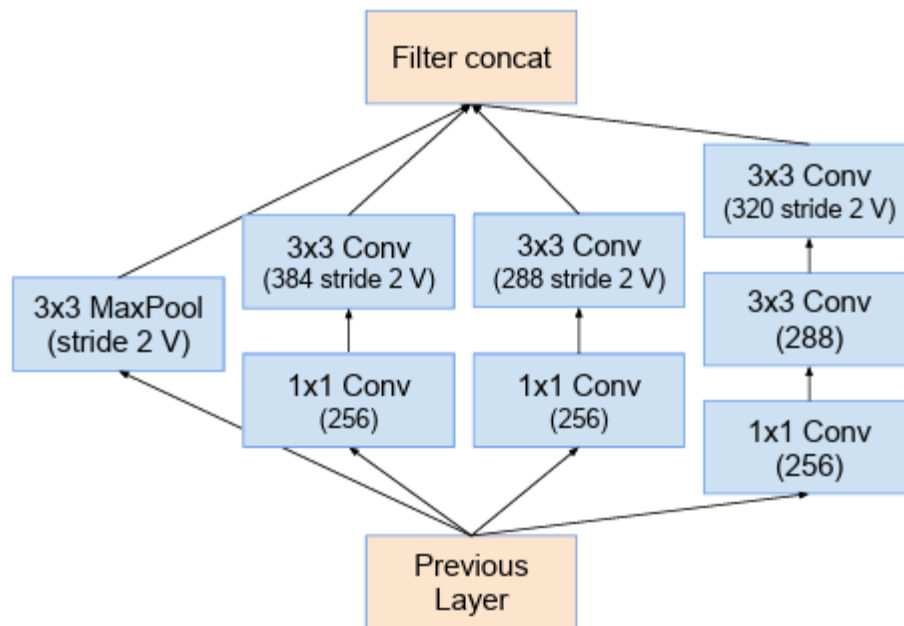
Gambar 8 Skema modul Inception-ResNet-C dari jaringan Inception-ResNet-v2.

Pada gambar 8, modul *Inception-ResNet-C* digunakan untuk grid 8×8 dan memiliki tiga cabang paralel. Cabang pertama adalah konvolusi 1×1 , cabang kedua adalah konvolusi 1×1 diikuti oleh konvolusi 1×3 dan 3×1 , dan cabang ketiga adalah average pooling 3×3 diikuti oleh konvolusi 1×1 . Output dari ketiga cabang ini kemudian dijumlahkan dengan output dari lapisan sebelumnya, dan diaktivasi dengan fungsi ReLU



Gambar 9. Reduction-A

Pada gambar 9, Modul *Reduction-A* digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari grid 35×35 menjadi 17×17 . Modul ini memiliki tiga cabang paralel. Cabang pertama adalah konvolusi 3×3 dengan stride 2, cabang kedua adalah konvolusi 1×1 diikuti oleh konvolusi 3×3 dan konvolusi 3×3 dengan stride 2, dan cabang ketiga adalah max pooling 3×3 dengan stride 2. Output dari ketiga cabang ini kemudian digabungkan dengan operasi concatenation



Gambar 10. Reduction-B

Modul ini digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari grid 17×17 menjadi 8×8 . Modul ini memiliki empat cabang paralel. Cabang pertama adalah konvolusi 1×1 diikuti oleh konvolusi 3×3 dengan stride 2, cabang kedua adalah konvolusi 1×1 diikuti oleh konvolusi 1×7 , 7×1 , dan 3×3 dengan stride 2, cabang ketiga adalah konvolusi 1×1 diikuti oleh konvolusi 7×1 , 1×7 , 7×1 , 1×7 , dan 3×3 dengan stride 2, dan cabang keempat adalah max pooling 3×3 dengan stride 2. Output dari keempat cabang ini kemudian digabungkan dengan operasi concatenation.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Analisis Kebutuhan Sistem

3.1.1 Perangkat Keras

Untuk membangun model klasifikasi sidik jari, penulis akan menggunakan perangkat sebagai berikut:

- Laptop : Acer Nitro AN515-15
- Processor : Intel® Core™ i5-10300H CPU @2.50Ghz (8 CPus)
2.5Ghz
- RAM : 16GB

3.1.2 Perangkat Lunak

Untuk membangun model klasifikasi sidik jari, penulis akan menggunakan perangkat lunak sebagai berikut:

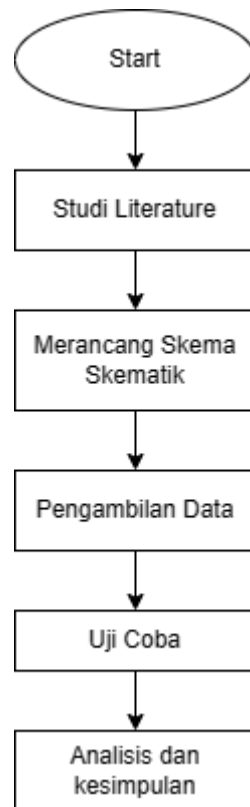
- Sistem Operasi : Windows 11 Home Single Language 64-bit
- Software : Pycharm

3.1.3 Library

Untuk membangun model klasifikasi sidik jari, penulis juga akan menggunakan beberapa library pendukung untuk membangun model klasifikasi sidik jari sebagai berikut:

- Python
- Tensorflow
- Keras
- Sklearn
- Matplotlib
- Numpy
- Fingerprint Enhancer

3.2 Block Diagram Penelitian



Gambar 11. Gambaran Proses Penelitian

Berdasarkan metode penelitian yang akan dilakukan, gambaran proses penelitian dapat dilihat pada gambar 11.

1. Studi *Literature*

Studi Literature adalah proses membaca, memahami, dan meresapi literatur atau karya tulis yang telah ada terkait dengan suatu topik tertentu.

2. Perancangan Skematik

Perancangan skematik yaitu analisis kebutuhan sistem, merancang model dan alat yang optimal untuk sistem yang akan dibuat dengan mempertimbangkan berbagai kebutuhan yang telah ditentukan.

3. Pengambilan Data

Proses ini dilakukan untuk mencoba rangkaian alat yang akan diuji.

4. Uji Coba

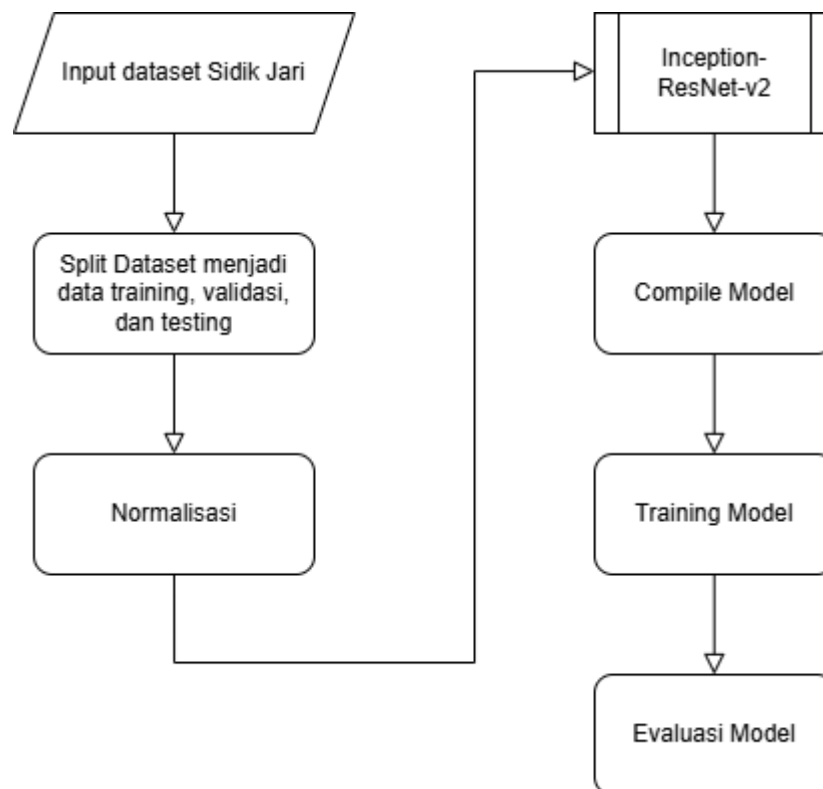
Uji coba dilakukan untuk melakukan pengukuran terhadap performa alat atau model yang telah dirancang untuk menentukan alat dapat berfungsi dengan baik.

5. Analisis dan Kesimpulan

Analisis dan kesimpulan dilakukan setelah uji coba dilakukan dengan mengambil kesimpulan dari berbagai hasil analisis yang telah terjadi.

3.3 Metodologi Penelitian

3.3.1 Diagram Sistem



Gambar 12. Diagram Alur proses Penelitian

Pada gambar 12, ditunjukkan diagram alur proses yang menggambarkan langkah-langkah utama dalam klasifikasi gender berdasarkan sidik jari menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur Inception-ResNet-v2. Proses dimulai dengan memperoleh dataset gambar sidik jari yang kemudian diproses lebih lanjut. Tahap pre-processing mencakup pembagian dataset menjadi tiga bagian utama: data training, data validasi, dan data uji. Data training digunakan untuk melatih model, data validasi untuk memantau kinerja model guna mencegah overfitting, dan data uji untuk mengevaluasi kinerja akhir model.

Selanjutnya, gambar sidik jari dinormalisasi untuk menyesuaikan skala data agar berada dalam rentang 0 hingga 1, untuk mempermudah proses pelatihan

model. Model CNN dirancang menggunakan teknik transfer learning dengan arsitektur Inception-ResNet-v2, memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya (pre-trained) untuk mempercepat dan meningkatkan proses pelatihan. *Optimizer* yang digunakan untuk mengupdate bobot model selama pelatihan adalah Adam, sedangkan *loss function* yang digunakan untuk mengukur kesalahan prediksi model dalam klasifikasi biner adalah binary crossentropy. Model CNN yang telah dirancang kemudian dilatih menggunakan data training dan divalidasi menggunakan data validasi untuk memastikan kinerja yang konsisten dan menghindari overfitting.

Setelah model selesai dilatih, kinerjanya dievaluasi menggunakan data testing untuk mengukur performa akhir dalam mengklasifikasikan gender berdasarkan sidik jari. Evaluasi ini melibatkan pengujian akurasi, presisi, recall, dan f1-score menggunakan dataset uji. Tujuan keseluruhan dari proses ini adalah untuk menghasilkan model yang efektif dan akurat dalam klasifikasi gender berdasarkan sidik jari.

3.3.2 Pengumpulan Data





Dalam tahap pengumpulan data penelitian, penulis memanfaatkan 2 dataset yang berbeda. Pertama, peneliti menggunakan dataset yang bernama Sokoto Coventry Fingerprint Dataset (SOCOFing) yang merupakan sebuah basis data biometrik sidik jari yang secara khusus dirancang untuk keperluan penelitian akademis. Dataset ini terdiri dari 6.000 gambar sidik jari yang berasal dari 600 subjek di wilayah Afrika yang masing masing memiliki 4770 gambar sidik jari berjenis kelamin laki-laki dan 1230 gambar sidik jari berjenis kelamin perempuan. Pada dataset ini, Peneliti menggunakan 1000 gambar pada label laki-laki dan 1000 gambar pada label perempuan.

Selanjutnya, peneliti menggunakan dataset Nist Special Database 4. NIST Special Database 4 adalah sebuah dataset yang disediakan oleh National Institute of Standards and Technology (NIST) yang berfokus pada gambar sidik jari berkualitas tinggi. Database ini berisi 4000 gambar dari 2000 jari (dengan dua gambar per jari), diambil dengan resolusi sekitar 500 dpi, dan disimpan dalam

format PNG. Informasi yang terkandung pada sidik jari ini adalah gender, pola pada sidik jari dan label yang menunjukkan jari mana yang diambil.

3.3.3 Pengambilan Dataset

Peneliti mencoba mengambil beberapa data yang akan digunakan pada empat penelitian yang akan dilakukan. Pada penelitian ke-1 peneliti akan menggunakan Dataset SocoFing dengan total 1000 gambar pada label laki-laki dan 1000 gambar pada label perempuan. Pada penelitian ke-2, Peneliti akan menggunakan dataset NIST Special Database 4 dengan total 750 gambar pada label laki-laki dan 750 gambar pada label perempuan. Pada penelitian ke-3 dan ke-4, peneliti menggunakan dataset SOCOFing dan dataset NIST Special Database 4 yang sudah di pre-processing menggunakan library Fingerprint Enhancer. Contoh data bisa dilihat pada tabel 1.

Nama Dataset	Laki-laki	Perempuan
Sokoto Coventry Fingerprint (SOCOFing)		
Nist Special Database 4		

Tabel 1. Contoh Gambar SocoFing dan Nist Special Database 4

Dataset yang digunakan akan dibagi menjadi tiga jenis, yaitu data training, data validation, dan data testing. Data training adalah data yang digunakan untuk melatih model machine learning dan Data validation adalah data yang digunakan untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan. Sedangkan, Data testing adalah data yang digunakan untuk menguji performa akhir model setelah proses pelatihan selesai, yaitu dengan mengukur metrik evaluasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model. Salah satu cara untuk membagi dataset

adalah dengan menggunakan rasio 70:20:10, yaitu 70% data untuk data training, 20% data untuk data validation, dan 10% data untuk data testing.

Untuk implementasi pembagian dataset menjadi data training, data validation dan data testing akan dilihat pada tabel 2 yang ada dibawah.

Skenario	Dataset	Train Female	Train Male	Validation Female	Validation male	Testing Female	Testing Male
Skenario 1	Sokoto Coventry Fingerprint (SocoFing)	2000	2000	1000	1000	300	300
Skenario 2	NIST Special Database 4	525	525	150	150	75	75
Skenario 3	Sokoto Coventry Fingerprint + NIST Special Database 4	700	700	200	200	100	100

Tabel 2. Pembagian Dataset Training, Validation, Testing

3.3.4 Implementasi Arsitektur Model Inception-ResNet-v2

Implementasi arsitektur model Inception-ResNet-v2 untuk klasifikasi gender berdasarkan sidik jari melibatkan langkah-langkah khusus dalam penerapan struktur ini pada tugas tersebut. Pertama, dilakukan penggunaan pre-trained model Inception-ResNet-v2 yang telah dilatih pada dataset gambar yang luas, seperti ImageNet. Pre-trained model ini memungkinkan ekstraksi fitur yang dapat mendeteksi pola dan karakteristik kompleks pada gambar sidik jari. Selanjutnya, lapisan terakhir dari model tersebut diganti dengan lapisan klasifikasi yang sesuai dengan jumlah kategori gender yaitu pria dan wanita. Penyesuaian tersebut disertai dengan inisialisasi ulang bobot pada lapisan tersebut agar sesuai dengan tugas klasifikasi gender. Penambahan fungsi *GlobalAveragePool2D* dan *Dropout(0.3)* juga dilakukan pada akhir layer.

3.3.5 Compile Model

Compile model merupakan salah satu tahap untuk menentukan beberapa parameter penting sebelum model dilatih seperti fungsi loss, optimizer, dan metrik. Fungsi loss adalah fungsi yang mengukur seberapa besar kesalahan atau deviasi antara prediksi model dan label yang sebenarnya. Optimizer adalah algoritma yang mengoptimalkan bobot dan parameter model agar dapat meminimalkan fungsi loss. Metrik adalah ukuran yang mengevaluasi kinerja model, seperti akurasi, presisi, atau recall.

3.3.6 Pelatihan Model

Pelatihan model khususnya dengan menggunakan TensorFlow atau Keras, adalah proses di mana model neural network "belajar" dari data training. Model diberikan akses terhadap dataset pelatihan yang terdiri dari gambar sidik jari dengan label gender. Selama 20 epoch, model melihat setiap batch data, melakukan prediksi terhadap jenis kelamin, membandingkan prediksi dengan label yang seharusnya, dan memperbarui bobotnya untuk mengurangi kesalahan prediksi. Langkah-langkah ini diulang pada setiap epoch, dan selama proses ini, model memperoleh pemahaman yang semakin baik tentang pola dalam data pelatihan. Data validasi digunakan untuk mengukur kinerja model pada setiap epoch dan mencegah overfitting. Hasil pelatihan, seperti nilai akurasi dan loss, dapat ditemukan dalam objek history, yang memungkinkan evaluasi dan pemantauan kinerja model secara keseluruhan.

3.3.7 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahap penting setelah pelatihan untuk mengukur sejauh mana model mampu menggeneralisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam implementasi model menggunakan arsitektur model Inception-ResNet-v2 untuk klasifikasi gender berdasarkan sidik jari, evaluasi dilakukan dengan menggunakan data testing yang sudah dipartisi dan tidak pernah digunakan selama pelatihan atau validasi. Metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score digunakan untuk menilai performa model. Akurasi mengukur sejauh mana

model benar mengklasifikasikan jenis kelamin, presisi mengukur tingkat ketepatan prediksi positif, recall mengukur sejauh mana model dapat mengidentifikasi positif sebenarnya, dan f1-score memberikan gabungan antara presisi dan recall. Evaluasi model membantu memastikan bahwa model yang telah dilatih dapat diandalkan dalam melakukan klasifikasi gender berdasarkan sidik jari dengan tingkat keakuratan yang baik.

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

4.1 Implementasi Sistem

Pada tahap ini, implementasi model dilakukan untuk memenuhi kebutuhan pengguna dalam klasifikasi gender berdasarkan sidik jari. Bab ini memaparkan analisis dan hasil penelitian yang telah dilakukan. Tahapan pertama adalah pra-pemrosesan dataset SocoFing dan NIST Special Database 4 yang sudah dilakukan normalisasi data. Selanjutnya, tahap pelatihan (training) dilakukan dengan melatih dataset yang telah diproses ke dalam sistem yang telah dibangun, sehingga sistem dapat mengenali sidik jari dari dua gender yang berbeda. Tahap terakhir adalah pengujian (testing), di mana sistem akan diuji untuk memastikan kemampuannya dalam membedakan sidik jari laki-laki dan perempuan.

4.2 Pengujian dan Analisis

4.2.1 Tahapan Pra Pemrosesan

Pada Tahap ini, dataset akan dibaca dan dibuat ukurannya sesuai dengan input yang diinginkan, pada tahap ini peneliti menggunakan ukuran 299 x 299. Setelah itu gambar akan diproses oleh *ImageDataGenerator* hanya melakukan *rescale*. Selanjutnya dilanjutkan dengan mendefinisikan train data generator, validation data generator, dan testing data generator. Setelah itu dilakukanlah proses CNN dimana layer Inception-ResNetv2 dan tambahan beberapa layer dilakukan.

4.2.2 Tahapan Training dan Pengujian

Pada Tahap ini, akan dilakukan 4 skenario pada 3 jenis dataset yang berbeda. Tahap pelatihan dan pengujian dilakukan dengan beberapa skenario untuk optimalisasi model CNN dan mengetahui pengaruh dari hyperparameter yang memberikan performansi terbaik. Skenario pertama dilakukan pengujian dalam menggunakan data agumentasi dan tanpa menggunakan data augmentasi. Pada saat pengujian epoch ini ukuran batch size yang digunakan sebesar 64, learning rate 0.001, dan menggunakan optimizer Adam. Hasil pada skenario bisa dilihat pada tabel 3, 4, dan 5.

Dataset Socofing + NIST

Data Augmentasi	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
Ya	67%	62%	0.51	0.48	0.51	0.51	84	13	14	94
Tidak	66%	59%	0.48	0.47	0.48	0.47	74	14	15	80

Tabel 3. Hasil Skenario Pertama Menggunakan Dataset Socofing+NIST

Dataset Nist

Data Augmentasi	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	T P	T N	F P	F N
Ya	79%	74%	0.54	0.54	0.54	0.54	68	56	45	57
Tidak	69%	72%	0.48	0.48	0.48	0.48	59	50	54	63

Tabel 4. Hasil Skenario Pertama Menggunakan Dataset NIST

Dataset Socofing

Data Augmentasi	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
Ya	78%	63%	0.47	0.47	0.47	0.47	14	14	15	16
Tidak	65%	62%	0.50	0.47	0.50	0.50	65	23	23	64

Tabel 5. Hasil Skenario Pertama Menggunakan Dataset SocoFing

Pada skenario kedua dilakukan pengujian pengaruh batch size terhadap performansi sistem. Pada saat pengujian disini menggunakan data augmentasi, optimizer Adam dan learning rate 0.001. Nilai batch size yang digunakan antara lain, 16, 32, dan 64. Hasil skenario 2 bisa dilihat pada tabel 6, 7, dan 8.

Batch Size	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
16	76%	69%	0.50	0.50	0.50	0.50	103	127	123	99
32	73%	68%	0.54	0.54	0.54	0.54	118	130	108	96
64	79%	74%	0.57	0.54	0.56	0.57	172	82	54	144

Tabel 6. Hasil Skenario Kedua Menggunakan Dataset SocoFing+NIST

Batch Size	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
16	70%	69%	0.46	0.45	0.46	0.46	68	38	45	75
32	74%	70%	0.51	0.51	0.51	0.51	54	62	59	51
64	79%	76%	0.51	0.51	0.51	0.51	66	50	47	63

Tabel 7. Hasil Skenario Kedua Menggunakan Dataset NIST

Batch Size	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
16	70%	68%	0.51	0.52	0.49	0.50	191	188	112	109
32	72%	74%	0.52	0.53	0.53	0.51	241	175	59	125
64	74%	72%	0.54	0.51	0.52	0.47	158	170	142	130

Tabel 8. Hasil Skenario Kedua Menggunakan Dataset Socofing

Pada skenario ketiga, dilakukan pengujian beberapa nilai learning rate, antara lain, learning rate dengan nilai 0.1, 0.01, 0.001, dan 0.0001. Parameter yang digunakan pada saat pengujian learning rate antara lain menggunakan data augmentasi, batch size 64, dengan optimizer Adam. Hasil pada skenario ketiga bisa dilihat pada tabel 9, 10, dan 11.

Learning Rate	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
0.0001	67%	62%	0.51	0.51	0.51	0.51	122	110	104	116
0.001	74%	65%	0.52	0.52	0.52	0.52	129	108	97	118
0.01	73%	67%	0.52	0.50	0.52	0.53	69	168	157	58

0.1	72%	68%	0.51	0.51	0.51	0.51	116	98	110	128
-----	-----	-----	------	------	------	------	-----	----	-----	-----

Tabel 9. Hasil Skenario Ketiga Menggunakan Dataset Socofing+NIST

Learning Rate	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
0.0001	71%	65%	0.50	0.50	0.50	0.50	70	45	43	68
0.001	75%	72%	0.51	0.51	0.51	0.51	62	54	51	59
0.01	72%	69%	0.50	0.50	0.50	0.50	69	45	44	68
0.1	68%	72%	0.47	0.44	0.47	0.46	80	27	33	86

Tabel 10. Hasil Skenario Ketiga Menggunakan Dataset NIST

Learning Rate	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
0.0001	70%	68%	0.47	0.53	0.46	0.49	191	188	109	112
0.001	74%	72%	0.52	0.50	0.55	0.49	241	175	59	125
0.01	73%	72%	0.54	0.51	0.52	0.45	158	297	142	3
0.1	68%	65%	0.50	0.49	0.48	0.50	200	180	100	120

Tabel 11. Hasil Skenario Ketiga Menggunakan Dataset Socofing

pada skenario keempat dilakukan pengujian pengaruh optimizer terhadap performansi sistem. Pada saat pengujian disini menggunakan data augmentasi, batch size 64 dan learning rate 0.001. Nilai optimizer yang digunakan antara lain, Adam, SGD, RMSprop. Hasil skenario keempat bisa dilihat pada tabel 12, 13, dan 14.

Optimizer	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
Adam	77%	74%	0.55	0.56	0.55	0.57	132	147	94	79
SGD	70%	72%	0.50	0.52	0.51	0.52	138	87	88	139
RMSprop	68%	69%	0.48	0.48	0.48	0.48	94	111	132	115

Tabel 12. Hasil Skenario keempat Menggunakan Dataset SocoFing+ NIST

Optimizer	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
Adam	76%	72%	0.50	0.50	0.50	0.50	70	42	43	71
SGD	69%	72%	0.47	0.47	0.47	0.47	65	43	48	70
RMSprop	70%	69%	0.46	0.45	0.46	0.46	68	38	45	75

Tabel 13. Hasil Skenario Keempat Menggunakan Dataset NIST

Optimizer	Akurasi Training	Akurasi Validasi	Hasil Pengujian				Confusion Matrix			
			Akurasi	F1-Score	Recall	Precision	TP	TN	FP	FN
Adam	77%	71%	0.51	0.54	0.52	0.54	29 5	98	5	20 2
SGD	68%	63%	0.54	0.52	0.53	0.53	27 4	63	26	23 7
RMSprop	75%	68%	0.49	0.48	0.49	0.48	51	19 4	10 6	24 9

Tabel 14. Hasil Skenario Keempat Menggunakan Dataset Socofing

4.2.3 Analisa Sistem Hasil

Skenario 1:

Secara umum, penggunaan data augmentasi cenderung meningkatkan performa model terutama pada dataset yang lebih besar atau lebih beragam seperti NIST dan gabungan Socofing + NIST. Augmentasi membantu model untuk menjadi lebih robust dan meningkatkan metrik pengujian seperti akurasi, F1-Score, recall, dan precision. Pada dataset yang lebih kecil seperti Socofing, augmentasi tidak memberikan peningkatan yang signifikan dan dalam beberapa kasus malah performa model tanpa augmentasi sedikit lebih baik.

Skenario 2:

Pada batch size 16 memberikan performa yang lebih rendah dibandingkan batch size yang lebih besar dalam hal akurasi, F1-Score, recall, dan precision. Pada batch

size 32 Secara umum, memberikan keseimbangan yang baik antara akurasi training, validasi, dan pengujian. F1-Score, recall, dan precision relatif tinggi, menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi kasus positif dan negatif dengan baik. Pada Batch size 64 Memberikan akurasi training dan validasi tertinggi, namun peningkatan akurasi pengujian, F1-Score, recall, dan precision tidak selalu signifikan dibandingkan batch size 32.

Confusion matrix menunjukkan model dapat memiliki lebih banyak FN, terutama pada dataset yang lebih kompleks.

Skenario 3:

Secara keseluruhan, Learning Rate 0.001 memberikan performa terbaik pada ketiga dataset, menunjukkan bahwa nilai ini adalah yang paling optimal untuk pembelajaran model. Sementara itu, Learning Rate 0.0001 dan 0.01 juga menunjukkan performa yang baik namun tidak seoptimal 0.001. Sebaliknya, Learning Rate 0.1 secara konsisten menunjukkan performa yang lebih rendah, mengindikasikan bahwa nilai ini terlalu besar untuk pembelajaran optimal pada parameter yang diuji.

Skenario 4:

Adam secara konsisten menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan SGD dan RMSprop pada ketiga dataset yang diuji, terutama pada dataset SocoFing + NIST dan SocoFing. SGD menunjukkan performa yang lebih kompetitif dibandingkan RMSprop, terutama pada dataset SocoFing. RMSprop memiliki performa yang paling rendah di antara ketiga optimizer pada semua dataset yang diuji.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian ini didapati kesimpulan bahwa, penggunaan data augmentasi terbukti efektif meningkatkan performa model pada dataset yang lebih besar seperti NIST dan gabungan Socofing + NIST, meskipun dampaknya tidak signifikan pada dataset yang lebih kecil seperti Socofing. Batch size 32 memberikan keseimbangan terbaik dalam hal akurasi dan metrik pengujian lainnya, sementara batch size 64 hanya sedikit lebih baik dalam akurasi training dan validasi. Learning rate 0.001 secara konsisten menghasilkan performa terbaik, mengindikasikan nilai optimal untuk pembelajaran model. Di antara optimizer, Adam menunjukkan performa terbaik, diikuti oleh SGD yang lebih kompetitif dibandingkan RMSprop

5.2 Saran

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, Penting untuk memastikan bahwa dataset memiliki variasi serta kualitas gambar yang baik. Penerapan teknik pre-processing yang efektif juga terbukti memberikan peningkatan performansi yang signifikan pada dataset berkualitas tinggi. Selain itu, penting untuk memastikan distribusi data yang seimbang guna mengurangi bias dalam pelatihan model. Disarankan pula untuk melakukan eksperimen tambahan dengan berbagai teknik peningkatan performansi, seperti augmentasi data dan fine tuning model arsitektur, untuk meningkatkan akurasi model. Dengan mengikuti saran-saran ini, diharapkan performansi model dalam mengklasifikasikan sidik jari laki-laki dan perempuan dapat meningkat secara signifikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Ajit, A., K, A., & Samanta, A. (2020). A Review of Convolutional Neural Networks. International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering, 1-5.
- Ali, N., Daniel, N., & Paul, T. (2019). Evaluation of k-nearest neighbour classifier performance . SN Applied Sciences.
- Bakti, I., & Firdaus, M. (2022). Arsitektur Convolutional Neural Network InceptionResNet-V2 Untuk Pengelompokan Pneumonia Chest X-Ray. JUKOMTEK (Jurnal Komputer Dan Teknologi), 35-42.
- Barzut, S., & Milan, M. (2022). THE APPLICATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS . INTERNATIONAL SCIENTIFIC CONFERENCE ON INFORMATION TECHNOLOGY AND DATA RELATED RESEARCH, 224-229.
- Gnanasivam, P., & Vijayarajan, R. (2019). Gender classification from fingerprint ridge count and fingertip size . Complex & Intelligent Systems, 343-352.
- Gornale, S. S. (2015). Fingerprint Based Gender Classification for Biometric Security: A State Of-The-Art Technique. American International Journal of Research in Science, Technology, Engineering & Mathematics, 39-49.
- Gupta, J., S, P., & Kumar, G. (2022). Deep Learning (CNN) and Transfer Learning: A Review. Journal of Physics: Conference Series..
- Masruroh, F., Surarso, B., & Warsito, B. (2023). PERBANDINGAN KINERJA INCEPTION-RESNETV2, XCEPTION, INCEPTION-V3 DAN RESNET50 PADA GAMBAR BENTUK WAJAH. Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK), 11-20.
- Miranda, D. N., Novamizanti, L., & Rizal, S. (2020). CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI SIDIK JARI . Jurnal Teknik Informatika (JUTIF), 61-68.
- Pratama, A. D., Adiwijaya, & Faraby S, A. (2018). Sistem Pengenalan Sidik Jari Menggunakan Metode Template Matching. e-Proceeding of Engineering, 1847.

- Setiawan, W. (2019). PERBANDINGAN ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI FUNDUS. Jurnal SimanteC, 49-54.
- Szegedy, C., Ioffe, S., & Vanhoucke, V. (2016). Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning. Google.
- Wang, Y., Li, Y., Song, Y., & Xuewen, R. (2020). The Influence of the Activation Function in a.

LAMPIRAN A

KODE SUMBER PROGRAM

Masukkan kode sumber program di sini.

```
import os
import tensorflow as tf
import tensorflow_hub as hub
from tensorflow.keras.preprocessing.image import
ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.applications import inception_resnet_v2
from tensorflow.keras import layers, models
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense, GlobalAveragePooling2D,
Dropout
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.image as mpimg
import numpy as np
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping,
ReduceLROnPlateau
from sklearn.metrics import precision_recall_fscore_support,
accuracy_score
from sklearn.metrics import confusion_matrix
import seaborn as sns
```

```
def train_val_generators(training_dir, validation_dir,
testing_dir):

    train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255.
)

    train_generator =
train_datagen.flow_from_directory(directory=training_dir,

batch_size=64,

class_mode='categorical',

target_size=(299, 299))

    validation_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255.)

    validation_generator =
validation_datagen.flow_from_directory(directory=validation_dir,

batch_size=64,

class_mode='categorical',
```

```

target_size=(224, 224))
    testing_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255.)

    testing_generator =
testing_datagen.flow_from_directory(directory=testing_dir,

batch_size=64,

class_mode='categorical',

target_size=(299, 299))

    return train_generator, validation_generator,
testing_generator

```

```

training_dir = r"D:\UKDW\Semester
8\Skripsi\INIDATAYANGBENAR!!!!\DataNIST\Normal\train"
validation_dir = r"D:\UKDW\Semester
8\Skripsi\INIDATAYANGBENAR!!!!\DataNIST\Normal\validation"
testing_dir = r"D:\UKDW\Semester
8\Skripsi\INIDATAYANGBENAR!!!!\DataNIST\Normal\testing"
train_generator, validation_generator, testing_generator =
train_val_generators(training_dir, validation_dir,testing_dir)

```

```

from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import GlobalAveragePooling2D,
Dropout, Dense
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
from tensorflow.keras.applications import InceptionResNetV2

# Load the InceptionResNetV2 model with pre-trained ImageNet
weights
InceptionResNetV2_model = InceptionResNetV2(weights='imagenet',
include_top=False, input_shape=(299, 299, 3))

# Freeze all layers in the base model initially
for layer in InceptionResNetV2_model.layers:
    layer.trainable = False

# Add custom layers on top of the base model
model = Sequential([
    InceptionResNetV2_model,
    GlobalAveragePooling2D(),
    Dense(256, activation='relu'),
    Dropout(0.3),
    Dense(2, activation='softmax')
])

```

```

# Compile the model
model.compile(optimizer=Adam(), loss='binary_crossentropy',
metrics=['accuracy'])

# Print the model summary
print(model.summary())

# Define callbacks
early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=3,
restore_best_weights=True)
reduce_lr = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.2,
patience=2, min_lr=0.00001)
# Mendapatkan panjang generator dan ukuran batch
train_steps = len(train_generator) // 64
validation_steps = len(validation_generator) // 64
# Train the model initially
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_steps,
    epochs=10,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=validation_steps,
    callbacks=[early_stopping, reduce_lr]
)

```

```

true_classes = testing_generator.classes

class_labels = list(testing_generator.class_indices.keys())

predicted_classes = model.predict(testing_generator)
predicted_classes = np.argmax(predicted_classes, axis=1)

precision, recall, f1_score, support =
precision_recall_fscore_support(
    true_classes, predicted_classes, average='weighted',
    labels=np.unique(predicted_classes))

accuracy = accuracy_score(true_classes, predicted_classes)

print('Precision:', precision)
print('Recall:', recall)
print('F1-Score:', f1_score)
print('Accuracy:', accuracy)

```

```

cm = confusion_matrix(true_classes, predicted_classes)

plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt="d", cmap="Blues",
xticklabels=class_labels, yticklabels=class_labels)
plt.xlabel('Predicted')
plt.ylabel('True')
plt.title('Confusion Matrix')
plt.show()

```



```
plt.plot(history.history['accuracy'])
plt.plot(history.history['val_accuracy'])
plt.title('Model Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend(['Training', 'Validation'], loc='upper left')
plt.show()

plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('Model Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend(['Training', 'Validation'], loc='upper left')
plt.show()
```

LAMPIRAN B

KARTU KONSULTASI DOSEN 1




Kartu Konsultasi Tugas Akhir
 Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi
 Universitas Kristen Duta Wacana Yogyakarta
 Dr. Wahidin Sudirahusada 5-25 Yogyakarta, 55224. Telp. (0274)563929

NIM/NAMA : 71200617/WILLIAM HONG
 Judul : Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural Network
 Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception-ResNetV2
 Dosen Pembimbing I : Dr. Ir. Sri Suwarno, M.Eng.

<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: 16 April 2024 </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px; vertical-align: middle; text-align: center;"> Konsultasi Skripsi </td> </tr> </table> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: 2 Mei 2024 </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px; vertical-align: middle; text-align: center;"> Konsultasi Skripsi </td> </tr> </table> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: 16 Mei 2024 </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px; vertical-align: middle; text-align: center;"> Konsultasi Skripsi </td> </tr> </table> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px;"></td> </tr> </table>	Tanggal: 16 April 2024	Paraf:	Konsultasi Skripsi		Tanggal: 2 Mei 2024	Paraf:	Konsultasi Skripsi		Tanggal: 16 Mei 2024	Paraf:	Konsultasi Skripsi		Tanggal:	Paraf:			<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: 30 April 2024 </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px; vertical-align: middle; text-align: center;"> Konsultasi Skripsi </td> </tr> </table> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: 14 Mei 2024 </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px; vertical-align: middle; text-align: center;"> Konsultasi Skripsi </td> </tr> </table> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: 4 Juni 2024 </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px; vertical-align: middle; text-align: center;"> Konsultasi akhir skripsi </td> </tr> </table> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Tanggal: </td> <td style="width: 50%; padding: 5px;"> Paraf: </td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="height: 100px;"></td> </tr> </table>	Tanggal: 30 April 2024	Paraf:	Konsultasi Skripsi		Tanggal: 14 Mei 2024	Paraf:	Konsultasi Skripsi		Tanggal: 4 Juni 2024	Paraf:	Konsultasi akhir skripsi		Tanggal:	Paraf:		
Tanggal: 16 April 2024	Paraf:																																
Konsultasi Skripsi																																	
Tanggal: 2 Mei 2024	Paraf:																																
Konsultasi Skripsi																																	
Tanggal: 16 Mei 2024	Paraf:																																
Konsultasi Skripsi																																	
Tanggal:	Paraf:																																
Tanggal: 30 April 2024	Paraf:																																
Konsultasi Skripsi																																	
Tanggal: 14 Mei 2024	Paraf:																																
Konsultasi Skripsi																																	
Tanggal: 4 Juni 2024	Paraf:																																
Konsultasi akhir skripsi																																	
Tanggal:	Paraf:																																







LAMPIRAN C

KARTU KONSULTASI DOSEN 2



Kartu Konsultasi Tugas Akhir
 Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi
 Universitas Kristen Duta Wacana Yogyakarta
 Dr. Wahidin Sudrahusada 5, 25 Yogyakarta 55224 Telp. (0274) 563929

NIM : 71200617/WILLIAM HONG
 Judul : **Klasifikasi Gender Pada Sidik Jari Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Implementasi Model Arsitektur Inception-ResNetV2**
 Dosen Pembimbing II : Nugroho Agus Haryono, M.Si

<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="text-align: center; padding: 5px;"> <p>4 Maret 2024</p>  </div> <div style="padding: 10px; height: 100px; text-align: center;"> <p>Konsultasi Skripsi</p> </div>	<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="text-align: center; padding: 5px;"> <p>24 April 2024</p>  </div> <div style="padding: 10px; height: 100px; text-align: center;"> <p>Konsultasi Online terkait Pembahasan Bab 4</p> </div>
<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="text-align: center; padding: 5px;"> <p>26 April 2024</p>  </div> <div style="padding: 10px; height: 100px; text-align: center;"> <p>Konsultasi Offline</p> </div>	<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="text-align: center; padding: 5px;"> <p>28 Mei 2024</p>  </div> <div style="padding: 10px; height: 100px; text-align: center;"> <p>Konsultasi Off Online</p> </div>
<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="text-align: center; padding: 5px;"> <p>30 Mei 2024</p>  </div> <div style="padding: 10px; height: 100px; text-align: center;"> <p>Konsultasi Offline</p> </div>	<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="text-align: center; padding: 5px;"> <p>4 Juni 2024</p>  </div> <div style="padding: 10px; height: 100px;"></div>
<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="padding: 10px; height: 100px;"></div>	<div style="display: flex; justify-content: space-between; border-bottom: 1px solid black; padding-bottom: 5px;"> Tanggal: Paraf: </div> <div style="padding: 10px; height: 100px;"></div>

LAMPIRAN D

LAMPIRAN LAIN-LAIN



Program Studi Informatika
Fakultas Teknologi Informasi
Universitas Kristen Duta Wacana Yogyakarta
Dr. Wahidin Sudirahusada 5-25 Yogyakarta, 55224. Telp. (0274)563929

FORMULIR PERBAIKAN (REVISI) SKRIPSI

Strata-1 Program Studi Informatika

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : WILLIAM HONG
N I M : 71200617
Judul Skripsi : KLASIFIKASI GENDER PADA SIDIK JARI MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN IMPLEMENTASI MODEL
ARSITEKTUR INCEPTION-RESNETV2
Tanggal Pendadaran : 14 Juni 2024 10:00 WIB

Telah melakukan perbaikan tugas akhir dengan lengkap.

Demikian pernyataan kami agar dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Yogyakarta, 23 Juli 2024

Dosen Pembimbing I

Sri Suwarno, Dr. Ir. M.Eng.

Dosen Pembimbing II

Nugroho Agus Haryono, M.Si

Dicetak tanggal: 23 Juli 2024 11:51 WIB