

**Implementasi Klasifikasi Pra-Kanker Serviks Menggunakan
Convolutional Neural Network berbasis *Platform Android***

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat

Memperoleh Gelar Sarjana Komputer



OLEH :

Nur Muhammad Erji Ridho Lubis

09011281924072

JURUSAN SISTEM KOMPUTER

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS SRIWIJAYA

2023

HALAMAN PENGESAHAN

**Implementasi Klasifikasi Pra-Kanker Serviks Menggunakan
Convolutional Neural Network berbasis *Platform Android***

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh

Nur Muhammad Erji Ridho Lubis

09011281924072

Palembang,  Maret 2023

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer

Pembimbing Tugas Akhir


Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041001


Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D

NIP. 196908021994012001

HALAMAN PERSETUJUAN

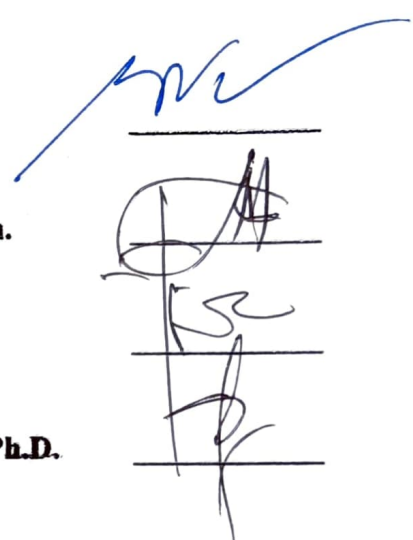
Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Rabu

Tanggal : 1 Maret 2023

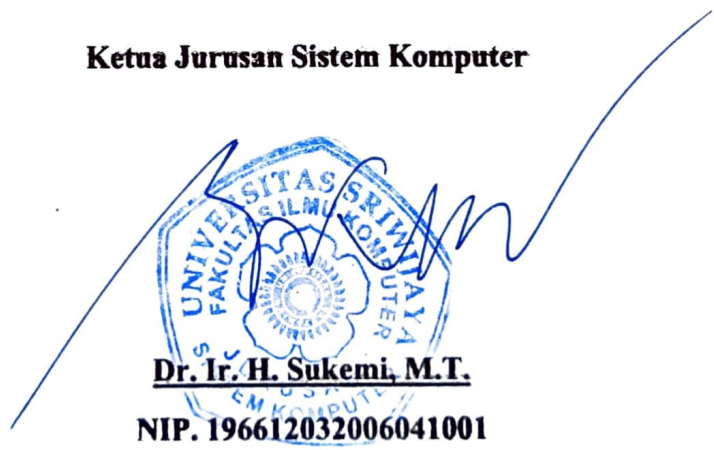
Tim Penguji :

1. **Ketua** : **Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.**
2. **Sekretaris** : **Abdurrahman, S.Kom., M.Han.**
3. **Penguji** : **Dr. Firdaus, S.T., M.Kom.**
4. **Pembimbing** : **Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D.**



Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Nur Muhammad Erji Ridho Lubis

NIM : 09011281924072

Judul : Implementasi Klasifikasi Pra-Kanker Serviks Menggunakan
Convolutional Neural Network berbasis *Platform Android*

Hasil Pengecekan Software iThenticate / Turnitin : 5%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan atau plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya.

Demikian pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tanpa paksaan dari siapapun.



Palembang, Maret 2023



Nur Muhammad Erji Ridho Lubis

NIM. 09011281924072

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena berkat Rahmat dan Karunia-Nya lah sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Laporan Tugas Akhir ini dengan judul **“Implementasi Klasifikasi Pra-Kanker Serviks Menggunakan *Convolutional Neural Network* berbasis *Platform Android*”**.

Laporan ini merupakan salah satu syarat untuk memenuhi sebagian kurikulum dan syarat untuk kelulusan Mata Kuliah Skripsi pada Jurusan Sistem Komputer di Universitas Sriwijaya. Adapun pembahasan dalam laporan ini adalah menjelaskan mengenai proses klasifikasi pra-kanker serviks menggunakan metode *convolutional neural network* yang kemudian model yang dihasilkan tersebut diimplementasikan pada platform Android.

Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada pihak yang telah memberikan bantuan, dorongan, motivasi, semangat, dan bimbingan dalam penyusunan laporan skripsi ini, yakni :

1. Kepada Tuhan Yang Maha Esa, yang telah melimpahkan Berkat dan Rahmat-Nya.
2. Keluarga saya yang menjadi salah satu *support* dalam penulisan tugas akhir.
3. Bapak Jaidan Jauhari, M.T. selaku Dekan fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Bapak Sutarno, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
6. Ibu Prof. Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir.
7. Mbak Reni selaku admin Jurusan Sistem Komputer
8. Mba Ade, Kak Noval, Mba Nisa, dan Mba Anggun selaku research assistants di Laboratorium ISysRG.
9. Member ISysRG Batch 3 dan Batch 4.
10. Anggun Tri Puspa Sari sebagai support system yang bawel.
11. Teman-teman Sistem Komputer 2019 Indralaya

12. Kakak tingkat Sistem Komputer Universitas Sriwijaya yang lainnya.

Dalam penyusunan Laporan Skripsi ini saya menyadari sepenuhnya bahwa laporan ini masih jauh dari kata sempurna, oleh karena itu saya mengharapkan saran dan kritik dari semua pihak yang berkenan demi laporan yang lebih baik lagi.

Akhir kata, saya harap semoga Laporan Skripsi ini dapat bermanfaat serta dapat memberikan pengetahuan dan wawasan bagi semua pihak yang membutuhkannya.

Palembang, Maret 2023



Nur Muhammad Erji Ridho Lubis

NIM. 09011281924072

Implementation of Cervical Pre-Cancer Classification Using Convolutional Neural Network Based on Android Platform

NUR MUHAMMAD ERJI RIDHO LUBIS (09011281924072)

Department of Computer Engineering, Faculty of Computer Science, Sriwijaya University

Email : erjiridholubis@gmail.com

ABSTRACT

Cervical cancer is the most common type of cancer in women worldwide. Early classification of pre-cancerous cervical cells is important to prevent the development of more serious cervical cancer. This study proposes the implementation of pre-cancer cervical classification using Convolutional Neural Network (CNN) based on the Android platform. The experimental results show that the CNN model can classify pre-cancerous cervical cells with good accuracy. The best model in the first experiment was obtained using the VGG 19 architecture with an accuracy of 95.50%, while in the second experiment, the best model was obtained using the Xception architecture with an accuracy of 98.98%. Each parameter in the experiment has different accuracy, thus, it is necessary to tune the hyperparameters to obtain maximum accuracy results. The resulting model usually has a large size, thus it needs to be placed inside a server and requires a web service to access the model. In addition, network bandwidth speed also affects the latency testing process. In implementation, the system can run well according to the design that has been made before. In terms of processing time or latency, a private server has better performance than VPS. In the prediction testing, the model built using Torch was faster than using Keras. The implementation of pre-cancer cervical classification using CNN on the Android platform can improve early detection of cervical cancer and speed up access to medical services for the public.

Implementasi Klasifikasi Pra-Kanker Serviks Menggunakan Convolutional Neural Network berbasis Platform Android

NUR MUHAMMAD ERJI RIDHO LUBIS (09011281924072)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : erjiridholubis@gmail.com

ABSTRAK

Kanker serviks merupakan jenis kanker yang paling banyak terjadi pada wanita di seluruh dunia. Klasifikasi dini pra-kanker serviks menjadi penting untuk mencegah perkembangan kanker serviks yang lebih serius. Penelitian ini mengusulkan implementasi klasifikasi pra-kanker serviks menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis *platform Android*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model CNN dapat mengklasifikasikan citra sel pra-kanker serviks dengan akurasi baik. Model terbaik pada percobaan pertama diperoleh pada arsitektur VGG19 dengan akurasi 95,50%, sedangkan pada percobaan kedua, model terbaik diperoleh pada arsitektur Xception dengan akurasi 98,98%. Setiap parameter dalam percobaan memiliki akurasi yang berbeda-beda, sehingga perlu dilakukan tuning *hyperparameter* agar mendapatkan hasil akurasi maksimal. Model yang dihasilkan biasanya memiliki ukuran yang besar, sehingga harus ditempatkan di dalam server dan memerlukan sebuah *web service* untuk mengakses modelnya. Selain itu, kecepatan *bandwidth* jaringan juga mempengaruhi dalam proses pengujian latensi. Dalam implementasi, sistem dapat berjalan dengan baik sesuai dengan rancangan yang telah dibuat sebelumnya. Dalam hal waktu pemrosesan atau latensi, server pribadi memiliki performa yang lebih cepat dibandingkan dengan VPS. Pada pengujian predeksi, model yang dibangun menggunakan *Torch* lebih cepat daripada menggunakan *Keras*. Implementasi klasifikasi pra-kanker serviks menggunakan CNN pada platform Android ini dapat meningkatkan pengenalan dini kanker serviks dan mempercepat akses layanan medis bagi masyarakat.

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	i
HALAMAN PERSETUJUAN.....	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
KATA PENGANTAR	iv
<i>ABSTRACT</i>	vi
ABSTRAK	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Tujuan.....	2
1.3 Perumusan dan Batasan Masalah	2
1.4 Sistematika Penulisan.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Deep Learning	5
2.2 Convolutional Neural Network	5
2.2.1 ResNet.....	6
2.2.2 DenseNet.....	6
2.2.3 Inception.....	7
2.2.4 MobileNet	7
2.2.5 VGG	8
2.2.6 Xception	8
2.3 Adam Optimizer	9
2.4 SGD Optimizer.....	9
2.5 Evaluasi Kinerja	10
2.6 Komputasi Awan.....	11

2.7	Android.....	11
BAB III METODELOGI PENELITIAN		13
3.1	Pendahuluan	13
3.2	Kerangka Kerja Penelitian.....	13
3.3	Persiapan Data	15
3.4	Pra-pengolahan Data	16
3.4.1	<i>Filtering</i> Gambar.....	17
3.4.2	<i>Augmentasi</i> Gambar	17
3.4.3	<i>Splitting</i> Data.....	19
3.4.4	Konversi Gambar ke PNG	20
3.5	Pembangunan Model.....	20
3.5.1	Klasifikasi Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>	21
3.5.2	<i>Tuning</i> Model.....	22
3.5.3	Evaluasi Data <i>Unseen</i>	23
3.6	Perancangan Sistem.....	23
3.6.1	Perancangan API Model	25
3.6.2	Perancangan Sistem <i>Android</i>	26
3.7	Implementasi Sistem	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		29
4.1	Pendahuluan	29
4.2	Hasil Pembangunan Model.....	29
4.2.1	Hasil <i>Augmentasi</i> Gambar.....	29
4.2.2	Hasil <i>splitting</i> dan <i>balancing</i> data.....	30
4.2.3	Hasil Klasifikasi	33
4.3	Pengujian data <i>Unseen</i>	53
4.4	Hasil Implementasi.....	69
4.5	Hasil Evaluasi Waktu Pemrosesan	71
4.5.1	Evaluasi Waktu Pemrosesan Model Jenis 1	72
4.5.2	Evaluasi Waktu Pemrosesan Model Jenis 2.....	73
4.6	Analisa.....	75

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	77
5.1 Kesimpulan.....	77
5.2 Saran.....	78
DAFTAR PUSTAKA	79

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur CNN.....	5
Gambar 3. 1 Kerangka Kerja Penelitian.....	14
Gambar 3. 2 Tahap pra-pengolahan data.....	16
Gambar 3. 3 Alur Pembangunan Model.....	21
Gambar 3. 4 Framework sistem klasifikasi pra-kanker serviks.....	23
Gambar 3. 5 Usecase Diagram Sistem	24
Gambar 3. 6 DFD Sistem	24
Gambar 3. 7 Flowchart API model.....	26
Gambar 3. 8 Flowchart Aplikasi Android	27
Gambar 4. 1 (a) Gambar sebelum diaugmentasi (b) gambar setelah diaugmentasi	30
Gambar 4. 2 Grafik resume total data percobaan setiap tahap.....	31
Gambar 4. 3 Grafik resume balancing data percobaan setiap tahap.....	32
Gambar 4. 4 Grafik resume total splitting data setiap tahap	33
Gambar 4. 5 Confusion Matrix Evaluasi Model Terbaik Jenis 1	40
Gambar 4. 6 Grafik Evaluasi Model Terbaik Jenis 1	40
Gambar 4. 7 Confusion Matrix Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning	41
Gambar 4. 8 Grafik Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning.....	42
Gambar 4. 9 Confusion Matrix Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning	43
Gambar 4. 10 Grafik Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning.....	43
Gambar 4. 11 Confusion Matrix Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur.....	44
Gambar 4. 12 Grafik Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur	45
Gambar 4. 13 Confusion Matrix Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur.....	46

Gambar 4. 14 Grafik Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur	46
Gambar 4. 15 Confusion Matrix Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	47
Gambar 4. 16 Grafik Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	48
Gambar 4. 17 Confusion Matrix Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	49
Gambar 4. 18 Grafik Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	49
Gambar 4. 19 Confusion Matrix Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur	50
Gambar 4. 20 Grafik Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	51
Gambar 4. 21 Confusion Matrix Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur	52
Gambar 4. 22 Grafik Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	52
Gambar 4. 23 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Jenis 1	59
Gambar 4. 24 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning.....	60
Gambar 4. 25 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning.....	61
Gambar 4. 26 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur	62
Gambar 4. 27 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur	63
Gambar 4. 28 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	64
Gambar 4. 29 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	65

Gambar 4. 30 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	66
Gambar 4. 31 Confusion Matrix Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	67
Gambar 4. 32 Confusion Matrix Hasil pengujian data baru pada model terbaik	68
Gambar 4. 33 Halaman Beranda Sistem Klasifikasi pra-kanker serviks.....	69
Gambar 4. 34 Halamn Unggah Gambar.....	70
Gambar 4. 35 Halaman Hasil klasifikasi	71
Gambar 4. 36 Visualisasi Data Rata-rata Waktu Pengujian Tiap Server Model Jenis 2.....	75

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Jumlah data awal	16
Tabel 3. 2 Jumlah data hasil filtering	17
Tabel 3. 3 Jumlah Data Hasil Augmentasi jenis 1.....	18
Tabel 3. 4 Jumlah Data Hasil Augmentasi jenis 2.....	18
Tabel 3. 5 Data hasil splitting augmentasi untuk jenis 1	19
Tabel 3. 6 Data hasil splitting sebelum augmentasi untuk jenis 2	20
Tabel 3. 7 Data hasil splitting augmentasi untuk jenis 2.....	20
Tabel 3. 8 Tuning Hyperparameter percobaan tahap 1	22
Tabel 3. 9 Tuning Hyperparameter percobaan model jenis 2	22
Tabel 4. 1 Total data hasil augmentasi model jenis 1.....	29
Tabel 4. 2 Total data hasil augmentasi jenis 2.....	30
Tabel 4. 3 Rangkuman Hasil Klasifikasi Model Jenis 1	34
Tabel 4. 4 Rangkuman Hasil Klasifikasi Model Jenis 2 Non Augmentasi	35
Tabel 4. 5 Rangkuman Hasil Klasifikasi Model Jenis 2 Augmentasi	37
Tabel 4. 6 Tabel Evaluasi Model Terbaik Jenis 1	39
Tabel 4. 7 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning.....	41
Tabel 4. 8 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning.....	42
Tabel 4. 9 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	44
Tabel 4. 10 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	45
Tabel 4. 11 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	47
Tabel 4. 12 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning	48
Tabel 4. 13 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	50
Tabel 4. 14 Tabel Evaluasi Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur.....	51

Tabel 4. 15 Rangkuman Hasil Klasifikasi Data Unseen Model Jenis 1	53
Tabel 4. 16 Rangkuman Hasil Klasifikasi Data Unseen Model Jenis 2 Non Augmentasi	54
Tabel 4. 17 Rangkuman Hasil Klasifikasi Data Unseen Model Jenis 2 Augmentasi	56
Tabel 4. 18 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Jenis 1	58
Tabel 4. 19 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Transfer Learning	59
Tabel 4. 20 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur.....	61
Tabel 4. 21 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Non Augmentasi Custom Arsitektur.....	62
Tabel 4. 22 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning.....	63
Tabel 4. 23 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Transfer Learning.....	64
Tabel 4. 24 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur	65
Tabel 4. 25 Tabel Pengujian Unseen Model Terbaik Model Jenis 2 Augmentasi Custom Arsitektur	66
Tabel 4. 26 Jumlah data baru pengujian model terbaik.....	67
Tabel 4. 27 Tabel Hasil Pengujian Model Terbaik Menggunakan Data Baru	68
Tabel 4. 28 Spesifikasi Server Pengujian Jenis 1	72
Tabel 4. 29 Hasil Penghitungan Latensi Pemrosesan Jenis 1.....	72
Tabel 4. 30 Spesifikasi Server Pengujian Model Jenis 2	73
Tabel 4. 31 Hasil Proses Request Predict Pada Tiap Server Model Jenis 2.....	74
Tabel 4. 32 Rata-rata Waktu Hasil Pengujian Tiap Server Model Jenis 2.....	74

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hingga saat ini, penyakit wanita khususnya kanker serviks masih menjadi masalah kesehatan yang cukup besar, khususnya di negara berkembang termasuk Indonesia. Kanker serviks ini terjadi karena infeksi *Human Papillomavirus (HPV)* [1]. Untuk melakukan skrining kanker serviks, ada beberapa metode yang dapat digunakan, seperti tes *high-risk HPV*, tes *Pap smear sitologi*, dan Inspeksi Visual dengan Asam Asetat (IVA). Di mana masing-masing metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing [2].

Pendeteksian dini kanker serviks sangat diperlukan diberbagai negara dengan membuat kebijakan dan beberapa teknis. Namun hal ini masih menjadi tantangan besar bagi negara-negara, khususnya di indonesia. Ini dikarenakan masih kurangnya kesadaran masyarakat mengenai kanker serviks. Selain itu juga faktor-faktor yang menjadi tantangan besar adalah belum adanya kebijakan mengenai hal tersebut, infrastruktur yang belum memadai, kurangnya data dan pemahaman mengenai kanker serviks. Salah satu metode yang lumayan banyak digunakan untuk deteksi pra-kanker serviks adalah IVA. Ini karena tidak ada persyaratan laboratorium tambahan (ahli sitologi atau ahli patologi terlatih) atau persyaratan program lainnya [3]. Namun metode tersebut masih terlalu sulit untuk dilakukan karena masih membutuhkan ketelitian yang sangat tinggi untuk melakukan skriningnya, serta tingkat positif palsu yang tinggi karena kesalahan manusia dalam klasifikasi sel [4].

Untuk mengatasi masalah tersebut dibuatlah solusi dengan menerapkan *artificial intelligence* untuk membantu medis dalam proses klasifikasi pra-kanker serviks. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN adalah salah satu jenis *neural network* yang biasa digunakan pada data gambar [5]. CNN memanfaatkan proses konvolusi dengan menggerakkan sebuah kernel konvolusi (filter) berukuran tertentu ke sebuah gambar, komputer mendapatkan informasi representatif baru dari hasil perkalian bagian gambar tersebut dengan filter yang digunakan [6]. Hasil dari pelatihan data

menghasilkan model yang dimana model inilah yang di terapkan dalam program agar dapat digunakan.

Dalam diagnosis otomatis, solusi berbasis pembelajaran mesin telah mendapatkan popularitas, dan para peneliti menggunakannya dalam banyak masalah kesehatan. Teknologi *smartphone* memungkinkan penggunaan solusi berbasis pembelajaran mesin di ponsel yang dapat digunakan oleh banyak tugas seperti deteksi, klasifikasi dan juga segmentasi [7].

Maka dari itu hasil dari model yang dibuat untuk klasifikasi pra-kanker ini di implementasikan pada *platform Android* agar model dapat digunakan untuk mengklasifikasi kanker serviks melalui aplikasi *Android* yang dapat dengan mudah digunakan oleh pasien maupun dokter.

1.2 Tujuan

Maksud dari penulisan tugas akhir ini adalah untuk :

1. Merancang model *deep learning* untuk klasifikasi pra-kanker serviks menggunakan metode CNN.
2. Melakukan evaluasi model yang dirancang
3. Membuat aplikasi android untuk memvisualisasikan hasil klasifikasi pra-kanker serviks.

1.3 Perumusan dan Batasan Masalah

Proses pemeriksaan kanker serviks selama ini dilakukan secara manual oleh dokter ahli. Hal ini memakan proses yang lumayan lama karena harus dilakukan pemeriksaan secara manual dan berkala. Proses pemeriksaan secara manual juga memiliki persentase kesalahan yang cukup besar. Untuk itu diperlukan pengembangan sistem pemeriksaan dengan bantuan komputer menggunakan *Artificial Intelligence* dan *Deep Learning* untuk membantu proses klasifikasi pra-kanker serviks. Dalam kasus ini, sebuah model *Machine Learning* yang telah di buat diimplementasikan kedalam sistem pada *platform Android* agar dapat mudah digunakan oleh pengguna dalam melakukan proses klasifikasi pra-kanker serviks.

Adapun batasan masalah yang ditentukan dalam penelitian ini adalah :

1. Penelitian dilakukan hanya mencakup permasalahan klasifikasi pra-kanker serviks
2. Penelitian dilakukan untuk mengukur parameter-parameter yang terdapat dalam sistem, seperti kecepatan waktu pemrosesan.
3. Hasil dari penelitian ini meliputi nilai waktu pemrosesan dan kinerja sistem, serta visualisasi fitur hasil klasifikasi yang dihasilkan dengan menggunakan metode *GradCam* pada *platform Android*.
4. Bagian waktu yang diukur dalam proses penelitian adalah pada proses unggah gambar, *load* gambar, *preprocessing* gambar, predeksi gambar, dan visualisasi gambar.
5. Proses klasifikasi 1 siklus hanya mengunggah 1 gambar. 1 siklus adalah proses dimana gambar diunggah dari *platform Android* ke server dan diproses oleh model, kemudian hasil proses dikembalikan lagi ke Android dan divisualisasikan.

1.4 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam tugas akhir ini memiliki beberapa struktur penulisan, yaitu :

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini, menjelaskan mengenai maksud dan tujuan penelitian ini. Pada bab ini mencakup mengenai latar belakang, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematikan penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini, yang dilakukan adalah mengumpulkan informasi yang relevan dengan kasus yang diangkat dari berbagai macam sumber sebagai bahan referensi.

BAB III METODELOGI PENELITIAN

Pada bab ini, penulis akan menjelaskan mengenai proses penelitian yang dilakukan, mulai dari persiapan data hingga sampai pada tahap analisan dan kesimpulan.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Pada bab ini, penulis akan menyajikan penjelasan mengenai analisa dan hasil evaluasi yang didapat setelah melakukan penelitian.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini, penulis akan memberikan kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan serta memberikan saran dari hasil yang diperoleh agar sebagai bahan referensi orang lain yang melakukan penelitian dibidang yang sama

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Muñoz *et al.*, “Epidemiologic Classification of Human Papillomavirus Types Associated with Cervical Cancer,” *N. Engl. J. Med.*, vol. 348, no. 6, pp. 518–527, 2003, doi: 10.1056/nejmoa021641.
- [2] T. G. Debelee, S. R. Kebede, F. Schwenker, and Z. M. Shewarega, “Deep Learning in Selected Cancers’ Image Analysis—A Survey,” *J. Imaging*, vol. 6, no. 11, pp. 1–40, 2020, doi: 10.3390/jimaging6110121.
- [3] G. H. Jima and D. Merera, “Precancerous Cervical Lesions and Associated Factors Among Women Attending Cervical Screening at Adama Hospital Medical College , Central Ethiopia,” *Cancer Manag. Res.*, vol. 13, pp. 2181–2189, 2021.
- [4] M. A. Devi, S. Ravi, J. Vaishnavi, and S. Punitha, “Classification of Cervical Cancer Using Artificial Neural Networks,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 89, pp. 465–472, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.06.105.
- [5] K. O’Shea and R. Nash, “An Introduction to Convolutional Neural Networks,” pp. 1–11, 2015, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1511.08458>.
- [6] J. Wu, “Introduction to Convolutional Neural Networks,” *Introd. to Convolutional Neural Networks*, pp. 1–31, 2017, [Online]. Available: https://web.archive.org/web/20180928011532/https://cs.nju.edu.cn/wujx/teaching/15_CNN.pdf.
- [7] K. F. Bushra, M. A. Ahamed, and M. Ahmad, “Automated detection of COVID-19 from X-ray images using CNN and Android mobile,” *Res. Biomed. Eng.*, vol. 37, no. 3, pp. 545–552, 2021, doi: 10.1007/s42600-021-00163-2.
- [8] Musyarofah, V. Schmidt, and M. Kada, “Object detection of aerial image using mask-region convolutional neural network (mask R-CNN),” *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 500, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1755-1315/500/1/012090.

- [9] M. Cleary, *Deep Learning A Practioner's Approach*, vol. 53, no. 9. 2019.
- [10] L. Alzubaidi *et al.*, *Review of deep learning : concepts , CNN architectures , challenges , applications , future directions*. Springer International Publishing, 2021.
- [11] S. Targ, D. Almeida, and K. Lyman, “Resnet in Resnet: Generalizing Residual Architectures,” pp. 1–7, 2016, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1603.08029>.
- [12] E. Mocsari and S. S. Stone, “Colostrual IgA, IgG, and IgM-IgA fractions as fluorescent antibody for the detection of the coronavirus of transmissible gastroenteritis.,” *Am. J. Vet. Res.*, vol. 39, no. 9, pp. 1442–1446, 1978.
- [13] A. G. Howard *et al.*, “MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications,” 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [14] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very deep convolutional networks for large-scale image recognition,” *3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 - Conf. Track Proc.*, pp. 1–14, 2015.
- [15] K. R. Avery *et al.*, “Fatigue Behavior of Stainless Steel Sheet Specimens at Extremely High Temperatures,” *SAE Int. J. Mater. Manuf.*, vol. 7, no. 3, pp. 560–566, 2014, doi: 10.4271/2014-01-0975.
- [16] S. Bock and M. Weis, “A Proof of Local Convergence for the Adam Optimizer,” *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, vol. 2019-July, no. July, pp. 1–8, 2019, doi: 10.1109/IJCNN.2019.8852239.
- [17] L. Alabdullatef, “Complete Guide to Adam Optimization,” 2020. <https://towardsdatascience.com/complete-guide-to-adam-optimization-1e5f29532c3d>.
- [18] “SCW-SGD : STOCHASTICALLY CONFIDENCE-WEIGHTED SGD Takumi Kobayashi National Institute of Advanced Industrial Science and Technology 1-1-1 Umezono , Tsukuba , Ibaraki , Japan,” pp. 2–6.

- [19] G. A. Osorio, C. S. Del Real, C. A. F. Valdez, M. C. Miranda, and A. H. Garay, "Effect of inclusion of cactus pear cladodes in diets for growing-finishing lambs in central Mexico," *Acta Hortic.*, vol. 728, pp. 269–274, 2006.
- [20] A. Nayyar, "Handbook of Cloud Computing," *Handb. Cloud Comput.*, vol. chapter 13, no. 4, pp. 335–355, 2010.
- [21] R. Singh, "An Overview of Android Operating System and Its Security Features," *Eng. Res. Appl.*, vol. 4, no. 2, pp. 519–521, 2014.
- [22] R. Verdecchia, I. Malavolta, and P. Lago, "Guidelines for architecting android apps: A mixed-method empirical study," *Proc. - 2019 IEEE Int. Conf. Softw. Archit. ICSA 2019*, pp. 141–150, 2019, doi: 10.1109/ICSA.2019.00023.
- [23] M. Brisson and M. Drolet, "Global elimination of cervical cancer as a public health problem," *Lancet Oncol.*, vol. 20, no. 3, pp. 319–321, 2019, doi: 10.1016/S1470-2045(19)30072-5.
- [24] N. Bhatla, D. Aoki, D. N. Sharma, and R. Sankaranarayanan, "Cancer of the cervix uteri," *Int. J. Gynecol. Obstet.*, vol. 143, pp. 22–36, 2018, doi: 10.1002/ijgo.12611.
- [25] K. Tran-Harding *et al.*, "Endometriosis revisited: an imaging review of the usual and unusual manifestations with pathological correlation," *Clin. Imaging*, vol. 52, no. July, pp. 163–171, 2018, doi: 10.1016/j.clinimag.2018.07.017.
- [26] K. Shankar, Y. Zhang, Y. Liu, L. Wu, and C. H. Chen, "Hyperparameter Tuning Deep Learning for Diabetic Retinopathy Fundus Image Classification," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 118164–118173, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3005152.
- [27] K. Relan, *Building REST APIs with Flask*. 2019.