

**KLASIFIKASI TINGKAT KEPARAHAN
PRAKANKER SERVIKS PADA CITRA VIA
MENGUNAKAN CONVOLUTION NEUTRAL
NETRWORK**

SKRIPSI

**Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer**



OLEH :

ALYA NUR FIRJATULLAH AMBARSARI

09011381924125

JURUSAN SISTEM KOMPUTER

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS SRIWIJAYA

TAHUN 2023

LEMBAR PENGESAHAN
KLASIFIKASI TINGKAT KEPARAHAN PRA-KANKER
SERVIKS PADA CITRA VIA MENGGUNAKAN CNN

SKRIPSI

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh :

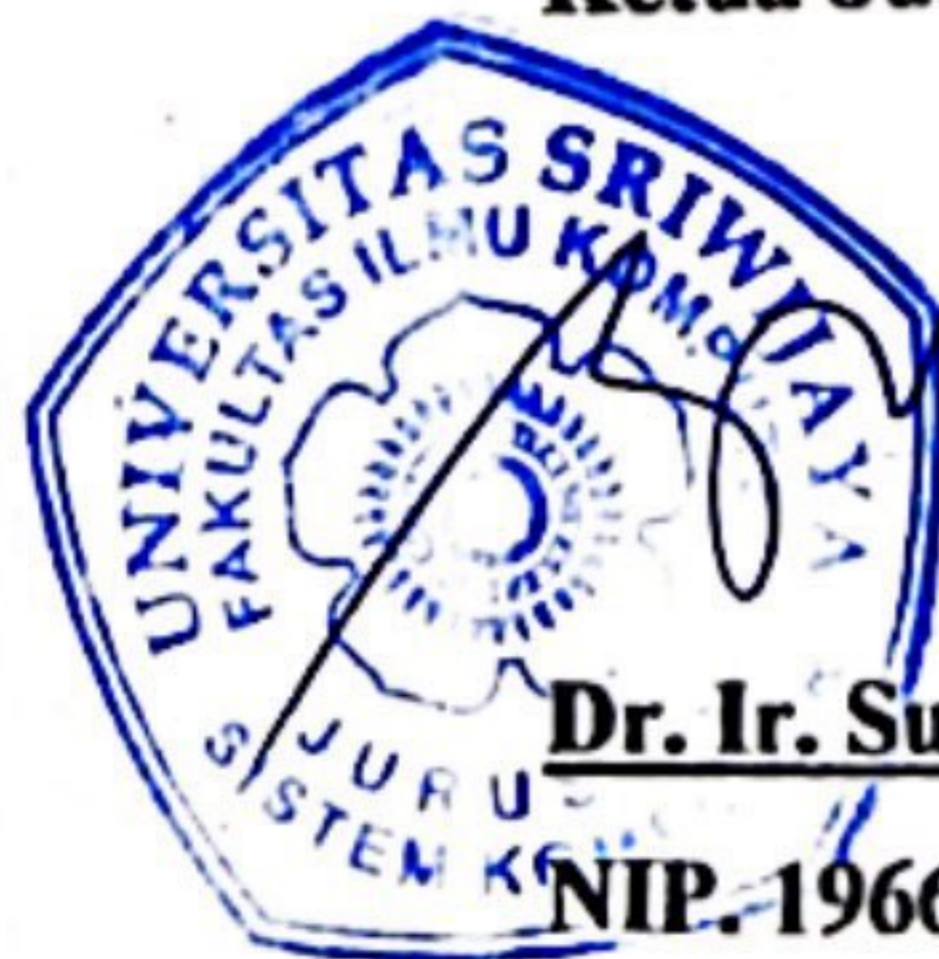
ALYA NUR FIRJATULLAH AMBARSARI

09011381924125

Palembang, 7 Agustus 2023

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041001

Pembimbing Tugas Akhir

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

NIP. 196908021994012001

HALAMAN PERSETUJUAN

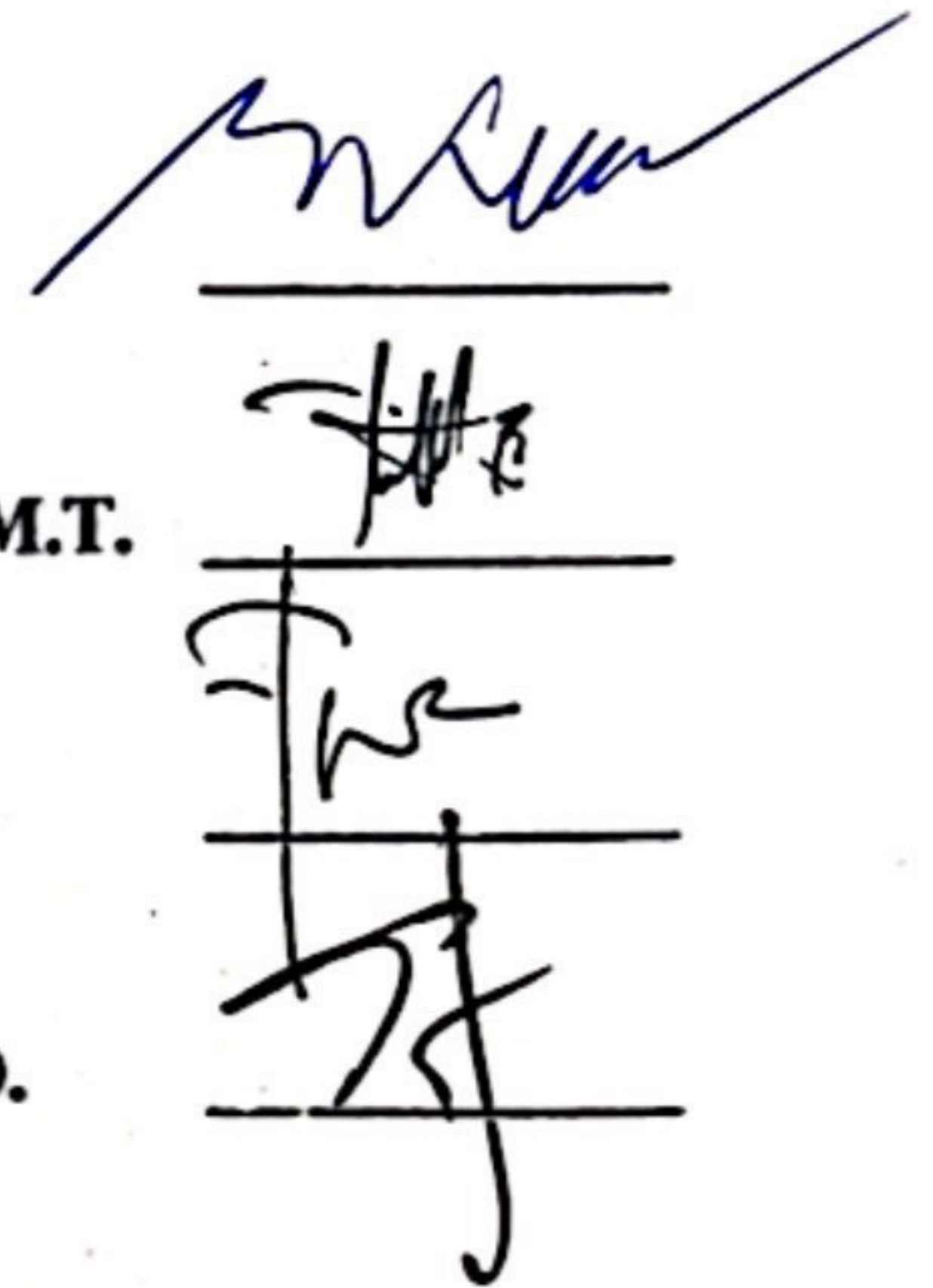
Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Senin

Tanggal : 31 Juli 2023

Tim Penguji :

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



Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Alya Nur Firjatullah Ambarsari

NIM : 09011181924010

Judul : Klasifikasi Tingkat Keparahan Pra Kanker Serviks Pada Citra VIA menggunakan CNN

Hasil Pengecekan Software Turnitin : 9%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan atau plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam laporan 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, Agustus 2023



Alya Nur Firjatullah Ambarsari

NIM. 09011381924125

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kepada Allah Yang Maha Esa, karena berkat Rahmat dan Karunia-Nya lah sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Proposal Tugas Akhir ini dengan judul **“Klasifikasi Tingkat Keparahan Pra-kanker Serviks Pada Citra VIA menggunakan *Convolutional Neural Network*”**.

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

1. Kepada Allah Yang Maha Esa, yang telah melimpahkan Berkat dan Rahmat-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini dengan baik dan lancar.
2. Orang tua saya tercinta yang selalu mendoakan, memberikan motivasi, dan *support* saya dalam menyelesaikan penulisan tugas akhir.
3. Bapak Prof. Dr. Ir. M. Said, M. Sc. selaku PLT Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah berkenan meluangkan waktunya guna membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir Ini.
6. Bapak Iman Saladin B. Azhar, S.Kom., M.MSI. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
7. Mbak Sari selaku admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu mengurus seluruh berkas.
8. Pak Naufal, mbak Ade, Mba Nisa, dan Mba Anggun selaku research assistens di Laboratorium ISysRG yang turut membantu memberi masukan dan arahan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Intelligent System Research Group (IsysRG) Atas bantuan infrastruktur dalam menyelesaikan Tugas Akhir

10. Semua Member ISysRG 4 yaitu Erjik, Dzaky, Widya, Ares, caca, Qodri. Nando, Ardi, Alana dan yang tidak dapat disebutkan namanya satu persatu yang turut membantu dan memberi semangat dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
11. Terimakasih kepada Tundri, Juki, Sultan, Aci, ayin, Cici, yang sudah selalu memberi bantuan moral kepada penulis.
12. Zananda, Tiar, Sean, kak aqbil, indra, zulpa, kak resita, yang sudah memberi banyak pesan dan kesan selama perkuliahan.
13. Cholidah Zuhroh Khairunnisa dan M. Rafli aljabar yang menjadi teman pertama saya dan support system yang bawel.
14. M. Helmi Izzati Amin dan M. Rijal Fikriansyah sebagai teman yang selalu membantu dikala genting dan mau disusahkan.
15. Dian Yofita dan Alfarabi yang selalu menemani dan selalu menjadi moodbooster dikala kesulitan dengan skripsi.
16. BEM KM Fasilkom Unsri kabinet Surya Laksana dan kabinet Lentera Karya serta Dinas Olahraga yang sudah menjadi wadah pertama saya untuk belajar banyak hal.

Dalam penyusunan Proposal 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 berkepentingan demi laporan yang lebih baik lagi.

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

Palembang, Juli 2023

Alya Nur Firjatullah Ambarsari
NIM. 09011381924125

Klasifikasi Tingkat Keparahan Pra Kanker Serviks Pada Citra VIA Menggunakan CNN

Alya Nur Firjatullah Ambarsari (09011381924125)
Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
Email : anfasari29@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi citra pra-kanker serviks dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Data citra pra-kanker serviks dievaluasi dengan berbagai model CNN yang mengimplementasikan data augmentasi jenis kedua. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CervicoNet dengan epoch 200, learning rate 10^{-3} , dan batch size 32 memiliki akurasi terbaik sebesar 93,75%. Model yang memberikan nilai akurasi unseen terbaik terletak pada model ResNet50 dengan epoch 100, learning rate 10^{-3} , dan batch size 32 sebesar 68,88% pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil akurasi terbaik tiga kelas pada model VGG 19 dengan epoch 100, Learning rate 0,001, dan batch size 32 dengan hasil akurasi 99,6%. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam penanganan pra-kanker serviks melalui penggunaan teknik deep learning untuk lokalitas citra pra-kanker serviks dengan akurasi yang lebih baik.

Kata Kunci : *Convolutional Neural Networks (CNN)*, klasifikasi, Tingkat keparahan kanker Serviks, Citra Pra-Kanker Serviks.

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer,

Pembimbing Tugas Akhir,

Dr. Ir. Sukemi, M.T.
NIP. 196612032006041001

Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D
NIP. 196908021994012001

Classification Of Cervical Precancer Severity Level in VIA Image Using CNN

Alya Nur Firjatullah Ambarsari (09011381924125)

Computer System Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University

Email : anfasari29@gmail.com

ABSTRACT

The aim of this study is to classify cervical pre cancer images using Convolutional Neural Network (CNN) method. The dataset of cervical precancer images was evaluated using various CNN models that implemented data augmentation of the second type. The research findings indicate that the CervicoNet model with 200 epochs, a learning rate of 10-3, and a batch size of 32 achieved the best accuracy of 93.75%. The model that provided the best unseen accuracy was the ResNet50 model with 100 epochs, a learning rate of 10-3, and a batch size of 32, achieving 68.88% accuracy on unseen data. The top three class accuracy results were obtained using the VGG 19 model with 100 epochs, a learning rate of 0.001, and a batch size of 32, achieving an accuracy of 99.6%. The results of this study are expected to contribute to the handling of cervical precancer through the application of deep learning techniques for the localization of cervical precancer images with improved accuracy.

Keywords : *Convolutional Neural Networks (CNN), Classification, Severity Level Cervical cancer, Pre-Cervical Cancer Images.*

Acknowledged By,

Head of Computer System Department, Supervisor,

Dr. Ir. Sukemi, M.T.
NIP. 196612032006041001

Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D
NIP. 196908021994012001

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
ABSTRAK	Error! Bookmark not defined.
ABSTRACT	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR.....	v
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Tujuan dan Manfaat.....	3
1.2.1 Tujuan	3
1.2.2 Manfaat	3
1.3 Perumusan dan Batasan Masalah	3
1.3.1 Perumusan Masalah	3
1.3.2 Batasan Masalah.....	4
1.4 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Pra-kanker Serviks.....	5
2.2 Klasifikasi Pra-kanker Serviks	5
2.3 Definisi VIA	6
2.4 <i>Artificial intellegent</i>	6
2.5 <i>Machine Learning</i>	7
2.6 Deep Learning	8

2.7	<i>Convolutional Neural Network</i>	8
2.7.1	ResNet.....	9
2.7.2	DenseNet.....	9
2.7.3	VGG.....	10
2.8	Cervico Net.....	10
2.9	Albumentation.....	10
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		11
3.1	Pendahuluan	11
3.2	Kerangka Kerja Penelitian.....	11
3.3	Persiapan Data.....	12
3.3.1	Cancer	13
3.3.2	CIN1	14
3.3.3	CIN2-CIN3.....	14
3.3.4	Negatif.....	15
3.4	Pra-pengolahan Data	16
3.4.1	Pemilihan Data.....	16
3.4.2	Augmentasi Gambar.....	17
3.4.3	Konversi Gambar ke PNG	19
3.5	Klasifikasi menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>	19
3.5.1	<i>Tuning</i> Model.....	20
3.5.2	Evaluasi Hasil.....	21
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		59
4.1	Pendahuluan	59
4.2	Hasil Pembangunan Model.....	59
4.2.1.	Hasil Seleksi Data	59
4.2.2.	Hasil Augmentasi Gambar	59

4.2.3.	Hasil Klasifikasi.....	60
4.3	Pengujian Data Unseen.....	70
4.3.1	Pengujian Data Unseen pada Model tiga kelas	76
4.3.2	Pengujian Unseen menggunakan data sesudah augmentasi.....	79
4.3.3	Pengujian <i>unseen</i> tiga kelas menggunakan data augmentasi kedua	91
4.4	Analisa.....	101
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		102
5.1	Kesimpulan.....	102
5.2	Saran	103
DAFTAR PUSTAKA		61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Kerangka Kerja Penelitian.....	12
Gambar 3. 2 Stadium kanker serviks dan perbedaan kanker dan abnormal [32]	13
Gambar 3. 3 Contoh image Cancer	13
Gambar 3. 4 Contoh sampel image CIN1.....	14
Gambar 3. 5 Contoh sampel CIN2-CIN3	15
Gambar 3. 6 Contoh sampel image Negative	15
Gambar 3. 7 Tahap pra-pengolahan data.....	16
Gambar 3. 8 Contoh sampel Image yang tidak dipakai.....	17
Gambar 3. 9 Augmentasi gambar dengan Flip and Rotate.....	18
Gambar 4. 1 Grafik <i>training and validation</i> terbaik klasifikasi pertama	64
Gambar 4. 2 Confusion Matrix klasifikasi terbmenggunakan data pertama	64
Gambar 4. 3 Confusion Matrix model terbaik data jenis kedua.....	65
Gambar 4. 4 Grafik training and validation terbaik data jenis kedua.....	66
Gambar 4. 5 Grafik training and validation CervicoNet terbaik data kedua	67
Gambar 4. 6 Confusion Matrix CervicoNet terbaik data jenis kedua	67
Gambar 4. 7 Confusion Matrix terbaik tiga kelas data jenis kedua.....	68
Gambar 4. 8 Grafik training and validation terbaik tiga kelas	69
Gambar 4. 9 Confusion matrix model CervicoNet terbaik tiga kelas	70
Gambar 4. 10 Grafik training and validation model CervicoNet tiga Kelas	70
Gambar 4. 11 Confusion Matrix <i>unseen</i> terbaik pada data Klasifikasi kedua	72
Gambar 4. 12 Grafik training and validation terbaik unseen klasifikasi kedua ..	72
Gambar 4. 13 Confusion Matrix unseen terbaik CervicoNet pada epoch 150, batch size 32, dan learning rate 10^{-2}	74
Gambar 4. 14 Grafik training and validation unseen CervicoNet epoch 150, batch size 32, dan learning rate 10^{-2}	74
Gambar 4. 15 Confusion Matrix unseen terbaik CervicoNet	75
Gambar 4. 16 Grafik evaluasi unseen terbaik CervicoNet pada data jenis kedua75	
Gambar 4. 17 Confusion Matrix unseen terbaik tiga kelas	77
Gambar 4. 18 Grafik training and validation terbaik unseen tiga kelas	77
Gambar 4. 19 Confusion Matrix Unseen terbaik CervicoNet tiga kelas	78

Gambar 4. 20 Grafik training and validation <i>unseen</i> terbaik CervicoNet tiga kelas	79
Gambar 4. 21 Confusion Matrix <i>unseen</i> ResNet50 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	80
Gambar 4. 22 Confusion Matrix <i>unseen</i> ResNet101 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2} ..	81
Gambar 4. 23 Confusion Matrix <i>unseen</i> DenseNet121 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	82
Gambar 4. 24 Confusion Matrix <i>unseen</i> DenseNet121 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	83
Gambar 4. 25 Confusion Matrix <i>unseen</i> VGG16 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	84
Gambar 4. 26 Confusion Matrix <i>unseen</i> VGG19 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	85
Gambar 4. 27 Confusion Matrix <i>unseen</i> ResNet50 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	86
Gambar 4. 28 Confusion matrix <i>unseen</i> ResNet101 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	87
Gambar 4. 29 Confusion Matrix <i>unseen</i> DenseNet121 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3} 88	
Gambar 4. 30 Confusion Matrix <i>unseen</i> DenseNet169 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3} 89	
Gambar 4. 31 Confusion Matrix <i>unseen</i> VGG16 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	90
Gambar 4. 32 Confusion matrix <i>unseen</i> VGG19 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	91
Gambar 4. 33 Confusion Matrix tiga kelas VGG16 ep 100, bs 32, lr 10^{-3}	92
Gambar 4. 34 Confusion Matrix tiga kelas VGG16 ep 100, bs 32, lr 10^{-33}	93
Gambar 4. 35 Confusion Matrix tiga kelas ResNet50 ep 100, bs 32, lr 10^{-3}	94
Gambar 4. 36 Confusion Matrix tiga kelas ResNet101 ep100, bs 32, lr 10^3	95
Gambar 4. 37 Confusion Matrix tiga kelas DenseNet121 ep100, bs 32, lr 10^{-3} ..	96
Gambar 4. 38 Confusion Matrix tiga kelas DenseNet169 ep100, bs 32, lr 10^{-3} ..	97
Gambar 4. 39 Confusion Matrix CervicoNet tiga kelas ep150, bs 32, lr 10^{-2}	98
Gambar 4. 40 Confusion Matrix CervicoNet tiga kelas ep150, bs 32, lr 10^{-3}	99
Gambar 4. 41 Confusion Matrix CervicoNet tiga kelas ep200, bs 32, lr 10^{-2} ...	100
Gambar 4. 42 Confusion Matrix CervicoNet tiga kelas ep200, bs 32, lr 10^{-3} ...	101

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Jumlah data hasil filtering	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3.2 Jumlah data setelah di filter.....	59
Tabel 3. 3 Jumlah Data Hasil Augmentasi yang belum di filter	60
Tabel 3. 4 Jumlah Data Hasil Augmentasi yang telah di filter.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3. 5 Pembagian data jenis pertama sebelum di augmentasi	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3. 6 Pembagian data jenis pertama setelah di augmentasi.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3. 7 Pembagian data jenis kedua setelah di augmentasi.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 3. 8 Turning Hyperparameter pada model jenis pertama	20
Tabel 3. 9 Turning Hyperparameter pada model jenis kedua	20
Tabel 4. 1 Data jenis pertama di augmentasi yang belum di filter	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4. 2 Data jenis kedua yang di augmentasi setelah di filter.....	Error! Bookmark not defined.
Tabel 4. 3 Hasil Klasifikasi data jenis pertama sebelum augmentasi.....	61
Tabel 4. 4 Hasil Klasifikasi data jenis pertama setelah augmentasi.....	61
Tabel 4. 5 Hasil klasifikasi data jenis kedua setelah augmentasi	62
Tabel 4. 6 Hasil klasifikasi CervicoNet dengan augmentasi jenis kedua.....	63
Tabel 4. 7 Model terbaik data jenis pertama sesudah augmentasi	63
Tabel 4. 8 Model terbaik data jenis kedua setelah augmentasi	65
Tabel 4. 9 Model terbaik CervicoNet data jenis kedua	66
Tabel 4. 10 Hasil klasifikasi tiga kelas data jenis kedua	68
Tabel 4. 11 Hasil Uji Model Tiga Kelas CervicoNet	69
Tabel 4. 12 Hasil uji unseen model pada data klasifikasi kedua.....	71
Tabel 4. 13 Hasil uji unseen CervicoNet pada data klasifikasi kedua.....	73
Tabel 4. 14 Hasil uji terbaik unseen CervicoNet pada data jenis kedua	Error! Bookmark not defined.

Tabel 4. 15	Hasil uji terbaik unseen pada data jenis kedua.....	75
Tabel 4. 16	Hasil uji unseen tiga kelas augmentasi jenis kedua.....	76
Tabel 4. 17	Hasil uji unseen tiga kelas CervicoNet.....	78
Tabel 4. 18	Hasil uji Unseen ResNet50 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	79
Tabel 4. 19	Hasil uji unseen ResNet101 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	Error!
Bookmark not defined.		
Tabel 4. 20	Hasil uji unseen DenseNet121 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	81
Tabel 4. 21	Hasil uji unseen DenseNet169 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	82
Tabel 4. 22	Hasil uji Unseen VGG16 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	83
Tabel 4. 23	Hasil uji Unseen VGG19 epoch 100, Bs 64, Lr 10^{-2}	84
Tabel 4. 24	Hasil uji unseen ResNet50 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	85
Tabel 4. 25	Hasil uji unseen ResNet101 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	86
Tabel 4. 26	Hasil uji unseen DenseNet121 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	87
Tabel 4. 27	Hasil uji Unseen DenseNet169 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	88
Tabel 4. 28	Hasil uji Unseen VGG16 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	89
Tabel 4. 29	Hasil uji Unseen VGG19 epoch 50, Bs 32, Lr 10^{-3}	90
Tabel 4. 30	Hasil uji unseen tiga kelas VGG16 epoch 100, bs 32, lr 10^{-3}	91
Tabel 4. 31	Hasil uji unseen tiga kelas VGG19 epoch 100, bs 32, lr 10^{-3}	92
Tabel 4. 32	Hasil uji unseen tiga kelas ResNet50 epoch 100, bs 32, lr 10^{-3}	93
Tabel 4. 33	Hasil uji unseen tiga kelas ResNet101 epoch 100, bs 32, lr 10^{-3}	94
Tabel 4. 34	Hasil uji unseen tiga kelas DenseNet121 epoch 100 bs 32, lr 10^{-3} ..	95
Tabel 4. 35	Hasil uji unseen tiga kelas DenseNet169 epoch 100 bs 32, lr 10^{-3} ..	96
Tabel 4. 36	Hasil uji unseen tiga kelas CervicoNet epoch 150 bs 32, lr 10^{-2}	97
Tabel 4. 37	Hasil uji unseen tiga kelas CervicoNet epoch 150 bs 32, lr 10^{-3}	98
Tabel 4. 38	Hasil uji unseen tiga kelas CervicoNet epoch 200 bs 32, lr 10^{-2}	99
Tabel 4. 39	Hasil uji unseen tiga kelas CervicoNet epoch 200 bs 32, lr 10^{-3}	100

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Teknologi komputer dan komunikasi selama bertahun-tahun terus berkembang, yang mengarah pada pengembangan kecerdasan buatan. Kecerdasan buatan adalah kemampuan mesin untuk beradaptasi dengan situasi baru, menghadapi situasi yang muncul, memecahkan masalah, menjawab pertanyaan, rencana perangkat, dan melakukan berbagai fungsi lain yang memerlukan beberapa tingkat kecerdasan yang biasanya terbukti pada manusia. Menggambarkan dari definisi ini, terbukti bahwa kecerdasan buatan adalah puncak dari komputer, teknologi yang berhubungan dengan komputer, mesin, dan inovasi dan perkembangan teknologi komunikasi informasi, memberikan komputer kemampuan untuk melakukan fungsi dekat atau mirip manusia. Sejalan dengan adopsi dan penggunaan teknologi baru dalam pendidikan, kecerdasan buatan juga telah banyak dimanfaatkan di sektor pendidikan [1] .

Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan merujuk pada kemampuan komputer atau mesin untuk meniru kemampuan manusia dalam melakukan tugas tertentu. AI melibatkan pengembangan algoritma dan model komputasional yang memungkinkan mesin untuk belajar dari data dan pengalaman, mengenali pola, membuat keputusan, dan menyelesaikan masalah dengan tingkat kecerdasan yang mirip dengan manusia. Perkembangan terbaru dari aplikasi AI dalam biomedis, termasuk diaknostik penyakit, bantuan hidup, pemrosesan informasi biomedis dan penelitian biomedis. AI telah digunakan dengan sukses dalam klasifikasi kanker serviks. Dalam konteks klasifikasi kanker serviks, teknik-teknik AI seperti machine learning dan deep learning telah diterapkan untuk menganalisis data citra dan mengenali pola-pola yang berkaitan dengan kanker serviks [2].

Menduduki peringkat tertinggi, Kanker Serviks menjadi penyakit wanita paling banyak berdasarkan 604.00 kasus baru dan 342.000 kematian yang dilaporkan secara global pada tahun 2020 [3]. Berdasarkan analisis terdapat

kejadian kanker serviks setiap harinya dengan kurang lebih dua kematian setiap jam, dengan perkiraan penderita kanker serviks sebanyak 17 per 100.000 perempuan dan kanker ini merupakan kanker kedua terbanyak pada perempuan di Indonesia [4]. Kanker serviks merupakan penyakit kanker yang terjadi karena infeksi *Human Papilloma Virus* (HPV) yang membuat perubahan sel epitel serviks. Bahkan HPV cenderung tidak menunjukkan gejala sampai pada tahap yang parah [5]. Pada umumnya penderita kanker serviks terlambat menyadari bahwa mereka mengidap penyakit tersebut karena pengetahuan yang minim dan faktor eksternal lainnya. Keterlambatan tersebut menyebabkan terdeteksinya penyakit ketika sudah mencapai stadium lanjut sehingga angka kematian bagi penderita kanker serviks terus meningkat [6].

Beberapa cara yang bisa dilakukan untuk mencegah terjadinya kanker serviks adalah dengan melakukan skrining (pemeriksaan dini) [7]. Untuk melakukan skrining kanker serviks, ada beberapa metode yang dapat digunakan, seperti tes *high-risk* HPV, tes *Pap smear cytology*, dan *Visual Inspection with Acetic Acid* (VIA). Dimana masing-masing metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing [8]. VIA merupakan salah satu teknik yang cukup populer untuk mendeteksi prakanker serviks. Ini karena tidak adanya persyaratan program tambahan atau persyaratan laboratorium (ahli sitologi atau ahli patologi terlatih) [9]. WHO merekomendasikan inspeksi visual dengan asam asetat diikuti dengan pengobatan sebagai alternatif. Selain murah dan mudah dilakukan, tes VIA hampir memiliki sensitivitas yang sama dengan sitologi serviks (*pap smear*) [7]. Kendati demikian, karena tingginya tingkat positif palsu yang disebabkan oleh kesalahan manusia dalam klasifikasi sel dan kebutuhan lanjutan akan presisi penyaringan yang sangat tinggi, metode ini masih terlalu menantang untuk diterapkan. [10].

Untuk mengatasi masalah tersebut dibuatlah solusi dengan menerapkan AI 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 *image* [11]. 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 [12]. Hasil dari training data menghasilkan model yang dimana model inilah yang di terapkan dalam program agar dapat digunakan.

Berdasarkan uraian tersebut, penulis melakukan penelitian yang akan melengkapi penelitian sebelumnya untuk mendeteksi kanker serviks. Penulis melakukan klasifikasi pada citra serviks yang akan menjadi refrensi tambahan untuk mengidentifikasi tingkat keparahan pada kanker serviks menggunakan *Convolutional Neural Network*.

1.2 Tujuan dan Manfaat

1.2.1 Tujuan

Tujuan dari penulisan tugas akhir ini yaitu :

1. Dapat menyelesaikan permasalahan klasifikasi pra-kanker serviks pada Citra VIA menggunakan metode *convolutional neural network*.
2. Membangun model menggunakan *Convolutional Neural Network*.

1.2.2 Manfaat

Adapun manfaat dari penulisan tugas akhir ini adalah :

1. Menghasilkan model klasifikasi pra-kanker serviks
2. Sebagai bahan bacaan dan referensi untuk orang-orang yang sedang melakukan penelitian tentang klasifikasi pra-kanker serviks pada citra VIA

1.3 Perumusan dan Batasan Masalah

1.3.1 Perumusan 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 presentase 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 agar dapat mudah digunakan oleh pengguna dalam melakukan proses klasifikasi pra-kanker serviks.

1.3.2 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah yang ditentukan dalam penelitian ini adalah :

1. Penelitian dilakukan hanya mencakup permasalahan klasifikasi pra-kanker serviks
2. Penelitian yang dilakukan hanya untuk mengukur parameter-parameter seperti kecepatan waktu pemrosesan yang ada dalam sistem.
3. Hanya membangun model dengan metode CNN yaitu VGG 16, VGG 19, ResNet 50, ResNet 101, DenseNet 121, DenseNet 169, dan CervicoNet

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 sistematika 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 analisis 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] L. Chen, P. Chen, and Z. Lin, “Artificial Intelligence in Education: A Review,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 75264–75278, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2988510.
- [2] G. Rong, A. Mendez, E. Bou Assi, B. Zhao, and M. Sawan, “Artificial Intelligence in Healthcare: Review and Prediction Case Studies,” *Engineering*, vol. 6, no. 3, pp. 291–301, 2020, doi: 10.1016/j.eng.2019.08.015.
- [3] K. M. A. Adweb, N. Cavus, and B. Sekeroglu, “Cervical Cancer Diagnosis Using Very Deep Networks over Different Activation Functions,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 46612–46625, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3067195.
- [4] A. I. Sutnick and S. Gunawan, “Cancer in Indonesia,” *JAMA J. Am. Med. Assoc.*, vol. 247, no. 22, pp. 3087–3088, 1982, doi: 10.1001/jama.247.22.3087.
- [5] B. Surmanto, A. M. Lumbanraja, and T. M. Fauzi, “Hubungan Infeksi Human Papilloma Virus (HPV) Dengan Kejadian Kanker Serviks,” *J. Kedokt. Methodist*, vol. 14, no. 2, pp. 1–8, 2021.
- [6] N. Yaumagina *et al.*, “Klasifikasi Kanker Serviks Melalui Pengolahan Citra Pola Pembuluh Darah Dengan Metode Matched Filter Dan Morphology Operation,” vol. 8, no. 6, pp. 3207–3215, 2022.
- [7] D. Juanda and H. Kesuma, “Pemeriksaan Metode IVA (Inspeksi Visual Asam Asetat) untuk Pencegahan Kanker Serviks,” *J. Kedokt. dan Kesehat.*, vol. 2, no. 2, pp. 169–174, 2015, [Online]. Available: <https://ejournal.unsri.ac.id/index.php/jkk/article/view/2549>
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] K. O’Shea and R. Nash, “An Introduction to Convolutional Neural Networks,” pp. 1–11, 2015.
- [12] J. Wu, “Introduction to Convolutional Neural Networks,” *Introd. to Convolutional Neural Networks*, pp. 1–31, 2017.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] P. B. Shanthi, K. S. Hareesha, and R. Kudva, “Automated Detection and Classification of Cervical Cancer Using Pap Smear Microscopic Images: A Comprehensive Review and Future Perspectives,” *Eng. Sci.*, vol. 19, pp. 20–41, 2022, doi: 10.30919/es8d633.
- [16] D. S. Bestry, B. Hidayat, and H. F. Tsp, “Deteksi Dini Kanker Serviks Metode Iva Berbasis Pengolahan Sinyal Digital Menggunakan Deteksi Tepi Zero Crossing Early Detection Of Cervical Cancer With Iva Method Based On Digital Image Processing Using Zero Crossing Edge Detection,” vol. 3, no. 3, pp. 4816–4822, 2016.
- [17] P. Khairunnisa, S. Ronoatmodjo, and S. Prasetyo, “Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Perempuan Melakukan Pemeriksaan Dini Kanker Serviks : A Scoping Review,” *J. Epidemiol. Kesehat. Indones.*, vol. 6, no. 2, pp. 75–80, 2023, doi: 10.7454/epidkes.v6i2.6256.

- [18] S. Zhao, F. Blaabjerg, and H. Wang, "An overview of artificial intelligence applications for power electronics," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 36, no. 4, pp. 4633–4658, 2021, doi: 10.1109/TPEL.2020.3024914.
- [19] A. R. Taseva, T. Persoons, and D. M. D. Arcy, "Application of an AI image analysis and classification approach to characterise dissolution and precipitation events in the flow through apparatus," *Eur. J. Pharm. Biopharm.*, 2023, doi: 10.1016/j.ejpb.2023.04.020.
- [20] X. Hou, G. Shen, L. Zhou, Y. Li, T. Wang, and X. Ma, "Artificial Intelligence in Cervical Cancer Screening and Diagnosis," *Front. Oncol.*, vol. 12, no. March, pp. 1–13, 2022, doi: 10.3389/fonc.2022.851367.
- [21] S. Sah, "Machine Learning: A Review of Learning Types," *ResearchGate*, no. July, 2020, doi: 10.20944/preprints202007.0230.v1.
- [22] L. Zou, J. Zheng, C. Miao, M. J. McKeown, and Z. J. Wang, "3D CNN Based Automatic Diagnosis of Attention Deficit Hyperactivity Disorder Using Functional and Structural MRI," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 23626–23636, Oct. 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2762703.
- [23] 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.
- [24] M. Cleary, *Deep Learning A Practioner's Approach*, vol. 53, no. 9. 2019.
- [25] Kurnianingsih *et al.*, "Segmentation and classification of cervical cells using deep learning," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 116925–116941, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2936017.
- [26] 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>
- [27] Z. Chen, Z. Xie, W. Zhang, and X. Xu, "ResNet and model fusion for automatic spoofing detection," *Proc. Annu. Conf. Int. Speech Commun.*

- Assoc. INTERSPEECH*, vol. 2017-Augus, pp. 102–106, 2017, doi: 10.21437/Interspeech.2017-1085.
- [28] Z. Zhong, M. Zheng, H. Mai, J. Zhao, and X. Liu, “Cancer image classification based on DenseNet model,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1651, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1651/1/012143.
- [29] Z. Abai and N. Rajmalwar, “DenseNet Models for Tiny ImageNet Classification,” 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1904.10429>
- [30] M. Bansal, M. Kumar, M. Sachdeva, and A. Mittal, “Transfer learning for image classification using VGG19: Caltech-101 image data set,” *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, no. 0123456789, 2021, doi: 10.1007/s12652-021-03488-z.
- [31] A. Buslaev, V. I. Iglovikov, E. Khvedchenya, A. Parinov, M. Druzhinin, and A. A. Kalinin, “Albumentations: Fast and flexible image augmentations,” *Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 1–20, 2020, doi: 10.3390/info11020125.
- [32] H. K, V. V, M. Dhandapani, and A. G. A., “CervixFuzzyFusion for cervical cancer cell image classification,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 85, no. March, p. 104920, 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2023.104920.