KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL ALEXNET

SKRIPSI



Disusun Oleh BUNGA YUWA PHIADELVIRA H72217019

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA

2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama

BUNGA YUWA PHIADELVIRA

NIM

: H72217019

Program Studi :

Matematika

Angkatan

2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL ALEXNET". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 22 Januari 2021

Yang menyatakan,

NIM. H72217019

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : BUNGA YUWA PHIADELVIRA

NIM : H72217019

Judul Skripsi : KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN

CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL

ALEXNET

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 22 Januari 2021

Pembimbing 1

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom

NIP. 198511242014032001

Pembimbing 2

Dr. Abdulloh/Hamid, M.Pd

NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika

UIN Sunan Ampel Surabaya

Aris Fanani, M.Kom

NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama

: BUNGA YUWA PHIADELVIRA

NIM

: H72217019

Judul Skripsi

: KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN

CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL

ALEXNET

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji pada tanggal 26 Januari 2021

> Mengesahkan, Tim Penguji

Penguji I

Aris Fanani, M.Kom NIP. 198701272014031002

Penguji III

Dian C. Rin Movitasari, M. Kom

NIP. 198511242014032001

Penguji II

Yumar Farida, M.T

NIP. 197905272014032002

Penguji IV

Dr. Abdulloh Hamid M.Pd

NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

Sunan Ampel Surabaya

uk Rusydiyah, M.Ag

12272005012003



KEMENTERIAN AGAMA UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300 E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya: : BUNGA YUWA PHIADELVIRA Nama : H72217019 NIM Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA E-mail address : uuwabunga @ gmail.com Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah: ☐ Lain-lain (.....) Desertasi ☐ Tesis Sekripsi yang berjudul: KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL ALEXNET beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara fulltext untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan. Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

GUNGA YUWA PHIADELVIRA

Surabaya, 21 PEBRUARI 2021

ABSTRAK

KLASIFIKASI KANKER SERVIKS BERDASARKAN CITRA KOLPOSKOPI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MODEL ALEXNET

Berdasarkan data statistik WHO, pada tahun 2018 ada sekitar 570000 wanita terinfeksi kanker serviks dan sekitar 310000 orang meninggal akibat penyakit tersebut. Kanker serviks merupakan jenis kanker yang menyerang wanita tanpa menimbulkan gejala diawal. Hal tersebut yang menyebabkan angka kematian akibat kanker serviks cukup tinggi. Pada penelitian ini akan dilakukan klasifikasi kanker serviks sebagai langkah deteksi dini kanker serviks. Metode klasifikasi yang dimaanfaatkan dalam penelitian ini yaitu Convolutional Neural Network model Alexnet. Alexnet merupakan salah satu model jaringan Convolutinal Neural Network (CNN) yang berhasil memenangkan kompetisi ILSVRC 2012. CNN merupakan suatu model yang dirancang khusus untuk mengatasi permasalahan fitur yang kompleks. Dalam penelitian ini dilakukan klasifikasi citra kanker serviks yang terdiri dari 5 kelas yaitu Normal, Stadium I, Stadium II, Stadium III, dan Stadium IV. Dalam penelitian ini dilakukan beberapa uji coba untuk menentukan hasil klasifikasi paling optimal. Dari beberapa uji coba yang dilakukan, diperoleh hasil akurasi terbaik sebesar 100% untuk model dengan augmentasi data dan 66.67% untuk model tanpa augmentasi data.

Kata kunci: Kanker, Kanker Serviks, Kolposkopi, *Convolutional Neural Network*, *Alexnet*

ABSTRACT

CERVICAL CANCER CLASSIFICATION BASED ON COLPOSCOPY IMAGES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Based on WHO statistical data, in 2018 there were around 570000 women infected with cervical cancer and around 310000 people died from the disease. Cervical cancer is a type of cancer that attacks women without causing early symptoms. This causes the death rate from cervical cancer to be quite high. In this study, a classification of cervical cancer will be carried out as an early detection step for cervical cancer. The classification method used in this study is the Alexnet Convolutional Neural Network model. Alexnet is one of the Convolutinal Neural Network (CNN) network models that won the ILSVRC 2012 competition. CNN is a model specially designed to solve complex feature problems. In this study, the classification of cervical cancer images consisted of 5 classes, namely Normal, Stage I, Stage II, Stage III, and Stage IV. In this study, several trials were conducted to determine the most optimal classification results. From several trials conducted, the best accuracy results were 100% for models with data augmentation and 66.67% for models without data augmentation.

Keywords: Cancer, Cervical Cancer, Colposcope, Convolutional Neural Network, Alexnet

DAFTAR ISI

H	ALAN	AAN PERNYATAAN KEASLIAN	i
LI	EMBA	AR PERSETUJUAN PEMBIMBING	ii
PF	ENGE	SAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI	iii
LI	EMBA	AR PERSETUJUAN PUBLIKASI	iv
Al	BSTR.	AK	v
Al	BSTR.	ACT	vi
D A	AFTA]	R ISI	vii
D A	AFTA]	R TABEL	ix
D A	AFTA]	R GAMBAR	X
I	PEN	DAHULUAN	1
	1.1.	Latar Belakang Masalah	1
	1.2.	Rumusan Masalah	7
	1.3.	Tujuan Penelitian	7
	1.4.	Manfaat Penelitian	8
	1.5.	Batasan Masalah	9
	1.6.	Sistematika Penulisan	9
II	TIN,	JAUAN PUSTAKA	11
	2.1.	Kanker	11
	2.2.	Kanker Serviks	12
		2.2.1. Stadium I	16
		2.2.2. Stadium II	17
		2.2.3. Stadium III	19
		2.2.4. Stadium IV	21
	2.3.	Pemeriksaan Kanker Serviks	22
	2.4.	Citra Digital	23
	2.5.	Augmentasi Data	25
	2.6	Convolutional Neural Network (CNN)	27

		2.6.1. Convolutiol Layer	28
		2.6.2. Fungsi Aktivasi Rectified Linier Unit (ReLU)	30
		2.6.3. <i>Pooling Layer</i>	30
		2.6.4. Fully-Connected Layer	31
		2.6.5. Softmax	32
	2.7.	Alexnet	32
	2.8.	Confusion Matrix	33
	2.9.	Integrasi Keilmuan	36
II	МЕТ	TODE PENELITIAN	42
	3.1.	Jenis Penelitian	42
	3.2.	Sumber dan Jenis Data	42
	3.3.		43
IV		IL DAN PEMBAHA <mark>SAN</mark>	1 7
	4.1.	Pre-Processing	49
			51
		4.2.1. Convolution Layer	51
		4.2.2. Fungsi Aktivasi ReLU	
		4.2.3. Cross Channel Normalization	
			6 0
		4.2.5. <i>Dropout Layer</i>	
			52
		4.2.7. Softmax	54
	4.3.		55
			75
V			78
			78
			70

DAFTAR TABEL

4.1	Evaluasi Hasil Klasifikasi Dengan Data Augmentasi	66
42	Evaluasi Hasil Klasifikasi Dengan Data Augmentasi	70



DAFTAR GAMBAR

2.1	Ilustrasi Penyebaran Sel Kanker	11
2.2	Ilustrasi Bagian Reproduksi Wanita	13
2.3	Ilustrasi Penyebaran Kanker Serviks	15
2.4	Illustrasi Kanker Serviks Stadium I A_1 dan I A_2	16
2.5	Illustrasi Kanker Serviks Stadium IB_1 dan IB_2	17
2.6	Illustrasi Kanker Serviks Stadium II A_1 dan II A_2	18
2.7	Illustrasi Kanker Serviks Stadium IIB	18
2.8	Illustrasi Kanker Serviks Stadium IIIA	19
2.9	Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IIIB	20
2.10	Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IIIC	20
2.11	Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IVA	21
	Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IVB	22
2.13	Ilustrasi Citra RGB	24
2.14	Ilustrasi Citra Grayscale	25
2.15	Ilustrasi Citra Biner	25
2.16	Ilustrasi Transformasi Geometri Rotasi: (a) Citra Asli, (b) Citra	
	Hasil Rotasi 90° , dan (c) Citra Hasil Rotasi -90°	26
2.17	Ilustrasi Transformasi Geometri Refleksi: (a) Citra Asli, (b) Citra	
	Hasil Refleksi Terhadap Sumbu x, dan (c) Citra Hasil Refleksi	
	Terhadap Sumbu y	27
2.18	Struktur Dasar Convolutional Neural Network (CNN)	28
2.19	Ilustrasi Proses Konvolusi	29
2.20	Contoh Hasil Operasi Pooling	30
2.21	Arsitektur Alexnet	33
2.22	Confusion Matrix untuk Binary Class	33
2.23	Confusion Matrix untuk Multi Class	34

3.1	Data Sampel Keadaan Leher Rahim (a) Normal, (b) kanker serviks	
	stadium 1, (c) kanker serviks stadium 2, (d) kanker serviks stadium	
	3, (e) kanker serviks stadium 4	43
3.2	Flowchart Penelitian	43
3.3	Flowchart Sistem Klasifikasi	45
3.4	Arsitektur Alexnet	46
4.1	Contoh Tiga Channel Warna Data Sampel Citra Kolposkopi	48
4.2	Hasil Proses Rotasi Data Sampel Citra Kolposkopi	50
4.3	Hasil Proses Refleksi Data Sampel Citra Kolposkopi	50
4.4	Ilustrasi Perhitungan Konvolusi Pada Data Sampel	52
4.5	Ilustrasi Perhitungan Konvolusi Pada Data Sampel	57
4.6	Ilustrasi Proses Dropout Layer	62
4.7	Tabelconfusion matrix Hasil Terbaik dengan Data Augmentasi	68
48	Tabelconfusion matrix Hasil Terbaik Tappa Augmentasi Data	70

BABI

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Kanker merupakan penyakit penyebab kematian terbanyak nomor dua di dunia. Kanker disebabkan oleh adanya sel yang tumbuh secara tidak normal dan tidak terkendali. Pertumbuhan sel secara tidak terkendali ini kemudian akan mengganggu pertumbuhan sel normal lainnya atau bahkan dapat mengakibatkan kerusakan pada sel normal tersebut (Fadaka et al., 2017). Terdapat beberapa jenis kanker yang dapat menyerang manusia baik pria maupun wanita seperti kanker prostat, paru-paru, kolorektoral, kanker ovarium, kanker payudara, dan kanker serviks (WHO, 2020).

Kanker serviks merupakan jenis kanker yang banyak dialami oleh wanita di dunia. Kanker serviks merupakan jenis penyakit yang menyerang bagian reproduksi wanita. Kanker ini tumbuh secara tidak normal pada bagian leher rahim wanita yang kemudian menyebar dan mengakibatkan sel normal pada jaringan lainnya menjadi rusak (Mishra et al., 2011). Pada umumnya kanker ini dialami oleh wanita pada usia di atas 30 tahun (Septadina, 2015). Terjadinya kanker serviks dipengaruhi oleh beberapa hal seperti faktor gen, pola hidup yang kurang baik, merokok, dan kebiasaan seksual yang tidak sehat (Fitrisia et al., 2019). Maka dari itu kita dianjurkan untuk menghindari kebiasaan-kebiasaan buruk tersebut untuk menghindari terjangkitnya kanker serviks. Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda:

عَنِ ابْنِ عَبَّاسِ رَضِيَ اللهُ عَنْهُمَاقَالَ: قَالَ رَسُوْلُ اللهِ صَلَّى اللهُ عَنْهُمَاقَالَ: قَالَ رَسُوْلُ اللهِ صَلَّى اللهُ عَنْهُمَاقَالَ: قَالَ رَسُوْلُ اللهِ صَلَّى اللهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ: لِرَجُلٍ وَهُوَيَعِظُهُ: اِغْتَنِمْ خَمْسًا قَبْلَ خَمْسٍ: شَبَابَكَ قَبْلَ هَرَمِكَ: وَصِحَّتَكَ قَبْلَ سَقَمِكَ وَغِنَاءَكَ قَبْلَ فَقْرِكَ وَفَرَاغَكَ قَبْلَ هَرَمِكَ: وَصِحَّتَكَ قَبْلَ سَقَمِكَ وَغِنَاءَكَ قَبْلَ فَقْرِكَ وَفَرَاغَكَ قَبْلَ مَوْتِكَ قَبْلَ مَوْتِكَ

Artinya: Dari Ibnu Abbas ra: Rasulullah SAW bersabda dan menasehati pada seseorang: "Gunakan yang lima sebelum datang yang lima: masa mudamu sebelum masa tuamu, masa sehatmu sebelum masa sakitmu, masa kayamu sebelum masa miskinmu, masa lapangmu sebelum masa sibukmu dan masa hidupmu sebelum masa matimu" (HR Al-Hakim). Dari hadis tersebut merupakan salah satu peringatan bagi kita mengenai pentingnya menghindari kebiasaan-kebiasaan buruk yang dapat mengganggu kesehatan sehingga dapat menyebabkan penyakit yang merugikan diri. Karena kebiasaan-kebiasaan tersebut memiliki dampak buruk, salah satu contohnya yaitu kebiaasan seksual yang tidak sehat dan berganti-ganti pasangan yang dapat meningkatkan resiko tertularnya virus HPV.

HPV memiliki tipe yang beragam, namun tipe 16 dan 18 merupakan tipe yang paling memengaruhi terjadinya kanker serviks (Chen et al., 2015). Pada beberapa penderita, kanker serviks seringkali tidak menunjukkan gejala di awal. Banyak dari penderita kanker serviks baru menyadari ketika masuk stadium lanjut atau akhir. Hal ini menyebabkan banyak penderita kanker serviks terlambat mendapatkan penanganan dan perawatan khusus, bahkan beberapa penderitanya mengalami kematian. Kematian akibat kanker serviks pada wanita dapat dikatakan cukup tinggi dengan jumlah kasus lebih dari 288.000 kasus tiap tahun (Franjić,

2019). Hal ini mengakibatkan kanker serviks menjadi penyakit mematikan nomor empat bagi wanita di dunia (Bray et al., 2018). Sekitar 90% kasus kanker serviks terjadi pada negara berkembang, salah satunya yaitu Indonesia yang menempati urutan keenam sebagai negara dengan penderita kanker serviks terbanyak di Asia (Bhatla et al., 2018; Mulyati et al., 2015; Wantini and Indrayani, 2019). Berdasarkan Data *Global Cancer Observatory* tahun 2018, terdapat kurang lebih 32.469 kasus dengan angka kematian sekitar 18.279 orang (Dewi et al., 2020).

Tingginya angka kematian pada wanita akibat kanker serviks dapat dikurangi dengan melakukan pemeriksaan secara rutin kondisi leher rahim. Angka kematian pada pasien kanker serviks dapat dikurangi dengan cara melakukan pemeriksaan rutin yang bertujuan untuk melakukan deteksi dini kanker serviks sehingga pasien yang menderita kanker serviks mendapatkan pengobatan dan perawatan khusus sehingga dapat sembuh. Allah SWT berfirman dalam QS. Al-Isra' ayat 82:

Artinya:" Dan Kami turunkan dari Al-Qur'an suatu yang menjadi penawar dan rahmat bagi orang-orang yang beriman dan Al-Qur'an itu tidaklah menambah kepada orang-orang yang zalim selain kerugian."

Dari ayat tersebut dapat diketahi bahwa Allah tidak semata-mata menurunkan suatu penyakit tanpa menurunkan penawarnya pula. Selain itu sebagaimana fungsinya, Al-Qur'an merupakan Al-Asyifa yang artinya obat. Allah menurunkan Al-Qur'an sebagai penawar untuk segala jenis penyakit bagi hamba-Nya yang beriman. Pada saat mendapatkan sakit, sebagai seorang hamba

yang beriman hendaklah senantiasa berdoa dan berikhtiar agar mendapatkan kesembuhan. Seperti halnya kanker serviks, kanker serviks dapat disembuhkan apabila pasien mendapatkan perawatan dan pengobatan secara khusus dengan cepat. Maka dari itu diperlukan pemeriksaan rutin untuk dapat mendeteksi secara dini adanya kanker pada bagian serviks.

Beberapa macam pemeriksaan yang dapat dilakukan yaitu pap smear, tes schiller atau biasa disebut dengan Inspeksi Visual Asetat (IVA), dan tes kolposkopi (Kusumawati et al., 2016). Pemeriksaan rutin ini dilakukan secara berkala tiap 3 hingga 5 tahun sekali sebagai upaya deteksi dini adanya kanker serviks pada wanita (Nardi et al., 2016). Pada tes *pap smear* akan dilakukan pengambilan cairan sel leher rahim untuk dijadikan sample pemeriksaan (Mastutik et al., 2015). Apabila terdapat perubahan sifat pada sel leher tersebut, maka dokter akan melakukan pemeriksaan tes IVA dengan meneteskan cairan asam asetat pada bagian permukaan leher rahim (Wantini and Indrayani, 2019). Jika terjadi perubahan berupa bercak putih, maka artinya terdapat lesi kanker serviks pada Selanjutnya, bagi pasien yang ditemukan lesi kanker pada pasien tersebut. rahimnya akan menjalani pemeriksaan kolposkopi. Kolposkopi merupakan suatu metode deteksi dini kanker serviks yang memanfaatkan suatu alat untuk melihat keadaan leher rahim sehingga dapat diketahui keadaan atau gambaran leher rahim abnormal yang kemudian akan dianalisa dengan pengamatan visual (Rema et al., 2019). Pengamatan visual memiliki beberapa kelemahan sehingga hasil yang didapat dinilai kurang akurat sehingga diperlukan suatu sistem deteksi otomatis berbasis komputer untuk meminimalisir adanya kekurangan pada saat melakukan pengamatan.

Sistem deteksi dapat memanfaatkan sistem Computer-Automated Detection

(CAD), di mana sistem ini dapat membantu mempercepat mengenali karakteristik Beberapa peneliti yang melakukan deteksi dini kanker serviks, suatu citra. contohnya seperti penelitian yang dilakukan oleh Dewi Ary, et al yang melakukan deteksi dini kanker serviks dari data CT-Scan menggunakan perceptron mendapatkan hasil akurasi sebesar 90% (Nirmawati et al., 2013). Penelitian lain juga dilakukan oleh Ni Putu Ayu, et al yang melakukan deteksi dini kanker serviks berdasarkan citra pap smear berupa sel nukleus menggunakan metode backpropagation dan didapat nilai akurasi sebesar 88.8% (Putu et al., 2019). Selain itu, penelitian mengenai deteksi dini kanker serviks juga pernah dilakukan oleh Muhammad Thohir et al yang melakukan klasifikasi data citra kolposkopi kanker serviks menggunakan SVM-GLCM yang mendapatkan tingkat akurasi terbaik sebesar 90% (Thohir et al., 2020). Penelitian-penelitian tersebut memanfaatkan sistem komputasi Artificial Neural Network (ANN) yang merupakan bagian dari *machine leraning*.

ANN merupakan suatu model yang dirancang khusus agar suatu sistem bekerja seperti jaringan syaraf otak pada manusia (Noviando et al., 2016). Model yang menerapkan ANN dengan jumlah lapisan lebih dari satu biasa disebut dengan *Multilayer-Perceptron* (MLP). MLP merupakan suatu model yang dapat melakukan proses klasifikasi dengan baik pada model *neural network*. Namun, MLP juga memiliki kelemahan yaitu tidak dapat bekerja dengan baik saat data *input* berupa data citra atau gambar dalam jumlah besar (Suartika et al., 2016). Maka dari itu, suatu pengembangan dari model MLP dilakukan untuk mengatasi kelemahan tersebut dan model pengembangan dari MLP yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN).

CNN merupakan salah satu metode pada deep learning yang memiliki

kemampuan mengenali suatu fitur citra dan melakukan klasifikasi dalam satu arsitektur (Arrofiqoh and Harintaka, 2018; Rohim et al., 2019). Dalam CNN suatu data citra akan dipelajari dengan cara membagi citra menjadi beberapa partisi disesuaikan dengan ukuran *filter* yang digunakan. Dengan membagi citra dalam beberapa partisi dapat meningkatkan suatu sistem dalam mempelajari fitur citra secara detail. Hal ini dikarenakan saat suatu citra dipelajari secara keseluruhan maka akan ada kemungkinan suatu nilai fitu yang terabaikan. Sedangkan apabila citra dipelajari secara partisi, kemungkinan suatu fitur yang terabaikan akan semakin kecil. CNN memiliki beberapa jenis model dan salah satunya yaitu *Alexnet. Alexnet* merupakan jaringan CNN yang berhasil memenangkan kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) pada tahun 2012 (Zhai et al., 2020). *Alexnet* memanfaatkan fungsi aktivasi ReLU sehingga dinilai memiliki waktu pelatihan yang singkat dan memiliki nilai *error* yang cukup kecil (Samir et al., 2020).

Hingga saat ini, metode *Alexnet* telah banyak digunakan pada beberapa penelitian untuk melakukan suatu klasifikasi pada data citra. Beberapa penelitian yang memanfaatkan *Alexnet* sebagai metode klasifikasi yaitu penelitian yang dilakukan oleh Stephen, *et al* dalam mendeteksi jenis-jenis sampah yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 91% (Stephen, Raymond, 2019). Penelitian lain dilakukan oleh Rika Sustika, *et al* untuk menentukan kualitas *strawberry*, nilai akurasi yang didapatkan pada penelitian tersebut yaitu 96.48% pada 2 kelas, dan 87, 37% pada 4 kelas (Sustika et al., 2018). Penelitian lain mengenai klasifikasi menggunakan *Alexnet* juga dilakukan oleh K.K Sudha dan P. Sujatha yang mendeteksi cacat pada kain dan didapatkan nilai akurasi sebesar 90% (Sudha and Sujatha, 2019). Kemudian, penelitain yang memanfaatkan *Alexnet* juga dilakukan

oleh Anindita, *et al* yang melakukan klasifikasi terhadap spesies kayu, dari hasil penelitian tersebut didapat nilai akurasi sebesar 96.7% (Oktaria et al., 2019).

Berdasarkan penelitian yang telah dipaparkan sebelumnya, metode *Alexnet* dinilai memiliki kinerja yang baik dalam proses klasifikasi. Selain itu, *Alexenet* juga dinilai memiliki kemampuan yang sangat bagus dalam pengenalan dan pengidentifikasian terhadap suatu fitur pada data citra. Pada penelitian ini metode *Alexnet* akan digunakan dalam melakukan deteksi dini kanker serviks. Selain itu, pada penelitian ini juga dilakukan proses augmentasi data yang bertujuan untuk menambah variasi data citra (Erwandi and Suyanto, 2020). Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat mempermudah proses identifikasi penyakit kanker serviks sehingga mampu membantu dunia medis dalam proses deteksi dini kanker serviks.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang di atas, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Bagaimana hasil model *Alexnet* paling optimal untuk klasifikasi kanker serviks berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dengan uji coba jumlah *epoch*, *batch size*, dan *dropout*?
- 2. Bagaimana hasil klasifikasi data citra kanker serviks dengan dan/atau tanpa augmentasi data menggunakan metode CNN model *Alexnet*?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui hasil klasifikasi data citra kanker serviks yang dihasilkan oleh

sistem dengan model paling optimal berdasarkan ukuran *batchsize*, jumlah *epoch*, dan probabilitas *dropout*

2. Mengetahui hasil klasifikasi data citra kanker serviks dengan dan/atau tanpa augmentasi data.

1.4. Manfaat Penelitian

Dengan adanya penelitian mengenai klasifikasi citra kanker serviks ini, maka diharapkan dapat memberikan manfaat antara lain sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Secara teoritis, penelitian ini mampu menambah pengetahuan dan juga dapat dijadikan sebagai referensi untuk mengetahui hasil klasifikasi kanker serviks menggunakan metode CNN model jaringan *Alexnet*.

2. Manfaat Praktis

- (a) Bagi pihak tenaga medis, penelitian ini dapat digunakan untuk mempermudah menganalisa hasil kolposkopi.
- (b) Bagi peneliti, penelitian ini dapat digunakan untuk menambah wawasan dan pengalaman dalam hal menulis. Selain itu, peneliti juga dapat menambah pengetahuan mengenai pentingnya klasifikasi citra kanker serviks sebagai langkah deteksi dini bagi wanita untuk menghindari terjadinya kanker serviks.
- 3. Menjadikan bahan pengembangan terhadap metode *Alexnet* untuk melakukan suatu klasifikasi atau penelitian sejenisnya.
- 4. Model klasifikasi kanker serviks dapat dijadikan contoh bagi kualitas model yang lebih baik lagi pada penelitian selanjutnya.

1.5. Batasan Masalah

Mengingat luasnya ruang lingkup pembahasan penelitian, maka penulis akan memberikan batasan-batasan dalam penulisan penelitian ini guna memfokuskan pembahasan pada penelitian ini. Berikut batasan-batasan yang penulis berikan dalam penelitian ini:

- Data yang digunakan merupakan data kanker yang diperoleh dari Guneva Foundation.
- 2. Data berupa data citra kolposkopi.
- 3. Terdapat pre-processing augmentasi data.
- 4. Klasifikasi kanker serviks dibagi menjadi 5 kelas yaitu Normal, Stadium I, Stadium II, dan Stadium IV.

1.6. Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi penjelasan mengenai permaslahan yang menjadi latar belakang penelitian ini, yaitu mengenai tingginya angka kematian wanita di dunia yang diakibatkan oleh kanker serviks. Selain itu, pada bab ini juga dijelaskan mengenai latar belakang pemilihan metode *Alexnet* sebagai metode klasifikasi pada penelitian ini. Pada bab ini juga berisi rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN TEORI

Bab ini menjelaskan tentang teori-teori yang digunakan untuk memahami permasalahan yang ada pada penelitian ini seperti menjelaskan mengenai kanker, kanker serviks, dan metode pemeriksaan sebagai deteksi dini kanker serviks. Kemudian pada bab ini juga dijelaskan mengenai metode yang digunakan seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dan juga *Alexnet*.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini berisi tentang penjelasan jenis penelitian, sumber data, langkah-langkah penelitian serta tahapan pengolahan data.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi penjelasan mengenai hasil penelitian yang kemudian di analisa dan di uraikan dengan kalimat. Uraian hasil penelitian yang dijelaskan pada bab ini merupakan rangkaian jawaban dari rumusan masalah.

BAB V PENUTUP

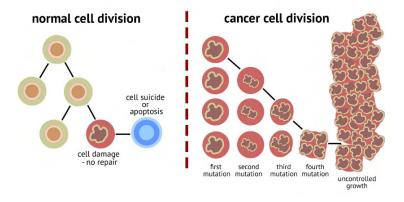
Bab ini berisi kes<mark>impulan dan s</mark>aran dari klasifikasi kanker serviks menggunakan *Alexnet* yang dilakukan berdasarkan bab-bab sebelumnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kanker

Kanker merupakan penyakit penyebab kematian terbanyak kedua di dunia. Kanker diakibatkan oleh tumbuhnya sel abnormal secara tidak terkendali (Zhou, 2014). Sel kanker akan berkembang apabila suatu sistem kontrol normal dalam tubuh berhenti bekerja. Sel-sel normal yang seharusnya mati dan rusak membentuk suatu sel baru yang tidak normal. Sel yang tidak normal ini kemudian terus tumbuh dan berkembang secara tidak terkendali seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ilustrasi Penyebaran Sel Kanker

(Sumber: Hamad, 2017)

Sel yang tidak normal tersebut akan terus tumbuh dan berkembang dan kemudian menyebar ke dalam jaringan tubuh lainnya, sehingga menekan pertumbuhan sel normal yang ada pada jaringan tubuh tersebut dan mengubahnya menjadi sel kanker (Novalia, 2017). Sel yang tidak normal ini biasa disebut

dengan tumor, itulah sebab mengapa seringkali kanker dan tumor dianggap sama. Pada kenyataannya tumor dan kanker merupakan hal yang berbeda meskipun tumor juga terbentuk dari suatu sel yang tidak normal dan kemudian membentuk suatu benjolan (Ladyani, 2017). Tumor dibedakan menjadi 2 jenis yaitu tumor jinak dan tumor ganas, di mana tumor jinak umumnya tidak menyebar dan mengganggu sel normal pada jaringan lain sedangkan tumor ganas menyebar dan mengganggu sel normal jaringan tubuh lainnya. Jenis tumor ganas ini lah yang kemudian disebut dengan kanker (Sinha, 2018).

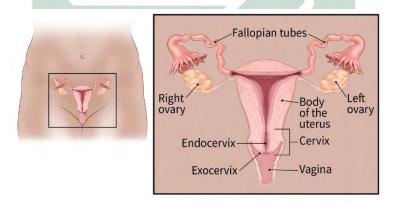
Kanker memilki banyak jenis dan beberapa diantaranya merupakan jenis kanker yang menyebabkan kematian paling banyak di dunia. Menurut *World Health Organization* (WHO), jenis kanker yang paling banyak ditemukan pada kasus kematian pria terdiri dari kanker paru-paru, kanker prostat, kanker kolerektal, dan kanker lambung. Sedangkan jenis kanker yang ditemukan paling banyak pada kasus kematian wanita yaitu kanker payudara, kanker perut, kanker paru-paru, dan kanker serviks atau kanker pada leher rahim (WHO, 2020). Penyebab kanker sebagian besar diakibatkan oleh beberapa faktor seperti pola makan yang tidak teratur, obesitas, diet ketat, kurangnya asupan sayur dan buah, merokok, konsumsi alkohol yang berlebihan, dan kurangnya hidup sehat seperti olahraga dan istirahat teratur (Dewi, 2017).

2.2. Kanker Serviks

Kanker serviks merupakan salah satu jenis kanker yang banyak dialami oleh wanita (Mayanda, 2019). Penyakit ini menjadi penyakit nomor 4 penyebab utama kematian pada wanita di dunia. Berdasarkan data WHO, pada tahun 2018 terdapat sekitar 570.000 kasus kanker serviks yang dialami oleh wanita di seluruh dunia dan sekitar 311.000 mengalami kematian akibat penyakit ini (WHO, 2020). Kanker ini

merupakan jenis kanker yang menyerang bagian reproduksi wanita tepatnya pada bagian serviks atau leher rahim yang merupakan bagian bawah rahim (Aulia, 2017). Leher rahim atau serviks merupakan bagian penghubung antara tubuh rahim dan vagina (Baah-Dwomoh et al., 2016).

Sama seperti kanker lainnya, kanker serviks juga diakibatkan oleh sel-sel normal pada bagian serviks mengalami perubahan pada DNA (Balasubramaniam et al., 2019). Sel-sel normal pada umumnya akan tumbuh dan berkembang biak dengan baik seperti pada umumnya yang kemudian akan mati sesuai dengan waktu yang ditentukan. Adanya perubahan (mutasi) pada pertumbuhan sel normal mengakibatkan sel-sel yang seharusnya mati terus tumbuh dan berkembang secara tidak terkendali pada bagian serviks yang kemudian membentuk tumor. Tumor terbagi menjadi 2 jenis yaitu jinak dan ganas (Prat, 2012). Tumor ganas inilah yang kemudian berkembang dan membentuk sel kanker pada bagian serviks yang kemudian menyebar dan menyerang sel pada jaringan tubuh lainnya (Dianti et al., 2016). Ilustrasi bagian reproduksi wanita ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Ilustrasi Bagian Reproduksi Wanita

(Sumber: WebMD)

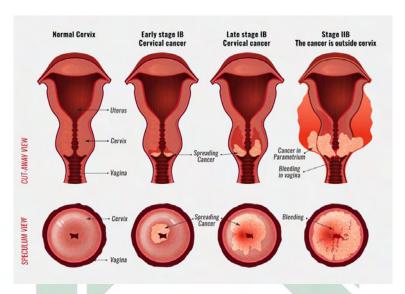
Kanker serviks terdiri dari beberapa jenis, di mana dua jenis yang paling banyak dan paling umum yaitu *squamous cell carcinomas* dan *adenocarcinomas*

(Wipperman et al., 2018). *Squamous cell carcinomas* merupakan jenis kanker serviks paling umum di mana 9 dari 10 kanker serviks merupakan *squamous cell carcinomas* yang berkembang dari sel-sel yang berada di eksoserviks. Sedangkan *adenocarcinomas* merupakan jenis kanker serviks yang berkembang dari sel kelenjar yang berada pada endoserviks (Šarenac and Mikov, 2019).

Penyebab utama kanker serviks yaitu *Human Papilloma Virus* (HPV) (Marlina et al., 2016). HPV merupakan virus DNA yang memiliki ukuran kecil dan tidak mempunyai selubung yang seringkali menginfeksi pada bagian reproduksi (Evriarti and Yasmon, 2019). Terdapat beberapa jenis HPV, beberapa diantaranya merupakan jenis ringan yang tidak akan membahayakan bahkan saat terinfeksi pun akan pulih dalam beberapa waktu. HPV diklasifikasikan menjadi 3 kelas yaitu *low risk* HPV, *high risk* HPV, dan *potensial high risk* HPV (Aulia, 2017). *High risk* HPV merupakan kelas yang sangat mempengaruhi terjadinya kanker serviks dan tipe *high risk* HPV yang menjadi penyebab utama kanker serviks adalah tipe 16 dan 18 dengan tingkat pesentase sekitar 90% (Dianti et al., 2016). Faktor lain yang dapat mempengaruhi terjadinya kanker serviks adalah faktor gen, umur, kebiasaan berganti-ganti pasangan saat melakukan hubungan seksual, kebiasaan merokok, kurang menjaga kebersihan pada bagian genital, dan lain-lain (Putri et al., 2016).

Pada umumnya kanker serviks tidak akan menunjukkan gejala pada tahap awal dan baru akan merasakan gejala saat memasuki stadium lanjut (Haji Rasul et al., 2016). Beberapa gejala kanker serviks yaitu pendarahan ringan, pendarahan yang tidak normal saat menstruasi, mengalami nyeri dan pendaharan saat berhubungan seksual, keputihan yang berlebihan, pendarahaan setelah menopause (American Cancer Society, 2019). Ilustrasi penyebaran kanker serviks dapat

dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Ilustrasi Penyebaran Kanker Serviks

(Sumber: (Lun, 2018))

Pertumbuhan sel kanker pada leher rahim tidak terjadi dalam jangka waktu yang cepat, melainkan membutuhkan waktu yang lama sekitar 10 tahun. Dalam jangka waktu tersebut, wanita yang terinfeksi kanker serviks tidak menunjukkan gejala sampai akhirnya masuk dalam stadium lanjut yang dapat menyebabkan kematian (Evriarti and Yasmon, 2019; Haryani et al., 2014).

Kanker serviks terbagi menjadi beberapa stadium yang bertujuan untuk menunjukkan tingkat keparahan sel kanker pada serviks. Sistem stadium yang sering digunakan pada kanker serviks merupakan sistem stadium *International Federation of Gynecology and Obstetrics (FIGO)* (Zubaidah et al., 2020). Stadium kanker serviks berkisar antara I hingga IV di mana semakin tinggi stadium menandakan semakin banyak jumlah kanker yang telah menyebar. Stadium 0 tidak termasuk ke dalam sistem FIGO karena stadium 0 dianggap sebagai tahapan prakanker yang biasa disebut karsinoma in situ (Šarenac and Mikov, 2019). Berikut merupakan penjelasan dari masing-masing stadium menurut (Bolado and

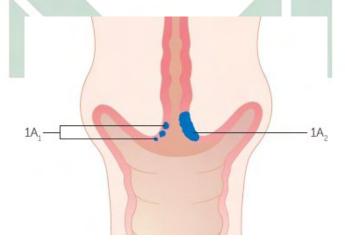
Gaillard, 2019; Cancer.Net, 2020).

2.2.1. Stadium I

Pada stadium ini sel kanker yang berada pada lapisan permukaan serviks telah masuk lebih dalam pada jaringan serviks, namun belum menyebar hingga kelenjar getah bening disekitarnya dan bagian tubuh yang lain. Stadium I terbagi menjadi dua tahapan yaitu IA dan IB.

1. Stadium IA

Pada stadium ini sel kanker pada serviks hanya dapat dilihat melalui mikroskop saja dan belum menyebar ke bagian lain. Stadium IA dibagi menjadi IA₁ dan IA₂ di mana pada stadium IA₁ kedalaman tumor kanker tidak lebih dari 3 mm dan ukurannya kurang dari 7 mm sedangkan pada IA₂ kedalaman kanker antara 3 hingga 5 mm dan ukurannya kurang dari 7 mm. Ilustrasi kanker serviks stadium IA₁ dan IA₂ dapat dilihat pada Gambar 2.4.



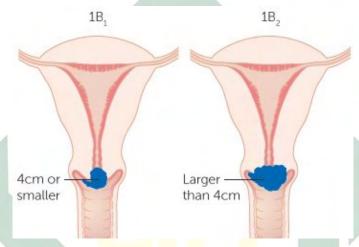
Gambar 2.4 Illustrasi Kanker Serviks Stadium I \mathbf{A}_1 dan I \mathbf{A}_2

(Sumber: Cancer Research UK)

2. Stadium IB

Sama seperti stadium IB, pada stadium ini sel kanker hanya dapat dilihat

melalui mikroskop saja dan belum menyebar ke bagian lain namun kedalaman sel kanker pada stadium ini lebih dalam dibanding stadium IA yaitu lebih dari 5 mm. Stadium IB juga dibagi menjadi IB $_1$ dan IB $_2$ di mana pada stadium IB $_1$ memiliki ukuran sel kanker antara 2-4 cm, dan pada stadium IB $_2$ ukuran kanker lebih dari 4 cm. Ilustrasi kanker serviks stadium IB $_1$ dan IB $_2$ dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Illustrasi Kanker Serviks Stadium IB $_{
m 1}$ dan IB $_{
m 2}$

(Sumber: Cancer Research UK)

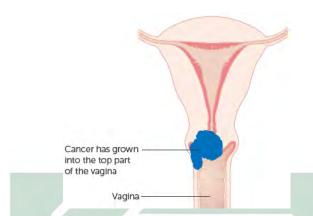
2.2.2. Stadium II

Pada stadium ini, sel kanker mulai tumbuh di luar rahim dan mulai menyebar ke area terdekat namun belum sampai hingga ke bagian pinggul dan bagian bawah vagina. Stadium II terbagi menjadi dua tahapan yaitu IIA, dan IIB.

1. Stadium IIA

Pada tahap ini sel kanker menyebar secara terbatas dan belum menyebar hingga jaringan sebelah serviks yang disebut area parametrial. Stadium IIA dibagi menjadi IIA₁ dan IIA₂ di mana pada stadium IIA₁ ukuran sel kanker kurang dari 4 cm sedangkan pada stadium IIA₂ ukuran sel kanker lebih dari

4 cm. Ilustrasi kanker serviks stadium IIA_1 dan IIA_2 dapat dilihat pada Gambar 2.6.

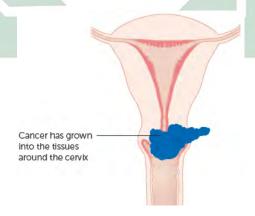


Gambar 2.6 Illustrasi Kanker Serviks Stadium II \mathbf{A}_1 dan II \mathbf{A}_2

(Sumber: Cancer Research UK)

2. Stadium IIB

Pada tahap ini sel kanker telah menyebar ke bagian luar serviks dan telah menyabr hingga jaringan sebelah serviks yang disebut area parametrial. Ilustrasi kanker serviks stadium IIB dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Illustrasi Kanker Serviks Stadium IIB

(Sumber: Cancer Research UK)

2.2.3. Stadium III

Pada stadium ini sel kanker telah menyebar hingga kebagian ujung bawah vagina dan bagian dinding pinggul yang memiliki kemungkinan dapat menghalangi saluran yang membawa urin dari ginjal ke kandung kemih. Stadium III terbagi menjadi 3 tahapan yaitu IIIA, IIIB, dan IIIC.

1. Stadium IIIA

Pada tahap ini sel kanker telah menyebar hingga sepertiga bagian bawah vagina namun belum tumbuh di bagian dinding pinggul. Ilustrasi kanker serviks stadium IIIA dapat dilihat pada Gambar 2.8.

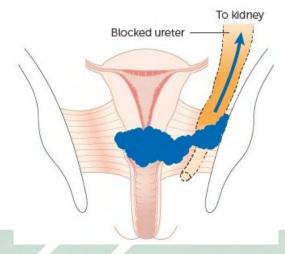


Gambar 2.8 Illustrasi Kanker Serviks Stadium IIIA

(Sumber: Cancer Research UK)

2. Stadium IIIB

Pada tahap ini sel kanker mulai tumbuh di dinding pinggul dan mulai menghalangi ureter atau saluran yang membawa urin dari ginjal ke kandung kemih yang mengakibatkan masalah pada ginjal. Ilustrasi kanker serviks stadium IIIB dapat dilihat pada Gambar 2.9.

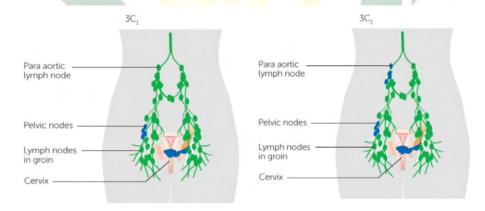


Gambar 2.9 Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IIIB

(Sumber: Cancer Research UK)

3. Stadium IIIC

Pada tahap ini sel kanker mulai menyebar dan menyerang kelenjar getah bening di area pinggul terdekat.



Gambar 2.10 Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IIIC

(Sumber: Cancer Research UK)

Dari Gambar Gambar 2.10 dapat dilihat bahwa apabila penderita kanker serviks masuk pada stadium $IIIC_1$ artinya sel kanker telah menyebar dan tumbuh pada kelenjar getah bening di pinggul, dan apabila masuk stadium $IIIC_2$ artinya sel kanker telah menyebar dan tumbuh pada kelenjar getah

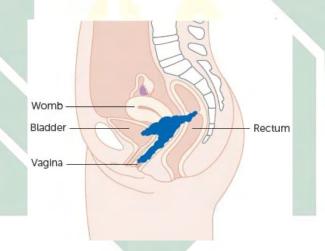
bening para-orta. Ilustrasi kanker serviks stadium IIIC₁ dan IIIC₂.

2.2.4. Stadium IV

Pada stadium ini sel kanker mulai menyebar dan menyerang bagian lain dari tubuh contohnya hingga ke kandung kemih, paru-paru dan bagian jaringan tubuh lainnya. Stadium IV juga dibagi menjadi IVA dan IVB.

1. Stadium IVA

Pada tahap ini sel kanker mulai menyebar dan tumbuh hingga bagian luar panggul namun belum menyebar terlalu luas. Ilustrasi kanker serviks stadium IVA dapat dilihat pada Gambar 2.11.

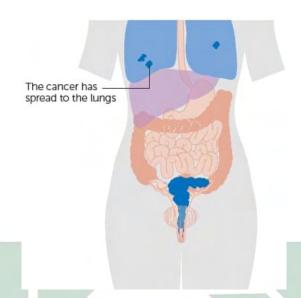


Gambar 2.11 Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IVA

(Sumber: Cancer Research UK)

2. Stadium IVB

Pada tahap ini sel kanker telah menyebar ke bagian tubuh lain atau yang biasa disebut metastasis jauh seperti kelenjar getah bening di luar panggul atau ke paru-paru, hati atau tulang. Ilustrasi kanker serviks stadium IVB dapat dilihat pada Gambar 2.12.



Gambar 2.12 Ilustrasi Kanker Serviks Stadium IVB

(Sumber: Cancer Research UK)

2.3. Pemeriksaan Kanker Serviks

Untuk menghindari masuknya penderita kanker serviks ke stadium lanjut, maka perlu dilakukan pemeriksaan secara rutin tiap 3-5 tahun sekali sebagai upaya deteksi dini kanker serviks. Beberapa pemeriksaan yang dapat dilakukan yaitu:

1. Tes IVA

Tes IVA merupakan salah satu metode *screening* yang digunakan untuk melakukan deteksi adanya kanker pada leher rahim wanita. Tes IVA dilakukan dengan mengoleskan cairan asam asetat pada bagian leher rahim wanita, apabila terdapat lesi kanker di dalamnya maka leher rahim akan berubah menjadi sedikit putih. IVA merupakan salah satu metode yang telah banyak digunakan oleh pihak medis di Indonesia karena dinilai sederhana, mudah dan dapat dilakukan dengan jangkauan yang banyak (Maharani and Syah, 2019).

2. Pap Smear

Tes *pap smear* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan deteksi dini adanya kanker pada leher rahim wanita. *Pap smear* dilakukan untuk mengetahui adanya perubahan pada vagina bagian atas. Hasil yang ditunjukkan oleh pemeriksaan menggunakan *pap smear* yaitu leher rahim dengan keadaan normal atau leher rahim yang tidak normal (Dewi and Purnami, 2015).

3. Kolposkopi

Selain pemeriksaan dengan tes IVA dan *pap smear*, salah satu metode yang dapat dilakukan untuk deteksi dini adalah kolposkopi. Kolposkopi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan pemeriksaan pada bagian serviks menggunakan alat yang bernama kolposkop (Primadiarti and Lumintang, 2011). Pemeriksaan kolposkopi dilakukan ketika diketahui adanya lesi kanker pada bagian leher rahim saat pemeriksaan IVA dan *pap smear*.

2.4. Citra Digital

Citra merupakan suatu fungsi kontinyu 2 dimensi yang disimbolkan dengan f(x,y) dengan (x,y) merupakan derajat keabuan dari suatu citra. Citra kontinyu tersebut yang kemudian direpresentasikan ke dalam suatu fungsi diskrit disebut dengan citra digital. Citra digital merupakan suatu bentuk citra yang tersimpan dalam bentuk digital sehingga dapat diproses serta diolah oleh komputer. Citra sendiri merupakan suatu visual media seperti foto maupun video dengan sumber informasi yang disajikan sebagai bentuk representasi dari suatu objek. Citra digital dipetakan dalam bentuk matriks 2 dimensi yang terdiri dari nilai-nilai piksel yang merepresentasikan warna dalam citra tersebut (Kusumanto and Tompunu, 2011).

Pengolahan citra digital merupakan suatu proses data citra dengan nilai *output* juga berupa data citra. Cira digital dibagi menjadi 3 jenis, yaitu:

1. Citra Warna atau RGB (*Red*, *Green*, *Blue*)

Citra warna merupakan citra *true color* yang terdiri dari warna yang berbeda yaitu *Red* (R), *Green*(G), dan *Blue* (B). Pada masing-masing warna nilai piksel yang ada didalamnya memiliki *range* antara 0 hingga 255 (Muwardi and Fadlil, 2018). Ilustrasi citra RGB dapat dilihat pada Gambar 2.13.

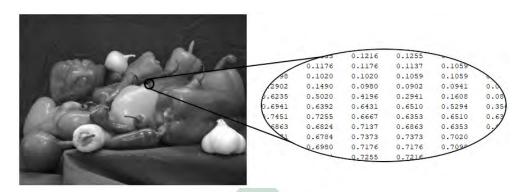


Gambar 2.13 Ilustrasi Citra RGB

(Sumber: Mathworks)

2. Citra Greyscale

Citra *grayscale* memiliki gradasi warna dari warna putih hingga warna hitam dengan *range* nilai pikselnya direpresentasikan oleh nilai 0 sebagai warna hitam dan 1 sebagai warna putih, sehingga nilai piksel antara 0 hingga 255 merupakan representasi dari degradasi warna abu-abu pada citra (Muwardi and Fadlil, 2018). Ilustrasi citra *grayscale* dapat dilihat pada Gambar 2.14

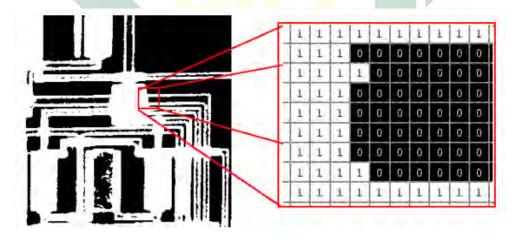


Gambar 2.14 Ilustrasi Citra Grayscale

(Sumber: Mathworks)

3. Citra Biner

Citra biner merupakan citra yang hanya memiliki nilai 0 dan 1, dengan 0 sebagai representasi warna hitam dan 1 sebagai representasi dari warna putih (Kusumanto and Tompunu, 2011). Ilustrasi citra biner dapat dilihat pada Gambar 2.15



Gambar 2.15 Ilustrasi Citra Biner

(Sumber: Mathworks)

2.5. Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan salah satu teknik yang bertujuan untuk meningkatkan efektivitas serta mampu membuat klasifikasi pada metode *deep*

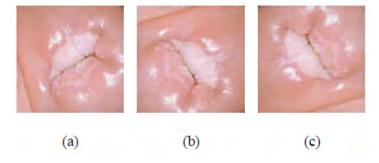
learning mendapatkan hasil yang lebih baik (Yuwana et al., 2020). Tujuan dari augmentasi data yaitu untuk menambah jumlah data yang awalnya sangat sedikit menjadi bertambah dan bervariasi sehingga mampu memberi infromasi tambahan pada data yang menyebabkan suatu model komputasi mampu melakukan generalisasi dengan baik (Mahmud et al., 2019). Augmentasi data terdiri dari beberapa teknik contohnya seperti *flip* gambar atau refleksi, rotasi, *zoom in*, *zoom out*, dilatasi, translasi, dan lain-lain (Wicaksana et al., 2019).

1. Rotasi

Rotasi merupakan salah satu proses transformasi geometri yang dilakukan dengan cara memutar suatu objek terhadap titik pusat sebesar sudut θ . Rotasi dapat dilakukan dengan memutar searah jarum jam ataupun berlawanan dengan arah jarum jam yang nantinya akan menentukan sudut θ yang dapat bernilai positif atau negatif. Untuk mendapatkan nilai matriks pada proses rotasi dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.1.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}' \\ \mathbf{y}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta^{\circ} & -\sin \theta^{\circ} \\ \sin \theta^{\circ} & \cos \theta^{\circ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}$$
 (2.1)

Contoh hasil dari proses rotasi dapat dilihat pada Gambar 2.16.



Gambar 2.16 Ilustrasi Transformasi Geometri Rotasi: (a) Citra Asli, (b) Citra Hasil Rotasi 90° , dan (c) Citra Hasil Rotasi -90°

2. Refleksi

Refleksi merupakan proses transformasi geometri yang dilakukan dengan melakukan pencerminan posisi data citra awal baik terhadap sumbu x ataupun sumbu y. Untuk menghitung hasil perubahan posisi nilai matriks dari proses refleksi dapat menggunakan Persamaan 2.2 untuk refleksi terhadap sumbu x dan Persamaan 2.3 untuk refleksi terhadap sumbu y.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$
 (2.2)

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$
 (2.3)

Contoh hasil dari proses refleksi dapat dilihat pada Gambar 2.17.

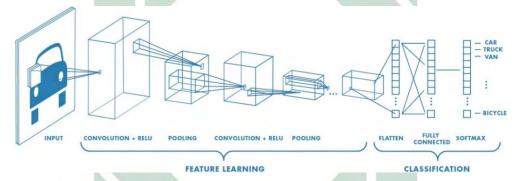


Gambar 2.17 Ilustrasi Transformasi Geometri Refleksi: (a) Citra Asli, (b) Citra Hasil Refleksi Terhadap Sumbu x, dan (c) Citra Hasil Refleksi Terhadap Sumbu y

2.6. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode jaringan yang ada pada deep learning (Kim et al., 2016). CNN merupakan suatu sistem operasi konvolusi yang terdiri dari beberapa lapisan pemrosesan dengan memanfaatkan beberapa elemen dan bekerja secara paralel. CNN pertama kali ditemukan oleh Hubel dan Wiesel. Sistem pada CNN bekerja seperti halnya pada

jaringan saraf manusia, karena *deep learning* merupakan model dari *machine learning* (Santoso and Ariyanto, 2018). Metode CNN merupakan hasil dari pengembangan metode MLP yang bertujuan untuk menyelesaikan permasalahan data citra dua dimensi (Aisyah et al., 2019). Kelebihan CNN jika dibandingkan model lainnya yaitu CNN memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik. Selain itu, CNN juga mampu mengenali dan mendeteksi fitur suatu objek dengan sangat baik dan efisien (Indolia et al., 2018). Struktur CNN terdiri dari *feature learning* dan sistem klasifikasi (Namatvs, 2018). Struktur dasar CNN dapat dilihat pada Gambar 2.18

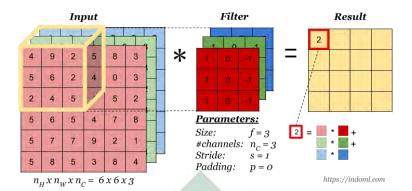


Gambar 2.18 Struktur Dasar Convolutional Neural Network (CNN)

(Sumber: Mathworks)

2.6.1. Convolutiol Layer

Convolution layer merupakan suatu proses yang digunakan untuk mendapatkan nilai suatu piksel berdasarkan nilai piksel itu sendiri yang melibatkan suatu matriks sebagai interpretasi dari suatu citra (Zufar, 2016). Contoh hasil dari proses konvolusi dapat dilihat pada Gambar 2.19.



Gambar 2.19 Ilustrasi Proses Konvolusi

(Sumber: Indoml.com)

Nilai keluaran dari proses pada *convolution layer* ini merupakan *feature map* dari data citra yang kemudian dijadikan nilai *input* pada proses selanjutnya. Nilai keluaran didapatkan dari hasil perkalian antara matriks dari *input* citra dengan matriks pada kernel seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 2.4.

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} * \mathbf{K} \tag{2.4}$$

Di mana **H** merupakan *feature map* hasil keluaran dari *convolutional layer*, **I** merupakan matriks *input* citra, dan **K** merupakan matriks kernel. Ukuran dimensi matriks keluaran dari *feature map* ditentukan berdasarkan ukuran matriks *input* citra, kernel, *stride*, dan *padding*. Di mana *stride* merupakan ukuran bergesernya suatu kernel pada *convolution layer* dan *padding* merupakan suatu nilai yang ditambahkan pada setiap sisi dari matriks *input* (Yamashita et al., 2018; Setiawan et al., 2019). Untuk menentukan ukuran dimensi nilai *feature map* pada *convolutional layer* dapat menggunakan Persamaan 2.5.

$$h = \frac{i - k + p}{s} + 1 \tag{2.5}$$

Di mana h merupakan ukuran dimensi matriks $feature\ map,\ k$ merupakan ukuran dimensi kernel, p merupakan ukuran dimensi padding, dan s merupakan ukuran dimensi stride.

2.6.2. Fungsi Aktivasi Rectified Linier Unit (ReLU)

ReLU merupakan jenis fungsi aktivasi yang paling umum digunakan pada CNN. Fungsi aktivasi ini bertujuan untuk merubah piksel *feature map* dengan nilai matriks kurang dari 0 menjadi 0 (Arora et al., 2018). Fungsi ReLU dapat dilihat pada Persamaan 2.6.

$$f(x) = max(0, x) \tag{2.6}$$

2.6.3. Pooling Layer

Pooling layer merupakan lapisan yang memanfaatkan fungsi feature map hasil dari lapisan konvolusi sebagai nilai input yang kemudian diolah menggunakan operasi statistik. (Ilahiyah and Nilogiri, 2018). Jenis pooling layer yang paling umum digunakan yaitu max pooling dan average pooling.

				Max p	Max pooling		
12	20	30	0	20	30		
8	12	2	0	112	37		
34	70	37	4	Avg P	Avg Pooling		
112	100	25	12	13	8		
				79	20		

Gambar 2.20 Contoh Hasil Operasi Pooling

(Sumber: Polat and Mehr, 2019)

Dari Gambar 2.20 dapat dilihat bahwa *max pooling* diperoleh dengan mengambil nilai piksel terbesar dari tiap *grid*, sedangkan *average pooling* diperoleh dengan menghitung rata-rata nilai piksel dari tiap *grid*. Ukuran dimensi pada *pooling layer* ditentukan sesuai dengan *stride* dan ukuran dimensi kernel yang ditunjukkan oleh Persamaan 2.7.

$$O = \frac{i-k}{s} + 1 \tag{2.7}$$

Di mana O merupakan ukuran dimensi $pooling\ layer$, i merupakan ukuran dimensi matriks input citra, k merupakan ukuran dimensi matriks kernel dan s merupakan jumlah stride.

2.6.4. Fully-Connected Layer

Fully-connected layer merupakan suatu lapisan yang digunakan untuk mengklasifikasikan data secara linier dengan cara mentrasformasi data yang ada (Suartika et al., 2016). Pada fully-connected layer terdapat hidden layer, fungsi aktivasi, output layer, dan juga loss function. Nilai input yang digunakan pada fully-connected layer didapatkan dari hasil feature map yang telah melalui proses flatten. Flatten merupakan suatu proses yang dilakukan dengan tujuan mengubah nilai feature map pada layer sebelumnya ke dalam bentuk vektor (Tampubolon, 2019). Persamaan fully-connected layer didefinisikan dalam Persamaan 2.8.

$$z_j = b_j + \sum_{i=1}^n x_i w_{i,j} +$$
 (2.8)

Di mana z_j merupakan hasil fully-connected layer, x_i merupakan nilai input hasil dari ekstraksi fitur, $w_{i,j}$ merupakan nilai bobot, dan b_j merupakan nilai bias.

2.6.5. *Softmax*

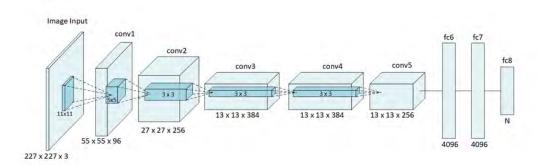
Fungsi aktivasi *softmax* merupakan fungsi aktivasi yang pada umunya terletak pada *output layer* dengan rentang nilai 0 hingga 1 (Achmad et al., 2019; Sugiarto et al., 2017). Fungsi aktivasi *softmax* dapat diperoleh menggunakan Persamaan 2.9.

$$f_i(\overrightarrow{x}) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^k e^{z_i}}, i = 1, 2, 3, ..., n$$
 (2.9)

Di mana $f_i(\overrightarrow{x})$ merupakan probabilitas dari z_i yang merupakan hasil keluaran fully-connected layer dan k merupakan jumlah kelas.

2.7. Alexnet

Alexnet merupakan salah satu metode yang pertama kali dikenalkan oleh Krizhevsky. Alexnet memenangkan kompetisi ILSVRC pada tahun 2012 dengan tingkat kesalahan mencapai 15.3% di mana berbeda jauh dengan pemenang pada posisi kedua yang mendapat tingkat kesalahan sebesar 26.2% (Atole and Park, 2018). Alexnet terdiri dari 8 layer, di mana 5 layer merupakan convolutional layer dan 3 fully connected layer (Zulkeflie et al., 2019). Pada beberapa convolutional layer diikuti dengan max-pooling layer. Filter pada convolutional layer yang digunakan berukuran 11x11 dengan 4 pada layer pertama, 5x5 pada layer kedua, dan 3x3 pada sisa layer dengan ReLU sebagai fungsi aktivasi pada tiap layer konvolusinya. Metode Alexnet menggunakan data augmentasi sebagai teknik untuk meningkatkan efektivitas gambar pada klasifikasi, selain itu Alexnet juga menggunakan dropout layer untuk mengurangi overfitting pada data gambar (Llamas et al., 2017). Arsitektur Alexnet dapat dilihat pada Gambar 2.21.



Gambar 2.21 Arsitektur Alexnet

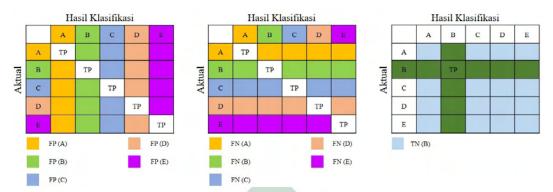
(Sumber: Hemmer et al., 2018)

2.8. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan suatu metode evaluasi pada suatu sistem klasifikasi yang dilakukan dengan membandingkan suatu hasil klasifikasi dengan nilai sebenarnya (Kosasih et al., 2019). Suatu sistem klasifikasi dikatakan baik apabila mampu menghasilkan tingkat kesalahan yang relatif kecil. Tabel confusion matrix berisi nilai True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Tabel confusion matrix untuk binary class dapat dilihat pada Gambar 2.22, sedangkan tabel confusion matrix untuk multi class dapat dilihat pada Gambar 2.23.

Data	Hasil Klasifikasi			
Aktual	+	-		
+	TP	TN		
_	FP	FN		

Gambar 2.22 Confusion Matrix untuk Binary Class



Gambar 2.23 Confusion Matrix untuk Multi Class

Di mana:

- 1. *True Positive* (TP) merupakan suatu data bernilai positif yang berhasil terklasifikasi dengan benar masuk ke dalam kelas positif.
- 2. *True Negative* (TN) merupakan suatu data bernilai negatif yang yang berhasil terklasifikasi dengan benar masuk ke dalam kelas negatif.
- 3. *False Positive* (FP) merupakan suatu data bernilai negatif namun terklasifikasi salah dan masuk ke dalam kelas positif.
- 4. False Negative (FN) merupakan suatu data bernilai positif namun terklasifikasi salah dan masuk ke dalam kelas negatif.

Dari tabel *confusion matrix* yang ada selanjutnya dapat dilakukan perhitungan nilai akurasi, sensitifitas, dan spesifisitas sebagai nilai ukur keberhasilan suatu sistem dalam melakukan proses klasifikasi. Berikut merupakan penjelasan dari masingmasing evaluasi:

1. Akurasi

Akurasi merupakan suatu nilai yang menunjukkan keakuratan suatu hasil klasifikasi, baik pada data yang bernilai positif maupun data yang bernilai

negatif. Semakin tinggi nilai akurasi yang didapatkan, artinya suatu sistem klasifikasi dapat dikatakan mampu melakukan klasifikasi dengan baik (Lusiana, 2012). Nilai akurasi pada *binary class* (dua kelas) dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.10, dan *multi class* dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.11.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$
 (2.10)

$$Akurasi = \frac{\frac{\sum TP + \sum TN}{\sum TP + \sum TN + \sum FP + \sum FN}}{n} \times 100\%$$
 (2.11)

2. Spesifisitas

Spesifisitas merupakan suatu nilai yang menunjukkan banyak data bernilai negatif yang mampu terklasifikasi dengan benar masuk ke dalam kelas negatif. Semakin baik nilai spesifisitas artinya suatu sistem klasifikasi memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi objek yang tidak sakit (Miladitiya, 2018). Nilai spesitifitas dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.12 untuk *binary class* (dua kelas) dan Persamaan 2.13 untuk *multi class*.

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\%$$
 (2.12)

$$Spesifisitas = \frac{\sum TN}{\sum TN + \sum FP} \times 100\%$$
 (2.13)

3. Sensitivitas

Sensitivitas merupakan suatu nilai yang menunjukkan banyak data bernilai positif yang mampu terklasifikasi dengan benar masuk ke dalam kelas positif. Semakin baik nilai sensitivitas artinya semakin baik suatu sistem

klasifikasi dalam mendeteksi objek yang sakit (Miladitiya, 2018). Nilai sensitivitas dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.14 untuk *binary class* (dua kelas) dan Persamaan 2.15 untuk *multi class*.

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$
 (2.14)

$$Sensitivitas = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FN} \times 100\%$$
 (2.15)

2.9. Integrasi Keilmuan

Kanker serviks merupakan jenis penyakit yang banyak diderita oleh wanita di dunia. Penyakit yang menimpa seorang hamba tidaklah serta merta ditimpakan oleh Allah tanpa alasan tertentu. Allah menimpakan penyakit kepada seorang hamba-Nya sebagai bentuk ujian dan cobaan. Allah akan menguji orang-orang yang beriman dengan cara mengirimkan beberapa bentuk cobaan dengan tujuan meningkatkan ketaqwaan dan keimanan mereka seperti yang dijelaskan pada QS. Al-Baqarah ayat 155-156:

Artinya: "Dan Kami pasti akan menguji kamu dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa, dan buah-buahan. Dan sampaikanlah kabar gembira kepada orang-orang yang sabar. (yaitu) orang-orang yang apabila ditimpa

musibah, mereka berkata "Inna lillahi wa inna ilaihi rajiun" (sesungguhnya kami milik Allah dan kepada-Nyalah kami kembali)".

Dari ayat di atas dapat diketahui bahwa Allah mengirimkan musibah kepada siapa saja tanpa memandang siapa dan bagaimana orang tersebut. Tujuan Allah mengirimkan musibah kepada hamba-Nya dapat sebagai teguran ataupun ujian. Teguran bagi hambanya yang lalai agar kembali mengingat Allah dan ujian bagi hamba-Nya yang beriman agar senantiasa meningkatkan keimanannya. Maka dari itu kita sebagai hamba-Nya tidak boleh berburuk sangka kepada Allah. Kita harus selalu sabar dalam menjalani musibah serta selalu senantiasa mendekatkan diri kepada Allah. Allah menurunkan musibah dalam berbagai bentuk, salah satunya yaitu penyakit yang menimpa manusia.

Apabila Allah mengirimkan penyakit pada hambanya, hendaklah seorang hamba tersebut berbaik sangka dan jangan pernah menyerah. Karena segala penyakit yang diturunkan oleh Allah memiliki obat penawarnya seperti yang disebutkan dalam hadist shahih Imam Bukhori.

Rasulullah sallallahu alaihi wa sallam bersabda:

Artinya: Telah menceritakan kepada kami Muhammad bin al-Mutsanna telah menceritakan kepada kami Abu Ahmad Az Zubairi telah menceritakan kepada kami 'Umar bin Sa'id bin Abu Husain dia berkata; telah menceritakan kepadaku 'Atha'bin Abu Rabah dari Abu Hurairah radliallahu 'anhu dari Nabi

shallallahu 'alaihi wasallam beliau bersabda: "Allah tidak akan menurunkan penyakit melainkan menurunkan obatnya juga" (H.R. Bukhori).

Selain hadist di atas, firman Allah SWT dalam QS. Asy-Syura ayat 80 yang berbunyi:

Artinya: "Dan apabila aku sakit, Dialah Yang menyembuhkan aku".

Hadist dan ayat di atas merupakan suatu bentuk pembuktian bahwa Allah SWT menurunkan suatu penyakit tidak hanya semata-mata tanpa menurunkan obat penawarnya. Hal ini juga merupakan bentuk rahmat dari Allah SWT bagi para hamba-Nya yang beriman sehingga kita sebagai hamba-Nya tidak perlu khawatir terhadap suatu penyakit. Maka dari itu kita sebagai hamba-Nya jangan pernah berhenti untuk terus melakukan usaha dalam melakukan pencegahan dan penyembuhan terhadap suatu penyakit. Deteksi dini kanker serviks merupakan salah satu langkah yang dilakukan oleh pihak medis sebagai upaya penyembuhan penderita kanker serviks. Dengan adanya deteksi dini, para penderita kanker serviks akan mendapatkan penanganan dan perawatan dengan cepat sehingga mampu mengurangi dampak kematian. Selain itu terdapat hadis lain mengenai penyakit yang dapat disembuhkan atas izin Allah SWT.

Rasulullah shallallahu alaihi wa sallam, bersabda:

حَدَّثَنَا هَارُونُ بْنُ مَعْرُوفٍ وَأَبُو الطَّاهِرِ وَأَحْمَدُ بْنُ عِيسَى قَالُوا حَدَّثَنَا ابْنُ وَهْبٍ أَخْبَرَنِي عَمْرُو وَهُوَ ابْنُ الْحَارِثِ عَنْ عَبْدِ رَبِّهِ بْنِ سَعِيدٍ عَنْ وَهْبِ أَخْبَرَنِي عَمْرُو وَهُوَ ابْنُ الْحَارِثِ عَنْ عَبْدِ رَبِّهِ بْنِ سَعِيدٍ عَنْ أَبِي الزَّبَيْرِ عَنْ جَابِرٍ عَنْ رَسُولِ اللهِ صَلّى الله عَلَيْهِ وَسَلّمَ أَنَّهُ قَالَ لِكُلِّ دَاءٍ دَوَاءٌ فَإِذَا أَصِيبَ دَوَاءُ الدَّاءِ بَرَأَ بِإِذْنِ اللهِ عَزَّ وَجَلَّ لِكُلِّ دَاءٍ دَوَاءٌ فَإِذَا أَصِيبَ دَوَاءُ الدَّاءِ بَرَأَ بِإِذْنِ اللهِ عَزَّ وَجَلَّ

Artinya: Telah menceritakan kepada kami Harun bin Ma'ruf dan Abu Ath Thahir serta Ahmad bin 'Isa mereka berkata; Telah menceritakan kepada kami Ibnu Wahb; Telah mengabarkan kepadaku 'Amru, yaitu Ibnu al-Harits dari 'Abdu Rabbih bin Sa'id dari Abu Az Zubair dari Jabir dari Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam, beliau bersabda: "Untuk setiap penyakit ada obatnya. Apabila obat tersebut sesuai dengan penyakitnya, penyakit tersebut akan sembuh dengan seizin Allah SWT" (H.R. Muslim).

Dari hadis tersebut dapat disimpulkan bahwa akan ada obat penawar yang sesuai dengan penyakit yang diderita. Manusia diberi petunjuk oleh Allah untuk melakukan pengobatan kepada para ahli medis dan dokter yang dapat menangani sesuai dengan penyakit yang diderita dan jika Allah menghendaki untuk sembuh maka penderita penyakit akan sembuh.

Terdapat banyak macam jenis penyakit yang ada di dunia ini. Ada jenis penyakit yang jangka panjang ada juga yang jangka pendek. Ada penyakit yang tidak dapat menyebakan kematian ada pula jenis penyakit yang dapat mematikan contohnya seperti penyakit kanker serviks. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, kanker serviks disebabkan oleh virus HPV.

Virus HPV merupakan virus yang menginfeksi bagian reproduksi manusia, sehingga sangatlah penting menjaga kebersihan pada bagian reproduksi agar dapat terhindar dari penyakit. Virus HPV dapat tertular saat melakukan hubungan seksual. Maka dari itu, penting bagi seseorang untuk menjaga kebersihan alat reproduksi. Salah satu langkah menjaga kebersihan alat reproduksi contohnya pada pria dapat dilakukan dengan cara berkhitan. Rasulullah shallallahu 'alaihi wasallam bersabda:

عَنْ أَبِيْ هُرَيْرَةَ رَضِيَ اللهُ عَنْهُ قَالَ: سَمِعْتُ رَسُولَ اللهِ صَلَّى اللهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمْ يَقُوْلُ: الفِطْرَةُ خَمْسٌ: الْخِتَانُ وَالْإَسْتِحْدَادُوَنَتْفُ الْإِبْطِ وَتَقلِيمُ الْأَظَافِرِ وَقَصُّ الشَّارِب

Artinya: "Kesucian (fitrah) itu ada lima: khitan, mencukur bulu kemaluan, mencabut bulu ketiak, memendekkan kumis dan memotong kuku" (H.R. Bukhari Muslim). Dari hadis tersebut dapat diketahui bahwa Islam menganjurkan khitan bagi para pria. Hal ini merupakan salah satu bentuk membersihkan dan mensucikan diri sehingga terhindar dari penyakit. Karena pria yang melakukan khitan memiliki resiko yang kecil terkena virus HPV. Sehingga menurunkan tingkat kemungkinan penularan virus tersebut kepada wanita saat melakukan hubungan seksual. Dalam kitab fathul mu'in juga telah dijelaskan bahwa pria dianjurkan mengikuti agama Nabi Ibrahim yang mana Nabi Ibrahim melakukan khitan pada saat berumur 80 tahun. Selain disebabkan oleh virus, ada banyak faktor yang memengaruhi terjadinya kanker serviks seperti kebiasaan hidup yang kurang sehat, merokok, dan konsumsi alkohol yang berlebihan. Firman Allah dalam QS. AL-Baqarah ayat 195 yang berbunyi:

Artinya: Dan belanjakanlah (harta bendamu) di jalan Allah, dan janganlah kamu menjatuhkan dirimu sendiri ke dalam kebinasaan, dan berbuat baiklah, karena sesungguhnya Allah menyukai orang-orang yang berbuat baik.

Dalam ayat tersebut Allah SWT telah menjelaskan bahwa kita dilarang untuk melakukan hal-hal yang dapat menyebabkan kita mengalami kesusahan.

Artinya, kita sebagai wanita diharuskan menjaga kebersihan dan menjaga pola hidup sehat untuk menghindari penyakit kanker serviks. Selain itu, hindari kebiasaan merokok dan konsumsi alkohol yang berlebihan. Karena pada dasarnya sesuatu yang berlebihan tidaklah baik. Kebiasaan merokok dan konsumsi alkohol yang berlebihan dapat menurunkan imun sehingga dapat meningkatkan resiko kanker serviks.

Hal-hal diatas juga merupakan suatu langkah untuk mencegah seorang wanita terkena kanker serviks, sebagaimana yang telah dijelaskan dalam kaidah ushul fiqih yang berbunyi:

Artinya: "Mendahulukan menghilangkan yang sifatnya mudharat daripada melaukan kebaikan". Dari kaidah ushul fiqih tersebut dapat disimpulkan bahwa sebagai seorang hamba yang beriman hendaknya mendahulukan menghilangkan hal-hal yang sifatnya mudharat. Sama seperti kanker serviks, agar terhindar dari penyakit tersebut hendaknya kita menjauhi dan menghindari hal-hal yang dapat merugikan diri sendiri.

BAB III

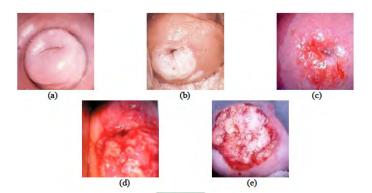
METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah jenis penelitian kuantitatif. Data yang digunakan merupakan data citra keadaan leher rahim hasil dari pemeriksaan kolposkopi, yang kemudian dari data tersebut didapat nilai-nilai matriks yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi. Proses klasifikasi pada penelitian memiliki tujuan untuk melakukan deteksi dini kanker serviks pada wanita sebagai langkah awal agar dapat dilakukan penanganan dan pengawasan yang baik pada pasien yang terjangkit kanker serviks sehingga dapat mengurangi angka kematian akibat penyakit ini.

3.2. Sumber dan Jenis Data

Pada penelitian ini data yang digunakan merupakan data citra kolposkopi yang diperoleh dari Guneva Foundation dengan total data yang diperoleh sebanyak 86 data. Data tersebut terdiri dari data citra leher rahim wanita yang diklasifikasikan ke dalam 5 kelas yaitu normal, stadium I, stadium II, stadium III, dan stadium IV. Sampel data yang digunakan pada penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Data Sampel Keadaan Leher Rahim (a) Normal, (b) kanker serviks stadium 1, (c) kanker serviks stadium 2, (d) kanker serviks stadium 3, (e) kanker serviks stadium 4

3.3. Kerangka Penelitian

Flowchart pengerjaan penilitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.2 untuk memudahkan pemahaman pada tahap pengumpulan dan pengolahan data.



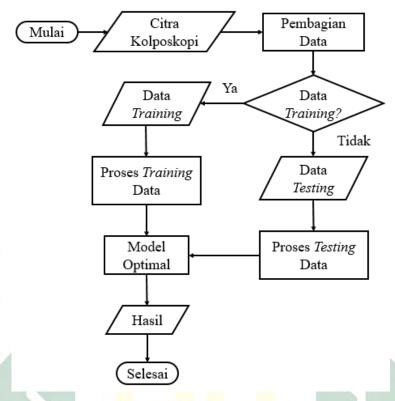
Gambar 3.2 Flowchart Penelitian

1. Pre-Processing

Pada tahap ini, data citra akan diolah agar didapat hasil yang lebih optimal.

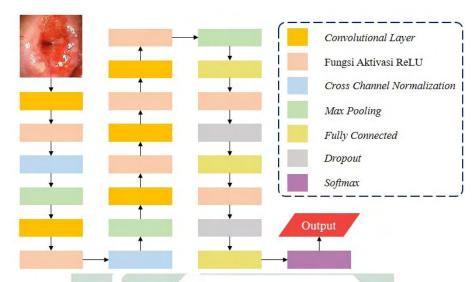
Pengolahan data dilakukan dengan melakukan *cropping* sehingga data memiliki ukuran $227 \times 227 \times 3$ sesuai dengan ukuran *input* pada arsitektur *Alexnet*. Setelah data melalui tahap *cropping*, tahap *pre-processing* selanjutnya yang digunakan pada penelitian ini yaitu augmentasi data. Augmentasi data bertujuan untuk mendapatkan jumlah data yang lebih banyak dengan hasil yang beragam. Teknik augmentasi yang dilakukan pada penelitian yaitu rotasi dan refleksi. Rotasi dilakukan dengan memutar data citra sebesar 15°, 30°, 45°, 60°, 75°, 90°, 105°, 120°, 135°, 150°, 165°, 180°, 195°, 210°, 225°, 240°, 255°, 270°, 285°, 300°, 315°, 330°, dan 345°. Sedangkan refleksi dilakukan dengan melakukan pencerminan data citra terhdap sumbu x dan sumbu y. Data yang telah melalui tahapan *pre-processing* tersebut yang nantinya akan digunakan sebagai data input pada proses klasifikasi.

2. Pembuatan Sistem Klasifikasi



Gambar 3.3 Flowchart Sistem Klasifikasi

Dari Gambar 3.3 dapat dilihat bahwa sistem klasifikasi pada penelitian ini dimulai dari input data yang telah melalui proses pre-processing yang kemudian dibagi menjadi 2, yaitu data training dan data testing. Pembagian data dilakukan dengan perbandingan data training dan data testing sebesar 60%:40%, 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Pada data training dilakukan proses pembelajaran menggunakan arsitektur Alexnet dengan beberapa uji coba jumlah epoch, batchsize, dan dropout. Uji coba dilakukan untuk mendapat model paling optimal untuk proses klasifikasi. Setelah didapat model yang paling optimal, langkah selanjutnya yaitu menerapkannnya pada data testing. Arsitektur Alexnet yang dalam melakukan pembelajaran fitur serta klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.4.



Gambar 3.4 Arsitektur Alexnet

Proses perhitungan dari masing-masing lapisan dapat dilakukan menggunakan Persamaan 2.4 hingga 2.9. Hasil *ouput* dari proses ekstraksi fitur berupa vektor fitur yang mengandung ciri untuk menentukan kelas suatu data yang dimasukkan.

3. Analisa Hasil Klasifikasi

Setelah didapat hasil klasifikasi, langkah selanjutnya yaitu menganalisa hasil klasifikasi dengan menghitung nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifikasi. Dari hasil tersebut nantinya dapat dilihat model jaringan yang paling optimal untuk melakukan klasifikasi kanker serviks. Selain itu, dari analisa hasil klasifikasi dapat dilihat apakah model jaringan yang dibentuk dapat diterapkan dalam deteksi otomatis kanker serviks.

BAB IV

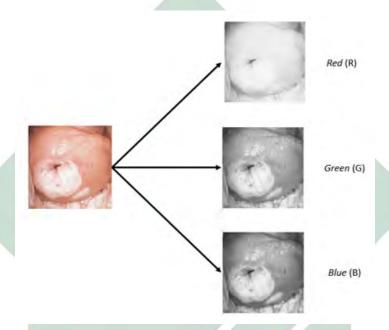
HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebagaimana yang telah dipaparkan dalam Bab III, penelitian mengenai klasifikasi kanker serviks berdasarkan citra kolposkopi dilakukan dengan memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) model *Alexnet*. Dalam penelitian akan dilakukan beberapa uji coba jumlah *epoch*, *batch size*, dan *drop out*. Uji coba tersebut bertujuan membangun model klasifikasi untuk menemukan model terbaik yang nantinya dapat digunakan klasifikasi kanker serviks berdasarkan citra kolposkopi.

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data citra kondisi leher rahim wanita hasil dari pemeriksaan kolposkopi yang dilakukan oleh pihak medis. Data citra kolposkopi ini diperoleh dari Ganeva Foundation dengan jumlah data sebanyak 86 data kolposkopi yang terbagi menjadi 5 kelas, yaitu data yang menunjukkan leher rahim dengan keadaan normal sebanyak 25 data, data yang menunjukkan kondisi leher rahim yang terkena kanker serviks stadium I sebanyak 18 data, data yang menunjukkan keadaan leher rahim yang terkena kanker serviks stadium II sebanyak 18 data, data yang menunjukkan keadaan leher rahim yang terkena kanker serviks stadium III sebanyak 14 data, dan data yang menunjukkan keadaan leher rahim yang terkena kanker stadium IV sebanyak 11 data. Data sampel citra kolposkopi yang menggambarkan keadaan leher rahim wanita dapat dilihat pada Gambar 3.1.

Data citra yang digunakan pada penelitian ini merupakan data citra true

color yang terdiri dari tiga channel warna yaitu Red(R), Green(G), dan Blue(B) yang dapat dilihat pada Gambar 4.1. Masing-masing channel warna dari citra tersebut memiliki nilai piksel dengan nilai range 0 hingga 225. Nilai piksel dari data citra tersebut yang kemudian diolah dalam penelitian untuk dapat mengklasifikasikan kondisi leher rahim wanita sebaga upaya deteksi dini penyakit kanker serviks.



Gambar 4.1 Contoh Tiga Channel Warna Data Sampel Citra Kolposkopi

Berikut nilai pixel pada masing-masing channel warna:

$$R = \begin{bmatrix} 40 & 91 & 95 & 72 & 80 & 84 & \cdots & 46 \\ 104 & 132 & 116 & 86 & 91 & 93 & \cdots & 116 \\ 115 & 122 & 98 & 74 & 82 & 84 & \cdots & 132 \\ 104 & 104 & 88 & 79 & 89 & 89 & \cdots & 132 \\ 104 & 102 & 96 & 91 & 93 & 90 & \cdots & 149 \\ \vdots & \vdots \\ 41 & 140 & 162 & 154 & 164 & 170 & \cdots & 47 \end{bmatrix}$$

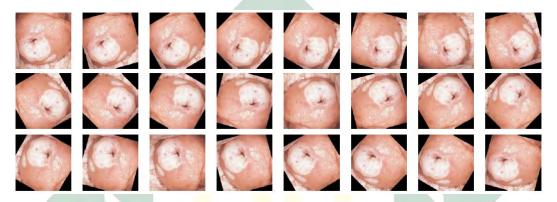
$$G = \begin{bmatrix} 10 & 61 & 65 & 42 & 47 & 51 & \cdots & 18 \\ 74 & 102 & 86 & 56 & 58 & 60 & \cdots & 83 \\ 85 & 92 & 68 & 44 & 49 & 51 & \cdots & 94 \\ 74 & 74 & 58 & 49 & 56 & 56 & \cdots & 87 \\ 74 & 72 & 63 & 58 & 58 & 55 & \cdots & 99 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 20 & 117 & 132 & 118 & 123 & 125 & \cdots & 15 \\ \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 2 & 53 & 57 & 34 & 40 & 44 & \cdots & 7 \\ 66 & 94 & 78 & 48 & 51 & 53 & \cdots & 74 \\ 77 & 84 & 60 & 36 & 42 & 44 & \cdots & 85 \\ 66 & 66 & 50 & 41 & 49 & 49 & \cdots & 81 \\ 66 & 64 & 56 & 51 & 52 & 49 & \cdots & 92 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 15 & 109 & 122 & 102 & 105 & 104 & \cdots & 2 \end{bmatrix}$$

4.1. Pre-Processing

Data citra yang didapatkan memiliki ukuran yang berbeda-beda, maka dari itu diperlukan suatu proses yang dapat menghasilkan data baru dengan ukuran yang sama. Proses yang dilakukan untuk mendapatkan ukuran yang sama pada data citra yaitu proses *cropping* dengan ukuran 227x227 sebagaimana ukuran *input* yang telah ditetapkan pada metode *Alexnet*. Langkah selanjutnya setelah proses *cropping* yaitu proses augmentasi data untuk mendapat jumlah data yang semakin beragam. Data dengan jumlah yang beragam memungkinkan meningkatnya kemampuan suatu sistem dalam mengenali citra sehingga diharapkan dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik. Proses augmentasi data yang

dilakukan dalam penelitian ini yaitu proses rotasi dan refleksi data. Rotasi merupakan suatu proses merubah posisi data citra sesuai dengan sudut tertentu. Pada penelitian ini, dilakukan rotasi dengan sudut sebesar 15°, 30°, 45°, 60°, 75°, 90°, 105°, 120°, 135°, 150°, 165°, 180°, 195°, 210°, 225°, 240°, 255°, 270°, 285°, 300°, 315°, 330°, dan 345°. Contoh hasil proses rotasi dengan sudut tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Hasil Proses Rotasi Data Sampel Citra Kolposkopi

Proses selanjutnya yang dilakukan pada tahap augmentasi data yaitu refleksi. Refleksi merupakan suatu proses yang bekerja seperti cermin yang dilakukan terhadap sumbu X dan Y. Hasil dari proses refleksi dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Hasil Proses Refleksi Data Sampel Citra Kolposkopi

Dari proses augmentasi menghasilkan data sebanyak 2064 data dari data awal yang hanya berjumlah 86 data. Setelah seluruh tahapan pada pre-processing selesai dilakukan, langkah selanjutnya yaitu pembagian data untuk proses *training*

dan proses *testing*. Pada penelitian ini data dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model *Alexnet* untuk mendapatkan model klasifikasi terbaik, data data *testing* digunakan sebagai data pengujian yang menerapkan model hasil proses *training* sebelumnya.

4.2. Pelatihan Model

Sama seperti model *machine learning*, tahapan yang dilakukan pada model *deep learning* setelah melakukan *pre-processing* yaitu proses pembelajaran fitur untuk mengenali ciri-ciri pada data citra dan juga klasifikasi. Perbedaan porses pembelajaran fitur dan proses klasifikasi antara *machine learning* dan juga *deep learning* yaitu, pada model *machine learning* proses pembelajaran fitur dan klasifikasi dilakukan secara terpisah, sedangkan pada model *deep learning* proses ekstraksi fitur dan klasifikasi dilakukan pada satu proses yang sama. Proses pembelajaran fitur umumnya diterapkan pada lapisan konvolusi yang terdapat pada *Alexnet*. Lapisan konvolusi pada arsitektur *Alexnet* terbagi menjadi 5 lapisan yang pada setiap lapisan akan dilanjutkan dengan proses aktivasi, normalisasi dan juga *dropout*. Penjelasan mengenai penyusunan lapisan arsitektur *Alexnet* dapat dilihat pada Gambar 3.4.

4.2.1. Convolution Layer

Pada pembelajaran fitur, tahapan pertama yang dilakukan yaitu memasukkan seluruh data *input* berupa citra RGB kolposkopi yang telah di *cropping* dalam ukuran 227 x 227. Lapisan pertama dalam CNN yaitu *convolution layer* dimana dalam lapisan ini matriks *input* dikalikan dengan *filter* yang berukuran 11 x 11 sebanyak 96*filter*. Selain itu dalam lapisan ini juga menggunakan *padding* sama dengan 0 dan juga *stride* sebesar 4. Untuk melakukan

contoh perhitungan diambil sampel matriks dari citra kolposkopi berukuran 15 x 15.



Gambar 4.4 Ilustrasi Perhitungan Konvolusi Pada Data Sampel

Pada Gambar 4.4, dapat dilihat bahwa setiap matriks terdiri dari tiga channel warna yang kemudian dilakukan perkalian antara matriks input dengan matriks filter mengunakan perkalian titik. Inisialisi nilai matriks filter dilakukan secara acak dimana nilai-nilai yang ada dalam matriks filter merupakan nilai bobot pembelajaran suatu fitur. Nilai filter didapatkan secara acak dengan range -1 hingga 1

Dalam perhitungan konvolusi, ukuran hasil *output feature map* ditentukan berdasarkan ukuran *filter*, *stride*, dan juga *padding*. Ukuran hasil *output feature* map dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.5. $h = \frac{i-k+p}{s} + 1 = \frac{227-11+0}{4} + 1 = \frac{216}{4} + 1 = 54 + 1 = 55$

Dari perhitungan diatas, ukuran *output feature map* dari data yang berukuran 227 x 227 dengan *filter* berukuran 11 x 11 dan *stride* sebesar 4 yaitu matriks dengan ukuran 55 x 55. Untuk mendapatkan nilai konvolusi tiap *channel* warna dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.4.

Perkalian konvolusi dilakukan dengan memanfaatkan perkalian *dot product* dimana tiap elemen dalam matriks *input* dikalikan dengan tiap elemen dalam matriks *filter*. Berikut contoh perhitungan lapisan konvolusi:

$$\begin{split} H_{1,1} &= (I_r(1,1) \times K_r(1,1) + I_r(1,2) \times K_r(1,2) + I_r(1,3) \times K_r(1,3) + \ldots + I_r(11,11) \times K_r(11,11)) + (I_g(1,1) \times K_g(1,1) + I_g(1,2) \times K_g(1,2) + I_g(1,3) \times K_g(1,3) + \ldots + I_g(11,11) \times K_g(11,11)) + (I_b(1,1) \times K_b(1,1) + I_b(1,2) \times K_b(1,2) + I_b(1,3) \times K_b(1,3) + \ldots + I_b(11,11) \times K_b(11,11)) \\ &= ((40 \times (-0.0056)) + (91 \times (-0.0109)) + (95 \times (-0.0205)) + \ldots + (98 \times (-0.0374))) + ((10 \times 0.0090) + (61 \times 0.0320) + (65 \times 0.0259) + \ldots + (60 \times (0.0032))) + ((2 \times (-0.0279)) + (53 \times (-0.0063)) + (57 \times 0.0174) + \ldots + (51 \times 0.0214)) \\ &= 15.0933 \\ H_{1,2} &= (I_r(1,5) \times K_r(1,1) + I_r(1,6) \times K_r(1,2) + I_r(1,7) \times K_r(1,3) + \ldots + I_r(11,15) \times K_r(11,11)) + (I_g(1,5) \times K_g(1,1) + I_g(1,6) \times K_g(1,2) + I_g(1,7) \times K_g(1,3) + \ldots + I_b(11,15) \times K_b(11,11)) \\ &= I_g(1,7) \times K_g(1,3) + \ldots + I_g(11,15) \times K_g(11,11)) + (I_b(1,5) \times K_b(1,1) + I_b(1,6) \times K_b(1,2) + I_b(1,7) \times K_b(1,3) + \ldots + I_b(11,15) \times K_b(11,11)) \\ &= ((80 \times (-0.0056)) + (84 \times (-0.0109)) + (79 \times (-0.0205)) + \ldots + (105 \times (-0.0374))) + ((47 \times 0.0090) + (51 \times 0.0320) + (45 \times 0.0259) + \ldots + (63 \times (0.0032))) + ((40 \times (-0.0279)) + (44 \times (-0.0063)) + (36 \times 0.0174) + \ldots + (54 \times 0.0214)) \\ &= 3.1473 \\ \vdots \\ \end{split}$$

$$\begin{split} H_{1,55} &= (I_r(1,217) \times K_r(1,1) + I_r(1,218) \times K_r(1,2) + I_r(1,219) \times K_r(1,3) + \\ & \dots + I_r(11,227) \times K_r(11,11)) + (I_g(1,217) \times K_g(1,1) + I_g(1,218) \times \\ & K_g(1,2) + I_g(1,219) \times K_g(1,3) + \dots + I_g(11,227) \times K_g(11,11)) + \\ & (I_b(1,217) \times K_b(1,1) + I_b(1,218) \times K_b(1,2) + I_b(1,219) \times K_b(1,3) + \\ & \dots + I_b(11,227) \times K_b(11,11)) \\ &= ((172 \times (-0.0056)) + (172 \times (-0.0109)) + (173 \times (-0.0205)) + \dots + \\ & (46 \times (-0.0374))) + ((116 \times 0.0090) + (116 \times 0.0320) + (118 \times 0.0259) \\ & + \dots + (18 \times (0.0032))) + ((99 \times (-0.0279)) + (99 \times (-0.0063)) + \\ & (98 \times 0.0174) + \dots + (7 \times 0.0214)) \\ &= 7.8811 \\ H_{2,1} &= (I_r(5,1) \times K_r(1,1) + I_r(5,2) \times K_r(1,2) + I_r(5,3) \times K_r(1,3) + \dots + \\ & I_r(15,11) \times K_r(11,11)) + (I_g(5,1) \times K_g(1,1) + I_g(5,2) \times K_g(1,2) + \\ & I_g(5,3) \times K_g(1,3) + \dots + I_g(15,11) \times K_g(11,11)) + (I_b(5,1) \times K_b(1,1) \\ &+ I_b(5,2) \times K_b(1,2) + I_b(5,3) \times K_b(1,3) + \dots + I_b(15,11) \times K_b(11,11)) \\ &= ((104 \times (-0.0056)) + (102 \times (-0.0109)) + (96 \times (-0.0205)) + \dots + \\ & (101 \times (-0.0374))) + ((74 \times 0.0090) + (72 \times 0.0320) + (63 \times 0.0259) + \\ & \dots + (61 \times (0.0032))) + ((66 \times (-0.0279)) + (64 \times (-0.0063)) + \\ & (56 \times 0.0174) + \dots + (53 \times 0.0214)) \\ &= 1.6015 \end{split}$$

$$\begin{split} H_{2,2} &= (I_r(5,5) \times K_r(1,1) + I_r(5,6) \times K_r(1,2) + I_r(5,7) \times K_r(1,3) + \ldots + \\ &I_r(15,15) \times K_r(11,11)) + (I_g(5,5) \times K_g(1,1) + I_g(5,6) \times K_g(1,2) + \\ &I_g(5,7) \times K_g(1,3) + \ldots + I_g(15,15) \times K_g(11,11)) + (I_b(5,5) \times K_b(1,1) \\ &+ I_b(5,6) \times K_b(1,2) + I_b(5,7) \times K_b(1,3) + \ldots + I_b(15,15) \times \\ &K_b(11,11)) \\ &= ((93 \times (-0.0056)) + (90 \times (-0.0109)) + (92 \times (-0.0205)) + \ldots + \\ &(103 \times (-0.0374))) + ((58 \times 0.0090) + (55 \times 0.0320) + (55 \times 0.0259) + \\ &\ldots + (60 \times (0.0032))) + ((52 \times (-0.0279)) + (49 \times (-0.0063)) + \\ &(47 \times 0.0174) + \ldots + (51 \times 0.0214)) \\ &= -0.2979 \\ \vdots \\ &K_g(1,2) + I_g(5,219) \times K_r(11,11)) + (I_g(5,217) \times K_g(1,1) + I_g(5,218) \times \\ &K_g(1,2) + I_g(5,219) \times K_g(1,3) + \ldots + I_g(15,227) \times K_g(11,11)) + \\ &(I_b(5,217) \times K_b(1,1) + I_b(5,218) \times K_b(1,2) + I_b(5,219) \times K_b(1,3) + \\ &\ldots + I_b(15,227) \times K_b(11,11)) \\ &= ((157 \times (-0.0056)) + (160 \times (-0.0109)) + (168 \times (-0.0205)) + \ldots + \\ &(149 \times (-0.0374))) + ((104 \times 0.0090) + (107 \times 0.0320) + (112 \times 0.0259) + \\ &\ldots + (99 \times (0.0032))) + ((88 \times (-0.0279)) + (89 \times (-0.0063)) + \\ &(95 \times 0.0174) + \ldots + (92 \times 0.0214)) \\ &= 14.8629 \\ \vdots \end{split}$$

$$H_{55,55} = (I_r(217,217) \times K_r(1,1) + I_r(217,218) \times K_r(1,2) + I_r(217,219) \times K_r(1,3) + \dots + I_r(227,227) \times K_r(11,11)) + (I_g(217,217) \times K_g(1,1) + I_g(217,218) \times K_g(1,2) + I_g(217,219) \times K_g(1,3) + \dots + I_g(227,227) \times K_g(11,11)) + (I_b(217,217) \times K_b(1,1) + I_b(217,218) \times K_b(1,2) + I_b(217,219) \times K_b(1,3) + \dots + I_b(227,227) \times K_b(11,11))$$

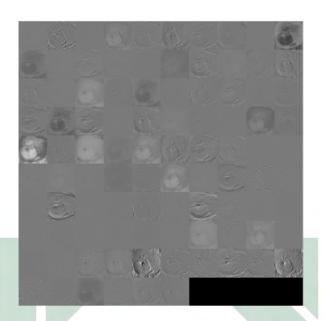
$$= ((236 \times (-0.0056)) + (244 \times (-0.0109)) + (255 \times (-0.0205)) + \dots + (238 \times (-0.0374))) + ((209 \times 0.0090) + (224 \times 0.0320) + (241 \times 0.0259) + \dots + (214 \times (0.0032))) + ((200 \times (-0.0279)) + (217 \times (-0.0063)) + (234 \times 0.0174) + \dots + (202 \times 0.0214))$$

$$= 3.9138$$

Dari perhitungan yang dilak<mark>uk</mark>an a<mark>kan didapa</mark>tkan <mark>mat</mark>riks konvolusi dengan ukuran 55 x 55 seperti berikut.

$$H = \begin{bmatrix} 15.0933 & 3.1472 & -9.7432 & -1.3864 & 9.1435 & \cdots & 7.8810 \\ 1.6014 & -0.2978 & -13.5051 & 12.4073 & 8.7400 & \cdots & 14.8629 \\ -6.6933 & -7.4566 & 6.3766 & 11.9322 & -2.9840 & \cdots & 18.5863 \\ H = \begin{bmatrix} -6.13074 & -6.66715 & 24.3120 & -3.8998 & -10.3658 & \cdots & 26.8585 \\ 1.9656 & 2.4032 & 12.6533 & -5.2409 & -1.6747 & \cdots & 21.5291 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 14.0681 & -12.3396 & 14.1646 & 17.2672 & -22.6428 & \cdots & 3.9138 \end{bmatrix}$$

Visualisasi hasil proses konvolusi dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Ilustrasi Perhitungan Konvolusi Pada Data Sampel

4.2.2. Fungsi Aktivasi ReLU

Hasil feature map yang didapatkan dari convolution layer kemudian diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Fungsi aktivasi ReLU bertujuan untuk mengubah nilai feature map dibawah 0 menjadi 0. Fungsi aktivasi dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.6 yaitu f(x) = max(0,x)

Berikut	hasil	fungsi	aktivasi	feature	тар	da	ri matri	iks H .	
	15.0933	3.1472	0	0	9.1435		7.8810		
	1.6014	0	0	12.4073	8.7400		14.8629		
	0	0	6.3766	11.9322	0		18.5863		
f(H) =	0	0	24.3120	0	0		26.8585		
	1.9656	2.4032	12.6533	0	0		21.5291		
	÷	÷	:	:	÷	٠	:		
	14.0681	0	14.1646	17.2672	0		3.9138		

4.2.3. Cross Channel Normalization

Hasil *feature map* yang telah diaktivasi kemudian di normalisasi dengan tujuan memberi batasan pada elemen *feature map* sehingga mampu meningkatkan kemampuan generalisasi pada suatu sistem. Perhitungan normalisasi dapat dihitung menggunakan Persamaan berikut:

$$X_{i,j}^{p} = \frac{a_{i,j}^{p}}{\left(k + \alpha \sum_{q=\max(1,p-n/2)}^{\min(N-1,p+n/2)(a_{i,j}^{q})^{2}}\right)^{\beta}}$$

$$f(H) = \begin{bmatrix} 15.0933 & 3.1472 & 0 & 0 & 9.1435 & \cdots & 7.8810 \\ 1.6014 & 0 & 0 & 12.4073 & 8.7400 & \cdots & 14.8629 \\ 0 & 0 & 6.3766 & 11.9322 & 0 & \cdots & 18.5863 \\ 0 & 0 & 24.3120 & 0 & 0 & \cdots & 26.8585 \\ 1.9656 & 2.4032 & 12.6533 & 0 & 0 & \cdots & 21.5291 \\ \vdots & \vdots \\ 14.0681 & 0 & 14.1646 & 17.2672 & 0 & \cdots & 3.9138 \end{bmatrix}$$

Berikut contoh perhitungan cross channel normalization dari data diatas dengan $k=1,\,n=5,\,\alpha=0.0001,\,\mathrm{dan}~\beta=00.75.$

$$\begin{split} X_{1,1}^1 &= \frac{a_{i,j}^1}{\left(1 + \frac{0.0001\sum_{q=\max(0,-1.5)}^{\min(54,3.5)} (a_{1,1}^1)^2}{5}\right)^{\beta}} \\ &= \frac{15.0933}{\left(1 + \frac{0.0001((15.0933)^2 + (0)^2 + (17.0227)^2)}{5}\right)^{0.75}} \\ &= 14.9669 \\ X_{1,2}^1 &= \frac{a_{1,j}^1}{\left(1 + \frac{0.0001\sum_{q=\max(0,-1.5)}^{\min(54,3.5)} (a_{1,2}^1)^2}{5}\right)^{\beta}} \\ &= \frac{3.1473}{\left(1 + \frac{0.0001((3.1473)^2 + (52.4300)^2 + (0)^2)}{5}\right)^{0.75}} \\ &= 3.0230 \\ X_{1,3}^1 &= \frac{a_{1,j}^1}{\left(1 + \frac{0.0001\sum_{q=\max(0,-1.5)}^{\min(54,3.5)} (a_{1,2}^1)^2}{5}\right)^{\beta}} \\ &= 0 \\ &\vdots \\ X_{1,3}^1 &= \frac{a_{1,j}^1}{\left(1 + \frac{0.0001((0)^2 + (0)^2 + (18.8144)^2)}{5}\right)^{0.75}} \\ &= 0 \\ &\vdots \\ X_{1,3}^1 &= \frac{a_{1,j}^1}{\left(1 + \frac{0.0001\sum_{q=\max(0,-1.5)}^{\min(54,3.5)} (a_{1,2}^1)^2}{5}\right)^{\beta}} \\ &= \frac{3.9138}{\left(1 + \frac{0.0001((3.9138)^2 + (0)^2 + (9.9033)^2)}{5}\right)^{0.75}} \\ &= 3.9071 \end{split}$$

Berikut hasil	perhitungan <i>cross</i>	channel norma	<i>lization</i> untuk	<i>filter</i> pertama.
---------------	--------------------------	---------------	-----------------------	------------------------

Berikut hasii pernitungan cross channel normalization untuk filter per
$$\begin{bmatrix} 14.9670 & 3.0230 & 0 & 0 & 9.1770 & \cdots & 7.8719 \\ 1.5619 & 0 & 0 & 12.3788 & 5.7410 & \cdot & 14.8138 \\ 0 & 0 & 6.3702 & 8.1406 & 0 & \cdots & 18.4906 \\ X = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 18.1740 & 0 & 0 & \cdots & 24.6728 \\ 1.9618 & 2.3531 & 10.0192 & 0 & 0 & \cdots & 21.3793 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 13.3316 & 0 & 13.9563 & 17.1484 & 0 & \cdots & 3.9071 \end{bmatrix}$$
Lakukan perhitungan yang sama untuk seluruh filter yang berjum

Lakukan perhitungan yang sama untuk seluruh filter yang berjumlah 96 filter, sehingga ukuran *output* pada lapisan normalisasi yaitu 55 x 55 x 96.

4.2.4. Max Pooling

Pada lapisan pertama Alexnet juga terdapat pooling layer untuk mereduksi ukuran feature map yang telah diaktivasi dengan fungsi ReLU dan juga dinormalisasi. Pada lapisan pertama Alexnet, metode pooling yang digunakan yaitu max pooling dengan ukuran pergeseran (stride) sebesar 2 dan kernel 3 x 3. Ukuran dimensi matrikx hasil pooling dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.7. $O = \frac{i-k}{s} + 1 = \frac{55-3}{2} + 1 = \frac{52}{2} + 1 = 26 + 1 = 27$

Dari perhitungan diatas, ukuran pooling dari feature map yang berukuran 57 x 57 dengan kernel berukuran 3 x 3 dan stride sebesar 2 yaitu matriks dengan ukuran 27 x 27. Berikut contoh perhitungan nilai max pooling.

$$\begin{split} Y_{1,1} &= max(14.9669, 3.0230, 0, 1.5619, 0, 0, 0, 0, 6.3701) = 14.9669 \\ Y_{1,2} &= max(0, 0, 9.1170, 0, 12.3789, 5.7409, 6.3701, 8.1405, 0) = 12.3789 \\ Y_{1,3} &= max(9.1170, 0, 0, 5.7409, 0, 4.9962, 0, 0, 6.3345) = 9.1170 \\ &\vdots \\ Y_{27,1} &= max(0, 26.4768, 0, 0, 6.9077, 17.3905, 13.3316, 0, 13.9563) = 26.4768 \\ Y_{27,2} &= max(0, 11.5877, 0, 17.3905, 0, 0, 13.9562, 17.1484, 0) = 17.3905 \\ &\vdots \\ Y_{27,27} &= max(25.3121, 0, 10.3862, 29.7805, 7.6699, 1.7527, 29.3302, 0.6572, 3.9071) \\ &= 29.7805 \end{split}$$

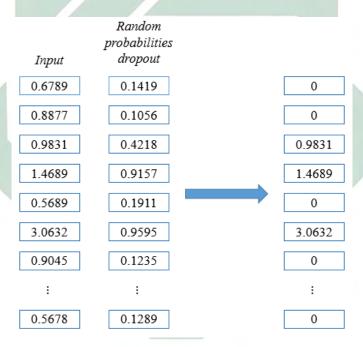
Berikut matriks hasil *max pooling* lapisan pertama data sampel.

$$Y = \begin{bmatrix} 14.9669 & 12.8789 & 9.1170 & 6.3345 & 5.0105 & \cdots & 21.7471 \\ 18.1740 & 18.1740 & 6.5713 & 7.5020 & 10.9608 & \cdots & 24.6728 \\ 10.0192 & 10.0192 & 7.9718 & 7.5020 & 10.9608 & \cdots & 21.3793 \\ 7.2587 & 6.0299 & 12.7897 & 12.7897 & 9.3056 & \cdots & 13.9766 \\ 16.7306 & 10.6057 & 12.7897 & 12.7897 & 9.8633 & \cdots & 15.8582 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 26.4768 & 17.3905 & 18.0302 & 19.7242 & 19.9738 & \cdots & 29.7804 \end{bmatrix}$$

4.2.5. Dropout Layer

Didalam *Alexnet* terdapat *dropout layer* dimana sebuah nodes akan diseleksi apakah nilai tersebut akan diteruskan pada *layer* selanjutnya atau tidak. Nilai *input* pada *dropout layer* merupakan nilai vektor hasil keluaran *layer*

sebelumnya yaitu fungsi aktivasi ReLU. Cara kerja *dropout layer* yaitu memberi nilai probabilitas pada seluruh elemen nodes secara acak dengan *range* nilai 0 sampai 1. Kemudian akan diberikan batas nilai probabilitas untuk menentukan apakah suatu nodes akan diteruskan pada *layer* selanjutnya atau tidak. Apabila suatu probabilitas nodes tidak menemenuhi nilai probabilitas yang telah ditentukan maka nodes tersebut tidak akan diteruskan pada *layer* selanjutnya dan nilai nodes tersebut diganti dengan 0. Berikut ilustrasi proses *dropout layer* jika diberi batas probabilitas 0.2.



Gambar 4.6 Ilustrasi Proses Dropout Layer

4.2.6. Fully-Connected Layer

Pada *layer* ini terjadi proses pembelajaran dimana suatu data akan dipelajari yang kemudian diteruskan pada *layer* selanjutnya untuk proses klasifikasi suatu data. Nilai *fully-connected layer* dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.8.

$$z_j = b_j + \sum_{i=1}^n w_{i,j} x_i$$

Berikut contoh perhitungan apabila nilai x, b, dan w seperti berikut

$$x = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.9831 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$w = \begin{bmatrix} 0.0048 & 0.0244 & 0.0180 & 0.0013 & -0.0024 & \cdots & -0.0375 \\ -0.0069 & 0.0058 & -0.0167 & 0.0334 & -0.0064 & \cdots & 0.0126 \\ 0.0002 & 0.0203 & -0.0200 & 0.0203 & -0.0182 & \cdots & -0.0013 \\ 0.0294 & -0.0306 & -0.0236 & -0.0131 & -0.0182 & \cdots & -0.0306 \\ -0.0233 & -0.0162 & -0.0157 & 0.0065 & 0.0120 & \cdots & -0.0198 \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} -0.00024024 \\ 0.000083827 \\ -0.000083827 \\ 0.000022364 \\ 0.000018432 \end{bmatrix}$$

$$z_1 = ((0.0048 \times 0) + (0.0224 \times 0) + \dots + ((-0.0.0375) \times 0)) + (-0.00024024)$$

$$= 1.0509$$

$$z_2 = (((-0.0069) \times 0) + (0.0058 \times 0) + \dots + (0.0126 \times 0)) + 0.00008383$$

$$= 10.1371$$

$$z_{3} = ((0.000245 \times 0) + (0.0203 \times 0) + \dots + ((-0.0013) \times 0)) + (-0.0000858)$$

$$= -1.3418$$

$$z_{4} = ((0.0294 \times 0) + ((-0.0306) \times 0) + ((-0.0306) \times 0)) + 0.0002236$$

$$= -5.4727$$

$$z_{5} = (((-0.0233) \times 0) + ((-0.0162) \times 0) + \dots + ((-0.0198) \times 0)) + 0.0000185$$

$$= -5.8172$$

4.2.7. Softmax

Pada *layer* ini, nilai *fully-connected* yang dihasilkan pada *layer* sebelumnya akan diaktivasi menggunakan funsgi aktivasi softmax. Nilai keluaran pada fungsi aktivasi ini merupakan nilai probabilitas yang nantinya dugunaan untuk menentukan kelas suatu citra. Nilai probabilitas fungsi aktivasi softmax dapat dicari menggunakan Persamaan 2.9. Berikut contoh perhitungan nilai fungsi aktivasi *softmax*:

$$f_{i}(\overrightarrow{z}) = \frac{e^{z_{i}}}{\sum_{j=1}^{k} e^{z_{i}}}, i = 1, 2, 3, ..., n$$

$$f_{1}(\overrightarrow{z}) = \frac{e^{1.0509}}{(e^{1.0509} + e^{10.1371} + e^{(-1.3418)} + e^{(-5.4727)} + e^{(-5.8172)}}$$

$$= \frac{2.86022}{2.86022 + 25263.09717 + 0.26137 + 0.0042 + 0.00297}$$

$$= 0.00011321$$

$$f_{2}(\overrightarrow{z}) = \frac{e^{10.1371}}{(e^{1.0509} + e^{10.1371} + e^{(-1.3418)} + e^{(-5.4727)} + e^{(-5.8172)}}$$

$$= \frac{25263}{2.86022 + 25263.09717 + 0.26137 + 0.0042 + 0.00297}$$

$$= 0.99999$$

$$\begin{split} f_3(\overrightarrow{z}) &= \frac{e^{(-1.3418)}}{(e^{1.0509} + e^{10.1371} + e^{(-1.3418)} + e^{(-5.4727)} + e^{(-5.8172)}} \\ &= \frac{0.26137}{2.86022 + 25263.09717 + 0.26137 + 0.0042 + 0.00297} \\ &= 0.000010345 \\ f_4(\overrightarrow{z}) &= \frac{e^{(-5.4727)}}{(e^{1.0509} + e^{10.1371} + e^{(-1.3418)} + e^{(-5.4727)} + e^{(-5.8172)}} \\ &= \frac{0.0042}{2.86022 + 25263.09717 + 0.26137 + 0.0042 + 0.00297} \\ &= 0.00000016624 \\ f_5(\overrightarrow{z}) &= \frac{e^{-(5.8172)}}{(e^{1.0509} + e^{10.1371} + e^{(-1.3418)} + e^{(-5.4727)} + e^{(-5.8172)}} \\ &= \frac{0.00297}{2.86022 + 25263.09717 + 0.26137 + 0.0042 + 0.00297} \\ &= 0.0000001179 \end{split}$$

Suatu data citra akan dimasukkkan ke dalam suatu kelas berdasarkan perhitungan *softmax* dengan nilai probabilitas tertinggi. Berdasarkan perhitungan *softmax* diatas, data citra sampel masuk ke dalam kelas 2 dengan nilai probabilitas 0.99999 sebagai nilai tertinggi.

4.3. Evaluasi Model

Pada penelitian ini dilakukan beberapa kali percobaan dengan menggunakan jumlah *epoch,batch size*, dan *dropout* yang berbeda pada arsitektur *Alexnet*. Hal ini dilakukan untuk mencari model dengan performa yang paling optimal. Kemudian dari hasil pelatihan yang paling optimal akan digunakan untuk melatih data pengujian. Model yang optimal dilihat dari tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifitas, dimana tingkat akurasi tertinggi dihasilkan dari model dengan arsitektur yang baik dan optimal. Hasil dari model dengan tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas tertinggi akan digunakan untuk membangun sistem

Tabel 4.1 Evaluasi Hasil Klasifikasi Dengan Data Augmentasi

klasifikasi pada penelitian ini. Dari beberapa uji coba yang dilakukan didaptakan tingkat akurasi yang berbeda. Untuk perbandingan tingkat akurasi dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Uji Coba				Hasil Evaluasi		
Pembagian Data	Batch size	Epoch	Dropout	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
		1	0.2	96.00%	95.86%	99.01%
		5	0.5	90.31%	89.32%	97.56%
			0.8	82.08%	80.54%	95.47%
	64		0.2	98.70%	98.58%	99.67%
		10	0.5	97.34%	97.34%	99.31%
			0.8	84.02%	82.66%	96.08%
			0.2	89.35%	88.76%	97.30%
		5	0.5	84.02%	82.68%	96.04%
600/ 400/	100		0.8	70.00%	66.24%	92.46%
60%:40%	128	10	0.2	94.31%	94.26%	98.54%
			0.5	91.77%	91.66%	97.88%
			0.8	77.24%	73.54%	94.27%
		5	0.2	70.82%	69.99%	92.77%
	256		0.5	64.53%	58.92%	91.00%
			0.8	57.87%	52.62%	89.15%
			0.2	85.02%	82.56%	95.99%
		10	0.5	80.63%	79.28%	95.12%
			0.8	69.49%	65.90%	92.21%
			0.2	97.90%	97.72%	99.47%
	64	5	0.5	94.52%	94.02%	98.63%
			0.8	79.19%	78.38%	94.92%
		10	0.2	99.80%	99.84%	99.95%
			0.5	98.23%	98.12%	99.57%
			0.8	90.81%	90.70%	97.71%
	128	5	0.2	92.26%	92.02%	98.05%
			0.5	83.87%	82.62%	95.94%
70%:30%			0.8	74.68%	73.74%	93.57%
			0.2	97.70%	97.42%	99.43%
		10	0.5	96.77%	96.66%	99.19%
			0.8	81.94%	80.32%	95.64%
	256	5	0.2	77.58%	74.82%	94.40%
			0.5	74.03%	71.34%	93.42%
			0.8	57.42%	52.44%	89.01%
		10	0.2	88.39%	87.36%	97.11%
			0.5	82.58%	81.58%	95.64%
			0.8	70.50%	90.70%	92.41%

	Hasil Evaluasi					
Pembagian Data	Batch size	Epoch	Dropout	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas
			0.2	96.80%	96.50%	99.21%
		5	0.5	97.80%	96.48%	99.45%
	64		0.8	82.50%	81.40%	95.57%
	04		0.2	99.30%	99.30%	99.82%
		10	0.5	97.60%	97.62%	99.37%
			0.8	87.40%	87.18%	96.85%
			0.2	92.20%	91.78%	98.05%
		5	0.5	87.60%	87.74%	96.90%
909/-209/	120		0.8	77.40%	76.48%	94.40%
80%:20%	128		0.2	99.00%	99.00%	99.76%
		10	0.5	93.90%	93.90%	98.44%
			0.8	79.10%	78.08%	94.67%
			0.2	80.60%	79.58%	95.17%
		5	0.5	75.50%	72.64%	93.80%
	256		0.8	65.30%	60.36%	91.27%
	256		0.2	91.50%	90.82%	97.88%
		10	0.5	86.70%	86.12%	96.62%
			0.8	76.50%	73.64%	93.90%
	64	5	0.2	99.51%	99.24%	99.87%
			0.5	97.09%	97.08%	99.25%
			0.8	79.60%	79.12%	95.05%
	04	10	0.2	100.00%	100%	100.00%
			0.5	98.54%	98.72%	99.63%
			0.8	89.81%	88.24%	97.55%
	120		0.2	97.09%	96.98%	99.27%
		5	0.5	94.66%	94.90%	98.70%
000/ 100/			0.8	81.07%	81.18%	95.36%
90%:10%	128		0.2	98.54%	98.74%	95.44%
		10	0.5	96.12%	96.14%	99.03%
			0.8	80.58%	78.70%	95.21%
	256		0.2	80.10%	78.42%	94.93%
		5	0.5	74.27%	71.82%	93.52%
			0.8	67.48%	63.44%	91.68%
		10	0.2	92.23%	92.32%	98.05%
			0.5	86.41%	85.80%	96.60%
			0.8	77.18%	75.00%	94.26%

Dari tabel 4.1 dapat dilihat bahwa dari bebrapa uji coba yang dilakukan menghasilkan tingkat akurasi berbeda-beda. Pada pembagian data 60%:40% hasil terbaik diperoleh oleh sistem dengan ukuran *batch size* sebesar 64, jumlah *epoch* sebanyak 10 dan *dropout* sebesar 0.2 dengan tingkat akurasi sebesar 98.70%. Pada pembagian data 70%:30% tingkat akurasi tertinggi dihasilkan oleh sistem dengan ukuran *batch size* 64, jumlah *epoch* sebanyak 10, dan *dropout* sebesar 0.2 dengan

nilai akurasi sebesar 98.89%. Pada pembagian data 80%:20% tingkat akurasi tertinggi dihasilkan oleh sistem dengan ukuran *batch size* 64, *epoch* sebanyak 10, dan *dropout* 0.2 dengan nilai akurasi sebesar 99.30%. Pada pembagian data 90%:10% tingkat akurasi tertinggi dihasilkan oleh sistem klasifikasi dengan ukuran *batch size* sebesar 64, *epoch* sebanyak 10, dan *dropout* 0.2 dengan nilai akurasi yang didapatkan sebesar 100%. Untuk tabel *confusion matrix* hasil terbaik ditunjukkan pada Gambar 4.7.

	Normal	Stadium 1	Stadium 2	Stadium 3	Stadium 4
Normal	60	0	0	0	0
Stadium 1	0	43	0	0	0
Stadium 2	0	0	43	0	0
Stadium 3	0	0	0	34	0
Stadium 4	0	0	0	0	26

Gambar 4.7 Tabelconfusion matrix Hasil Terbaik dengan Data Augmentasi

Dari tabel *confusion matrix* pada Gambar 4.7 dapat dilakukan perhitungan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dengan Persamaan 2.11, 2.13, dan 2.15.

$$=\frac{60}{60+0+\cdots+0}+\frac{43}{43+\cdots+0}+\cdots+\frac{26}{26+\cdots+0}\times 100\%$$

$$=\frac{\frac{60}{60}+\frac{43}{43}+\frac{43}{43}+\frac{34}{34}+\frac{26}{26}}{5}\times 100\%$$

$$=\frac{5}{5}\times 100\%=100\%$$

$$Spesifisitas=\frac{\sum TN}{n}\times 100\%$$

$$=\frac{146}{146+0}+\frac{163}{163+0}+\frac{163}{163+0}+\frac{172}{172+0}+\frac{180}{180+0}\times 100\%$$

$$=\frac{5}{5}\times 100\%=100\%$$

Dari Gambar 4.7 juga dapat dilihat hasil terbaik yang dihasilkan oleh sistem klasifikasi. Dari hasil klasifikasi tersebut dapat dilihat bahwa sebanyak 60 orang terklasifikasi benar masuk ke dalam kelas normal, sebanyak 43 orang terklasifikasi benar masuk ke dalam kelas stadium I, sebanyak 43 orang juga terklasifikasi benar masuk ke dalam kelas stadium II, sebanyak 34 orang terklasifikasi benar masuk ke dalam kelas stadium III, dan sebanyak 26 orang terklasifikasi benar masuk ke dalam kelas stadium IV.

Selain percobaan menggunakan data yang telah diaugmentasi, penelitian ini juga melakukan percobaan klasifikasi menggunakan data tanpa proses augmentasi. Hal ini bertujuan untuk membandingkan hasil klasifikasi augmentasi data dan tanpa augmentasi data. Sama halnya dengan percobaan pada klasifikasi dengan augmentasi data, percobaan klasifikasi tanpa augmentasi data juga dilakukan berdasarkan ukuran *batch size*, jumlah *epoch*, dan *dropout*. Hasil klasifikasi menggunakan data tanpa augmentasi dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Evaluasi Hasil Klasifikasi Dengan Data Augmentasi

Pembagian Data	Uji Coba Batch size	Epoch	Dropout	Akurasi
		•	0.2	32.35%
		5	0.5	29.41%
	-		0.8	23.35%
	64	10	0.2	35.29%
			0.5	52.94%
			0.8	41.18%
			0.2	17.65%
		5	0.5	47.06%
60%:40%	128		0.8	32.35%
00%:40%	128		0.2	50.00%
		10	0.5	47.06%
			0.8	47.06%
			0.2	20.59%
		5	0.5	23.35%
	256		0.8	26.47%
	230		0.2	52.94%
		10	0.5	38.24%
			0.8	41.18%
		5	0.2	37.50%
	64		0.5	25.00%
			0.8	29.17%
		10	0.2	37.50%
			0.5	29.17%
			0.8	50.00%
		5	0.2	37.50%
	128		0.5	50.00%
70%:30%			0.8	12.50%
7070.3070	120		0.2	29.17%
		10	0.5	45.83%
			0.8	37.50%
	256		0.2	33.33%
		5	0.5	16.67%
			0.8	33.33%
	230	10	0.2	37.50%
			0.5	33.33%
			0.8	29.17%

	A1			
Pembagian Data	Batch size	Uji Coba Batch size Epoch		Akurasi
		•	Dropout 0.2	27.78%
		5	0.5	38.89%
			0.8	44.44%
	64		0.2	38.89%
		10	0.5	38.89%
			0.8	33.33%
			0.2	38.89%
		5	0.5	22.22%
909/-209/	120		0.8	22.22%
80%:20%	128		0.2	33.33%
		10	0.5	44.44%
			0.8	33.33%
			0.2	38.89%
		5	0.5	44.44%
	256		0.8	33.33%
	256		0.2	50.00%
		10	0.5	27.78%
			0.8	66.67%
	64	5	0.2	25.00%
			0.5	37.50%
			0.8	50.00%
		10	0.2	62.50%
			0.5	50.00%
			0.8	37.50%
		5	0.2	25.00%
	128		0.5	25.00%
000/-100/			0.8	25.00%
90%:10%			0.2	50.00%
		10	0.5	37.50%
			0.8	12.50%
	256		0.2	50.00%
		5	0.5	25.00%
			0.8	25.00%
	256	10	0.2	37.50%
			0.5	25.00%
			0.8	37.50%

Sama seperti klasifikasi menggunakan data augmentasi, percobaan pada klasifikasi tanpa augmentasi data menghasilkan nilai akurasi yang berbeda-beda. Dapat dilihat pada Tabel 4.2, pada pembagian data 60%:40% hasil akurasi tertinggi hanya sebesar 52.94%. Hasil tersebut diperoleh oleh sistem klasifikasi dengan ukuran *batch size* 10, jumlah *epoch* sebanyak 10 dan *dropout* sebesar 0.5. Pada pembagian data 70%:30% hasil akurasi yang tertinggi yang didapatkan

sebesar 50% yang diperoleh dari sistem klasifikasi dengan ukuran *batch size* 64%, *epoch* sebanyak 10 dan *dropout* sebesar 0.8. Pada pembagian data 80%:20% tingkat akurasi tertinggi sebesar 66.67% yang diperoleh dari sistem klasifikasi dengan ukuran *batch size* sebesar 256, *epoch* sebesar 10, dan *dropout* sebesar 0.8. Kemudian untuk pembagian data 90%:10% tingkat akurasi tertinggi yang berhasil didapatkan sebesar 62.50% yang diperoleh dari sistem klasifikasi dengan ukuran *batch size* 128, *epoch* sebanyak 10, dan *dropout* sebesar 0.2. Tabel *confusion matrix* dari hasil terbaik dapat dilihat pada Gambar 4.8.

		Kelas A	Aktual		
	Normal	Stadium 1	Stadium 2	Stadium 3	Stadium 4
Normal	5	0	0	0	0
Stadium 1	0	1	1	0	0
Stadium 2	0	1	2	0 -	0
Stadium 3	0	2	1	2	0
Stadium 4	0	0	0	1	2

Gambar 4.8 Tabelconfusion matrix Hasil Terbaik Tanpa Augmentasi Data

Dari tabel *confusion matrix* pada Gambar 4.8 dapat dilakukan perhitungan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas menggunakan Persamaan 2.11, 2.13, dan 2.15. Berikut contoh perhitungan untuk mendapatkan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas untuk hasil evaluasi klasifikasi:

$$Akurasi = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FP + \sum FN} \times 100\%$$

$$= \frac{5 + 1 + 2 + 2 + 2}{5 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 1 + + 1 + 0 + \dots + 2} \times 100\%$$

$$= \frac{12}{18} \times 100\% = 66.67\%$$

Dalam penelitian ini penulis melakukan proses augmentasi data karena data yang didapatkan memiliki jumlah terbatas sehingga perlu di augmentasi untuk menmbah variasi data citra. Pada beberapa penelitian klasifikasi menggunakna deep learning proses augmentasi perlu dilakukan untuk meningkatkan hasil aklasifikasi. Dari Tabel 4.1 dan 4.2 dapat dilihat bahwa proses klasifikasi yang dilakukan dengan proses augmentasi data lebih baik dengan tingkat akurasi sebesar 100% dibandingkan dengan proses klasifikasi tanpa augmentasi data yang hanya mendapat nilai akurasi tertinggi sebesar 66.67%. Rendahnya nilai akurasi dari hasil klasifikasi menggunakan data tanpa proses augmentasi diakibatkan oleh jumlah data yang terbatas. Jumlah data yang terbatas mengakibatkan informasi yang didapatkan oleh suatu sistem semakin sedikit sehingga fitur yang dipelajari oleh suatu sistem juga semakin terbatas. Selain itu, dari Tabel 4.1 dan 4.2 dapat dilihat bahwa hasil akurasi tertinggi diperoleh dari arsitektur dengan jumlah epoch

paling banyak. Hal ini disebabkan karena semakin banyak jumlah *epoch* akan semakin sering suatu sistem melakukan perulangan pembelajaran pada suatu data sehingga data akan semakin dikenali.

Dari Tabel 4.1 dapat disimpulkan bahwa metode *Alexnet* mampu melakukan klasifikasi citra kolposkopi kanker serviks dengan cukup baik. Namun, dalam beberapa penelitian klasifikasi dengan data berbeda, *Alexnet* memiliki nilai akurasi yang kurang jika dibandingkan dengan perkembangan metode *Alexnet* atau metode lainnya. Contohnya seperti penelitian yang dilakukan oleh Prakash et al. dalam melakukan deteksi penyakit *Alzheimer*. Dalam penelitian tersebut dilakukan proses klasifikasi dengan berbagai macam metode seperti perkembangan metode *Alexnet hybrid Alexnet* dengan *VGG*, *DenseNet*, dan *Alexnet*. Masing-masing metode tersebut memperoleh nilai akurasi sebesar 99.31%, 98.41%, 98.26%, dan 96.89%. Hal tersebut menandakan bahwa pada beberapa data penelitian *Alexnet* kurang mampu menghasilkan nilai akurasi yang tinggi.

4.4. Integrasi Keilmuan

Seperti yang sudah dipaparkan sebelumnya, penelitian klasifikasi kanker serviks dilakukan dengan beberapa uji coba. Uji coba dilakukan untuk mendapatkan nilai akurasi paling optimal sehingga nantinya mampu melakukan klasifikasi citra kanker serviks dengan baik. Uji coba yang dilakukan dalam mencari hasil klasifikasi terbaik merupakan bentuk ikhtiar dan usaha manusia sebagai hamba-Nya. Allah SWT tellah menjelaskan pentingnya berusaha untuk mendaptkan hal yang baik dalam Al-Quran Surat Az-Zumar ayat 39:

Artinya:"Katakanlah(Muhammad),"Wahai kaumku! bekerjalah menurut

kedudukanmu, aku pun akan berbuat demikian (pula). Kelak kamu akan mengetahui''''. Dalam ayat tersbeut dapat disimpulkan bahwa kita sebagai manusia diperintahkan untuk bekerja dan berusaha semaksimal mungkin sesuai dengan posisi kita yang kemudian akan dibalas Allah SWT sesuai dengan apa yang telah kita usahakan. Selain itu, dengan dengan mencari hasil terbaik dari klasifikasi kanker serviks juga merupakan suatu bentuk usaha dalam merubah keadaan sebagaimana telah dijelaskan dalam Al-Qur'an Surat Ar-Ra'd Ayat 11 yang berbunyi:

لَهُ مُعَقِّبِتٌ مِّنْ بَيْنِ يَدَيْهِ وَمِنْ خَلَفِهِ يَحْفَظُوْنَهُ مِنْ اَمْرِ اللهِ اِنَّ اللهَ لَا يُغَيِّرُ مَا بِقَوْمٍ مَنْ قَوْمٍ سُؤْءًا فَلَا يُغَيِّرُ مَا بِقَوْمٍ سُؤْءًا فَلَا مَرَدَّ لَهُ وَمَا لَهُمْ مِّنْ دُونِهِ مِنْ وَالْإِلْ

Artinya:"Baginya(manusia)ada malaikat-malaikat yang selalu menjaganya bergiliran, dari depan dan belakangnya. Mereka menjaganya atas perintah Allah. Sesungguhnya Allah tidak akan mengubah keadaan suatu kaum sebelum mereka mengubah keadaan diri mereka sendiri. Dan apabila Allah menghendaki keburukan terhadap suatu kaum, maka tak ada yang dapat menolaknya dan tidak ada pelindung bagi mereka selain Dia".

Dari ayat tersebut dijelaskan bahwa tidak ada suatu keadaan yang tidak dapat dirubah apabila manusia mau berusaha. Selain itu dalam melakukan usaha hendaknya didampingi dengan kesabaran untuk memperoleh hasil yang terbaik. Rasulullah SAW bersabda dalam Hadis Muslim yang berbunyi:

حَدَّثَنَا هَدَّابُ بْنُ خَالِدٍ الْأَزْدِيُّ وَشَيْبَانُ بْنُ فَرُّوخَ جَمِيعًا عَنْ سُلَيْمَانَ بْنِ الْمُغِيرَةِ وَاللَّفْظُ لِشَيْبَانَ حَدَّثَنَا سُلَيْمَانُ حَدَّثَنَا ثَابِتٌ عَنْ عَبْدِ الرَّحْمَنِ بْنِ الْمُغِيرَةِ وَاللَّفْظُ لِشَيْبَانَ حَدَّثَنَا سُلَيْمَانُ حَدَّثَنَا ثَابِتٌ عَنْ عَبْدِ الرَّحْمَنِ بْنِ أَبِي لَيْلَى عَنْ صُنَهَيْبٍ قَالَ قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلِّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ عَجَبًا الْمُؤْمِنِ إِنَّ أَمْرَهُ كُلِّهُ خَيْرٌ وَلَيْسَ ذَاكَ لِأَحَدٍ إِلّا لِلْمُؤْمِنِ إِنْ أَمْرَهُ كُلِّهُ خَيْرٌ وَلَيْسَ ذَاكَ لِأَحَدٍ إِلّا لِلْمُؤْمِنِ إِنْ أَمْرَهُ كُلِّهُ خَيْرً وَلَيْسَ ذَاكَ لِأَحَدٍ إِلّا لِلْمُؤْمِنِ إِنْ أَصَابَتْهُ سَرَّاءُ صَبَرَ فَكَانَ خَيْرًا لَهُ وَإِنْ أَصَابَتْهُ ضَرَّاءُ صَبَرَ الْمُ وَالْمَالُونَ عَلَالَ فَالْمَالِيْ فَيْرًا لَهُ وَإِنْ أَصِيابَتْهُ فَاللَّهُ عَلَى اللَّهُ عَلَيْهُ اللَّهُ مُنْ اللَّهُ وَالْمُ اللَّهُ عَلَى اللَّهُ عَلَى اللَّهُ عَلَى اللَّهُ عَلَيْهُ اللَّهُ عَلَى الْسُولُ اللَّهُ عَلَى اللَّهُ عَلَى اللَّهُ اللَّهُ عَلَى اللَّهُ عَلَى اللْهُ اللَّهُ عَلَى اللَّهُ وَالْمُ اللَّهُ الْمُؤْمِنِ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ الْمُؤْمِنِ اللَّهُ الْمُؤْمِنِ اللَّهُ الْمُؤْمِنِ اللْهُ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ الْمُؤْمِنَ اللَّهُ الْمُؤْمِنَ اللَّهُ اللَّهُ الْمُؤْمِنِ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ اللَّهُ الْمُؤْمِنِ اللَّهُ الْمُؤْمِنُ اللْمُؤْمُ اللَّهُ اللَّهُ اللْمُوالِمُ اللْمُوالِمُ اللَّهُ اللَّهُ اللَه

Artinya: Telah menceritakan kepada kami (Haddab bin Khalid Al Azdi) dan (Syaiban bin Farrukh) semuanya dari (Sulaiman bin Al Mughirah) dan teksnya meriwayatkan milik Syaiban, telah menceritakan kepada kami (Sulaiman) telah menceritakan kepada kami (Tsabit) dari (Abdurrahman bin Abu Laila) dari (Shuhaib) berkata: Rasulullah Shallallahu alaihi wa Salam bersabda: "Perkara orang mu'min mengagumkan, sesungguhnya semua urusannya baik dan itu tidak dimiliki seorang pun selain orang mu'min, bila tertimpa kesenangan, ia bersyukur dan syukur itu baik baginya dan bila tertimpa musibah, ia bersabar dan sabar itu baik baginya" (HR. Muslim).

BAB V

PENUTUP

5.1. Simpulan

Dari penelitian mengenai klasifikasi kanker serviks berdasarkan citra kolposkopi menggunakan *convolutional neural network* (CNN) menggunakan *Alexnet* dapat disimpulkan bahwa:

- 1. Dari beberapa uji coba yang dilakukan berdasarkan ukuran *batch size*, jumlah *epoch*, dan *dropout* didapatkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 100%, sensitivitas 100%, dan spesifisitas 100%. Hasil paling optimal tersebut diperoleh dari arsitektur *Alexnet* dengan ukuran *batch size* sebesar 64, *epoch* berjumlah 10, dan nilai probabilitas *dropout* sebesar 0.2 dan dengan pembagian data *training* dan *testing* sebesar 90%:10%.
- 2. Proses augmentasi memengaruhi hasi penelitian. Dalam beberapa peneilitian, metode *deep learning* dapat melakukan klasifikasi dengan baik dengan data berjumlah besar. Dari hasil penelitian ini dapat dilihat bahwa klasifikasi dengan proses augmentasi data mampu menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi yaitu 100%. Sedangkan klasifikasi tanpa proses augmentasi hanya mampu memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 66.67% dengan sensitivitas sebesar 68.334% dan spesifisitas sebesar 75.18%. Sehingga dapat sisimpulkan bahwa proses augmentasi mampu meningkatkan suatu sistem dalam melakukan proses klasifikasi.

5.2. Saran

Pada penelitian mengenai klasifikasi kanker serviks berdasarkan citra kolposkopi menggunakan metode *convolutional neural network* (CNN) model Alexnet terdapat beberapa kekurangan sehingga penulis berharap adanya beberapa perbaikan. Berikut saran dari penulis untuk penelitian yang lebih baik kedepannya:

- Mengumpulkan lebih banyak data citra kolposkopi sehingga akan semakin bertambah ciri kanker serviks yang dapat dipelajari oleh suatu sistem yang nantinya mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam melakukan klasifikisasi,
- 2. Menggunakan metode perkembangan *Alexnet* atau dengan metode lain yang memiliki kemampuan klasifikasi dengan baik untuk dalam penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, Y., Wihandika, R. C., and Dewi, C. (2019). Klasifikasi Emosi Berdasarkan Ciri Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network. *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, 3(11):10595–10604.
- Aisyah, S., Nainggolan, F. S., Simanjuntak, M., and Lubis, E. A. (2019).
 Food Packaging Search Application from Text Image in Android with Deep
 Convolutional Neural Network (DCNN) Method. J. Phys. Conf. Ser., 1230(1).
- American Cancer Society (2019). Cervical Cancer Early Detection, Diagnosis, and Staging Can Cervical Cancer Be Found Early?
- Arora, R., Basu, A., Mianjy, P., and Mukherjee, A. (2018). Understanding Deep Neural Networks with Rectified Linier Units. In *Int. Conf. Learn. Represent.*, pages 1–17.
- Arrofiqoh, E. N. and Harintaka, H. (2018). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi. *Geomatika*, 24(2):61.
- Atole, R. R. and Park, D. (2018). A Multiclass Deep Convolutional Neural Network Classifier for Detection of Common Rice Plant Anomalies. *Int. J. Adv. Comput.* Sci. Appl., 9(1):67–70.
- Aulia, W. (2017). Pengobatan Karsinoma Serviks. *Majority*, 6(2):91–97.
- Baah-Dwomoh, A., McGuire, J., Tan, T., and De Vita, R. (2016). Mechanical

Properties of Female Reproductive Organs and Supporting Connective Tissues: A Review of the Current State of Knowledge. *Appl. Mech. Rev.*, 68(6):1–12.

Balasubramaniam, S. D., Balakrishnan, V., Oon, C. E., and Kaur, G. (2019). Key Molecular Events in Cervical Cancer Development. *Med.*, 55(7).

Bhatla, N., Aoki, D., Nand, D., and Rengaswamy, S. (2018). Cancer of the cervix uteri. Technical report.

Bolado, J. C. and Gaillard, F. (2019). Cervical Cancer (Staging).

Bray, F., Ferlay, J., Soerjomataram, I., Siegel, R. L., Torre, L. A., and Jemal, A. (2018). Global Cancer Statistics 2018: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA. Cancer J. Clin.*, 68(6):394–424.

Cancer Research UK (2020). Cervical Cancer.

Cancer. Net (2020). Cervical Cancer: Stages.

Chen, A. A., Gheit, T., Franceschi, S., Tommasino, M., and Clifford, G. M. (2015). Human Papillomavirus 18 Genetic Variation and Cervical Cancer Risk Worldwide. *J. Virol.*, 89(20):10680–10687.

Dewi, A. K., Triharini, M., and Kusumaningrum, T. (2020). The Analysis of Related Factors of Cervical Cancer Prevention Behavior inac Reproductive-Aged Women. *Pediomaternal Nurs. J.*, 5(2):197.

Dewi, M. (2017). Sebaran Kanker di Indonesia, Riset Kesehatan dasar 2007. Indones. J. Cancer, 11(1):1–8.

- Dewi, M. R. and Purnami, S. W. (2015). KLasifikasi Hasil Pap Smear Test Sebagai Upaya Pencegahan Sekunder Penyakit Kanker Serviks di Rumah Sakit "X" Surabaya Menggunakan Piecewise Polynomial Smooth Support Vector Machine(SVM). J. SAINS DAN SENI ITS, 4(1):2337–3520.
- Dianti, N. R., Isfandiari, M. A., Epidemiologi, D., Kesehatan, F., Universitas, M., and Surabaya, K. C. M. (2016). Perbandingan Risiko Ca Serviks Berdasarkan Personal Hygiene Pada Wanita Usia Subur Di Yayasan Kanker Wisnuwardhana Surabaya Cervical Cancer Risk Difference Based On Personal Hygiene Among Childbearing Age Women At Yayasan Kanker. *J. Promkes*, 4(1):82–91.
- Erwandi, R. and Suyanto, S. (2020). Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Residual Neural Network. *Indones. J. Comput.*, 5(1):45–52.
- Evriarti, P. R. and Yasmon, A. (2019). Patogenesis Human Papillomavirus (HPV) pada Kanker Serviks. *J. Biotek Medisiana Indones.*, 8.1:23–32.
- Fadaka, A., Ajiboye, B., Ojo, O., Adewale, O., Olayide, I., and Emuowhochere,
 R. (2017). Biology of Glucose Metabolization in Cancer Cells. *J. Oncol. Sci.*,
 3(2):45–51.
- Fitrisia, C. A., Khambri, D., Utama, B. I., and Muhammad, S. (2019). Analisis Faktor-faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Lesi Pra Kanker Serviks pada Wanita Pasangan Usia Subur di Wilayah Kerja Puskesmas Muara Bungo 1. *J. Kesehat. Andalas*, 8(4):33–43.
- Franjić, S. (2019). Cervical Cancer is Curable if Detected on Time. *Clin. Res. Obstet. Gynecol.*, 2(2):1–5.
- Haji Rasul, V., Cheraghi, M. A., and Behboodi Moghadam, Z. (2016). Exploring

- the Impact of Individual Factors in Taking Cervical Cancer Screening: A Content Analysis. *J. Client-centered Nurs. Care*, 2(4):239–248.
- Hamad, D. F. (2017). *Bio-Functionalization of SWCNTs with Combretastatin A4* for Targeted Cancer Therapy. PhD thesis.
- Haryani, S., Defrin, and Yenita (2014). Artikel Penelitian Prevalensi Kanker Serviks Berdasarkan Paritas di RSUP. Dr. M. Djamil Padang Periode Januari 2011-Desember 2012. *J. Kesehat. Andalas*, 5(3):647–652.
- Hemmer, M., Van Khang, H., Robbersmyr, K., Waag, T., and Meyer, T. (2018).
 Fault Classification of Axial and Radial Roller Bearings Using Transfer Learning through a Pretrained Convolutional Neural Network. *Designs*, 2(4):56.
- Ilahiyah, S. and Nilogiri, A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. J. Sist. Teknol. Inf. Indones., 3(2):49–56.
- Indolia, S., Goswami, A. K., Mishra, S. P., and Asopa, P. (2018). Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network- A Deep Learning Approach. *Procedia Comput. Sci.*, 132:679–688.
- Indoml.com (2018). Student Notes: Convolutional Neural Networks (CNN) Introduction.
- Jusman, Y., Ng, S. C., and Abu Osman, N. A. (2014). Intelligent Screening Systems for Cervical Cancer. Sci. World J., 2014.
- Kim, J., Sangjun, O., Kim, Y., and Lee, M. (2016). Convolutional Neural Network with Biologically Inspired Retinal Structure. *Procedia Comput. Sci.*, 88:145–154.

- Kosasih, D., Buce Saleh, M., and Budi Prasetyo, L. (2019). Visual and Digital Interpretations for Land Cover Classification in Kuningan District, West Java. *J. Ilmu Pertan. Indones.*, 24(2):101–108.
- Kusumanto, R. and Tompunu, A. N. (2011). Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB. In Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. Terap.
- Kusumawati, Y., Wiyasa, R., and Rahmawati, E. N. (2016). Pengetahuan, Deteksi Dini dan Vaksinasi HPV Sebagai Faktor Pencegah Kanker Serviks di Kabupaten Sukoharjo. *J. Kesehat. Masy.*, 11(2):204–213.
- Ladyani, F. (2017). Hubungan Tingkat Pendidikan dengan Tingkat Pengetahuan Wanita Usia 20-40 Tahun Mengenai Pemeriksaan Payudara Sendiri (Sadari) Sebagai Salah Satu Cara Mendeteksi Dini Kanker Payudara di Dusun Sidodadi. *J. Ilmu Kedokt. dan Kesehat.*, 4(1):41–50.
- Llamas, J., Lerones, P. M., Medina, R., Zalama, E., and García, J. G. (2017). Classification of Architectural Heritage Images Using Deep Learning Techniques. *Appl. Sci.*, pages 1–26.
- Lun, B. (2018). Cervical Cancer: the Importance of Regular Screening.
- Lusiana, U. (2012). Application of Calibration Curve, Accuracy and Precision Chart as Internal Quality Control at COD Testing in Wastewater. *Biopropal Ind.*, 3(1):1–8.
- Maharani, R. and Syah, C. V. (2019). Perilaku Deteksi Dini Kanker Serviks Dengan Pemeriksaan IVA Oleh Wanita Usia Subur (WUS) di Desa Sorek Satu Wilayah Kerja Puskesmas Pangkalan Kuras Kabupaten Pelalawan. *J. Ilm.*, 14(1):1–59.

- Mahmud, K. H., Adiwijaya, and Faraby, S. A. (2019). Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network. *e-Proceeding Eng.*, 6(1):2127–2136.
- Marlina, M., Aldi, Y., Putra, A. E., Sopianti, D. S., Hari, D. G., Arfiandi, A., Djamaan, A., and Rustini, R. (2016). Identifikasi Type Human Papillomavirus (HPV) pada Penderita Kanker Serviks. *J. Sains Farm. Klin.*, 3(1):54.
- Mastutik, G., Alia, R., Rahniayu, A., Kurniasari, N., Rahaju, A. S., and Mustokoweni, S. (2015). Skrining Kanker Serviks dengan Pemeriksaan Pap Smear di Puskesmas Tanah Kali Kedinding Surabaya dan Rumah Sakit Mawadah Mojokerto. *Maj. Obstet. Ginekol.*, 23(2):54.
- Mathworks (2020). Image Types in the Toolbox.
- Mayanda, V. (2019). Hubungan Karakteristik Wanita dengan Kejadian Kanker Serviks di Rsu Mutia Sari Periode 2016-2017. *J. Bidan Komunitas*, 2:47–56.
- Miladitiya, A. (2018). Sensitivitas dan Spesifisitas Lingkar Pinggang dalam Mengidentifikasi Kelebihan Berat Badan dan Obesitas pada Wanita Dewasa. *Interes. J. Ilmu Kesehat.*, 7(1):22–28.
- Mishra, G. A., Pimple, S. A., and Shastri, S. S. (2011). An overview of prevention and early detection of cervical cancers. *Indian J. Med. Paediatr. Oncol.*, 32(3):125–132.
- Mulyati, S., Suwarsa, O., and Arya, F. D. (2015). Pengaruh Media Film Terhadap Sikap Ibu Pada Deteksi Dini Kanker SErviks. *J. Kesehat. Masy.*, 11(2):16–24.
- Muwardi, F. and Fadlil, A. (2018). Sistem Pengenalan Bunga Berbasis Pengolahan

- Citra dan Pengklasifikasi Jarak. *J. Ilm. Tek. Elektro Komput. dan Inform.*, 3(2):124.
- Nagai, H. and Kim, Y. H. (2017). Cancer Prevention from the Perspective of Global Cancer Burden Patterns. *J. Thorac. Dis.*, 9(3):448–451.
- Namatvs, I. (2018). Deep Convolutional Neural Networks: Structure, Feature Extraction and Training. *Inf. Technol. Manag. Sci.*, 20(1):40–47.
- Nardi, C., Sandhu, P., and Selix, N. (2016). Cervical Cancer Screening Among Minorities in the United States. *J. Nurse Pract.*, 12(10):675–682.
- Nirmawati, D. A., Suhariningsih, and Saraswati, D. A. (2013). Deteksi Kanker Serviks (Carsinoma Serviks Uteri) pada Citra Hasil Rekaman CT-Scan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *J. Fis. dan Ter.*, 1(2):73–81.
- Novalia, R. N. (2017). Stabi<mark>litas Sistem Dina</mark>mik Pertumbuhan Sel Kanker Dengan Terapi Radiasi. *J. Ilm. Mat.*, 3(6).
- Noviando, E. S., Ervianto, E., Yasri, I., Teknik, A., Universitas, E., Jurusan, R., Elektro, T., and Riau, U. (2016). Studi Penerapan ANN (Artificial Neural Network) untuk Menghilangkan Harmonisa pada Gedung Pusat Komputer. *Jom FTEKNIK*, 3(2):1–6.
- Oktaria, A. S., Prakasa, E., and Suhartono, E. (2019). Wood Species Identification using Convolutional Neural Network (CNN) Architectures on Macroscopic Images. *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, 4(3):274.
- Polat, H. and Mehr, H. D. (2019). Classification of pulmonary CT images by using hybrid 3D-deep convolutional neural network architecture. *Appl. Sci.*, 9(5).

- Prakash, D., Madusanka, N., Bhattacharjee, S., Park, H.-G., Kim, C.-H., and Choi,
 H.-K. (2019). A Comparative Study of Alzheimer's Disease Classification using
 Multiple Transfer Learning Models. J. Multimed. Inf. Syst., 6(4):209–216.
- Prat, J. (2012). International Journal of Gynecology and Obstetrics Pathology of Cancers of the Female Genital Tract. *Int. J. Gynecol. Obstet.*, 2(12):137–150.
- Primadiarti, P. and Lumintang, H. (2011). Peran Kolposkopi dalam Mendeteksi Infeksi Menular Seksual (Role of Colposcopy in Sexual Transmitted Infection detection). Technical Report 3.
- Putri, D., Ningsih, S., Pramono, D., and Nurdiati, D. (2016). Faktor-faktor yang berhubungan dengan kejadian kanker serviks di rumah sakit Sardjito Yogyakarta. *BKM J. Community Med. Public Heal.*, 33(3):125–130.
- Putu, N., Oka, A., Gede, I. K., Putra, D., and Wibawa, K. S. (2019). Klasifikasi Sel Nukleus Pap Smear Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. J. Ilm. MERPAT, 7(3):224–232.
- Rema, P. N., Mathew, A., and Thomas, S. (2019). Performance of Colposcopic Scoring by Modified International Federation of Cervical Pathology and Colposcopy Terminology for Diagnosing Cervical Intraepithelial Neoplasia in a LowResource Setting. *South Asian J. cancer*, (4):218–220.
- Rohim, A., Sari, Y. A., and Tibyani (2019). Convolution Neural Network (CNN) untuk Pengklasifikasian Citra Makanan Tradisional. *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, 3(7):7037–7042.
- Samir, S., Emary, E., El-Sayed, K., and Onsi, H. (2020). Optimization of a Pre-

- Trained AlexNet Model for Detecting and Localizing Image Forgeries. *Inf.* 11(5).
- Santoso, A. and Ariyanto, G. (2018). Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah. *Emit. J. Tek. Elektro*, 18(01):15–21.
- Šarenac, T. and Mikov, M. (2019). Cervical Cancer, Different Treatments and Importance of Bile Acids as Therapeutic Agents in this Disease. *Front. Pharmacol.*, 10(JUN):1–29.
- Septadina, I. (2015). Upaya Pencegahan Kanker Serviks Melalui Peningkatan Pengetahuan Kesehatan Reproduksi Wanita Dan Pemeriksaan Metode Iva (Inspeksi Visual Asam Asetat) Di Wilayah Kerja Puskesmas Kenten Palembang. *J. Pengabdi. Sriwij.*, 3(1):222–228.
- Setiawan, W., Utoyo, M. I., and Rulaningtyas, R. (2019). Classification of Neovascularization using Convolutional Neural Network Model. *Telkomnika* (*Telecommunication Comput. Electron. Control.*, 17(1):463–472.
- Siegel, R. L. and Miller, K. D. (2019). Cancer Statistics, 2019. 69(1):7–34.
- Sinha, T. (2018). Tumors: Benign and Malignant. *Cancer Ther. Oncol. Int. J.*, 10(3):1–3.
- Stephen, Raymond, H. S. (2019). Aplikasi Convolution Neural Network untuk Mendeteksi Jenis-Jenis Sampah. *J. Sist. Inf. dan Telemat.*, 10.
- Suartika, I. W., Wijaya, A. Y., and Soelaiman, R. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *J. Tek. ITS*, 5(1).

- Sudha, K. K. and Sujatha, P. (2019). A Qualitative Analysis of Googlenet and Alexnet for Fabric Defect Detection. *Int. J. Recent Technol. Eng.*, 8(1):86–92.
- Sugiarto, W., Kristian, Y., and Setyaningsih, E. R. (2017). Estimasi Arah Tatapan Mata Dengan Menggunakan Average Pooling Convolutional Neural Network. *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, 9(2):62–68.
- Susanti, S., Ningrum, W. M., and Sulistiyoningsih, H. (2019). Description of Factors of Husband and Health Workers 'Support Towards Cervical Cancer Detection Behaviour in the Child-Bearing Age At Singaparna Health Centre, Tasikmalaya Sub-District. *Int. Respati Heal. Conf.*, pages 798–805.
- Sustika, R., Subekti, A., Pardede, H. F., and Suryawati, E. (2018). Evaluation of Deep Convolutional Neural Network Architectures for Strawberry Quality Inspection. *Int. J. Eng. Technol.*, 7:75–80.
- Tampubolon, H. P. (2019). Enhancing the Quality of Cellular Camera Video With Convolutional Neural Network. *SinkrOn*, 4(1):202.
- Thohir, M., Foeady, A. Z., Novitasari, D. C. R., Arifin, A. Z., Phiadelvira, B. Y., and Asyhar, A. H. (2020). Classification of Colposcopy Data Using GLCM-SVM on Cervical Cancer. 2020 Int. Conf. Artif. Intell. Inf. Commun. ICAIIC 2020, pages 373–378.
- Wantini, N. A. and Indrayani, N. (2019). Deteksi Dini Kanker Serviks dengan Inspeksi Visual Asam Asetat (IVA). *J. Ners dan Kebidanan*, 6:27–34.
- WebMD (2018). How Do I Know If I Have Cervical Cancer?
 WHO (2020). Cancer.

- Wicaksana, P. A., Sudarma, I. M., and Khrisne, D. C. (2019). Pengenalan Pola Motif Kain Tenun Gringsing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Model Arsitektur Alexnet. J. SPEKTRUM, 6(3).
- Wipperman, J., Neil, T., and Williams, T. (2018). Cervical Cancer: Evaluation and Management. *Am. Fam. Physician*, 97(7):449–454.
- Yamashita, R., Nishio, M., Do, R. K. G., and Togashi, K. (2018). Convolutional Neural Networks: an Overview and Application in Radiology. *Insights Imaging*, 9(4):611–629.
- Yuwana, R. S., Fauziah, F., Heryana, A., and Krisnandi, D. (2020). Data Augmentation using Adversarial Networks for Tea Diseases Detection. *J. Elektron. dan Telekomun.*, 20(1):29–35.
- Zhai, J., Shen, W., Singh, I., Wanyama, T., and Gao, Z. (2020). A Review of the Evolution of Deep Learning Architectures and Comparison of their Performances for Histopathologic Cancer Detection. *Procedia Manuf.*, 46(2019):683–689.
- Zhang, C., Yu, G., and Shen, Y. (2018). The Naturally Occurring Xanthone α-Mangostin Induces ROS-Mediated Cytotoxicity in Non-Small Scale Lung Cancer Cells. *Saudi J. Biol. Sci.*, 25(6):1090–1095.
- Zhou, J. (2014). Advances and Prospects in Cancer Immunotherapy. *New J. Sci.*, 2014:1–13.
- Zubaidah, Z., Sitorus, R. J., and Flora, R. (2020). Ketahanan Hidup Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Stadium Kanker. JAMBI Med. J. "Jurnal Kedokt. dan Kesehatan", 8(1):1–7.

Zufar, M. (2016). Convolutional Neural Networks untuk Pengenalan Wajah Secara Real - Time. *J. SAINS DAN SENI ITS*, 5(2):72–77.

Zulkeflie, S. A., Fammy, F. A., Ibrahim, Z., and Sabri, N. (2019). Evaluation of Basic Convolutional Neural Network, AlexNet and Bag of Features for Indoor Object Recognition. *Int. J. Mach. Learn. Comput.*, 9(6):801–806.

