KLASIFIKASI KANKER USUS BESAR BERDASARKAN CITRA HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE

SKRIPSI



Disusun Oleh HANIMATIM MU'JIZAH H72217024

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

2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : HANIMATIM MU'JIZAH

NIM : H72217024

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI KANKER USUS BESAR BERDASARKAN CITRA HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE*". 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, 4 Januari 2021

Yang menyatakan,

HANIMATIM MU'JIZAH

NIM. H72217024

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : HANIMATIM MU'JIZAH

NIM : H72217024

Judul Skripsi : KLASIFIKASI KANKER USUS BESAR

BERDASARKAN CITRA HISTOPATOLOGI

MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL RUN

LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 4 Januari 2021

Pembimbing I

Dian C. Rini Novitasari, M.Kom

NIP. 198511242014032001

Pembimbing II

Dr. Abdulloh/Hamid, M.Pd

NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Ketua Program Studi Matematika

UIN Sunan Ampel Surabaya

Aris Fanani, M.Kon

NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama

: HANIMATIM MU'JIZAH

NIM

H72217024

Judul Skripsi :

KLASIFIKASI

KANKER

USUS

BESAR

BERDASARKAN

CITRA

GRAY LEVEL RUN

HISTOPATOLOGI

LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji pada tanggal 26 Januari 2021

MENGGUNAKAN METODE

Mengesahkan, Tim Penguji

Penguji I

Nurissaidah Ulinnuha, M. Kom

NIP. 199011022014032004

Penguji II

Yuniar Farida, MT

NIP. 197905272014032002

Penguji III

Dian C. Rini Novitasari, M.Kom

NIP. 198511242014032001

Penguji IV

Dr. Abdulloh/Hamid, M.Pd

NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

UIN Sunan Ampel Surabaya

Evi Fatimatur Rusydiyah, M.Ag

MANNIP, 197312272005012003



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:

Nama	HANIMATIM MU'JIZAH
NIM	H72217024
Fakultas/Jurusan	: SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address	HANIMMUJIZAH @ GMAIL . COM
UIN Sunan Ampel	gan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah: l Tesis Desertasi Lain-lain ()
KLASIFIKAS	KANKER USUS BESAR BERDASARKAN CITRA
HISTOPATO	LOGI MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL
RUN LENGT	H MATRIX - EXTREME LEARNING MACHINE
	yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif ini Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan,

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, dan 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.

Surabaya, 22 Februari 2021

Penulis

(HANIMATIM MU'JIZAH)
nama terang dan tanda tangan

ABSTRAK

KLASIFIKASI KANKER USUS BESAR BERDASARKAN CITRA HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE

Kanker usus besar merupakan penyakit yang dapat menyerang di semua usia. Berdasarkan data dari American Institute for Cancer Research, kanker usus besar menempati urutan ketiga tertinggi di dunia dengan lebih dari 1,8 juta kasus baru di tahun 2018. Berdasarkan hal tersebut sangat diperlukan pemeriksaan secara dini. Pemeriksaan dilakukan menggunakan screening dan pemeriksaan penunjang, salah satunya biopsi. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah pemeriksaan biopsi berupa citra histopatologi untuk diidentifikasi secara otomatis menggunakan Computer Aided Diagnosis dengan memanfaatkan klasifikasi machine learning. Langkah awal yang dilakukan adalah tahapan preprocessing menggunakan metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), serta ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Run Length Matrix (GLRLM). Hasil yang terbaik diperoleh menggunakan sudut orientasi 0° menggunakan K-fold k=10 dengan jumlah node pada hidden layer sebanyak 900 dan fungsi aktivasi triangular basis function yaitu akurasi 89,60%, sensitivitas 91,20%, dan spesifisitas 88,00%. Hasil dari sistem klasifikasi ini diharapkan dapat mengurangi jumlah kematian akibat penyakit kanker usus besar.

Kata kunci: kanker usus besar, klasifikasi, CLAHE, GLRLM, ELM

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF COLORECTAL CANCER BASED ON HISTOPATHOLOGICAL IMAGE USING GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE METHOD

Colorectal cancer is a disease suffered at any age. Based on data from the American Institute for Cancer Research, colorectal cancer is the third highest in the world with more than 1,8 million new cases in 2018. Therefore, early colorectal cancer is required using screening and supporting examinations, one of which is a biopsy. In this study, the data used was a biopsy examination in the form of histopathological images to be identified automatically using Computer Aided Diagnosis by utilizing machine learning classifications. The initial step is the preprocessing stage using the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) method, and feature extraction using the Gray Level Run Length Matrix (GLRLM). The best results are obtained using the orientation angle 0° using the K-fold k=10 with the number of nodes in the hidden layer of 900 and the activation function of the triangular basis function, which achieved 89,60% of accuracy, 91,20% of sensitivity, and a specificity of 88,00%. Based on these results, it is hoped that this classification system can help reduce the death rate of colorectal cancer.

Keywords: colorectal cancer, classification, CLAHE, GLRLM, ELM

DAFTAR ISI

H	ALAN	IAN JUDUL i		
HA	ALAN	IAN PERNYATAAN KEASLIAN ii		
LF	LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING ii			
ΡF	ENGE	SAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI iv		
LF	EMBA	R PERSETUJUAN PUBLIKASI v		
ΑI	BSTR.	AK		
ΑI	BSTR	ACT vii		
DA	AFTA]	R ISI		
D A	AFTA]	R TABEL		
D A	AFTA]	R GAMBAR xii		
DA	AFTA	R LAMBANG 1		
I	PEN	DAHULUAN <mark></mark>		
	1.1.	Latar Belakang Masalah		
	1.2.	Rumusan Masalah		
	1.3.	Tujuan Penelitian		
	1.4.	Manfaat Penelitian		
	1.5.	Batasan Masalah		
	1.6.	Sistematika Penulisan		
II	TINJ	JAUAN PUSTAKA 11		
	2.1.	Integrasi Keilmuan		
	2.2.	Usus Besar		
	2.3.	Kanker Usus Besar		
	2.4.	Pemeriksaan Kanker Usus Besar		
		2.4.1. Screening		
		2.4.2. Pemeriksaan Penunjang		
	2.5.	Citra Digital		
		2.5.1. RGB (<i>Red</i> , <i>Green</i> , <i>Blue</i>)		

	2.5.2.	Grayscale	30
	2.5.3.	Biner (Black and White)	31
2.6	. Contr	ast Limited Adaptive Histogram Equalization	31
2.7	. Gray	Level Run Length Matrix	33
	2.7.1.	Short Run Emphasis	35
	2.7.2.	Long Run Emphasis	35
	2.7.3.	Gray Level Nonuniformity	35
	2.7.4.	Run Length Nonuniformity	36
	2.7.5.	Run Percentage	36
	2.7.6.	Low Gray-level Run Emphasis	36
	2.7.7.	High Gray-level Run Emphasis	37
	2.7.8.	Short Run Low Gray-level Emphasis	37
	2.7.9.	Short Run High Gray-level Emphasis	37
	2.7.10). Long Run <mark>Low</mark> Gray <mark>-leve<mark>l E</mark>mph<mark>asi</mark>s</mark>	37
	2.7.11	. Long Run <mark>Hi</mark> gh <mark>Gray-level Emphasi</mark> s	38
2.8		ipal Compon <mark>ent Analysis</mark> <mark></mark>	38
2.9	. K-fold	l Cross Validation	39
2.1	0. Extrer	ne Learning Machine	40
2.1	1. Confu	sion Matrix	45
III ME	TODE	PENELITIAN	47
3.1	. Jenis	Penelitian	47
3.2	. Jenis	dan Sumber Data	47
3.3	. Tekni	k Analisis Data	48
IV HA	SIL DA	N PEMBAHASAN	52
4.1	. Prepre	ocessing Citra	52
	4.1.1.	Citra Grayscale	52
	4.1.2.	Constrast Limited Adaptive Histogram Equalization	
		(CLAHE)	54
4.2	. Ekstra	ıksi Fitur	55
12	V locif	Slanci	61

		4.3.1. Proses <i>Training</i>	64
		4.3.2. Proses <i>Testing</i>	67
	4.4.	Diskusi Hasil Penelitian	69
	4.5.	Integrasi Keilmuan	70
V	PEN	UTUP	7 3
	5.1.	Simpulan	73
	5.2	Caran	72



DAFTAR TABEL

2.1	Tabel Confusion Matriks	46
4.1	Hasil GLRLM Sudut Orientasi 0°	60
4.2	Hasil GLRLM Sudut Orientasi 45°	61
4.3	Hasil GLRLM Sudut Orientasi 90°	61
4.4	Hasil GLRLM Sudut Orientasi 135°	61
4.5	Sampel Data Hasil Reduksi Fitur sudut orientasi 0°	63
4.6	Tabel Hasil Confusion Matriks	68

DAFTAR GAMBAR

2.1	Anatomi Usus Besar	23
2.2	Penyebaran Kanker Pada Usus Besar	24
2.3	Citra RGB	30
2.4	Citra Grayscale	30
2.5	Citra Biner	31
2.6	(a) Citra Grayscale dan (b) Citra Hasil CLAHE	33
2.7	Sudut Orientasi GLRLM	33
2.8	Matriks Nilai Piksel Citra	34
2.9	Matriks Run Length Pada Setiap Sudut Orientasi	34
2.10	Proses Pembagian K-fold Cross Validation	40
2.11	Fungsi Aktivasi	41
	Arsitektur Feedforward	42
2.13	Struktur ELM	44
3.1	Sampel Citra Colon Benign Tissue	48
3.2	Sampel Citra Colon Adenocarcinoma	48
3.3	Sel Citra Histopatologi Usus Besar	48
3.4	Diagram Alir Klasifikasi Kanker Usus Besar	49
4.1	Nilai R, G, dan B Dari Sampel Citra Benign Tissue	53
4.2	Sampel Citra Proses <i>Grayscale</i>	54
4.3	Sampel Citra Hasil <i>CLAHE</i>	55
4.4	Proses Penyusunan Matriks Run Length	56

DAFTAR LAMBANG

 $\sum_{i=1}^{n} a_i$: penjumlahan $a_1 + a_2 + \cdots + a_n$

 β_j : bobot penghubung hidden layer dengan output

 H^{\dagger} : Matriks Moore Penrose Generalized Invers

Y: output

BABI

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Kanker adalah proses bertumbuhnya sel abnormal pada jaringan tubuh secara tidak terkendali yang memengaruhi organ tubuh lain (Deverakonda and Gupta, 2016; Torre et al., 2016). Pada tahun 2017 *World Health Organization* (WHO) menyatakan kanker sebagai penyebab kematian tertinggi kedua di dunia sebesar 599,108 jiwa dan diperkirakan mengalami peningkatan pada tahun 2030 sebesar 300% (Heron, 2019; Siegel et al., 2019; Weisshaar, 2016). Berdasarkan data dari WHO tahun 2018 pria sering menderita kanker pada paru-paru, kolorektal, prostat, hati, dan lambung, sedangkan wanita sering menderita kanker pada paru-paru, kolorektal, payudara, tiroid, dan serviks (World Health Organization, 2018).

Kanker kolorektal atau sering disebut kanker usus besar merupakan salah satu jenis kanker yang berada di bagian kolon atau rektum. Rektum dan kolon berperan pada sistem pencernaan pada usus besar yang berfungsi untuk menghasilkan energi dan pembuangan zat yang tidak diperlukan tubuh (Indonesia Cancer Care Community, 2020; National University Cancer Institute Singapore, 2019). Menurut data statistik dari *American Institute for Cancer Research*, kanker usus besar menempati urutan ketiga yang paling sering diderita di dunia dengan lebih dari 1,8 juta kasus baru di tahun 2018 (American Institute for Cancer Research, 2018). Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Rumah Sakit Kanker

Dharmais dari tahun 2011 hingga 2014 menyatakan bahwa kanker usus besar masuk dalam sepuluh besar kanker tertinggi pada urutan keenam (Dharmais Hospital, 2019). Faktor risiko penyebab berkembangnya kanker usus besar adalah usia, selain itu penyebab lainnya adalah diet, kurang mengonsumsi serat, merokok, dan alkohol (Kemenkes RI, 2016). Kanker usus besar memiliki gejala seperti perubahan pola buang air besar, nyeri pada perut, feses berdarah, anemia, mudah lelah, nafsu makan menurun, dan berkurangnya berat badan (Sayuti and Nouva, 2019). Pada dasarnya sumber penyakit bukan hanya berasal dari virus atau kuman, namun juga berasal dari pola hidup manusia. Sebagaimana firman Allah surah Asy-Syura ayat 30 hingga 31,

Artinya, "Dan musibah apa pun yang menimpa kamu adalah karena sendiri, dan Allah memaafkan perbuatan tanganmu banyak (dari kesalahan-kesalahanmu). Dan kamu tidak dapat melepaskan diri (dari siksaan Allah) di bumi, dan kamu tidak memperoleh pelindung atau penolong selain Berdasarkan ayat tersebut, Allah menyatakan bahwa musibah yang Allah". diperoleh karena kesalahan dan kecerobohan yang dikerjakan manusia itu sendiri dan Allah tetap memaafkan kesalahan-kesalahan itu. Siksaan yang Allah berikan tidak dapat lepas dari siapapun dan tidak ada pelindung atau penolong dari bahaya apa pun selain Allah (bin Musa, 2010). Oleh karena itu, manusia sebagai hamba harus meyakini bahwa Allah yang akan menyembuhkan penyakit dengan tetap beribadah dan berusaha. Bentuk usaha yang dilakukan adalah dengan melakukan pemeriksaan dini sebagai upaya pencegahan, sehingga memudahkan dalam penyembuhan. Pemeriksaan kanker usus besar dapat dilakukan dengan *stool-based test* dan *visual exams*. Apabila hasil pemeriksaan menunjukkan abnormal, pemeriksaan penunjang dapat dilakukan dengan menggunakan tes darah, kolonoskopi, proktoskopi, dan biopsi (Borkowski et al., 2019; Guntau, 2017; Murra-Saca, 2018). Kolonoskopi dilakukan menggunakan alat kolonoskop berbentuk tabung tipis fleksibel dengan kamera kecil di ujungnya. Proktoskopi dilakukan menggunakan alat proktoskop berbentuk tabung tipis kaku dengan kamera kecil di ujungnya. Biopsi dilakukan dengan mengambil sampel jaringan untuk dianalisis secara manual menggunakan mikroskop oleh ahli patologi, sehingga kesalahan sangat berpengaruh pada hasil diagnosa (American Cancer Society, 2020; Nateghi et al., 2016; Sengar et al., 2016).

Pada saat ini bidang kedokteran dilengkapi dengan teknologi dan alat-alat yang dapat memudahkan dalam mendeteksi penyakit dengan menggunakan Artificial Intelligence (AI). AI ini digunakan sebagai pendukung keputusan dalam pendeteksian penyakit dan dapat mempercepat waktu pemrosesan dalam menganalisis citra. Citra medis dapat dianalisis menggunakan Computer Aided Diagnosis (CAD) yang memiliki tahapan yaitu preprocessing, feature extraction, dan pengklasifikasian (Junita, 2017; Rini Novitasari et al., 2020). Tahap preprocessing bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra untuk proses identifikasi, salah satu metodenya adalah Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) (Li et al., 2018). CLAHE merupakan metode pengembangan dari Adaptive Histogram Equalization (AHE) yang dapat meratakan histogram di setiap nilai pikselnya (Pujiono et al., 2013). Penelitian sebelumnya terkait CLAHE pernah dilakukan oleh Riadi, dkk untuk membandingkan metode menggunakan AHE, CLAHE, dan Histogram

Equalization (HE). Pada penelitian tersebut menggunakan citra *rontgen* dan metode *Mean Square Error* (MSE) untuk mengevaluasi kinerja model. Penelitian tersebut menghasilkan nilai MSE pada CLAHE sebesar 339,126 lebih rendah dibandingkan HE sebesar 759,340 dan AHE sebesar 596,9, sehingga metode CLAHE merupakan yang terbaik (Riadi et al., 2017). Citra yang telah diperbaiki fiturnya selanjutnya dilakukan tahap ekstraksi fitur.

Tahap feature extraction atau ekstraksi fitur bertujuan untuk mengambil ciri pada sebuah objek yang dapat menggambarkan karakteristiknya, salah satu metodenya yaitu Gray Level Run Length Matrix (GLRLM). Metode ini memiliki proses perhitungan dengan menggunakan ciri statistik dari matriks run length (Dash and Senapati, 2018). Beberapa penelitian sebelumnya terkait GLRLM pernah dilakukan oleh Rini Novitasari, dkk untuk membandingkan hasil klasifikasi kanker payudara pada citra mammografi menggunakan metode ECOC SVM atau Error Correcting Output Coding Support Vector Machine. Pada penelitian tersebut membandingkan metode Gray Level Difference Matrix (GLDM), GLRLM, dan Gray Level Co-Occurence Matrix (GLCM). Ciri statistik yang digunakan adalah mean, standar deviasi, energi, kontras, korelasi, homogenitas, Short Run Emphasis (SRE), Gray Level Nonuniformity (GLN), Long Run Emphasis (LRE), Low Gray-level Run Emphasis (LGRE), Run Length Nonuniformity (RLN), dan High Gray-level Run Emphasis (HGRE) dengan sudut orientasi 0°, 45°, 90°, dan 135° dan jarak s=1 piksel. Pada tahap klasifikasi ECOC SVM menggunakan kernel linear, RBF, dan polinomial. Hasil akurasi terbaik diperoleh sebesar 93,9757% menggunakan ekstraksi fitur GLRLM dengan kernel polinomial (Rini Novitasari et al., 2019).

Penelitian lain pernah dilakukan oleh Xu, dkk untuk mengklasifikasi

penyakit liver pada citra USG dengan membandingkan metode GLRLM dan GLCM menggunakan metode SVM. Penelitian tersebut menggunakan 44 data kanker liver dan 35 data abses liver dengan 52 fitur GLCM dan 44 fitur GLRLM yang diperoleh menggunakan Region of Interest (ROI). Pada perhitungan Sequential Forward Selection (SFS) metode GLRLM memperoleh akurasi sebesar 88,13% lebih baik dibandingkan GLCM yang hanya sebesar 78%. Sedangkan pada Sequential Backward Selection (SBS) metode GLRLM memperoleh akurasi sebesar 88,25% lebih baik dibandingkan GLCM yang hanya sebesar 75,5% (Xu et al., 2019). Penelitian lain pernah dilakukan oleh Setiawan, dkk untuk menganalisis citra prasasti logam dengan klasifikasi SVM. Pada tahapan ekstraksi fitur menggunakan ciri statistik GLRLM seperti LRE, Run Percentage (RP), GLN, RLN, SRE, HGRE, dan LGRE dengan sudut orientasi yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Hasil yang diperoleh pada penelitian tersebut memiliki tingkat akurasi pada patina coklat sebesar 73,33% dan patina hijau sebesar 79,17% (Setiawan et al., 2015). Hasil dari ekstraksi fitur akan digunakan sebagai variabel parameter pada tahap pengklasifikasian.

Pada tahapan klasifikasi salah satu metode dalam AI yang banyak diimplementasikan adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST). Extreme Learning Machine atau ELM merupakan metode dalam JST yang hanya berdasarkan pada single hidden layer, sehingga pada prosesnya berjalan lebih cepat dibandingkan metode JST yang lain (Huang et al., 2010). Penelitian terkait ELM pernah dilakukan oleh Pratiwi dan Harianto untuk mengetahui prestasi akademik mahasiswa dengan membandingkan metode Backpropagation dan ELM. Penelitian tersebut menggunakan variabel nilai IP pada semester 1, status bekerja, nilai ujian masuk, dan jenis kelamin. Hasil yang diperoleh bahwa metode ELM memiliki tingkat

kesalahan lebih rendah sebesar 14,84% dari pada metode Backpropagation sebesar 28,20% (Pratiwi and Harianto, 2019). Penelitian lainnya pernah dilakukan oleh Zhu, dkk untuk segmentasi pembuluh retina pada citra color fundus. penelitian tersebut ELM mampu melakukan proses lebih cepat dan memperoleh akurasi 0,9607, sensitivitas 0,7140, dan spesifisitas 0,9868 (Zhu et al., 2017). Berdasarkan pemaparan masalah sebelumnya, maka pada penelitian ini akan mengimplementasikan metode ELM untuk mengklasifikasikan penyakit kanker usus besar berdasarkan data citra histopatologi hasil pemeriksaan biopsi dengan memanfaatkan metode GLRLM untuk tahap ekstraksi fitur. Data citra histopatologi kanker usus besar ini pernah dilakukan penelitian oleh Bukhari, dkk menggunakan metode Convolutional Neural Network yaitu ResNet-18, ResNet-34, Hasil penelitian tersebut memperoleh akurasi tertinggi dan ResNet-50. menggunakan ResNet-50 sebesar 93,91% (Bukhari et al., 2020). Oleh karena itu penelitian ini berjudul "Klasifikasi Kanker Usus Besar Berdasarkan Citra Histopatologi Menggunakan Metode GLRLM-ELM" diharapkan mampu memberikan hasil terbaik dibandingkan menggunakan metode CNN dalam hal learning speed dan membantu pihak medis untuk mengklasifikasikan kanker usus besar, sehingga pasien dapat diberikan penanganan yang tepat.

1.2. Rumusan Masalah

Berlandaskan penjelasan pada latar belakang tersebut, didapatkan perumusan masalah diantaranya:

 Bagaimana hasil tahap preprocessing pada citra kanker usus besar dengan menerapkan metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)?

- 2. Bagaimana hasil tahap ekstraksi fitur citra kanker usus besar dengan menerapkan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)?
- 3. Bagaimana hasil yang diperoleh pada tahap klasifikasi citra kanker usus besar dengan menerapkan metode *Extreme Learning Machine* (ELM)?

1.3. Tujuan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan diantaranya:

- 1. Memperbaiki citra kanker usus besar dengan menerapkan metode CLAHE.
- 2. Mengekstraksi fitur citra kanker usus besar dengan menerapkan metode GLRLM.
- 3. Mengklasifikasi citra kanker usus besar dengan menerapkan metode ELM.

1.4. Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoritis

Penelitian yang dilakukan ini dapat dimanfaatkan sebagai salah satu acuan untuk penelitian pada masa mendatang dan tambahan ilmu untuk memperdalam mengenai algoritma metode CLAHE, GLRLM dan ELM pada klasifikasi citra kanker usus besar.

2. Manfaat Praktis

- (a) Diharapkan dapat memberikan wawasan baru dan bagi penulis dan dapat mengamalkan ilmu yang telah diperoleh.
- (b) Diharapkan membantu pihak medis dalam mengklasifikasikan kanker usus besar menggunakan *Artificial Intelegence*, sehingga dapat dibandingkan hasilnya dengan metode konvensional.

- (c) Diharapkan dapat dimanfaatkan oleh masyarakat untuk upaya pendeteksian kanker sejak dini.
- (d) Diharapkan dapat membantu pihak medis dalam memberikan penanganan yang tepat, sehingga dapat mengurangi angka kasus kematian akibat kanker usus besar.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini diantaranya:

- 1. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder citra hasil pemeriksaan penunjang yaitu pemeriksaan biopsi.
- 2. Data citra biopsi diklas<mark>ifi</mark>kasikan ke dalam dua kelas yaitu *colon benign tissue* dan *colon adenocarcinoma*.
- 3. Pada tahap *preprocessing* menerapkan metode CLAHE.
- 4. Pada tahap ekstraksi fitur menerapkan metode GLRLM.
- 5. Pada tahap klasifikasi menerapkan metode ELM.

1.6. Sistematika Penulisan

Pada penelitian ini memiliki sistematika penyusunan diantaranya:

BAB 1 PENDAHULUAN

Pendahuluan adalah bagian yang menjelaskan secara ringkas mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah, dan sistematika penyusunan.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka adalah bagian yang memaparkan landasan teori tentang usus besar, kanker usus besar, pemeriksaannya, integrasi keilmuan, citra digital, CLAHE, GLRLM, ELM, dan *confusion matrix*.

BAB 3 METODE PENELITIAN

Pada bagian metode penelitian berisi pemaparan mengenai jenis penelitian yang dilakukan, jenis dan sumber data yang digunakan, dan kerangka penelitian.

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan adalah bagian yang berisikan tentang deskripsi hasil observasi, hasil dari penerapan pada tahap *preprocessing* menggunakan CLAHE, ekstraksi fitur dengan menerapkan metode GLRLM, dan klasifikasi dengan menerapkan metode ELM.

BAB 5 PENUTUP

Pada bagian penutup berisi kesimpulan dan saran hasil penelitian yang telah dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

Daftar pustaka adalah bagian yang berisi referensi-referensi yang digunakan dalam penelitian ini, baik artikel, jurnal, dan buku.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Integrasi Keilmuan

Manusia dilahirkan di muka bumi dengan tanggung jawab yang besar untuk senantiasa beribadah dan bertaqwa kepad Allah SWT. Saat manusia telah hidup di bumi ini maka mereka tidak akan terlepas dari ujian yang terus berkala dari Allah Ta'ala sebagai wujud dinamika kehidupan. Ujian yang diberikan juga bisa menjadi penentu tinggi atau rendahnya derajat seseorang. Salah satu ujian dari Allah untuk menaikkan derajat ketaqwaan manusia yaitu, dengan cara ditimpakan musibah atau cobaan seperti penggalan ayat dalam Al-Qur'an surah Al-Baqarah ayat 155,

Artinya "Dan sesungguhnya Kami memberikan cobaan kepada kalian, dengan sedikit ketakutan, kelaparan, kekurangan harta, jiwa, dan buah-buahan. Dan berikanlah berita gembira kepada orang-orang yang sabar". Ujian diberikan agar manusia senantiasa menyadari bahwa manusia hanyalah seorang hamba dan menjadikan pribadi yang lebih dewasa seperti yang diriwayatkan oleh Imam Bukhari.

حَدَّثَنَا عَبْدُ اللَّهِ بْنُ يُوسُفَ أَخْبَرَنَا مَالِكٌ عَنْ مُحَمَّدِ بْنِ عَبْدِ اللَّهِ بْنِ عَبْدِ الرَّحْمَنِ بْنِ أَبِي صَعْصَعَة أَنَّهُ قَالَ سَمِعْتُ سَعِيدَ بْنَ يَسَارٍ أَبَا الْحُبَابِ يَقُولُ سَمِعْتُ أَبًا هُرَيْرَةَ يَقُولُ قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ مَنْ يُرِدْ اللَّهُ بِهِ خَيْرًا يُصِبْ مِنْهُ

Telah menceritakan kepada kami Abdullah bin Yusuf telah mengabarkan kepada kami Malik dari Muhammad bin Abdullah bin Abdurrahman bin Abu Sha'sha'ah bahwa dia berkata, saya mendengar Sai'id bin Yasar Abu Al Hubbab berkata, saya mendengar Abu Hurairah berkata, Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam bersabda: "Barangsiapa di kehendaki Allah kebaikan, maka Dia akan mengujinya" (Al-Bukhari and Khan, 1997). Meyakini juga bahwa ujian itu akan menghapuskan dosa yang pernah dilakukan, seperti yang diriwayatkan oleh Imam Muslim.

حَدَّثَنَا أَبُو بَكْرِ بْنُ أَبِي شَيْبَةَ وَأَبُو كُرِيْبٍ قَالَا حَدَّثَنَا أَبُو أُسَامَةَ عَنْ الْوَلِيدِ بْنِ كَثِيرٍ عَنْ مُحَمَّدِ بْنِ عَمْرِو بْنِ عَطَاءٍ عَنْ عَطَاءِ بْنِ يَسَارٍ عَنْ أَبِي سَعِيدٍ وَأَبِي هُرَيْرَةَ أَنَّهُمَا سَمِعَا رَسُولَ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ يَقُولُ مَا يُصِيبُ الْمُؤْمِنَ مِنْ وَصَبٍ وَلَا نَصَبٍ وَلَا سَقَمٍ وَلَا حَرَنٍ حَتَّى الْهَمِّ يُهَمُّهُ إِلَّا كُفِّرَ بِهِ مِنْ سَيِّقَاتِهِ

Telah menceritakan kepada kami Abu Bakr bin Abu Syaibah dan Abu Kuraib keduanya berkata,telah menceritakan kepada kami Abu Usamah dari Al Walid bin Katsir dari Muhammad bin 'Amru dari 'Athaa bin Yasar dari Abu Sa'id dan Abu Hurairah bahwasannya kedua orang sahabat itu pernah mendengar Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam bersabda: "Tidak ada penderitaan, kesengsaraan, sakit, kesedihan, dan bahkan juga kekalutan yang menimpa seorang mukmin, melainkan dengan semua itu dihapuskan sebagian dosanya". Hal ini dapat menjadi renungan bahwa Allah adalah Maha Kuasa yang telah mengatur dan menetapkan segala sesuatunya (Su'udi, 2009). Ujian tersebut berasal dari kenikmatan yang Allah berikan dan sering dilalaikan oleh manusia seperti dalam

Hadits Riwayat Ahmad.

Telah menceritakan kepada kami Waki' telah menceritakan kepada kami Abdullah bin Sa'id bin Abu Hind dari ayahnya dari Ibnu Abbas ia berkata, Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam bersabda: "Dua nikmat yang kebanyakan manusia terlena adalah waktu luang dan kesehatan".

Kesehatan merupakan anugerah yang besar yang diberikan kepada kita berupa kesehatan fisik, mental, dan sosial (Grad, 2002). Penyakit merupakan gangguan terhadap fungsi salah satu bagian tubuh yang menyebabkan tubuh tidak dapat bekerja dengan normal. Bagian tubuh yang sering mengalaminya adalah pada sistem pencernaan. Pencernaan memiliki peranan penting bagi tubuh untuk menyerap nutrisi dan cairan untuk menghasilkan energi serta mengeluarkan zat-zat yang tidak dibutuhkan bagi tubuh, salah satu penyakit yang menyerang sistem pencernaan adalah kanker usus besar (Hidayah et al., 2020). Kanker ini menyebabkan penderita kesulitan dalam beraktivitas dan buang air besar, karena tumor mengeluarkan darah dan ikut keluar bersama feses. Penyebab kanker ini banyak terjadi karena faktor genetik dan pola hidup yang tidak sehat.

Genetik adalah penurunan atau pewarisan sifat pada organisme makhluk hidup. Molekul yang berperan dalam materi genetik adalah asam nukleat yang berupa DNA dan *Ribonucleic Acid* (RNA). Dalam suatu rangkaian DNA terdapat Gen yang berfungsi sebagai informasi genetik yang dibawa oleh setiap individu ke keturunannya dan sebagai pengatur metabolisme untuk perkembangan makhluk hidup. Menurut J.A Fraser Roberts dan Marcus E.P pada pewarisan

penyakit-penyakit dominan, maka perkawinan kerabat yang masih memiliki pertalian darah akan memperbesar kemungkinan penurunan penyakit yang diwariskan secara resesif (Roberts and Marcuse, 1995). Allah juga telah berfirman dalam surah An-Nisa' ayat 23 yang melarang adanya pernikahan sedarah.

Artinya "Diharamkan atas kamu (menikahi) ibu-ibumu, anak-anakmu yang perempuan, saudara-saudaramu yang perempuan, saudara-saudara ibumu yang perempuan, anak-anak perempuan dari saudara-saudaramu yang laki-laki, anak-anak perempuan dari saudara-saudaramu yang perempuan, ibu-ibumu yang menyusui kamu, saudara-saudara perempuan sesusuan, ibu-ibu istrimu (mertua), anak-anak perempuan dari istrimu (anak tiri) yang dalam pemeliharaanmu dari istri yang telah kamu campuri, tetapi jika kamu belum campur dengan istrimu itu (dan sudah kamu ceraikan), maka tidak berdosa kamu (menikahinya), (dan diharamkan bagimu) istri-istri anak kandungmu (menantu), dan (diharamkan) mengumpulkan (dalam pernikahan) dua perempuan yang bersaudara, kecuali yang telah terjadi pada masa lampau. Sungguh Allah Maha Pengampun, Maha Penyayang".

Pola hidup yang sering dilupakan biasanya dalam urusan makanan. Jika manusia terlalu banyak dalam mengkonumsi makanan maka akan timbul atau berpotensi menjadi tembat berkembangnya suatu penyakit. Perut adalah tempat pencernaan makanan setelah selesai dikunyah oleh mulut, sehingga memungkinkan menjadi tempat berkembangnya penyakit-penyakit pada organ

tubuh. Berdasarkan hal tersebut Allah telah berfirman dalam surah Al-A'raf ayat 31.

Artinya "Wahai anak cucu Adam! Pakailah pakaianmu yang bagus pada setiap memasuki masjid, makan dan minumlah, tetapi jangan berlebihan. Sesungguhnya Allah tidak menyukai orang yang berlebih-lebihan". Berdasarkan firman tersebut, menurut Imam Bukhari mengatakan bahwa Ibnu Abbas berkata bahwa yang dimaksud adalah Allah menghalalkan makan dan minum selama itu tidak berlebihan dan tidak untuk menyombongkan diri.

Pada dunia kesehatan jika terkena suatu penyakit, maka kita dianjurkan untuk berusaha mencapai kesembuhan dengan mencari pengobatan baik menggunakan obat tradisional maupun secara medis. Imam Muslim meriwayatkan dalam kitab *Shahih*-nya dari hadits Abu Zubair yang meriwayatkan dari Jabir bin Abdullah bahwa Rasulullah bersabda:

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: "Setiap penyakit ada obatnya. Apabila ditemukan obat yang tepat

untuk suatu penyakit, maka akan sembuhlah penyakit itu dengan izin Allah 'Azza wa Jalla". Hadits tersebut menerangkan bahwa semua penyakit pasti ada obatnya. Sehingga, manusia harus senantiasa berusaha mencari tahu obat yang sesuai dengan penyakit yang diderita, namun tidak lupa bahwa kesembuhan hanya karena izin Allah SWT (Katsir, 2004).

Setiap manusia memiliki kondisi tubuh yang berbeda, sehingga harus mampu untuk menjaga kondisi tubuhnya. Allah telah memerintahkan manusia untuk mempergunakan waktunya sebaik mungkin, sebagaimana diriwayatkan oleh Imam Bukhari.

حَدَّثَنَا عَلِيُّ بْنُ عَبْدِ اللَّهِ حَدَّثَنَا مُحَمَّدُ بْنُ عَبْدِ الرَّحْمَنِ أَبُو المُنْذِرِ الطُّفَاوِيُّ عَنْ سُلَيْمَانَ الْأَعْمَشِ قَالَ حَدَّثَنِي مُجَاهِدٌ عَنْ عَبْدِ اللَّهِ بْنِ عُمَرَ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُمَا قَالَ أَخَذَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ بِمَنْكِبِي فَقَالَ كُنْ فِي الدُّنْيَا كَأَنَّكَ غَرِيبٌ أَوْ عَابِرُ سَبِيلٍ وَكَانَ ابْنُ عُمَرَ يَقُولُ إِذَا أَمْسَيْتَ فَلَا تَنْتَظِرْ الْمَسَاءَ وَخُذْ مِنْ صِحَّتِكَ لِمَرَضِكَ وَمِنْ حَيَاتِكَ لِمَوْتِكَ

Telah menceritakan kepada kami Ali bin Abdullah telah menceritakan kepada kami Muhammad bin Abdurrahman Abu Al Mundzir At Thufawi dari Sulaiman Al A'masy dia berkata, telah menceritakan kepadaku Mujahid dari Abdullah bin Umar Radhiyallahu 'Anhu dia berkata, Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam pernah memegang pundakku dan bersabda: "Jadilah kamu di dunia ini seakan-akan orang asing atau seorang pengembara". Ibnu Umar juga berkata: "Bila kamu berada di sore hari, maka janganlah kamu menunggu datangnya waktu pagi, dan bila kamu berada di pagi hari, maka janganlah menunggu waktu sore, pergunakanlah waktu sehatmu sebelum sakitmu, dan hidupmu sebelum matimu". Berdasarkan hadits tersebut, sebaiknya manusia mempergunakan waktunya untuk hal-hal yang berfaedah, salah satunya adalah menjaga kondisi tubuh. Beberapa cara untuk menjaga kondisi tubuh sesuai syariat Islam antara lain menjaga

kebersihan, istirahat dan aktivitas, pola makan, dan berolahraga.

Islam selalu menganjurkan untuk menjaga kebersihan, maksudnya adalah suci dari najis dan hadats. Suci sudah pasti bersih namun bersih belum tentu suci, sehingga pentingnya kedudukan menjaga kesucian dalam Islam seperti pada surah Al-Maidah ayat 6.

يَّآيُهَا الَّذِيْنَ أَمَنُوٓا اِذَا قُمْتُمْ إِلَى الصَّلُوةِ فَاغْسِلُوا وُجُوْهَكُمْ وَآيَدِيَكُمْ اِلَى الْمَرَافِقِ وَامْسَحُوا بِرُءُوسِكُمْ وَآرَجُلَكُمْ اِلَى الْكَفْبَيْنِ ۚ وَإِنْ كُنْتُمْ جُنُبًا فَاطَّهَرُوا ۗ وَإِنْ كُنْتُمْ مَرْضَى اَوْ عَلَى سَفَرٍ اَوْ جَآءَ اَحَدُّ مِنْكُمْ مِنَ الْغَآبِطِ اَوْلُمَسْتُمُ النِّسَآءَ فَلَمْ تَجِدُوا مَآءً فَتَيَمَّمُوا صَعِيْدًا طَيِبًا فَامْسَحُوا بِوُجُوهِكُمْ وَآيَدِيْكُمْ مِنْهُ مَا يُرِيْدُ اللّٰهُ لِيَجْعَلَ عَلَيْكُمْ مِنْ حَرَجٍ وَلٰكِنْ يُرِيْدُ لِيُطَهِّرَكُمْ وَلِيُتِمَّ يَعْمَتَهُ عَلَيْكُمْ لَعَلَّكُمْ نَشْكُرُونَ ۞ يُرِيْدُ اللّٰهُ لِيَجْعَلَ عَلَيْكُمْ مِنْ حَرَجٍ وَلٰكِنْ يُرِيْدُ لِيُطَهِّرِكُمْ وَلِيُتِمَّ يَعْمَتَهُ عَلَيْكُمْ لَعَلَّكُمْ نَشْكُرُونَ ۞

Artinya "Wahai orang-orang yang beriman! Apabila kamu hendak melaknsanakan sholat, maka basuhlah wajahmu dan tanganmu sampai ke siku, dan sapulah kepalamu dan (basuh) kedua kakimu sampai ke kedua mata kaki. Jika kamu junub, maka mandilah. Dan jika kamu sakit atau dalam perjalanan atau kembali dari tempat buang air (kakus) atau menyentuh perempuan, maka jika kamu tidak memperoleh air, maka bertayamumlah dengan debu yang baik (suci), usaplah wajahmu dan tanganmu dengan (debu) itu. Allah tidak ingin menyulitkan kamu, tetapi Dia hendak membersihkan kamu dan menyempurnakan nikmat-Nya bagimu, agar kamu bersyukur". Hal ini juga dibuktikan dengan banyaknya buku terkait fikih dan hadits yang selalu memulai membahas masalah *thaharah* atau bersuci seperti yang diriwayatkan oleh Imam Muslim.

حَدَّثَنَا إِسْحَقُ بْنُ مَنْصُورٍ حَدَّثَنَا حَبَّانُ بْنُ هِلَالٍ حَدَّثَنَا أَبَانُ حَدَّثَنَا يَحْيَى أَنَّ زَيْدًا حَدَّثَهُ أَنَّ أَبَا سَلَّامٍ حَدَّثَهُ عَنْ أَبِي مَالِكٍ الْأَشْعَرِيِّ قَالَ قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ الطُّهُورُ شَطْرُ الْإِيمَانِ وَالْحَمْدُ لِلَّهِ تَمْلَأُ الْمِيزَانَ وَسُبْحَانَ اللَّهِ وَالْقَرْآنُ حُجَّةً اللَّهِ وَالْحَمْدُ لِلَّهِ تَمْلَأُ مَا بَيْنَ السَّمَاوَاتِ وَالْأَرْضِ وَالصَّلَاةُ نُورٌ وَالصَّدَقَةُ بُرْهَانٌ وَالصَّبْرُ ضِيَاءٌ وَالْقُرْآنُ حُجَّةً لَكَ أَلْ عَلَيْكَ كُلُّ النَّاسِ يَغْدُو فَبَايعٌ نَفْسَهُ فَمُعْتِقُهَا أَوْ مُوبِقُهَا

Telah menceritakan kepada kami Ishaq bin Manshur telah menceritakan kepada kami Habban bin Hillal telah menceritakan kepada kami Aban telah menceritakan kepada kami Yahya bahwa Zaid telah menceritakan kepadanya, bahwa Abu Sallam telah menceritakan kepadanya dari Abu Malik al-Asy'ari dia berkata, Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam bersabda: "Bersuci itu setengah dari iman, ucapan 'alhamdulillah' memenuhi timbangan, dan ucapan 'subhanallah' dan 'alhamdulillah' keduanya memenuhi ruang antara langit dan bumi, salat adalah cahaya, sedekah adalah petunjuk kesabaran adalah sinar, dan Al-Quran adalah manfaat bagimu (kelak) atau bumerang bagimu. Setiap manusia berangkat di pagi hari, maka ada yang menjual dirinya (untuk taat atau maksiat) sehingga membebaskannya (dari azab) atau (hawa nafsunya) akan membinasakannya" (HR. Muslim no. 328).

'Abd al-Mun'im Qandil dalam bukunya al-Tadaivi bi al-Quran seperti halnya kebanyakan ulama membagi *thaharah* menjadi dua, yaitu rohani dan lahiriah. Kesucian rohani meliputi kebersihan jiwa dan hati, seperti yang dijelaskan dalam firman Allah surah Asy-Syams ayat 7 hingga 10.

Artinya "Demi jiwa serta penyempurnaan (ciptaan)nya, maka Dia mengilhamkan kepadanya (jalan) kejahatan dan ketakwaannya, sungguh beruntung orang yang menyucikannya (jiwa itu), dan sungguh rugi orang yang mengotorinya". Sedangkan kesucian lahiriah merupakan kesucian terkait badan yang bersih, pakaian, tempat tinggal, jalan, dan segala sesuatu yang digunakan manusia itu dalam keadaan bersih sebagaimana yang diriwayatkan oleh Imam Ahmad (Kamil, 2011).

Telah menceritakan kepada kami Abu Al-Mughirah berkata, telah menceritakan kepada kami Abu Bakar bin Abu Maryam berkata, telah menceritakan kepadaku Humaid bin Uqbah bin Ruman dari Abu Darda' dari Nabi Shallallahu 'Alaihi Wasallam, bahwa beliau bersabda: "Barangsiapa membuang sesuatu yang mengganggu jalan kaum muslimin maka Allah mencatat baginya satu kebaikan. Dan barangsiapa yang Allah catat satu kebaikan baginya di sis-Nya maka Allah akan memasukkan dengannya ke surga".

Islam menganjurkan untuk mengatur pola hidup sehat dengan istirahat yang cukup dan melarang untuk membebani badan melebihi batas kemampuannya, sebagaimana firman Allah dalam surah Al-An'am ayat 96.

Artinya "Dia menyingsingkan pagi dan menjadikan malam untuk beristirahat, dan (menjadikan) matahari dan bulan untuk perhitungan. Itulah ketetapan Allah Yang Maha Perkasa, Maha Mengetahui". Firman tersebut juga dijelaskan dalam riwayat Imam Ahmad yang mana menjelaskan setiap manusia akan memiliki akhir.

حَدَّثَنَا عَبْدُ الرَّزَّاقِ حَدَّثَنَا عَبْدُ اللَّهِ بْنُ سَعِيدِ بْنِ أَبِي هِنْدٍ حَدَّثِنِي مُحَمَّدُ بْنُ عَمْرِو بْنِ حَلْحَلَةَ الدِّيْلِيُّ عَنِ ابْنِ كَعْبِ بْنِ مَالِكٍ عَنْ أَبِي فَتَادَةَ قَالَ كُنَّا مَعَ رَسُولِ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ يَوْمًا فَمُرَّ عَلَيْهِ بِجِنَازَةٍ فَقَالَ مُسْتَرِيحٌ وَمُسْتَرَاحٌ مِنْهُ قَالَ قُلْنَا أَيْ رَسُولَ اللَّهِ مَا مُسْتَرِيحٌ وَمُسْتَرَاحٌ مِنْهُ قَالَ الْعَبْدُ الصَّالِحُ يَسْتَرِيحُ مِنْ نَصَبِ الدُّنْيَا وَهَمَّهَا إِلَى رَحْمَةِ اللَّهِ تَعَالَى وَالْعَبْدُ الْفَاجِرُ يَسْتَرِيحُ مِنْهُ الْعِبَادُ وَالْبِلَادُ وَالشَّجَرُ وَالدَّوَابُ

Telah menceritakan kepada kami 'Abdur Razzaq telah menceritakan kepada kami 'Abdullah bin Sa'id bin Abu Hind telah menceritakan kepadaku Muhammad bin 'Amru bin Halhalah Ad Dili dari Ibnu Ka'ab bin Malik dari Abu Qatadah berkata, Kami bersama Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam pada suatu hari, kemudian ada jenazah melintas, beliau bersabda, "Ia istirahat dan yang lain istirahat karenanya". Mereka bertanya, apa maksud ia istirahat dan yang lain beristirahat karenanya? Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam bersabda: "Orang mukmin istirahat dari kelelahan dunia dan menyusahkannya menuju rahmat Allah SWT, sedangkan orang jahat, semua manusia, negeri, pohon, dan hewan bisa beristirahat karena kematiannya".

Pola makan yang baik menurut Islam adalah yang halal dan *thayyiban*, sebagaimana dalam firman Allah surah An-Nahl ayat 114.

Artinya "Maka makanlah yang halal lagi baik dari rezeki yang telah diberikan Allah, jika kamu hanya menyembah kepadanya-Nya". Abu Daud pernah meriwayatkan dalam kitab shahihnya tentang hasil sembelihan hewan tanpa menyebutkan nama Allah.

حَدَّثَنَا عُشْمَانُ بْنُ أَبِي شَيْبَةَ حَدَّثَنَا عِمْرَانُ بْنُ عُيَيْنَةَ عَنْ عَطَاءِ بْنِ السَّائِبِ عَنْ سَعِيدِ بْنِ جُبَيْرٍ عَنْ ابْنِ عَبَّاسٍ قَالَ جَاءَتْ الْيَهُودُ إِلَى النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ فَقَالُوا نَأْكُلُ مِمَّا قَتَلْنَا وَلَا نَأْكُلُ مِمَّا قَتَلَ اللَّهُ فَأَنْزَلَ اللَّهُ { وَلَا تَأْكُلُوا مِمَّا لَمْ يُذْكُرْ اسْمُ اللَّهِ عَلَيْهِ } إِلَى آخِرِ الْآيَةِ

Telah menceritakan kepada kami Utsman bin Abu Syaibah, telah menceritakan kepada kami Imran bin 'Uyainah, dari 'Atha bin As Saib, dari Sa'id bin Jubair, dari Ibnu Abbas, ia berkata, orang-orang Yahudi telah datang kepada Nabi Shallallahu 'Alaihi Wasallam dan berkata, kami makan apa yang kami bunuh, dan kami tidak makan apa yang Allah bunuh. Kemudian Allah menurunkan ayat, "Dan jangan kalian makan apa yang belum disebutkan nama Allah padanya".

Allah telah menjadikan manusia menjadi makhluk yang paling sempurna dari akal hingga postur tubuh. Sebagai seorang hamba, tentunya mensyukuri nikmat yang telah Allah berikan seperti pada firman Allah surah Al-Infitar ayat 7.

Pada fikih, olahraga atau *ar-riyadhat* termasuk bidang *ijtihadiyat* yang jika melakukan dianggap mubah secara hukum, namun akan bernilai ibadah jika diniatkan untuk menyehatkan badan agar mampu atau kuat untuk terus beribadah dan pelaksanaannya tidak bertentangan dengan norma Islami, sebagaimana yang dijelaskan oleh Ibnu Majah (Al-Faridan, 1999).

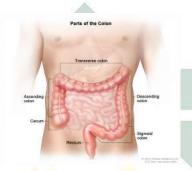
Telah menceritakan kepada kami Muhammad bin As Shabah telah

memberitakan kepada kami Sufyan bin 'Uyainah dari Ibnu 'Ajlan dari Al A'raj dari Abu Hurairah dan sampai kepada Nabi Shallallahu 'Alaihi Wasallam, beliau bersabda: "Seorang mukmin yang kuat itu lebih baik dan lebih dicintai oleh Allah daripada seorang mukmin yang lemah, dan dalam masing-masing keduanya itu terdapat kebaikan. Bersungguh-sungguhlah terhadap sesuatu yang bermanfaat bagimu dan jangan lemah semangat. Jika suatu perkara mengalahkanmu maka katakanlah, Ketentuan Allah telah ditetapkan, dan suatu yang telah Dia kehendaki maka akan terjadi. Dan jauhilah olehmu dari ucapan 'Seandainya', karena sesungguhnya ungkapan 'Seandainya' membuka peluang masuknya setan''.

2.2. Usus Besar

Pada sistem pencernaan usus besar sangat berperan penting pada tubuh untuk menyerap cairan serta nutrisi, sehingga tubuh dapat menmperoleh energi dan zat yang tidak diperlukan akan dibuang (Indonesia Cancer Care Community, 2020; National University Cancer Institute Singapore, 2019). Usus besar berbentuk tabung muscular berongga dengan panjang sekitar 1,5 meter dan berdiameter sekitar 6,5 cm. Usus besar terdiri dari tiga bagian, yaitu sekum, kolon, dan rektum (National Cancer Institute, 2020). Sekum terletak pada bagian awal usus besar dimana terdapat katup ileosekal dan apendiks di bagian ujung yang fungsinya untuk mengendalikan banyaknya makanan yang masuk ke dalam kolon dan memiliki panjang sekitar dua atau tiga inci. Kolon terletak pada bagian proksimal usus besar dan terdiri dari empat bagian yaitu kolon ascending yang terhubung dengan sekum dan berfungsi untuk menyerap kembali nutrisi dan air, kolon transverse yang terhubung dengan kolon ascending dan membentang dari sisi kanan hingga kiri perut, kolon descending terletak di sisi perut kiri dan berfungsi sebagai tempat menampung feses sementara, dan kolon sigmoid yang

menghubungkan kolon dengan rektum dan pada bagian ini terjadinya kontraksi agar feses dari kolon *descending* bisa dikeluarkan melalui anus. Rektum terletak sekitar 2 hingga 3 cm di atas tulang ekor dan memiliki panjang sekitar 13 cm yang berfungsi sebagai tempat penyimpanan akhir sebelum feses dikeluarkan melalui anus (Gosling et al., 2016; Hidayah et al., 2020).

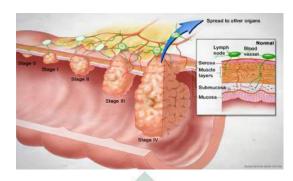


Gambar 2.1 Anatomi Usus Besar

(Sumber: (National Cancer Institute, 2020))

2.3. Kanker Usus Besar

Data dari WHO pada tahun 2018, kanker kolorektal berada pada urutan ketiga yang sering diderita pada pria dan diurutan kedua pada wanita (World Health Organization, 2018). Kanker kolorektal atau kanker usus besar adalah merupakan salah satu jenis kanker yang berada di bagian kolon atau rektum (National University Cancer Institute Singapore, 2019). Tumor memiliki gejala yaitu munculnya polip yang rentan kanker, namun penyebabnya dapat dikarenakan oleh berkembangnya *adenocarcinoma* dari jaringan kelenjar sebesar 96%. Kanker dapat bertumbuh di usus besar dengan menembus lapisan dinding usus besar, kelenjar getah bening atau darah. Penyebaran sel kanker umumnya menuju kelenjar getah bening yang berada di sekitar sel kanker tersebut dan dapat terbawa oleh pembuluh darah ke organ lain di sekitar usus (Andrews et al., 2017).



Gambar 2.2 Penyebaran Kanker Pada Usus Besar

(Sumber: (Raval, 2018))

Kanker usus besar memiliki faktor risiko paling umum yaitu usia. Orang di atas usia 50 tahun dan hanya 3% di bawah usia 40 tahun dapat meningkatkan risiko terkena kanker usus besar. Hal ini disebabkan pada sel penyusun dinding kolon terjadi mutasi DNA yang terkumpul seiring umur yang bertambah dan fungsi sistem kekebalan yang menurun. Faktor genetik juga banyak dikaitkan dalam penyakit usus besar. Pada umumnya kanker usus besar berasal dari mekanisme instabilitas kromosom dan instabilitas mikrosatelit. Instabilitas kromosom merupakan ketidakstabilan kromosom akibat siklus sel yang berjalan terus setelah terjadinya kerusakan *Deoxyribonucleic Acid* (DNA), sedangkan instabilitas mikrosatelit disebabkan karena adanya gangguan perbaikan ketidakcocokan DNA (*mismatch repair gene*) (Nojadeh et al., 2018).

Faktor lainnya adalah diet yang menyebabkan berkembangnya resistensi insulin dimana terjadi juga peningkatan insulin, asam lemak tak jenuh, dan trigliserida pada sirkulasi Lemak berufungsi untuk meningkatkan kinerja hati dalam mensintesis asam empedu dan kolesterol yang nantinya bakteri akan mengubahnya menjadi metabolit kolesterol, asam empedu sekunder, dan substansi toksis yang menyebabkan mukosa kolon menjadi rusak dan proliferasi seluler

meningkat. Mengonsumsi serat secara tidak seimbang juga dapat menimbulkan kanker usus besar, karena serat berfungsi dalam proses pengeluaran feses dan zat karsinogen pada tubuh dapat berkurang. Kebiasaan merokok dapat pula mengakibatkan kanker usus besar dengan tingkat kematian sebesar 12%. Pertumbuhan dan pembentukan polip adenomatosa dapat mudah terbentuk oleh bahan karinogenik yang terdapat pada tembakau. Risiko kanker usus besar dapat juga meningkat hingga 23% dikarenakan konsumsi alkohol yang berlebih, karena terdapat bahan karsinogenik yang dapat merusak saluran pencernaan (Kemenkes RI, 2016). Pasien kanker usus besar biasanya merasakan keluhan seperti feses berdarah (hematokezia), nyeri pada perut, pola buang air besar yang tidak teratur, anemia, nafsu makan menurun, dan berkurangnya berat badan Gejala kanker usus besar umumnya berkembang lamban (Sjamsuhidajat and de Jong, 2017; Sayuti and Nouya, 2019).

2.4. Pemeriksaan Kanker Usus Besar

Pendeteksian dini penyakit kanker usus sangat dianjurkan, karena dapat mencegah tingkat keparahan pada kanker dan semakin cepat dilakukan penanganan. Beberapa macam metode untuk mendeteksi adanya kanker usus besar antara lain (American Cancer Society, 2020).

2.4.1. Screening

Screening kanker usus besar merupakan proses pencarian sel kanker pada pasien yang telah mengalami gejala. Waktu yang dibutuhkan sel polip untuk menjadi kanker sekitar 10 hingga 15 tahun. Pemeriksaan ini bertujuan mendapatkan sel kanker secara dini, sehingga diharapkan besarnya peluang kesembuhan. Pemeriksaan ini secara rutin sangat disarankan kepada pasien yang

berusia 50 tahun, memiliki risiko besar berpenyakit kanker, dan riwayat keluarga berpenyakit kanker. Beberapa *screening* yang disarankan oleh para ahli diantaranya.

Stool-based Test

Stool-based test merupakan tes dengan memeriksa feses untuk mengidentifikasi adanya kemungkinan tanda-tanda kanker usus besar atau polip. Tes ini biasanya dilakukan di rumah, sehingga lebih mudah dibandingkan tes kolonoskopi. Stool-based test terdiri dari dua jenis, yaitu FIT dan gFOBT.

- 1. Fecal Immunochemical Test (FIT). Tes ini memiliki tujuan memeriksa darah pada feses yang tidak dapat terlihat oleh mata menggunakan antibodi. Tes ini dapat dilakukan dengan mengambil sedikit sampel feses menggunakan stick yang telah disediakan oleh dokter atau laboratorium dan selanjutnya diberikan kepada pihak medis untuk dilakukan pemeriksaan lebih lanjut.
- 2. Guaiac-based Fecal Occult Blood Test (gFOBT). Tes ini memiliki tujuan memeriksa darah pada feses yang tidak dapat terlihat oleh mata menggunakan bahan kimia guaiac. Tes ini dapat dilakukan dengan mengambil sedikit sampel feses menggunakan stick yang telah disediakan oleh dokter atau laboratorium dan selanjutnya diberikan kepada pihak medis untuk dilakukan pemeriksaan lebih lanjut.

Visual Exams

Visual exams dilakukan dengan memeriksa usus besar dan rektum untuk mencari area abnormal terdiagnosis kanker atau polip. Tes ini membutuhkan lebih banyak persiapan sebelumnya dan hasil pemeriksaannya lebih akurat daripada

stool-based test. Visual exams terdiri dari tiga jenis, yaitu kolonoskopi, CT kolonografi, dan flexible sigmoidoscopy.

- Kolonoskopi. Tes ini akan melihat bagian dalam usus besar menggunakan alat bernama kolonoskop yang berbentuk tabung tipis fleksibel dengan kamera video kecil di ujungnya yang dimasukkan melalui anus. Kolonoskopi dapat dilakukan di rumah sakit, klinik, atau dokter spesialis.
- 2. CT Kolonografi. Tes ini menggunakan *Computed Tomography* (CT) untuk memindai usus besar dan rektum yang dapat menunjukkan adanya polip atau kanker dan disarankan dilakukan setiap 5 tahun sekali.
- 3. Flexible Sigmoidoscopy. Tes ini hampir sama dengan kolonoskopi, namun ukuran dari sigmoidoskop hanya sepanjang 60 cm yang mengakibatkan gambar hanya terlihat setengah dari usus besar dan seluruh rektum.

2.4.2. Pemeriksaan Penunjang

Pemeriksaan penunjang dilakukan apabila hasil screening test menunjukkan positif kanker usus besar. Pemeriksaan ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana sel kanker menyebar, sehingga dapat membantu menunjukkan seberapa baik penanganan yang diberikan. Beberapa tes penunjang yang disarankan oleh para ahli diantaranya (American Cancer Society, 2020; Indonesia Cancer Care Community, 2020).

Tes Darah

Tes darah dilakukan untuk mengetahui adanya sel kanker pada darah. Sampel darah yang diperoleh akan diperiksa lebih lanjut menggunakan beberapa jenis tes diantaranya.

- Complete Blood Count (CBC). Tes ini digunakan dengan mengukur berbagai jenis sel dalam darah. Hasil yang diperoleh dapat menunjukkan pasien anemia atau sedikitnya sel darah merah. Beberapa penderita kanker usus besar mengalami anemia disebabkan saat buang air besar tumor mengeluarkan darah, sehingga darah tersebut ikut keluar bersama feses.
- 2. *Liver enzymes*. Tes enzim hati ini digunakan untuk memeriksa fungsi hati, karena kanker usus besar bisa jadi telah menyebar ke hati.
- 3. *Tumor Markers*. Sel kanker usus besar terkadang membuat zat yang disebut tumor markers berupa antigen yang dapat ditemukan dalam darah. *Tumor marker* yang paling umum digunakan untuk kanker usus besar adalah tes *Carcinoembryionic Antigen* (CEA) yang apabila memiliki jumlah yang tinggi, maka dapat dikatakan kanker telah menyebar ke organ tubuh yang lain.

Kolonoskopi Diagnostik

Tes kolonoskopi diagnostik merupakan tes lanjutan untuk menemukan sel abnormal lebih akurat setelah dilakukan *screening*.

Proktoskopi

Tes proktoskopi dilakukan apabila diduga ada kanker pada rektal. Pada tes ini, dokter akan melihat ke dalam rektum menggunakan alat bernama proktoskop yang berbentuk tabung tipis kaku dengan kamera video kecil di ujungnya yang dimasukkan melalui anus. Tumor dapat dilihat, diukur, dan dapat ditentukan lokasi tepatnya.

Biopsi

Biopsi dilakukan jika kanker usus besar ditemukan dengan *screening* atau tes diagnostik. Biopsi ini dapat dilakukan selama tes kolonoskopi dengan mengambil sampel jaringan menggunakan alat khusus yang nantinya akan diperiksa di bawah mikroskop.

2.5. Citra Digital

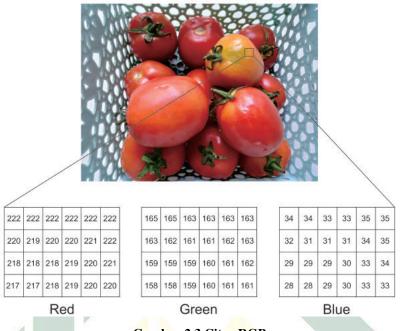
Citra digital adalah ilmu dalam mengolah citra menggunakan komputer (Sutoyo, 2009). Sebelum diolah secara digital, citra harus disajikan secara numerik. Sebuah citra digital tersusun atas sebuah matriks dua dimensi f(x,y) yaitu M_{column} dan N_{row} yang mana perpotongan antara baris dan kolom disebut piksel. Matriks ini dapat dilihat pada Persamaan 2.1.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \cdots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$
(2.1)

Pada citra digital umumnya dapat dibagi menjadi tiga, diantaranya adalah RGB (*Red, Green, Blue*), *grayscale*, dan biner (*Black and White*) (McAndrew, 2004).

2.5.1. RGB (Red, Green, Blue)

Pada RGB ini setiap piksel memiliki warna tersendiri, seperti Red, Green, $dan\ Blue$ yang memiliki nilai dari 0 sampai 255, sehingga warna yang dihasilkan adalah $255\times255\times255$.

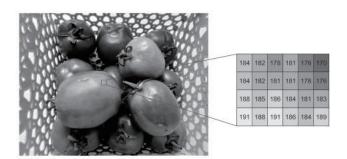


Gambar 2.3 Citra RGB

2.5.2. Grayscale

Pada *grayscale*, setiap pikselnya mempunyai warna bergradasi dari putih yang bernilai 255 hingga hitam yang bernilai 0 dan dapat digantikan oleh 8 bit atau 1 byte. Citra RGB dapat diubah menjadi *grayscale* menggunakan Persamaan 2.2.

$$gray = (0, 299 \times R) + (0, 587 \times G) + (0, 144 \times B)$$
 (2.2)



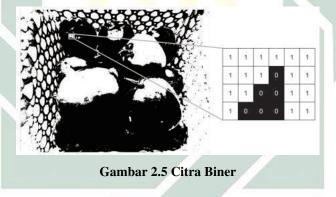
Gambar 2.4 Citra Grayscale

2.5.3. Biner (Black and White)

Pada citra biner satu pikselnya terdiri dari warna hitam atau putih, sehingga efisien dalam menyimpannya yang mana nilainya adalah 0 untuk warna hitam dan 1 untuk warna putih. Citra biner adalah hasil pengolahan dari *grayscale* menggunakan fungsi seperti pada Persamaan 2.3.

$$I_{Bin} = \begin{cases} 0 & ; gray < T \\ 1 & ; gray \ge T \end{cases}$$
 (2.3)

Dimana I_{Bin} adalah nilai piksel biner, gray adalah nilai piksel grayscale dan T adalah nilai threshold.



2.6. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) adalah salah satu metode dimana kualitas citra dilakukan peningkatan atau image enhancement. Metode ini meratakan histogram di setiap nilai piksel citra per region dengan menerapkan distribusi nilai keabuan, sehingga fitur yang tersembunyi dari citra dapat terlihat jelas (Hidjah et al., 2017). Pada CLAHE terdapat tiga region yang berbeda yaitu Inner Region (IR), Boarder Region (BR), dan Corner Region (CR) (Reza, 2004). CLAHE merupakan pengembangan dari Histogram Equalization

(HE). HE sendiri memberikan perbedaan piksel yang lebih besar dalam peningkatan kontras citra dengan melebarkan range tingkat keabuan dari citra grayscale. HE memiliki perhitungan untuk memproses nilai keabuan citra menggunakan Persamaan 2.4.

$$S_k = T_{(T_k)} = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k p(r_j)$$
 (2.4)

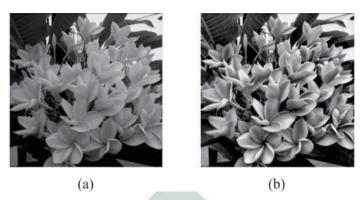
$$0 \le r_k \le 1, k = 0, 1, 2, ..., L - 1$$

Dimana s_k yaitu nilai piksel derajat keabuan, k dan n adalah jumlah piksel, dan L adalah derajat keabuan, sehingga nilai derajat keabuan k dapat dilakukan pernormalan terhadap derajat keabuan L-1 yang mana berwana hitam ketika rk=0 dan berwarna putih ketika rk=1.

Metode CLAHE memiliki perbedaan dengan HE yang beroperasi pada region kecil pada citra *grayscale*, sedangkan *Histogram Equalization* (HE) beroperasi pada keseluruhan region citranya. CLAHE dapat mencegah adanya *noise* yang berlebih saat kualitas citra dilakukan peningkatan dan bayangan tepi *edge shadowing* dikurangi (Pujiono et al., 2013). Perhitungan menggunakan CLAHE dapat dilihat pada Persamaan 2.5.

$$\beta = \frac{M}{N} \left(1 + \frac{\alpha}{100} \left(S_{max} - 1 \right) \right) \tag{2.5}$$

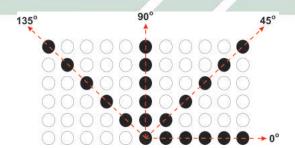
Dimana M adalah luas $region\ size$, N adalah nilai grayscale yang memiliki range 256, dan α adalah clipfactor menyatakan penambahan batas suatu histogram yang bernilai antara 0 hingga 100.



Gambar 2.6 (a) Citra Grayscale dan (b) Citra Hasil CLAHE

2.7. Gray Level Run Length Matrix

Gray Level Run Length Matrix (GLRLM) adalah salah satu metode pengolahan citra dengan menemukan ciri-ciri statistik yang sesuai dengan citra. Pada GLRLM pikselnya dapat dicari dengan sudut orientasi yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° seperti pada Gambar 2.7. Variabel yang digunakan pada GLRLM, yaitu i adalah baris, j adalah kolom, M adalah jumlah derajat keabuan sebuah citra, N adalah jumlah piksel berurutan sebuah citra, P(i,j) adalah probabilitas matriks kongruen, dan s adalah jumlah total nilai run pada sudut orientasi tertentu.



Gambar 2.7 Sudut Orientasi GLRLM

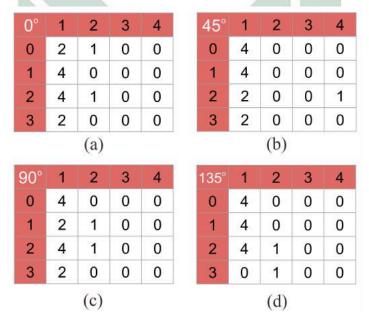
Pada perhitungan ciri statistiknya, GLRLM menggunakan matriks *run length* untuk membedakan tekstur kasar dan halus yang dapat dilihat pada Gambar 2.8. Perhitungan matriks *run length* dilakukan dengan mengamati banyaknya

munculnya nilai piksel sepanjang j dari tingkat keabuan i dalam suatu sudut orientasi tertentu (Rini Novitasari et al., 2019).

0	1	2	2
2	3	2	0
1	2	3	1
2	0	0	1

Gambar 2.8 Matriks Nilai Piksel Citra

Pada sudut orientasi 0° dapat diketahui jumlah munculnya nilai piksel yang bernilai 2 dengan *run* adalah 2 sebesar 1. Nilai tersebut kemudian dimasukkan ke matriks *run length* pada baris tingkat keabuan 2 dan kolom panjang *run length* 2. Langkah ini terus dijalankan hingga pada tingkat keabuan terbesar citra tersebut. Hasil matriks *run length* yang diperoleh dari Gambar 2.8 di setiap sudut orientasi dapat ditunjukkan pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Matriks Run Length Pada Setiap Sudut Orientasi

Pada GLRLM memiliki beberapa fitur, menurut Galloway terdapat 5 fitur seperti SRE (Short Run Emphasis), GLN (Gray Level Nonuniformity), LRE (Long Run Emphasis), RP (Run Percentage), dan RLN (Run Length Nonuniformity). Berdasarkan Chu, dkk terdapat 2 fitur GLRLM yaitu LGRE (Low Gray-level Run Emphasis) dan HGRE (High Gray-level Run Emphasis). Berdasarkan Dasarathy dan Holder, GLRLM memiliki 4 fitur yaitu SRHGE (Short Run High Gray-level Emphasis), LRLGE (Long Run Low Gray-level Emphasis), SRLGE (Short Run Low Gray-level Emphasis), dan LRHGE (Long Run High Gray-level Emphasis) (Tang, 1998; Xu et al., 2019).

2.7.1. Short Run Emphasis

Short Run Emphasis (SRE) menjelaskan distribusi short run. Nilai ini menunjukkan seberapa banyak tekstur terdiri dari lintasan pendek dalam sudut orientasi tertentu.

$$SRE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \frac{P(i,j)}{j^2}$$
 (2.6)

2.7.2. Long Run Emphasis

Long Run Emphasis (LRE) menjelaskan distribusi long run. Nilai ini menunjukkan seberapa banyak tekstur terdiri dari lintasan panjang dalam sudut orientasi tertentu.

$$LRE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} j^{2} P(i, j)$$
 (2.7)

2.7.3. Gray Level Nonuniformity

Gray Level Nonuniformity (GLN) menjelaskan kesamaan nilai piksel di seluruh citra dalam sudut orientasi tertentu dan nilainya kecil jika nilai tingkat

keabuan di seluruh citra itu sama.

$$GLN = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \left(\sum_{j=1}^{N} P(i,j) \right)^{2}$$
 (2.8)

2.7.4. Run Length Nonuniformity

Run Length Nonuniformity (RLN) menjelaskan kesamaan panjang lintasan di seluruh citra dalam sudut orientasi tertentu dan nilainya kecil jika di seluruh citra memiliki run length sama.

$$RLN = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^{N} \left(\sum_{i=1}^{M} P(i,j) \right)^{2}$$
 (2.9)

2.7.5. Run Percentage

Run Percentage (RP) merupakan pengukuran kesamaan dan pembagian run di sudut orientasi tertentu dari sebuah citra. Fitur ini nilainya besar jika pada semua tingkat keabuan dalam sudut orientasi tertentu memiliki panjang run adalah 1.

$$RP = \frac{s}{\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} jP(i,j)}$$
 (2.10)

2.7.6. Low Gray-level Run Emphasis

Low Gray-level Run Emphasis (LGRE) menjelaskan distribusi nilai tingkat keabuan rendah. Semakin rendah nilai tingkat keabuan pada citra, maka semakin besar nilainya.

$$LGRE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \frac{P(i,j)}{i^2}$$
 (2.11)

2.7.7. High Gray-level Run Emphasis

High Gray-level Run Emphasis (HGRE) menjelaskan distribusi nilai tingkat keabuan tinggi. Semakin tinggi nilai tingkat keabuan pada citra, maka semakin besar nilainya.

$$HGRE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} i^{2} P(i, j)$$
 (2.12)

2.7.8. Short Run Low Gray-level Emphasis

Short Run Low Gray-level Emphasis (SRLGE) menjelaskan distribusi relatif dari short run dan nilai tingkat keabuan rendah. Nilai SRLGE besar untuk citra dengan banyak short run dan nilai tingkat keabuan lebih rendah.

$$SRLGE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \frac{P(i,j)}{i^2 \cdot j^2}$$
 (2.13)

2.7.9. Short Run High Gray-level Emphasis

Short Run High Gray-level Emphasis (SRHGE) menjelaskan distribusi relatif dari short run dan nilai tingkat keabuan tinggi. Nilai SRHGE akan menjadi besar untuk citra dengan banyak short run dan nilai tingkat keabuan yang tinggi.

$$SRHGE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \frac{P(i,j) \cdot i^{2}}{j^{2}}$$
 (2.14)

2.7.10. Long Run Low Gray-level Emphasis

Long Run Low Gray-level Emphasis (LRLGE) menjelaskan distribusi relatif dari long run dan nilai tingkat keabuan rendah. Nilai LRLGE akan menjadi besar untuk citra dengan banyak *short run* dan nilai tingkat keabuan yang rendah.

$$LRLGE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \frac{P(i,j) \cdot j^{2}}{i^{2}}$$
 (2.15)

2.7.11. Long Run High Gray-level Emphasis

Long Run High Gray-level Emphasis (LRHGE) menjelaskan distribusi relatif dari long run dan nilai tingkat keabuan yang tinggi. Nilai LRHGE akan menjadi besar untuk citra dengan banyak short run dan nilai tingkat keabuan yang tinggi.

$$LRHGE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} P(i,j) \cdot i^{2} \cdot j^{2}$$
 (2.16)

2.8. Principal Component Analysis

Principal Component Analysis (PCA) memiliki alur mengurangi kumpulan data yang kompleks ke dalam dimensi lebih kecil dengan tetap mempertahankan variasi data yang ada, dengan kata lain bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara mereduksi dimensinya (Che Man et al., 2011). Hal ini dilakukan dengan cara menghilangkan hubungan diantara variabel bebas melalui trasnformasi variabel bebas asli ke variabel baru yang tidak ada hubungan sama sekali tanpa menghilangkan informasi pentingnya atau disebut Principal Component (PC). PCA memiliki langkah-langkah diantaranya (Johnson and Wichern, 2013):

1. Melakukan standarisasi data dengan Z-score menggunakan Persamaan 2.17, dimana x adalah data yang digunakan, μ adalah mean per fitur, dan σ adalah standar deviasi per fitur.

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{2.17}$$

2. Menghitung matriks kovarian dengan Persamaan 2.18.

$$Cov_{(xy)} = \frac{\sum xy}{n} - (\overline{x})(\overline{y})$$
 (2.18)

3. Menghitung nilai eigen dengan Persamaan 2.19, dimana $\bf A$ adalah matriks data, λ adalah nilai eigen, dan $\bf I$ adalah matriks identitas.

$$(A - \lambda I) = 0 \tag{2.19}$$

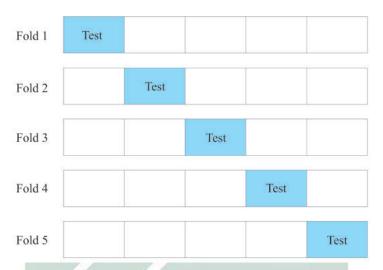
4. Menghitung vektor eigen menggunakan Persamaan 2.20.

$$[A - \lambda I][x] = 0 \tag{2.20}$$

5. Menentukan variabel baru (PC) dengan mengalikan variabel asli dengan matriks nilai eigen.

2.9. K-fold Cross Validation

K-fold Cross Validation adalah proses mengurangi bias yang memiliki hubungan dengan pengumpulan sampel acak di proses *training* dan *testing*. Pembagian *dataset* dilakukan sebanyak *k* yang diinginkan, kemudian dipartisi dengan ukuran yang sama. Pada setiap proses, lapisan ke-*k* adalah lapisan yang digunakan sebagai *testing* dan sisanya digunakan sebagai *training* (Refaeilzadeh et al., 2009). Proses pembagian *dataset* dalam proses 5-*fold cross validation* dapat dilihat pada Gambar 2.10 berikut.



Gambar 2.10 Proses Pembagian K-fold Cross Validation

K-fold Cross Validation memiliki beberapa langkah sebagai berikut.

- 1. Dataset secara acak dilakukan pembagian sejumlah k yang diinginkan berdasarkan label kelas.
- 2. Pengujian di setiap lapisan proses pengelompokkan.
- 3. Langkah kedua dilakukan berulang sebanyak *k* yang diinginkan dan dilakukan perhitungan rata-rata seluruh evaluasi *cross validation*.

2.10. Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine atau ELM adalah classifier method dimana diterbitkan pada tahun 2006 oleh Huang dan salah satu metode jaringan saraf tiruan feedforward yang hanya mempunyai satu hidden layer atau Single Hidden Layer Feedforward Neural Network (SLFNs) (Huang et al., 2006). Metode ELM ini memiliki kelebihan seperti pengoptimalan nilai learning rate, dapat digunakan pada fungsi aktivasi nonlinear, peminimalisiran jumlah iterasi, proses belajar yang

cepat, dan hasil klasifikasinya lebih baik dibandingkan *backpropagation* (Ismaeel et al., 2015).

Feedforward atau umpan maju adalah suatu jaringan yang terdiri dari beberapa lapisan (multilayer network) dan bertujuan untuk pengenalan pola pada data agar proses identifikasi memiliki hasil yang akurat. Feedforward memiliki proses untuk menemukan bobot terbaik dengan fungsi aktivasi, sehingga penjumlahan bobot dan menerapkan fungsi aktivasi dilakukan pada setiap hidden layer. Penjumlahan bobot di setiap layer dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.21 (Pandjaitan, 2007).

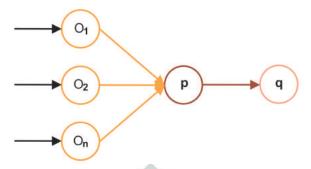
$$S_j = \sum_{i=0}^n a_i w_{ji} (2.21)$$

dimana a_i adalah *input* yang berasal dari unit i, w_{ji} adalah bobot dari unit i ke j. Kemudian menerapkan fungsi aktivasi pada S_j sehingga terbentuk $f(S_j)$. Fungsi aktivasi yang dapat digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.11.

Fungsi Aktivasi	Rumus			
Sigmoid	$f(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})}$			
Sine	$f(x) = \sin(x)$			
Hard Limit	$f(x) = \begin{cases} 1, x \ge 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$			
Triangular Basis Function	$f(x) = \begin{cases} 1 - x , -1 \le x \le 1\\ 0, otherwise \end{cases}$			
Radial Basis Function	$f(x) = e^{-x^2}$			

Gambar 2.11 Fungsi Aktivasi

Arsitektur pembuatan algoritma feedforward dapat dilihat pada Gambar 2.12. Berdasarkan gambar tersebut diketahui input pada O_i akan dilakukan pemrosesan pada p yang memiliki isi yaitu menjumlah bobot dan membentuk fungsi dengan fungsi aktivasi. Setelah proses p selesai, maka hasilnya adalah $output\ q$ yang memiliki nilai hasil dari pengklasifikasian.



Gambar 2.12 Arsitektur Feedforward

Algoritma *feedforward* dapat dikatakan memiliki tingkat keberhasilan yang baik, jika jumlah *hidden layer* semakin banyak. Namun dapat dikatakan juga masalah akan kembali timbul pada pembaharuan bobot ketika *hidden layer* terlalu banyak, karena bobot menjadi tidak optimal kembali.

Secara matematis SLFNs dengan *hidden node* sebanyak m dan fungsi aktivasi g(x) dapat dituliskan pada Persamaan 2.22 (Zhu and Huang, 2012).

$$\sum_{j=1}^{m} \beta_{j} g(z_{j}) = \sum_{j=1}^{m} \beta_{j} g(w_{i,j} \cdot x_{i} + b_{j}) = Y$$
(2.22)

dengan i adalah 1, 2, hingga ke-n, j adalah 1, 2, hingga ke-m, n adalah jumlah input, m adalah jumlah $hidden\ layer$, β_j adalah bobot penghubung antara $hidden\ layer$ dengan output, $w_{i,j}$ adalah bobot penghubung antara input dengan $hidden\ layer$, x_i adalah $input\ layer$ ke-i, b_j adalah bias $hidden\ layer$ ke-j, dan \mathbf{Y} adalah output. Sehingga Persamaan 2.22 dapat diubah menjadi bentuk matriks seperti pada Persamaan 2.23.

$$H\beta = Y \tag{2.23}$$

Pada jumlah input sebanyak a dan jumlah hidden node sebanyak b dapat menghasilkan output dari hidden layer yang berbentuk matriks \mathbf{H} dengan ukuran

 $a \times b$ menggunakan Persamaan 2.24.

$$H = \begin{bmatrix} g(x_1 \cdot w_{1,1} + b_1) & \cdots & g(x_1 \cdot w_{1,b} + b_b) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(x_a \cdot w_{a,1} + b_1) & \cdots & g(x_a \cdot w_{a,b} + b_b) \end{bmatrix}$$
(2.24)

Apabila *hidden layer* memiliki jumlah *node* yang sama dengan jumlah data, maka **H** berupa matriks simetris berordo $n \times n$ yang terdapat invers. Terkadang terdapat permasalahan muncul dimana jumlah *hidden node* yang lebih kecil dibandingkan jumlah data, sehingga **H** menjadi matriks asimetris berordo $n \times m$. Solusinya adalah menerapkan teori *Moore Penrose Generalized Invers* pada Persamaan 2.25 (Filipczuk et al., 2012).

$$\beta = H^{\dagger}Y \tag{2.25}$$

Moore Penrose Generalized Invers adalah solusi dari sistem linear umum Ax = b ketika A matriks singular dan bukan matriks persegi. Konsep dari teori ini yaitu membuat matriks menjadi invers dari matriks singular atau disebut pseudoinvers (Ding et al., 2015).

Definisi 2.10.1 Diberikan sebuah matriks $A \in M_{n \times m}$. Terdapat matriks $A^{\dagger} \in M_{n \times m}$ yang memenuhi empat kondisi berikut

(i).
$$AA^{\dagger}A = A$$

(ii).
$$A^{\dagger}AA^{\dagger}=A^{\dagger}$$

(iii).
$$AA^{\dagger} = (AA^{\dagger})^*$$

(iv).
$$A^{\dagger}A = (A^{\dagger}A)^*$$

Dimana ()* adalah notasi konjugat transpos dari suatu matriks yang disebut invers semu atau pseudoinvers dari matriks A dan dinotasikan dengan A^{\dagger} (Salaka et al., 2013).

Berdasarkan Definisi 2.10.1 perhitungan invers dari matriks berordo $m \times n$ dapat dilakukan menggunakan Persamaan 2.26 dan 2.27.

$$A^{\dagger} = \left(A^T A\right)^{-1} A^T \tag{2.26}$$

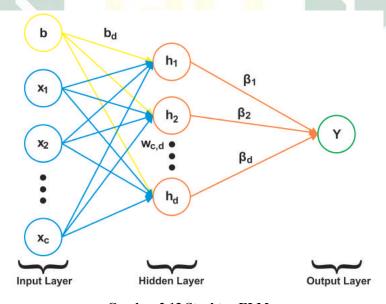
$$A^{\dagger} = \left(A^{T} A\right)^{-1} A^{T}$$

$$A^{\dagger} = A^{T} \left(A A^{T}\right)^{-1}$$

$$(2.26)$$

$$(2.27)$$

ELM memiliki struktur jaringan yang tersusun atas input layer, hidden layer, dan output layer seperti pada Gambar 2.13 (Albadr and Tiun, 2017).



Gambar 2.13 Struktur ELM

Pada gambar tersebut menjelaskan bahwa terdapat c node input dengan banyaknya node hidden layer adalah d. Setiap node pada input dihubungkan dengan setiap node pada hidden layer dengan menggunakan fungsi aktivasi $g\left(x_c\cdot w_{c,d}+b_d\right)$ sehingga menghasilkan matriks **H** yang berukuran $c\times d$. Berdasarkan hal itu, proses ELM dapat dilakukan sebagai berikut (Huang et al., 2006).

- 1. Vektor $w_{c,d}$ dan b_d ditentukan secara acak, dimana d merupakan jumlah hidden node.
- Melakukan perhitungan pada data training berbentuk matriks H dengan Persamaan 2.24.
- 3. Melakukan perhitungan bobot *output* β pada data *training* dengan Persamaan 2.25.
- 4. Melakukan perhitungan pada data *testing* menggunakan nilai bobot dan bias yang sama pada proses *training* untuk perhitungan matriks **H** dengan Persamaan 2.24.
- 5. Melakukan perhitungan *output* klasifikasi pada data *testing* menggunakan Persamaan 2.23, yaitu perkalian *output hidden layer* dengan bobot *output* β yang diperoleh pada proses *training*.

2.11. Confusion Matrix

Pada tahap klasifikasi diharapkan memperoleh hasil yang baik dengan kesalahan kecil dan dapat mengklasifikasikan data secara tepat, sehingga metode confusion matrix digunakan untuk membantu mengetahui keberhasilan suatu klasifikasi (Visa et al., 2011). Confusion matrix merupakan metode untuk mengetahui informasi yang berisi data aktual dan prediksi dari hasil klasifikasi. Terdapat hasil utama dari confusion matrix yaitu akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Akurasi adalah nilai yang digunakan untuk mengukur tingkat

ketepatan pada klasifikasi dengan menggunakan Persamaan 2.28. Sensitivitas adalah nilai yang digunakan untuk mengukur banyak data positif terklasifikasi positif dengan menggunakan Persamaan 2.29. Spesifisitas adalah adalah nilai yang digunakan untuk mengukur banyak data negatif terklasifikasi negatif dengan menggunakan Persamaan 2.30.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$
 (2.28)

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN}$$
(2.29)

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.30}$$

Sebelum mendapatkan hasil tersebut, hal yang perlu diindentifikasi yaitu True Positive (TP) adalah hasil klasifikasi positif kanker usus besar sesuai dengan nilai sebenarnya positif kanker usus besar, False Positive (FP) adalah nilai sebenarnya negatif dan hasil klasifikasi positif kanker usus besar, False Negative (FN) adalah nilai sebenarnya positif kanker usus besar dan hasil klasifikasi negatif, dan True Negative (TN) adalah hasil klasifikasi negatif sesuai dengan nilai sebenarnya negatif (Foeady et al., 2019; Novitasari et al., 2020; Visa et al., 2011). Tabel confussion matrix seperti pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Tabel Confusion Matriks

Alrtuol	Klasifikasi			
Aktual	Positif(1)	Negatif(0)		
Positif(1)	TP	FN		
Negatif(0)	FP	TN		

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Pada penelitian ini diharapkan mampu mengklasifikasikan kanker usus besar berdasarkan citra hasil pemeriksaan biopsi menggunakan metode GLRLM-ELM. Pada penelitan ini menggunakan penelitian kuantitatif karena data yang digunakan adalah data citra hasil pemeriksaan medis yang ditransformasikan ke dalam bentuk numerik. Penelitian kuantitatif dipilih karena data yang diolah berupa angka, sehingga dengan jenis penelitian ini akan dapat menekan analisis pada angka-angka yang ada (Brannen, 2017). Diharapkan pada penelitian ini memiliki hasil yang optimal agar dapat membantu pihak medis dalam mendiagnosis kanker usus besar secara efektif, sehingga pasien dapat segera memperoleh penanganan secara tepat dan dapat mengurangi angka kematian akibat kanker usus besar.

3.2. Jenis dan Sumber Data

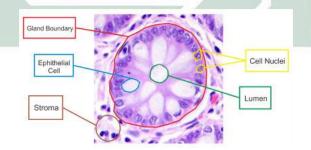
Pada penelitian ini jenis dan sumber data yang diperlukan penulis adalah data sekunder. Data sekunder merupakan teknik pengumpulan data tanpa penelitian secara langsung, namun datanya diperoleh dari suatu instansi atau lembaga. Data yang digunakan berupa histopathological image yang berasal dari Cornell University (Borkowski et al., 2019). Terdapat dua macam data yaitu colon benign tissue dan colon adenocarcinoma. Data colon benign tissue berjumlah 5000 data dan colon adenocarcinoma 5000 data dalam format jpeg yang berukuran

 768×768 piksel yang dapat dilihat pada Gambar 3.1 dan 3.2.



Gambar 3.2 Sampel Citra Colon Adenocarcinoma

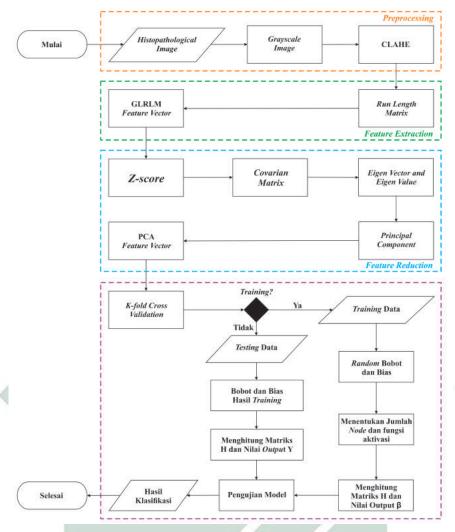
Struktur sel dari citra histopatologi usus besar dapat dilihat pada Gambar 3.3, dimana dapat terlihat bahwa jaringan usus besar normal memiliki tiga bagian penting, yaitu sel epitel, sel non epitel, dan lumen. Sel epitel biasanya mengelilingi lumen dan membentuk stuktur kelenjar, sedangkan sel non epitel disebut stroma dan terletak diantara stuktur kelenjar. Namun pada kanker, jaringan usus besar tidak dapat terbentuk dengan jelas.



Gambar 3.3 Sel Citra Histopatologi Usus Besar

3.3. Teknik Analisis Data

Penelitian ini terdiri dari berbagai tahapan seperti tahap *preprocessing* data untuk memperbaiki citra, ekstraksi fitur, *training* model klasifikasi, dan *testing* model klasifikasi.



Gambar 3.4 Diagram Alir Klasifikasi Kanker Usus Besar

(Sumber: (Rathore et al., 2019))

Berdasarkan diagram alir diatas, proses klasifikasi kanker usus besar dapat dilakukan sebagai berikut.

- Input Data. Menyiapkan data citra yang akan dibutuhkan dalam klasifikasi.
 Penelitian ini menggunakan data berupa histopathological image yang berasal dari Cornell University untuk digunakan dalam tahapan klasifikasi.
- 2. Preprocessing. Data yang telah didapat, selanjutnya akan dilakukan tahapan

preprocessing dengan tujuan memperbaiki kualitas citra. Pada penelitian ini citra RGB diubah menjadi grayscale dan diperbaiki menggunakan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE).

- 3. Ekstraksi Fitur. Tahap ekstraksi fitur digunakan untuk memilah informasi-informasi relevan yang menjadi ciri setiap kelas. Pada tahap ini fitur relevan dipilah dari objek sehingga dapat membentuk fitur. Fitur yang terbentuk akan digunakan pada tahap klasifikasi dalam pengenalan unit *input* dan target *output*, sehingga akan memudahkan dalam tahap klasifikasi (Venkateswari, 2017). Proses ektrasksi fitur pada penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dengan pembentukan matriks *run length* menggunakan sudut orientasi yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Perhitungan fitur dapat diperoleh menggunakan Persamaan 2.6 hingga 2.16 yang nantinya akan digunakan pada proses klasifikasi.
- 4. Reduksi Fitur. Data yang telah diperoleh pada tahap ekstraksi fitur selanjutnya akan direduksi. Pada penelitian ini, metode *Principal Component Analysis* (PCA) dipilih untuk mereduksi fitur. Langkah-langkah perhitungan metode PCA ini dapat dilakukan menggunakan Persamaan 2.17 hingga 2.20.

5. Klasifikasi

(a) Pada penelitian ini akan melakukan pembagian data terlebih dahulu sebelum melakukan klasifikasi. Pembagian data tersebut dilakukan dengan menggunakan metode K-fold $Cross\ Validation\ yang\ akan dibagi menjadi data <math>training\ dan\ data\ testing\$. Pada penelitian ini akan dilakukan uji coba menggunakan $k=5\ dan\ k=10\ untuk\ dibandingkan\ hasil terbaiknya.$

(b) Tahap klasifikasi menggunakan *Extreme Learning Machine* (ELM). Pada penelitian ini menguji coba jumlah *node* pada *hidden layer* dari 100 hingga 1000 *node* (Toprak, 2018). Selain itu, uji coba dilakukan juga pada fungsi aktivasi menggunakan sigmoid, sine, hard limit, triangular basis function, dan radial basis function yang dapat dihitung seperti pada Gambar 2.11.

i. Proses Training

- A. bobot dan bias diinisialisasi secara acak.
- B. Menghitung matriks **H** dari Persamaan 2.24 diperoleh dengan menggunakan fungsi aktivasi.
- C. Menghitung nilai *output* β menggunakan Persamaan 2.25.

ii. Proses Testing

- A. Nilai bobot dan bias yang digunakan pada proses ini sama dengan proses *training*.
- B. Menghitung matriks H menggunakan Persamaan 2.24.
- C. Menghitung nilai *output Y* menggunakan Persamaan 2.23.
- D. Melakukan pengujian model menggunakan confusion matrix untuk mengetahui tingkat keakuratan metode pada data citra yang digunakan.

BAB IV

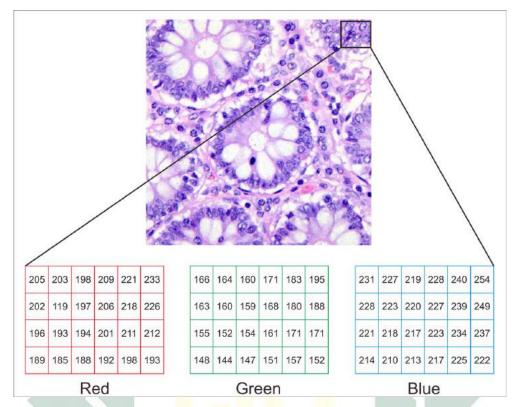
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Preprocessing Citra

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi kanker usus besar berdasarkan citra histopatologi dilakukan menggunakan salah satu metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan yang dilakukan yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahap awal yang dilakukan yaitu memperbaiki kualitas citra (*preprocessing*), karena data citra memiliki intensitas yang berbeda yang mengakibatkan tidak meratanya pencahayaan dan lemahnya kontras. Pada tahapan ini akan dilakukan proses mengubah citra RGB menjadi *grayscale* dan mempertajam citra menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE).

4.1.1. Citra Grayscale

Grayscale adalah teknik mengubah citra RGB menjadi citra keabuan, sehingga dapat memudahkan dalam proses pengolahan. Pada penelitian ini menggunakan data citra histopatologi berbentuk citra RGB yang memiliki nilai Red, Green, dan Blue. Pada Gambar 4.1 dapat ditunjukkan satu sampel citra histopatologi yang memiliki tiga nilai warna.



Gambar 4.1 Nila<mark>i R</mark>, G<mark>, dan B Dari S</mark>amp<mark>el C</mark>itra *Benign Tissue*

Pada Gambar 4.1 menunjukkan pengambilan nilai *Red* yang berupa matriks untuk menyimpan warna merah, *Green* yang berupa matriks untuk menyimpan warnahijau dan *Blue* yang berupa matriks untuk menyimpan warna biru. Proses ini dapat dihitung menggunakan Persamaan 2.2.

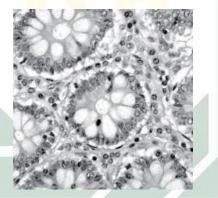
$$grayscale(1,1) = 0.299 \times 205 + 0.587 \times 166 + 0.114 \times 231 = 185$$

 $grayscale(2,1) = 0.299 \times 202 + 0.587 \times 163 + 0.114 \times 228 = 182$
 $grayscale(3,1) = 0.299 \times 196 + 0.587 \times 155 + 0.114 \times 221 = 175$
 $grayscale(4,1) = 0.299 \times 189 + 0.587 \times 148 + 0.114 \times 214 = 168$

Proses perhitungan tersebut dapat membentuk matriks grayscale seperti berikut.

$$GRAYSCALE = \begin{bmatrix} 185 & 183 & 178 & \cdots & 196 & 193 & 192 \\ 182 & 179 & 177 & \cdots & 200 & 197 & 197 \\ 175 & 172 & 173 & \cdots & 203 & 202 & 201 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 205 & 194 & 183 & \cdots & 251 & 252 & 253 \\ 213 & 204 & 196 & \cdots & 252 & 253 & 254 \\ 223 & 215 & 207 & \cdots & 251 & 253 & 254 \end{bmatrix}$$

Matriks tersebut memiliki ukuran 768×768 dan terdapat sebanyak 10000 matriks **GRAYSCALE** sesuai dengan banyak data yang digunakan. Sampel citra proses *grayscale* dapat ditunjukkan pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Sampel Citra Proses Grayscale

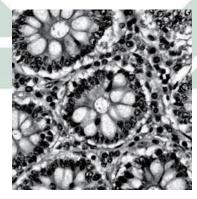
4.1.2. Constrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

Tingkat kecerahan yang berbeda pada suatu citra *grayscale* dapat berdampak buruk saat proses klasifikasi. Permasalahan ini dapat diatasi dengan menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Hasil pada proses ini adalah citra yang lebih tajam, sehingga mempermudah dalam proses klasifikasi. Metode ini memiliki cara kerja dengan membentuk beberapa grid simetris (*region size*), setelah itu kontras yang memiliki

peningkatan berlebihan akan diatasi menggunakan pemberian nilai batas (clip limit) pada histogram menggunakan Persamaan 2.5. Nilai dari clip limit menyatakan batas maksimum suatu histogram yang memiliki nilai dari 0 hingga 100. Proses ini menghasilkan matriks baru yang memiliki ukuran 768×768 yang dapat dilihat dibawah ini.

```
118 114 107
                              225
                                   253
                              255
                118 111
                                   255
                                        250
                     118
                               255
                                   255
                                        255
CLAHE =
                                   101
                                       111
                                         71
                219
                                    60
                                         56
```

Sampel citra hasil proses CLAHE ditunjukkan pada Gambar 4.3.

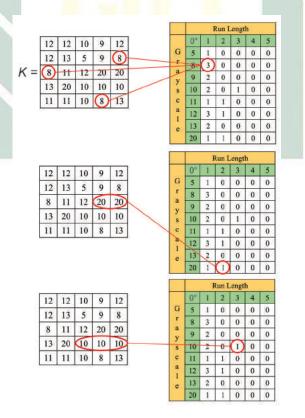


Gambar 4.3 Sampel Citra Hasil CLAHE

4.2. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan tahapan pengambilan informasi khusus yang berupa fitur pada citra, sehingga dapat memudahkan dalam mengelompokkan berdasarkan karakteristik yang didapatkan. Pada penelitian ini tahapan

pengambilan fitur citra histopatologi dilakukan dengan menerapkan metode GLRLM. Langkah awal pada metode ini adalah mencari matriks *run length* yang menjelaskan jumlah keseluruhan munculnya *run* dengan panjang dari tingkat keabuan dalam sebuah sudut orientasi. Pada penelitian ini sudut orientasi yang digunakan yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°, sehingga hasilnya diperoleh matriks *run length* sebanyak empat buah. Pada masing-masing matriks *run length* dilakukan proses perhitungan ekstraksi fitur, sehingga setiap matriksnya mempunyai 11 fitur yang dibangun dari citra histopatologi dari tahapan *preprocessing*. Penyusunan matriks *run length* pada sampel citra K yang dapat dilihat pada Gambar 4.4. Asumsikan K adalah matriks hasil proses *preprocessing* dari citra histopatologi, kemudian menghitung jumlah keseluruhan munculnya *run* yang memiliki panjang *j* dari tingkat keabuan *i* dalam sebuah sudut orientasi 0°.



Gambar 4.4 Proses Penyusunan Matriks Run Length

Berdasarkan langkah tersebut, selanjutnya matriks *run length* dari matriks **CLAHE** dapat dibentuk menggunakan sudut orientasi 0°, 45°, 90°, dan 135°.

$$CLAHE = \begin{bmatrix} 118 & 114 & 107 & \cdots & 225 & 253 & 243 \\ 125 & 118 & 111 & \cdots & 255 & 255 & 250 \\ 138 & 129 & 118 & \cdots & 255 & 255 & 255 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 215 & 215 & 215 & \cdots & 94 & 101 & 111 \\ 215 & 219 & 222 & \cdots & 76 & 72 & 71 \\ 219 & 219 & 226 & \cdots & 67 & 60 & 56 \end{bmatrix}$$

Matriks *run length* d<mark>ari</mark> setiap sudut orientasi 0°, 45°, 90°, dan 135° dapat diperoleh sebagai berikut.

$$RunLength0^{\circ} = \begin{bmatrix} 16 & 10 & 3 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 1048 & 423 & 154 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Langkah selanjutnya yaitu meengambil fitur dengan menggunakan Persamaan 2.6 hingga 2.16. Perhitungan fitur dari matriks *run length* dengan sudut orientasi 0° sebagai berikut.

$$SRE = \left[\left(\frac{16}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \dots + \frac{1048}{768^2} \right) + \left(\frac{10}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \dots + \frac{423}{768^2} \right) + \dots \right.$$

$$\left. + \left(\frac{0}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \dots + \frac{0}{768^2} \right) \right] \times \frac{1}{525350}$$

$$= 0, 90$$

$$LRE = \left[\left((1^2 \times 16) + (2^2 \times 0) + \dots + (7768^2 \times 1048) \right) + \dots \right.$$

$$\left. + \left((1^2 \times 0) + (2^2 \times 0) + \dots + (7768^2 \times 0) \right) \right] \times \frac{1}{525350}$$

$$= 196$$

$$GLN = \left[(16 + 10 + 3 + \dots + 0)^2 + \dots + (1048 + 423 + 154 + \dots + 0)^2 \right]$$

$$\times \frac{1}{525350}$$

$$= 2, 49 \times 10^3$$

$$RLN = \left[(16 + 0 + 0 + \dots + 1048)^2 + \dots + (0 + 0 + 0 + \dots + 0)^2 \right]$$

$$\times \frac{1}{525350}$$

$$= 3, 75 \times 10^5$$

$$RP = \frac{525350}{\left[\left((1 \times 16) + (2 \times 0) + (3 \times 0) + \dots + (768 \times 1048) \right) + \right]}$$

$$\dots + \left((1 \times 0) + (2 \times 0) + (3 \times 0) + \dots + (768 \times 0) \right) \right]$$

$$= 0, 83$$

$$LGRE = \left[\left(\frac{16}{1^2} + \left(\frac{10}{2^2} + \dots + \left(\frac{0}{768^2} \right) + \dots + \left(\frac{1048}{1^2} + \frac{423}{2^2} + \dots + \frac{0}{768^2} \right) \right]$$

$$\times \frac{1}{525350}$$

$$= 2, 39 \times 10^{-4}$$

$$HGRE = \left[\left((1^2 \times 16) + (2^2 \times 10) + \dots + (768^2 \times 0) \right) + \dots + \left((1^2 \times 1408) + (2^2 \times 423) + \dots + (768^2 \times 0) \right) \right] \times \frac{1}{525350}$$

$$= 2,80 \times 10^5$$

$$SRLGE = \left[\left(\frac{16}{1^2 \times 1^2} + \frac{10}{2^2 \times 2^2} + \dots + \frac{0}{768^2 \times 768^2} \right) + \dots + \left(\frac{1048}{1^2 \times 1^2} + \frac{423}{2^2 \times 2^2} + \dots + \frac{0}{768^2 \times 768^2} \right) \right] \times \frac{1}{525350}$$

$$= 1,92 \times 10^{-4}$$

$$SRHGE = \left[\left(\frac{16 \times 1^2}{1^2} + \frac{10 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) + \dots + \left(\frac{0 \times 1^2}{1^2} + \frac{0 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) \right] \times \frac{1}{525350}$$

$$= 2,39 \times 10^5$$

$$LRLGE = \left[\left(\frac{16 \times 1^2}{1^2} + \frac{10 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) + \dots + \left(\frac{1048 \times 1^2}{1^2} + \frac{423 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) \right] \times \frac{1}{525350}$$

$$= 5,14 \times 10^{-4}$$

$$LRHGE = \left[\left((16 \times 1^2 \times 1^2) + (10 \times 2^2 \times 2^2) + \dots + (0 \times 768^2 \times 768^2) \right) + \dots + \left((1408 \times 1^2 \times 1^2) + (423 \times 2^2 \times 2^2) + \dots + (0 \times 768^2 \times 768^2) \right) \right]$$

$$+ \dots + \left((1408 \times 1^2 \times 1^2) + (423 \times 2^2 \times 2^2) + \dots + (0 \times 768^2 \times 768^2) \right)$$

$$= 7.17 \times 10^5$$

Pada sudut orientasi yang lain juga dilakukan perhitungan tersebut. Fitur-fitur yang dihitung sebelumnya adalah fitur untuk setiap satu citra. Berikut fitur dari sampel citra pada sudut orientasi 0°, arah 45°, arah 90°, dan arah 135°.

Nilai fitur SRE dipengaruhi banyaknya short run yang mana dapat dikatakan citra memiliki tekstur halus ketika memiliki nilai SRE yang besar. Berdasarkan Tabel 4.1 menunjukkan bahwa citra kelas adenocarcinoma mempunyai nilai SRE yang lebih besar daripada kelas benign tissue, sehingga dapat dikatakan bahwa citra kelas adenocarcinoma memiliki tekstur halus. Nilai fitur LRE dipengaruhi oleh jumlah long run, dimana dikatakan citra memiliki tekstur kasar ketika memiliki nilai yang besar pada fitur LRE. Berdasarkan Tabel 4.2 dapat ditunjukkan citra kelas benign tissue memiliki nilai LRE lebih besar daripada kelas adenocarcinomma, sehingga dapat dikatakan bahwa citra kelas benign tissue memiliki tekstur kasar. Berdasarkan Tabel 4.3 menunjukkan bahwa citra kelas benign tissue memiliki nilai LRE yang lebih besar dibandingkan kelas adenocarcinoma, sehingga dapat dikatakan bahwa citra kelas benign tissue memiliki tekstur kasar. Berdasarkan Tabel 4.4 menunjukkan bahwa citra kelas adenocarcinoma memiliki nilai SRE lebih besar daripada kelas benign tissue, sehingga dapat dikatakan bahwa citra kelas adenocarcinoma memiliki tekstur halus.

Tabel 4.1 Hasil GLRLM Sudut Orientasi 0°

SRE	LRE	GLN	RLN	RP	LGRE	HGRE	SRLGE	SRHGE	LRLGE	LRHGE	KELAS
0,90	1,96	2,49×10 ³	3,75×10 ⁵	0,83	2,39×10-4	2,80×10 ⁵	1,92×10 ⁻⁴	2,39×10 ⁵	5,14×10 ⁻⁴	7,17×10 ⁵	
0,92	1,60	$2,15 \times 10^{3}$	4,24×10 ⁵	0,88	9,71×10 ⁻⁵	2,21×10 ⁵	7,83×10 ⁻⁵	1,97×10 ⁵	2,25×10 ⁻⁴	4,51×10 ⁵	
0,90	1,98	2,24×10 ³	3,77×10 ⁵	0,84	7,27×10 ⁻⁴	2,40×10 ⁵	6,31×10 ⁻⁴	2,07×10 ⁵	1,34×10 ⁻⁴	4,32×10 ⁵	Benign Tissue
0,90	2,12	2,20×10 ³	3,81×10 ⁵	0,84	9,75×10 ⁻⁴	2,38×10 ⁵	8,18×10 ⁻⁴	2,06×10 ⁵	1,92×10 ⁻⁴	2,83×10 ⁵	
0,88	2,30	2,72×10 ³	3,51×10 ⁵	0,81	2,86×10 ⁻⁵	3,05×10 ⁵	2,40×10 ⁻⁵	2,58×10 ⁵	6,26×10 ⁻⁵	3,16×10 ⁵	
0,95	1,28	$2,21 \times 10^{3}$	4,88×10 ⁵	0,93	2,98×10 ⁻⁴	2,08×10 ⁵	2,05×10 ⁻⁴	1,94×10 ⁵	9,74×10 ⁻⁴	3,04×10 ⁵	
0,93	2,25	$2,10 \times 10^{3}$	4,26×10 ⁵	0,87	1,26×10 ⁻⁴	2,19×10 ⁵	1,01×10 ⁻⁴	1,95×10 ⁵	2,91×10 ⁻⁴	8,48×10 ⁵	
0,93	1,90	2,42×10 ³	4,33×10 ⁵	0,88	6,46×10 ⁻⁴	2,44×10 ⁵	5,32×10 ⁻⁴	2,20×10 ⁵	1,34×10 ⁻⁴	6,79×10 ⁵	Adenocarcinoma
0,94	1,44	2,29×10 ³	4,63×10 ⁵	0,91	1,16×10 ⁻⁴	2,33×10 ⁵	8,58×10 ⁻⁴	2,14×10 ⁵	3,03×10 ⁻⁴	4,21×10 ⁵	
0,94	5,74	$2,01 \times 10^{3}$	4,19×10 ⁵	0,83	2,03×10 ⁻⁴	2,15×10 ⁵	1,37×10 ⁻⁴	1,94×10 ⁵	9,31×10 ⁻⁴	2,86×10 ⁵	

Tabel 4.2 Hasil GLRLM Sudut Orientasi 45°

SRE	LRE	GLN	RLN	RP	LGRE	HGRE	SRLGE	SRHGE	LRLGE	LRHGE	KELAS
0,93	1,52	2,52×10 ³	4,32×10 ⁵	0,89	4,72×10 ⁻⁵	2,70×10 ⁵	4,22×10 ⁻⁵	2,41×10 ⁵	7,10×10 ⁻⁵	5,08×10 ⁵	
0,92	1,70	2,53×10 ³	4,17×10 ⁵	0,87	7,78×10 ⁻⁵	2,73×10 ⁵	6,54×10 ⁻⁵	2,40×10 ⁵	1,49×10 ⁻⁴	6,06×10 ⁵	
0,91	1,91	2,66×10 ³	3,89×10 ⁵	0,84	1,75×10 ⁻⁴	2,81×10 ⁵	1,55×10 ⁻⁴	2,40×10 ⁵	2,78×10 ⁻⁴	7,27×10 ⁵	Benign Tissue
0,90	1,88	2,91×10 ³	3,81×10 ⁵	0,84	2,84×10 ⁻⁵	3,10×10 ⁵	2,45×10 ⁻⁵	2,69×10 ⁵	5,50×10 ⁻⁵	7,21×10 ⁵	
0,90	2,23	2,53×10 ³	3,80×10 ⁵	0,83	8,42×10 ⁻⁵	2,79×10 ⁵	7,17×10 ⁻⁵	2,37×10 ⁵	1,64×10 ⁻⁴	9,07×10 ⁵	
0,97	1,18	$2,25 \times 10^{3}$	5,12×10 ⁵	0,95	3,54×10 ⁻⁴	2,09×10 ⁵	2,90×10 ⁻⁴	1,99×10 ⁵	7,46×10 ⁻⁴	2,72×10 ⁵	
0,94	1,83	2,18×10 ³	4,55×10 ⁵	0,89	1,30×10 ⁻⁴	2,23×10 ⁵	1,08×10 ⁻⁴	2,03×10 ⁵	2,49×10 ⁻⁴	6,41×10 ⁵	
0,95	1,51	2,53×10 ³	4,66×10 ⁵	0,91	6,34×10 ⁻⁵	2,48×10 ⁵	5,17×10 ⁻⁵	2,28×10 ⁵	1,17×10 ⁻⁴	4,92×10 ⁵	Adenocarcinoma
0,96	1,28	2,37×10 ³	4,92×10 ⁵	0,93	1,26×10 ⁻⁴	2,36×10 ⁵	1,04×10 ⁻⁴	2,21×10 ⁵	2,57×10 ⁻⁴	3,51×10 ⁵	
0,95	3,55	2,09×10 ³	4,42×10 ⁵	0,86	2,37×10 ⁻⁴	2,20×10 ⁵	1,77×10 ⁻⁴	2,00×10 ⁵	6,34×10 ⁻⁴	1,64×10 ⁶	

Tabel 4.3 Hasil GLRLM Sudut Orientasi 90°

SRE	LRE	GLN	RLN	RP	LGRE	HGRE	SRLGE	SRHGE	LRLGE	LRHGE	KELAS
0,90	1,97	$2,51 \times 10^{3}$	3,76×10 ⁵	0,83	2,17×10 ⁻⁴	2,81×10 ⁵	1,62×10 ⁻⁴	2,41×10 ⁵	6,03×10 ⁻⁴	7,21×10 ⁵	
0,87	2,63	$2,08 \times 10^{3}$	$3,28 \times 10^{5}$	0,78	6,05×10 ⁻⁵	2,34×10 ⁵	4,34×10 ⁻⁵	1,93×10 ⁵	2,12×10 ⁻⁴	9,28×10 ⁵	
0,89	2,37	$2,14 \times 10^3$	3,59×10 ⁵	0,82	8,93×10 ⁻⁵	2,35×10 ⁵	6,83×10 ⁻⁵	2,00×10 ⁵	2,38×10 ⁻⁴	8,41×10 ⁵	Benign Tissue
0,90	2,08	$2,03 \times 10^{3}$	3,79×10 ⁵	0,83	1,11×10 ⁻⁴	2,17×10 ⁵	6,91×10 ⁻⁵	1,86×10 ⁵	6,83×10 ⁻⁴	6,71×10 ⁵	
0,90	2,26	$2,09 \times 10^3$	3,78×10 ⁵	0,83	7,58×10 ⁻⁵	2,18×10 ⁵	5,61×10 ⁻⁵	1,88×10 ⁵	3,86×10 ⁻⁴	7,68×10 ⁵	
0,95	1,35	$2,18 \times 10^{3}$	4,73×10 ⁵	0,92	3,02×10 ⁻⁴	2,06×10 ⁵	2,06×10 ⁻⁴	1,91×10 ⁵	9,87×10 ⁻⁴	3,28×10 ⁵	
0,91	2,66	$2,01\times10^{3}$	3,87×10 ⁵	0,83	9,38×10 ⁻⁴	2,15×10 ⁵	5,98×10 ⁻⁵	1,87×10 ⁵	4,95×10 ⁻⁴	1,02×10 ⁶	
0,92	1,94	$2,38 \times 10^{3}$	4,20×10 ⁵	0,87	5,57×10 ⁻⁴	2,43×10 ⁵	3,88×10 ⁻⁵	2,17×10 ⁵	1,58×10 ⁻⁴	6,94×10 ⁵	Adenocarcinoma
0,95	1,41	2,32×10 ³	4,70×10 ⁵	0,92	1,19×10 ⁻⁴	2,34×10 ⁵	9,28×10 ⁻⁵	2,16×10 ⁵	3,01×10 ⁻⁴	4,11×10 ⁵	P2.
0,94	5,92	$2,00 \times 10^3$	4,16×10 ⁵	0,83	1,94×10 ⁻⁴	2,14×10 ⁵	1,22×10 ⁻⁴	1,93×10 ⁵	9,16×10 ⁻⁴	$2,96 \times 10^6$	

Tabel 4.4 Hasil GLRLM Sudut Orientasi 135°

KELAS	LRHGE	LRLGE	SRHGE	SRLGE	HGRE	LGRE	RP	RLN	GLN	LRE	SRE
	5,12×10 ⁵	3,84×10 ⁻⁴	2,57×10 ⁵	2,35×10 ⁻⁴	2,88×10 ⁵	2,58×10 ⁻⁴	0,89	4,33×10 ⁵	2,79×10 ³	1,49	0,93
	6,02×10 ⁵	1,29×10 ⁻⁴	2,65×10 ⁵	4,22×10 ⁻⁵	3,00×10 ⁵	5,52×10 ⁻⁵	0,87	4,14×10 ⁵	3,33×10 ³	1,64	0,92
Benign Tissue	6,70×10 ⁵	5,18×10 ⁻⁵	2,71×10 ⁵	2,50×10 ⁻⁵	3,10×10 ⁵	2,87×10 ⁻⁵	0,85	3,39×10 ⁵	2,95×10 ³	1,77	0,90
	5,13×10 ⁵	1,29×10 ⁻⁴	2,17×10 ⁵	5,82×10 ⁻⁵	2,44×10 ⁵	6,83×10 ⁻⁵	0,88	4,20×10 ⁵	2,36×10 ³	1,64	0,92
	5,78×10 ⁵	2,49×10 ⁻⁴	2,37×10 ⁵	4,95×10 ⁻⁵	2,70×10 ⁵	7,20×10 ⁻⁵	0,87	4,11×10 ⁵	2,46×10 ³	1,67	0,92
	2,74×10 ⁵	7,77×10 ⁻⁴	1,98×10 ⁵	2,67×10 ⁻⁴	2,09×10 ⁵	3,40×10 ⁻⁴	0,95	5,10×10 ⁵	2,25×10 ³	1,19	0,96
	6,26×10 ⁵	2,75×10 ⁻⁴	2,03×10 ⁵	9,93×10 ⁻⁵	2,23×10 ⁵	1,23×10 ⁻⁴	0,89	4,55×10 ⁵	2,18×10 ³	1,80	0,94
Adenocarcinoma	4,94×10 ⁵	1,17×10 ⁻⁴	2,27×10 ⁵	5,67×10 ⁻⁵	2,48×10 ⁵	6,57×10 ⁻⁴	0,91	4,63×10 ⁵	2,53×10 ³	1,52	0,94
	3,41×10 ⁵	2,26×10 ⁻⁴	2,23×10 ⁵	1,11×10 ⁻⁴	2,37×10 ⁵	1,32×10 ⁻⁴	0,94	5,02×10 ⁵	2,39×10 ³	1,25	0,96
	1,61×10 ⁶	7,39×10 ⁻⁴	2,01×10 ⁵	1,63×10 ⁻⁴	2,20×10 ⁵	2,18×10 ⁻⁴	0,86	4,48×10 ⁵	2,11×10 ³	3,50	0,95

Pada penelitian ini fitur-fitur hasil dari tahap ekstraksi fitur akan direduksi untuk mengambil fitur yang relevan menggunakan metode *Principal Component Analysis*. Pada penelitian ini menggunakan hasil GLRLM dari sudut orientasi 0°. Langkah awal yaitu melakukan standarisasi data menggunakan Persamaan 2.17,

sehingga data awal yang sudah distandarisasi sebagai berikut.

$$Standarisasi = \begin{bmatrix} -2,64 & 0,25 & 2,38 & -2,40 & \cdots & 0,29 \\ -0,96 & -0,03 & -0,58 & -0,87 & \cdots & -0,07 \\ 0,02 & -0,09 & -0,67 & -0,01 & \cdots & -0,09 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -0,07 & 0,01 & 0,38 & -0,59 & \cdots & 0,04 \end{bmatrix}$$

Setelah data distandarisasi, langkah selanjutnya adalah menghitung matriks kovarian dengan Persamaan 2.18, sehingga hasilnya sebagai berikut.

$$Kovarian = \begin{bmatrix} 1 & -0.30 & -0.21 & 0.98 & \cdots & -0.29 \\ -0.30 & 1 & -0.24 & -0.45 & \cdots & 1 \\ -0.21 & -0.24 & 1 & -0.09 & \cdots & -0.24 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -0.29 & 1 & -0.24 & 0.44 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Hasil dari matriks kovarian berukuran 11×11 dan dilanjutkan menghitung nilai eigen dengan Persamaan 2.19.

$$NilaiEigen = \begin{bmatrix} -0,08 & 0,42 & 0,00 & 0,11 & \cdots & -0,36 \\ -0,70 & -0,09 & 0,00 & 0,04 & \cdots & 0,18 \\ 0,00 & 0,04 & 0,00 & -0,01 & \cdots & 0,16 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,70 & 0,12 & 0,00 & -0,05 & \cdots & 0,18 \end{bmatrix}$$

Setelah didapatkan nilai eigen, selanjutnya adalah menghitung vektor eigen

menggunakan Persamaan 2.20.

$$VektorEigen = \begin{bmatrix} 9,25\times10^{-6} & 0,00 & 0,00 & 0,00 & \cdots & 0,00 \\ 0,00 & 7,69\times10^{-4} & 0,00 & 0,00 & \cdots & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 1,37\times10^{-3} & 0,00 & \cdots & 0,00 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,00 & 0,00 & 0,00 & 0,00 & \cdots & 5,74 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan hasil dari vektor eigen, pada penelitian ini terpilih 4 fitur yang memiliki vektor eigen lebih dari atau sama dengan 1. Oleh karena itu langkah selanjutnya adalah menentukan variabel baru (PC) dengan mengalikan variabel asli dengan matriks nilai eigen, sehingga sampel data hasil reduksi fitur pada sudut orientasi 0° dapat ditunjukkan pada Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4.5 Sampel Data Hasil Reduksi Fitur sudut orientasi 0°

Fitur-1	Fitur-2	Fitur-3	Fitur-4	Kelas
2,71	1,08	-2,62	0,35	Benign Tissue
0,72	0,31	1,98	-1,62	Benign Tissue
-0,37	-0,54	-0,45	-0,14	Benign Tissue
-0,95	0,02	-0,12	0,36	Benign Tissue
-0,45	0,06	-0,49	0,23	Benign Tissue
-0,95	0,02	-0,10	0,41	Adenocarcinoma
0,32	-1,05	-0,62	-0,20	Adenocarcinoma
1,25	1,20	0,74	-0,11	Adenocarcinoma
0,32	0,88	0,47	-0,19	Adenocarcinoma
-0,92	-3,08	0,71	0,94	Adenocarcinoma

4.3. Klasifikasi

Hasil dari tahapan reduksi fitur sebelumnya digunakan pada tahapan selanjutnya yaitu pembagian data yang mana akan dibagi menjadi data latih atau training dan data uji atau testing. Pembagian dilakukan pada penelitian ini menggunakan K-fold Cross Validation. Pembagian data ini akan digunakan pada saat pelatihan (training) untuk memperoleh nilai output β dan selanjutnya digunakan saat pengujian (testing) untuk memperoleh hasil dari klasifikasi. Pada penelitian ini menggunakan nilai k sebesar k dan k untuk dibandingkan hasil terbaik yang akan diperoleh.

4.3.1. Proses Training

Proses ini dilakukan menggunakan data hasil tahapan reduksi fitur. Proses ini membutuhkan beberapa parameter dalam membentuk sebuah jaringan, seperti bobot *input*, bobot bias, jumlah *node*, dan fungsi aktivasi. Pada proses ini terdapat langkah-langkah diantaranya.

- a. Parameter yang dibutuhkan perlu diinisialisasi.
- b. Mencari matriks **H** menggunakan Persamaan 2.24.
- c. Mencari *pseudoinverse* dari matriks **H**.
- d. Mencari nilai *output* β .

Langkah awal yang dilakukan adalah inisialisasi parameter yang dibutuhkan. Pada penelitian ini melakukan beberapa percobaan jumlah *node* pada *hidden layer* yaitu 100 hingga 1000 *node*. Perhitungan manual yang akan dijelaskan pada penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada Gambar

2.11, *K-fold* dengan k=10, dan sebanyak 100 *node* pada *hidden layer*, sehingga matriks bobot input w berukuran 4×100 dan bias b berukuran 1×100 dengan rentang -1 hingga 1. Pada proses *training* ini menggunakan data sebanyak 9000 data.

$$w = \begin{bmatrix} -0,35 & 0,96 & 0,06 & 0,79 & -0,31 & \cdots & -0,16 \\ -0,90 & 0,30 & 0,20 & 0,64 & 0,44 & \cdots & -0,72 \\ 0,92 & 0,27 & -0,79 & -0,32 & 0,76 & \cdots & -0,52 \\ -0,57 & -0,36 & -0,70 & -0,34 & 0,01 & \cdots & -0,02 \end{bmatrix}$$

$$b = \begin{bmatrix} 0,62 & 0,87 & 0,14 & 0,74 & 0,60 & \cdots & 0,29 \end{bmatrix}$$

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai matriks \mathbf{H} . Nilai bobot input w dan bias b yang telah didapatkan sebelumnya akan digunakan untuk memperoleh nilai \mathbf{H} dengan menggunakan Persamaan 2.24.

$$H_{i,j} = g(x_{i,:}w_{:,j} + b_{j})$$

$$H_{1,1} = g(x_{1,1:4}w_{1:4,1} + b_{1})$$

$$= sigmoid\left(((2,71 \times -0,35) + (1,08 \times -0,90) + \dots + (0,35 \times -0,57))\right)$$

$$+ (0,62)\right)$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-3,90}}$$

$$= 0.02$$

$$H_{1,2} = g(x_{2,1:4}w_{1:4,2} + b_2)$$

$$= sigmoid \left(((0,72 \times -0,35) + (0,31 \times -0,90) + \dots + (-1,62 \times -0,57)) + (0,87) \right)$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-2,82}}$$

$$= 0,94$$

Perhitungan tersebut dilakukan hingga data ke-9000 dan berukuran 9000×100 , sehingga matriks **H** diperoleh sebagai berikut:

$$H_{9000\times100} = \begin{bmatrix} 0,02 & 0,95 & 0,91 & \cdots & 0,61 \\ 0,94 & 0,94 & 0,45 & \cdots & 0,26 \\ 0,65 & 0,45 & 0,48 & \cdots & 0,62 \\ 0,54 & 0,56 & 0,59 & \cdots & 0,64 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,70 & 0,87 & 0,55 & \cdots & 0,39 \end{bmatrix}$$

Langkah selanjutnya adalah menghitung nilai $output\ \beta$ yang dapat dilakukan dengan Persamaan 2.25. Hasil dari perhitungan ini adalah nilai matriks β berukuran 1×100 .

$$\beta = H^{\dagger} Y$$

$$= \left(\left(H^T H \right)^{-1} H^T \right) Y$$

$$= \begin{bmatrix} 3,22 & -6,99 & -6,99 & \cdots & 0,42 \end{bmatrix}^T$$

4.3.2. Proses Testing

Perhitungan proses *testing* dilakukan seperti pada proses *training*. Perbedaan kedua proses ini adalah proses *training* nilai *output* β yang dicari, sedangkan pada proses *testing* nilai *output* \mathbf{Y} yang dicari. Pada proses *testing* ini data yang digunakan sebanyak 1000 data. Proses ini memiliki langkah yaitu menghitung matriks \mathbf{H} dengan menggunakan bobot *input* dan bias yang telah diapatkan pada proses *training* dengan Persamaan 2.24, sehingga didapatkan nilai matriks \mathbf{H} berukuran 1000×100 sebagai berikut.

$$H_{testing} = \begin{bmatrix} 0,71 & 0,88 & 0,77 & \cdots & 0,64 \\ 0,57 & 0,98 & 0,50 & \cdots & 0,46 \\ 0,62 & 0,62 & 0,56 & \cdots & 0,45 \\ 0,57 & 0,93 & 0,48 & \cdots & 0,47 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,73 & 0,30 & 0,71 & \cdots & 0,61 \end{bmatrix}$$

Setelah matriks **H** diperoleh, kemudian mencari *output* **Y** dengan Persamaan 2.23 seperti berikut.

$$Y = H\beta$$

$$\begin{bmatrix} 0,71 & 0,88 & 0,77 & \cdots & 0,64 \\ 0,57 & 0,98 & 0,50 & \cdots & 0,46 \\ 0,62 & 0,62 & 0,56 & \cdots & 0,45 \\ 0,57 & 0,93 & 0,48 & \cdots & 0,47 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,73 & 0,30 & 0,71 & \cdots & 0,61 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3,22 \\ -6,99 \\ -6,99 \\ \vdots \\ 0,42 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}^{T}$$

Hasil klasifikasi kanker usus besar dengan percobaan K-fold k=5 dan 10, banyaknya hidden node, dan fungsi aktivasi pada masing-masing sudut orientasi pada GLRLM dapat dilihat pada lampiran. Hasil dari klasifikasi tersebut, selanjutnya akan dilakukan pengujian model hasil menggunakan $confusion\ matrix$. Tahapan ini dilakukan untuk mengukur tingkat ketepatan suatu model klasifikasi. Pengukuran ini menetapkan bahwa semakin tinggi nilai yang diperoleh, maka hasil akan semakin akurat.

Tabel 4.6 Tabel Hasil Confusion Matriks

Alrtuol	Klasifikasi					
Aktual	Positif(1)	Negatif(0)				
Positif(1)	456	44				
Negatif(0)	60	440				

Berdasarkan Tabel 4.6 tersebut, nilai akurasi, spesifisitas, dan sensitifitas

dapat dilakukan perhitungan menggunakan Persamaan 2.28 hingga 2.30.

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

$$= \frac{456 + 440}{456 + 440 + 60 + 44} \times 100\%$$

$$= 89,60\%$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$= \frac{440}{440 + 60} \times 100\%$$

$$= 88\%$$

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

$$= \frac{456}{456 + 44} \times 100\%$$

$$= 91,20\%$$

4.4. Diskusi Hasil Penelitian

Penelitian sebelumnya terkait data yang digunakan pada penelitian ini pernah digunakan pada penelitian milik Masud, dkk (Masud et al., 2021). Penelitian tersebut mengklasifikasikan citra histopatologi usus besar menggunakan metode *Convolutional Neural Network* atau CNN. Sebanyak 70% citra digunakan untuk proses *training* dan 30% citra untuk proses *testing*. Penelitian tersebut dilakukan sebanyak 500 *epoch* dan 64 *batch size*. Pada proses *testing*, hasil akurasi terbaik diperoleh pada *epoch* ke-392 dan 488 yang masing-masing memperoleh akurasi sebesar 96,33%. Pada proses *training*, akurasi tertinggi adalah 98,91% pada epoch ke-493. Akurasi pada proses *testing* tidak sebaik proses *training* yang beberapa kali dapat mengindikasikan penurunan kinerja, namun hasilnya

meningkat seiring dengan berlanjutnya proses training. Setelah epoch ke-100, hampir 55% dari nilai akurasi pada proses testing diketahui lebih dari 95%. Kurva akurasi menurun di bawah 90% hanya terjadi sebanyak empat kali, sehingga dapat dipastikan bahwa metode CNN mampu memberikan hasil klasifikasi yang baik. Penelitian lainnya dilakukan oleh Kandel, dkk untuk klasifikasi CNN menggunakan data citra histopatologi PatchCamelyon dataset (Kandel and Castelli, 2020). Data yang digunakan memiliki ukuran citra 96 × 96 piksel sebanyak 220.000 citra adalah 60% positif dan 40% negatif. Arsitektur yang digunakan pada penelitian tersebut terdiri dari 5 normalization layer, 15 convolution layer, 5 pooling layer, dan 2 fully connected layer. Hasil yang diperoleh pada penelitian tersebut adalah AUC sebesar 95,46%. Berdasarkan hasil dari beberapa penelitian seb<mark>elu</mark>mnya terkait mengklasifikasikan citra histopatologi menggunakan CNN apabila hasil akurasinya dibandingkan dengan metode yang digunakan pada penelitian ini, maka dapat terlihat bahwa metode CNN memperoleh hasil yang lebih baik. Namun metode CNN ini memiliki waktu yang lama dalam prosesnya dibandingkan menggunakan ELM. Hal ini dikarenakan pada CNN memiliki banyak *layer*, sedangkan pada ELM hanya memiliki satu *layer* saja.

4.5. Integrasi Keilmuan

Berdasarkan hasil penelitian terkait mengklasifikasikan kanker usus besar memperoleh hasil yang keakuratan yang beragam dengan terus melakukan uji coba. Firman Allah SWT, dalam surah Az-Zumar ayat 39 yang berbunyi.



Katakanlah (Muhammad), "Wahai kaumku! Berbuatlah menurut kedudukanmu, aku pun berbuat (demikian). Kelak kamu akan mengetahui". Berdasarkan firman tersebut, Allah meminta kepada manusia untuk selalu mengerjakan tugasnya secara maksimal dan benar. Tentunya bekerja keras juga harus dilakukan secara ikhlas dengan hanya mengharap ridha Allah, seperti yang dijelaskan dalam HR. Tirmidzi berikut.

حَدَّثَنَا هَنَّادٌ حَدَّثَنَا وَكِيعٌ عَنْ الرَّبِيعِ بْنِ صَبِيحٍ عَنْ يَزِيدَ بْنِ أَبَانَ وَهُوَ الرَّقَاشِيُّ عَنْ أَنَسِ بْنِ مَالِكٍ قَالَ وَالْوَلُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَجَمَعَ لَهُ شَمْلَهُ وَأَتَتُهُ الدُّنْيَا وَهِيَ رَاغِمَةٌ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ مَنْ كَانَتْ اللَّهُ فَقْرَهُ بَيْنَ عَيْنَيْهِ وَفَرَّقَ عَلَيْهِ شَمْلَهُ وَلَمْ يَأْتِهِ مِنْ الدُّنْيَا إِلَّا مَا قُدِّرَ لَهُ وَمَنْ كَانَتْ الدُّنْيَا إِلَّا مَا قُدِّرَ لَهُ

Telah menceritakan kepada kami Hannad telah menceritakan kepada kami Waqi' dari Ar Rabi' bin Shabih dari Yazid bin Abban Ar Raqasyi dari Anas bin Malik berkata, Rasulullah Shallallahu 'Alaihi Wasallam bersabda: "Barangsiapa yang keinginannya hanya kehidupan akhirat maka Allah akan memberi rasa cukup dalam hatinya, menyatukan urusannya yang berserakan dan dunia datang kepadanya tanpa dia cari, dan barangsiapa yang keinginannya hanya kehidupan dunia maka Allah akan jadikan kemiskinan selalu membayang-bayangi di antara kedua matanya, mencerai beraikan urusannya dan dunia tidak akan datang kepadanya kecuali sekedar apa yang telah ditentukan baginya". Oleh karena itu, bekerja secara maksimal, benar, dan ikhlas akan bernilai ibadah yang akan mendapatkan balasan kebaikan dari Allah SWT. Bentuk bekerja keras salah satunya dalam memperoleh kesembuhan, seperti yang diriwayatkan oleh HR. Tirmidzi.

حَدَّثَنَا هَاشِمُ بْنُ الْقَاسِمِ حَدَّثَنَا زِيَادُ بْنُ عَبْدِ اللَّهِ بْنِ عُلَاثَةَ حَدَّثَنَا سَلَمَةُ بْنُ وَرْدَانَ الْمَدَنِيُّ قَالَ سَمِعْتُ أَنسَ بْنَ مَالِكٍ قَالَ جَاءَ رَجُلٌ إِلَى رَسُولِ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ فَقَالَ يَا رَسُولَ اللَّهِ أَيُّ الدُّعَاءِ أَفْضَلُ قَالَ تَسْأَلُ رَبَّكَ الْعَفْوَ وَالْعَافِيَةَ فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ ثُمَّ أَتَاهُ مِنْ الْغَدِ فَقَالَ يَا رَسُولَ اللَّهِ أَيُّ الدُّعَاءِ أَفْضَلُ قَالَ تَسْأَلُ رَبَّكَ الْعَفْوَ وَالْعَافِيَة فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ ثُمَّ أَتَاهُ الْيَوْمَ الثَّالِثَ فَقَالَ يَا رَسُولَ اللَّهِ أَيُّ الدُّعَاءِ أَفْضَلُ قَالَ تَسْأَلُ رَبَّكَ الْعَفْوَ وَالْعَافِيَة فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ ثُمَّ أَتَاهُ الْيَوْمَ الثَّالِثَ فَقَالَ يَا رَسُولَ اللَّهِ أَيُّ الدُّعَاءِ أَفْضَلُ قَالَ تَسْأَلُ رَبَّكَ الْعَفْوَ وَالْعَافِيَة فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّكَ إِذَا أُعْطِيتَهُمَا فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّكَ إِذَا أُعْطِيتَهُمَا فِي الدُّيْيَا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّكَ إِذَا أُعْطِيتَهُمَا فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّكَ إِذَا أُعْطِيتَهُمَا فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّكَ إِذَا أُعْطِيتَهُمَا فِي الدُّيْنَا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّاكَ إِذَا أُعْطِيتَهُمَا فِي الدُّيْنَا وَالْعَافِيةَ

Telah menceritakan kepada kami Bisyr bin Mu'adz Al 'Aqadi, telah menceritakan kepada kami Abu 'Awanah dari Ziyad bin Ilaqah dari Usamah bin Syariks ia berkata. Para orang Arab baduwi berkata, "Wahai Rasulullah, tidakkah kami ini harus berboat (jika sakit)?". Beliau menjawab, "Iya wahai sekalian hamba Allah, berobatlah sesungguhnya Allah tidak menciptakan suatu penyakit melainkan menciptakan juga obat untuknya kecuali satu penyakit". Mereka bertanya, "Penyakit apakah itu wahai Rasulullah?". Beliau menjawab, "Yaitu penyakit tua (pikun)". Abu Isa berkata, Hadits semakna diriwayatkan dari Ibnu Mas'ud, Abu Hurairah, Abu Khuzaimah dari bapaknya dan Ibnu Abbas, dan ini merupakan hadits hasan shahih.

BAB V

PENUTUP

5.1. Simpulan

Berdasarkan hasil peneltian klasifikasi kanker usus besar yang telah diperoleh menggunakan metode ELM memperoleh kesimpulan yaitu:

- 1. Tahapan *preprocessing* dengan menerapkan metode CLAHE pada citra histopatologi mampu meratakan intesitas cahaya dan mempertajam citranya dengan nilai *clip limit* antara 0 hingga 100.
- 2. Tahapan ekstraksi fitur dengan menerapkan metode GLRLM dalam menganalisis citra. Berdasarkan hasil yang diperoleh bahwa citra bertekstur halus dimiliki oleh kelas *adenocarcinoma* dan citra bertekstur kasar dimiliki oleh kelas *benign tissue*.
- 3. Tahapan klasifikasi dengan menerapkan metode ELM memperoleh kinerja yang baik dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil terbaik yaitu pada 0° memperoleh hasil terbaik menggunakan K-fold k=10 dengan jumlah node pada hidden layer sebanyak 900 dan fungsi aktivasi triangular basis function yaitu akurasi 89,60%, sensitivitas 91,20%, dan spesifisitas 88,00%.

5.2. Saran

Pada penelitian terkait mengklasifikasikan citra histopatologi untuk mendeteksi kanker usus besar dengan menerapkan metode ELM masih memiliki kelemahan. Oleh karena itu, saran diperlukan untuk mengembangkan penelitian ini di masa mendatang yaitu:

- 1. Pada tahapan *preprocessing* perlu adanya percobaan metode-metode perbaikan yang lain untuk meningkatkan kualitas citranya.
- 2. Pada tahapan ekstraksi fitur dapat membandingkan dengan metode yang lain agar memperoleh hasil yang lebih baik.
- 3. Pada tahapan klasifikasi dapat mengimplementasi metode yang berbasis *Convolutional Neural Network* dengan membandingkan beberapa arsitektur yang berbeda untuk memperoleh hasil akurasi terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Bukhari, M. I. I. and Khan, M. M. (1997). *The Translation of the Meanings of Sahih Al-Bukhari Arabic-English*. Kingdom of Saudi Arabia, 7 edition.
- Al-Faridan, A. b. A. b. A. (1999). *Al-Muntaqa min Fatawa Fadhilah Asy-Syaikh Shalih bin Fauzan Abdullah Al-Fauzan*. Daar al-Asal.
- Albadr, M. A. A. and Tiun, S. (2017). Extreme Learning Machine: A Review. *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(14):4610–4623.
- American Cancer Society (2020). Early Detection, Diagnosis, and Staging.
- American Institute for Cancer Research (2018). Colorectal Cancer Statistics.
- Andrews, K., Alteri, R., Barzi, A., Brooks, D., Campbell, P., DelFavero,
 M., Doroshenk, M., Gansler, T., Jacobs, E., Kalidas, M., McCullough, M.,
 McMahon, K., Miller, C. S., Piercy, A., Powers, C., Simpson, S., Slemons, B.,
 Smith, R., and Wagner, D. (2017). *Colorectal Cancer Facts & Figures 2017-2019*. American Cancer Society, Atlanta.
- bin Musa, A. Y. M. H. (2010). *Hidayatul Insan bi Tafsiril Qur'an*. Bandung, 4 edition.
- Borkowski, A. A., Bui, M. M., Thomas, L. B., Wilson, C. P., DeLand, L. A., and Mastorides, S. M. (2019). Lung and Colon Cancer Histopathological Image Dataset (LC25000). pages 1–2.
- Brannen, J. (2017). *Mixing Methods: Qualitative and Quantitative Research*. Routledge, New York.

- Bukhari, S. U. K., Syed, A., Bokhari, S. K. A., Hussain, S. S., Armaghan, S. U., and Shah, S. S. H. (2020). The Histological Diagnosis of Colonic Adenocarcinoma by Applying Partial Self Supervised Learning. *medRxiv*.
- Che Man, Y. B., Rohman, A., and Mansor, T. S. (2011). Differentiation of Lard From Other Edible Fats and Oils by Means of Fourier Transform Infrared Spectroscopy and Chemometrics. *JAOCS, Journal of the American Oil Chemists' Society*, 88(2):187–192.
- Dash, S. and Senapati, M. R. (2018). Gray Level Run Length Matrix Based on Various Illumination Normalization Techniques for Texture Classification. *Evolutionary Intelligence*.
- Deverakonda, A. and Gupta, N. (2016). Diagnosis and Treatment of Cervical Cancer: A Review. Research and Reviews Journal of Medical & Health Sciences, 5(3):1–11.
- Dharmais Hospital (2019). National Cancer Center.
- Ding, S., Zhao, H., Zhang, Y., Xu, X., and Nie, R. (2015). Extreme Learning Machine: Algorithm, Theory and Applications. *Artificial Intelligence Review*, 44(1):103–115.
- Filipczuk, P., Fevens, T., Krzyżak, A., and Obuchowicz, A. (2012). GLCM and GLRLM Based Texture Features for Computer-Aided Breast Cancer Diagnosis. *Journal of Medical Informatics & Technologies*, 19:1–8.
- Foeady, A. Z., Novitasari, D. C. R., Asyhar, A. H., and Firmansjah, M. (2019). Automated Diagnosis System of Diabetic Retinopathy using GLCM Method and SVM Classifier. pages 154–160.

- Gosling, J. A., Hariis, P. F., Humpherson, J. R., Whitmore, I., and Willan, P. L. T. (2016). *Human Anatomy, Color Atlas and Textbook E-Book*. Elsevier Health Sciences, China, sixt editi edition.
- Grad, F. P. (2002). The Preamble of The Constitution of The World Health Organization. *Bulletin of the World Health Organization*, 80(12):983–984.
- Guntau, J. (2017). Endoskopie Atlas.
- Heron, M. (2019). Deaths: Leading causes for 2017. *National Vital Statistics Reports*, 68(6).
- Hidayah, S. N., Arianovita, R. D., and Umaya, R. (2020). *Biologi Peminatan Matematika dan Ilmu-Ilmu Alam*. PT Penerbit Intan Pariwara, Klaten.
- Hidjah, K., Harjoko, A., and Sari, A. K. (2017). Metode Peningkatan Kualitas Citra
 Medis: Literature Review. Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi
 dan Multimedia 2017, pages 1–6.
- Huang, G. B., Ding, X., and Zhou, H. (2010). Optimization Method Based Extreme Learning Machine for Classification. *Neurocomputing*, 74(1-3):155–163.
- Huang, G. B., Zhu, Q. Y., and Siew, C. K. (2006). Extreme Learning Machine: Theory and Applications. *Neurocomputing*, 70(1-3):489–501.
- Indonesia Cancer Care Community (2020). Kanker Kolorektal.
- Ismaeel, S., Miri, A., and Chourishi, D. (2015). Using the Extreme Learning Machine (ELM) Technique for Heart Disease Diagnosis. 2015 IEEE Canada International Humanitarian Technology Conference, IHTC 2015, (1):1–3.

- Johnson, R. A. and Wichern, D. W. (2013). *Applied Multivariate Statistics*. Pearson Prentice Hall, New Jersey, sixth edit edition.
- Junita, B. D. (2017). Ekstraksi Fitur Dan Klasifikasi Menggunakan Metode GLCM dan SVM Pada Citra Mammogram untuk Identifikasi Kanker Payudara. *Teknologi Rekayasa*, 22(1):18–26.
- Kamil, I. (2011). Kumpulan Hadits Shahih Bukhari Muslim. Jakarta.
- Kandel, I. and Castelli, M. (2020). A novel Architecture to Classify Histopathology Images Using Convolutional Neural Networks. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(8).
- Katsir, I. (2004). *Tafsir Ibnu Katsir, terj. M. Abdul Ghoffar et. al.* Pustaka Imam Asy-Syafi'i, Bogor.
- Kemenkes RI (2016). Panduan Penatalaksanaan Kanker Kolorektal. *Kementerian Kesehatan Republik Indonesia*, page 76.
- Li, L., Si, Y., and Jia, Z. (2018). Medical Image Enhancement Based on CLAHE and Unsharp Masking in NSCT Domain. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 8(3):431–438.
- Masud, M., Sikder, N., Nahid, A. A., Bairagi, A. K., and Alzain, M. A. (2021).
 A Machine Learning Approach to Diagnosing Lung and Colon Cancer Using a
 Deep Learning Based Classification Framework. Sensors, 21(3):748.
- McAndrew, A. (2004). An Introduction to Digital Image Processing with Matlab Notes for scm2511 Image Processing. *School of Computer Science and Mathematics, Victoria University of Technology*, 264(1):1–264.
- Murra-Saca, J. (2018). Vision and Image Analysis Group.

Nateghi, R., Danyali, H., and Helfroush, M. S. (2016). A Systematic Approach for Glandular Structure Segmentation from Colon Histopathology Images. 2016 24th Iranian Conference on Electrical Engineering, ICEE 2016, pages 1505–1509.

National Cancer Institute (2020). Definition of Colon.

National University Cancer Institute Singapore (2019). Colorectal Cancer.

Nojadeh, J. N., Sharif, S. B., and Sakhinia, E. (2018). Microsatellite Instability in Colorectal Cancer. *EXCLI Journal*, 17:159–168.

Novitasari, D. C. R., Asyhar, A. H., Thohir, M., Arifin, A. Z., Mu'jizah, H., and Foeady, A. Z. (2020). Cervical Cancer Identification Based Texture Analysis using GLCM-KELM on Colposcopy Data. 2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIC), pages 409–414.

Pandjaitan, L. (2007). Dasar-Dasar Komputasi Cerdas. Penerbit Andi, Yogyakarta.

Pratiwi, H. and Harianto, K. (2019). Perbandingan Algoritma ELM Dan Backpropagation Terhadap Prestasi Akademik Mahasiswa. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 3(2):282.

Pujiono, Pulung, N. A., Purnama, I. K. E., and Hariadi, M. (2013). Color Enhancement Of Underwater Coral Reef Images Using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) With Rayleigh Distribution. *The Proceedings of International Conferences on Information, Communication, Technology, and Systems*, pages 45–52.

Rathore, S., Iftikhar, M. A., Chaddad, A., Niazi, T., Karasic, T., and Bilello, M.

- (2019). Segmentation and Grade Prediction of Colon Cancer Digital Pathology Images Across Multiple Institutions. *Cancers*, 11(11):1–16.
- Raval, M. J. (2018). Surgery for Colorectal Cancer.
- Refaeilzadeh, P., Tang, L., and Liu, H. (2009). Cross-validation. *Encyclopedia of database systems*, 5:532–538.
- Reza, A. M. (2004). Realization of The Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 38(1):35–44.
- Riadi, A. A., Chamid, A. A., and Sokhibi, A. (2017). Analisis Komparasi Metode Perbaikan Kontras Berbasis Histogram Equalization pada Citra Medis. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 8(1):383–388.
- Rini Novitasari, D. C., Foeady, A. Z., Thohir, M., Arifin, A. Z., Niam, K., and Asyhar, A. H. (2020). Automatic Approach for Cervical Cancer Detection Based on Deep Belief Network (DBN) Using Colposcopy Data. 2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication, ICAIIC 2020, pages 415–420.
- Rini Novitasari, D. C., Lubab, A., Sawiji, A., and Asyhar, A. H. (2019). Application of Feature Extraction for Breast Cancer Using One Order Statistic, GLCM, GLRLM, and GLDM. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems*, 4(4):115–120.
- Roberts, F. J. and Marcuse, E. P. (1995). *Genetika Kedokteran. Alih Bahasa Hartono*. ECG, Jakarta.

- Salaka, L., Patty, H. W. M., and Talakua, M. W. (2013). Sifat-Sifat Dasar Matriks Skew Hermitian. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 7(2):19–26.
- Sayuti, M. and Nouva, N. (2019). Kanker Kolorektal. *AVERROUS: Jurnal Kedokteran dan Kesehatan Malikussaleh*, 5(2):76.
- Sengar, N., Mishra, N., Dutta, M. K., Prinosil, J., and Burget, R. (2016). Grading of Colorectal Cancer using Histology Images. 2016 39th International Conference on Telecommunications and Signal Processing, TSP 2016, pages 529–532.
- Setiawan, I. K. D., Rasmana, S. T., and Wibowo, M. C. (2015). Analisis Fitur Citra Prasasti Logam Menggunakan Metode Gray Level Run Length Matrix. *Jeones*, 4(1):22–30.
- Siegel, R. L., Miller, K. D., and Jemal, A. (2019). Cancer Statistics, 2019. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 69(1):7–34.
- Sjamsuhidajat, R. and de Jong, W. (2017). *Buku Ajar Ilmu Bedah Sistem Organ dan Tindak Bedahnya* (2). Penerbit Buku Kedokteran. EGC, Jakarta, 4 edition.
- Sutoyo, T. (2009). Theory of Digital Image Processing. Andi Offset, Yogyakarta.
- Su'udi, A. (2009). Bersama Allah Meraih Takdir Baik. QultumMedia, Jakarta.
- Tang, X. (1998). Texture Information in Run-length Matrices. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(11):1602–1609.
- Toprak, A. (2018). Extreme Learning Machine (ELM)-Based Classification of Benign and Malignant Cells in Breast Cancer. *Medical Science Monitor*, 24:6537–6543.

- Torre, L. A., Siegel, R. L., Ward, E. M., and Jemal, A. (2016). Global Cancer Incidence and Mortality Rates and Trends. Cancer Epidemiology Biomarkers and Prevention, 25(1):16–27.
- Venkateswari, R. (2017). Brain Tumor Segmentation Based on GLCM Feature Extraction using Probabilistic Neural Network. *International Journal of Engineering Science and Computing*.
- Visa, S., Ramsay, B., Ralescu, A., and Van Der Knaap, E. (2011). Confusion Matrix-Based Feature Selection. *CEUR Workshop Proceedings*, 710:120–127.
- Weisshaar, E. (2016). Cancers. Pruritus: Second Edition, pages 283–287.
- World Health Organization (2018). Cancer.
- Xu, S. S. D., Chang, C. C., Su, C. T., and Phu, P. Q. (2019). Classification of Liver Diseases Based on Ultrasound Image Texture Features. Applied Sciences (Switzerland), 9(2).
- Zhu, C., Zou, B., Zhao, R., Cui, J., Duan, X., Chen, Z., and Liang, Y. (2017).
 Retinal Vessel Segmentation in Colour Fundus Images Using Extreme Learning
 Machine. Computerized Medical Imaging and Graphics, 55:68–77.
- Zhu, Y. and Huang, C. (2012). An Improved Median Filtering Algorithm for Image Noise Reduction. *Physics Procedia*, 25:609–616.