

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

**SKRIPSI**



**UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A**

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  
MENGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL RUN  
LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE*

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, 4 Januari 2021

Pembimbing I



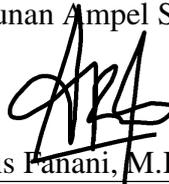
Dian C. Rini Novitasari, M.Kom  
NIP. 198511242014032001

Pembimbing II



Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd  
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Matematika  
UIN Sunan Ampel Surabaya



Aris Panani, M.Kom  
NIP. 198701272014031002

## PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama : HANIMATIM MU'JIZAH  
NIM : H72217024  
Judul Skripsi : **KLASIFIKASI KANKER USUS BESAR  
BERDASARKAN CITRA HISTOPATOLOGI  
MENGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL RUN  
LENGTH MATRIX-EXTREME LEARNING MACHINE***

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji  
pada tanggal 26 Januari 2021

Mengesahkan,  
Tim Penguji

Penguji I

Nurissaidah Ulinuha, 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



Dr. Hj. Evi Fatimatur Rusydiyah, M.Ag  
NIP. 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](mailto: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

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Skripsi     Tesis     Desertasi     Lain-lain (.....)  
yang berjudul :

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

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif 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*







2.5.2.	<i>Grayscale</i>	30
2.5.3.	<i>Biner (Black and White)</i>	31
2.6.	<i>Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization</i>	31
2.7.	<i>Gray Level Run Length Matrix</i>	33
2.7.1.	<i>Short Run Emphasis</i>	35
2.7.2.	<i>Long Run Emphasis</i>	35
2.7.3.	<i>Gray Level Nonuniformity</i>	35
2.7.4.	<i>Run Length Nonuniformity</i>	36
2.7.5.	<i>Run Percentage</i>	36
2.7.6.	<i>Low Gray-level Run Emphasis</i>	36
2.7.7.	<i>High Gray-level Run Emphasis</i>	37
2.7.8.	<i>Short Run Low Gray-level Emphasis</i>	37
2.7.9.	<i>Short Run High Gray-level Emphasis</i>	37
2.7.10.	<i>Long Run Low Gray-level Emphasis</i>	37
2.7.11.	<i>Long Run High Gray-level Emphasis</i>	38
2.8.	<i>Principal Component Analysis</i>	38
2.9.	<i>K-fold Cross Validation</i>	39
2.10.	<i>Extreme Learning Machine</i>	40
2.11.	<i>Confusion Matrix</i>	45
<b>III METODE PENELITIAN</b>		<b>47</b>
3.1.	Jenis Penelitian	47
3.2.	Jenis dan Sumber Data	47
3.3.	Teknik Analisis Data	48
<b>IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b>		<b>52</b>
4.1.	<i>Preprocessing Citra</i>	52
4.1.1.	<i>Citra Grayscale</i>	52
4.1.2.	<i>Constrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)</i>	54
4.2.	Ekstraksi Fitur	55
4.3.	Klasifikasi	64













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-Occurrence 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  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  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































memberitakan kepada kami Sufyan bin 'Uyainah dari Ibnu 'Ajlun 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 memperoleh 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





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 karsinogenik 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 lambat (Sjamsuhidajat and de Jong, 2017; Sayuti and Nouva, 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







































$g(x_c \cdot w_{c,d} + b_d)$  sehingga menghasilkan matriks  $\mathbf{H}$  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*.
2. Melakukan perhitungan pada data *training* berbentuk matriks  $\mathbf{H}$  dengan Persamaan 2.24.
3. Melakukan perhitungan bobot *output*  $\beta$  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  $\mathbf{H}$  dengan Persamaan 2.24.
5. Melakukan perhitungan *output* klasifikasi pada data *testing* menggunakan Persamaan 2.23, yaitu perkalian *output hidden layer* dengan bobot *output*  $\beta$  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









*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 ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* dengan pembentukan matriks *run length* menggunakan sudut orientasi yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . 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 *training* dan data *testing*. Pada penelitian ini akan dilakukan uji coba menggunakan  $k = 5$  dan  $k = 10$  untuk dibandingkan hasil terbaiknya.

















$$\begin{aligned}
HGRE &= \left[ \left( (1^2 \times 16) + (2^2 \times 10) + \dots + (768^2 \times 0) \right) + \dots + \right. \\
&\quad \left. \left( (1^2 \times 1408) + (2^2 \times 423) + \dots + (768^2 \times 0) \right) \right] \times \frac{1}{525350} \\
&= 2,80 \times 10^5 \\
SRLGE &= \left[ \left( \frac{16}{1^2 \times 1^2} + \frac{10}{2^2 \times 2^2} + \dots + \frac{0}{768^2 \times 768^2} \right) + \dots \right. \\
&\quad \left. + \left( \frac{1048}{1^2 \times 1^2} + \frac{423}{2^2 \times 2^2} + \dots + \frac{0}{768^2 \times 768^2} \right) \right] \times \frac{1}{525350} \\
&= 1,92 \times 10^{-4} \\
SRHGE &= \left[ \left( \frac{16 \times 1^2}{1^2} + \frac{10 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) + \dots \right. \\
&\quad \left. + \left( \frac{0 \times 1^2}{1^2} + \frac{0 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) \right] \times \frac{1}{525350} \\
&= 2,39 \times 10^5 \\
LRLGE &= \left[ \left( \frac{16 \times 1^2}{1^2} + \frac{10 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) + \dots \right. \\
&\quad \left. + \left( \frac{1048 \times 1^2}{1^2} + \frac{423 \times 1^2}{2^2} + \dots + \frac{0 \times 768^2}{768^2} \right) \right] \times \frac{1}{525350} \\
&= 5,14 \times 10^{-4} \\
LRHGE &= \left[ \left( (16 \times 1^2 \times 1^2) + (10 \times 2^2 \times 2^2) + \dots + (0 \times 768^2 \times 768^2) \right) \right. \\
&\quad \left. + \dots + \left( (1408 \times 1^2 \times 1^2) + (423 \times 2^2 \times 2^2) + \dots \right) \right. \\
&\quad \left. + (0 \times 768^2 \times 768^2) \right] \times \frac{1}{525350} \\
&= 7,17 \times 10^5
\end{aligned}$$

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  $0^\circ$ , arah  $45^\circ$ , arah  $90^\circ$ , dan arah  $135^\circ$ .



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 <sup>3</sup>	4,32×10 <sup>5</sup>	0,89	4,72×10 <sup>-5</sup>	2,70×10 <sup>5</sup>	4,22×10 <sup>-5</sup>	2,41×10 <sup>5</sup>	7,10×10 <sup>-5</sup>	5,08×10 <sup>5</sup>	Benign Tissue
0,92	1,70	2,53×10 <sup>3</sup>	4,17×10 <sup>5</sup>	0,87	7,78×10 <sup>-5</sup>	2,73×10 <sup>5</sup>	6,54×10 <sup>-5</sup>	2,40×10 <sup>5</sup>	1,49×10 <sup>-4</sup>	6,06×10 <sup>5</sup>	
0,91	1,91	2,66×10 <sup>3</sup>	3,89×10 <sup>5</sup>	0,84	1,75×10 <sup>-4</sup>	2,81×10 <sup>5</sup>	1,55×10 <sup>-4</sup>	2,40×10 <sup>5</sup>	2,78×10 <sup>-4</sup>	7,27×10 <sup>5</sup>	
0,90	1,88	2,91×10 <sup>3</sup>	3,81×10 <sup>5</sup>	0,84	2,84×10 <sup>-5</sup>	3,10×10 <sup>5</sup>	2,45×10 <sup>-5</sup>	2,69×10 <sup>5</sup>	5,50×10 <sup>-5</sup>	7,21×10 <sup>5</sup>	
0,90	2,23	2,53×10 <sup>3</sup>	3,80×10 <sup>5</sup>	0,83	8,42×10 <sup>-5</sup>	2,79×10 <sup>5</sup>	7,17×10 <sup>-5</sup>	2,37×10 <sup>5</sup>	1,64×10 <sup>-4</sup>	9,07×10 <sup>5</sup>	
0,97	1,18	2,25×10 <sup>3</sup>	5,12×10 <sup>5</sup>	0,95	3,54×10 <sup>-4</sup>	2,09×10 <sup>5</sup>	2,90×10 <sup>-4</sup>	1,99×10 <sup>5</sup>	7,46×10 <sup>-4</sup>	2,72×10 <sup>5</sup>	Adenocarcinoma
0,94	1,83	2,18×10 <sup>3</sup>	4,55×10 <sup>5</sup>	0,89	1,30×10 <sup>-4</sup>	2,23×10 <sup>5</sup>	1,08×10 <sup>-4</sup>	2,03×10 <sup>5</sup>	2,49×10 <sup>-4</sup>	6,41×10 <sup>5</sup>	
0,95	1,51	2,53×10 <sup>3</sup>	4,66×10 <sup>5</sup>	0,91	6,34×10 <sup>-5</sup>	2,48×10 <sup>5</sup>	5,17×10 <sup>-5</sup>	2,28×10 <sup>5</sup>	1,17×10 <sup>-4</sup>	4,92×10 <sup>5</sup>	
0,96	1,28	2,37×10 <sup>3</sup>	4,92×10 <sup>5</sup>	0,93	1,26×10 <sup>-4</sup>	2,36×10 <sup>5</sup>	1,04×10 <sup>-4</sup>	2,21×10 <sup>5</sup>	2,57×10 <sup>-4</sup>	3,51×10 <sup>5</sup>	
0,95	3,55	2,09×10 <sup>3</sup>	4,42×10 <sup>5</sup>	0,86	2,37×10 <sup>-4</sup>	2,20×10 <sup>5</sup>	1,77×10 <sup>-4</sup>	2,00×10 <sup>5</sup>	6,34×10 <sup>-4</sup>	1,64×10 <sup>6</sup>	

Tabel 4.3 Hasil GLRLM Sudut Orientasi 90°

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

Tabel 4.4 Hasil GLRLM Sudut Orientasi 135°

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

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,





### 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*  $\beta$  dan selanjutnya digunakan saat pengujian (*testing*) untuk memperoleh hasil dari klasifikasi. Pada penelitian ini menggunakan nilai  $k$  sebesar 5 dan 10 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  $\mathbf{H}$  menggunakan Persamaan 2.24.
- c. Mencari *pseudoinverse* dari matriks  $\mathbf{H}$ .
- d. Mencari nilai *output*  $\beta$ .

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















حَدَّثَنَا هَاشِمُ بْنُ الْقَاسِمِ حَدَّثَنَا زِيَادُ بْنُ عَبْدِ اللَّهِ بْنِ عَلَاتَةَ حَدَّثَنَا سَلَمَةُ بْنُ وَرْدَانَ الْمَدَنِيُّ قَالَ سَمِعْتُ أَنَسَ 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 الْعَدِ فَقَالَ يَا رَسُولَ اللَّهِ أَيُّ الدُّعَاءِ أَفْضَلُ قَالَ تَسْأَلُ رَبَّكَ الْعَفْوَ وَالْعَافِيَةَ فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ ثُمَّ أَتَاهُ الْيَوْمَ الثَّلَاثَ فَقَالَ يَا رَسُولَ اللَّهِ أَيُّ الدُّعَاءِ أَفْضَلُ قَالَ تَسْأَلُ رَبَّكَ الْعَفْوَ وَالْعَافِيَةَ فِي الدُّنْيَا وَالْآخِرَةِ فَإِنَّكَ إِذَا أُعْطِيْتَهُمَا فِي الدُّنْيَا ثُمَّ أُعْطِيْتَهُمَا فِي الْآخِرَةِ فَقَدْ أَفْلَحْتَ

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.







- 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, sixth 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 Umay, 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.
- Kemkes 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 (ICAIIIC)*, 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. *Jcones*, 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.