KLASIFIKASI PENYAKIT TUBERKULOSIS BERDASARKAN CITRA *X-RAY* MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX* (GLCM) DAN *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM)

SKRIPSI

Disusun Oleh

ELEN RISWANA SAFILA PUTRI

H92219048

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL

SURABAYA

2023

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama	:	ELEN RISWANA SAFILA PUTRI
NIM	:	H92219048
Program Studi	:	Matematika
Angkatan	:	2019

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI PENYAKIT TUBERKULOSIS BERDASARKAN CITRA *X-RAY* MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX* (GLCM) DAN *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM)". 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, 13 Januari 2023

Yang menyatakan,

ELEN RISWANA SAFILA PUTRI

NIM. H92219048

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama	:	ELEN RISWANA SAFILA PUTRI
NIM	:	H92219048
Judul skripsi	:	KLASIFIKASI PENYAKIT TUBERKULOSIS BERDASARKAN CITRA *X-RAY* MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX* (GLCM) DAN *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM)

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I	Pembimbing II
Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom	Lutfi Hakim, M.Ag
NIP. 198511242014032001	NIP. 197312252006041001

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya

Yuniar Farida, M.T
NIP. 197905272014032002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama	:	ELEN RISWANA SAFILA PUTRI
NIM	:	H92219048
Judul Skripsi	:	KLASIFIKASI PENYAKIT TUBERKULOSIS BERDASARKAN CITRA *X-RAY* MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX* (GLCM) DAN *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM)

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 26 Januari 2023

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I

Wika Dianita Utami, M.Sc
NIP. 199206102018012003

Penguji II

Hani Khaulasari, M.Si
NIP. 199102092020122011

Penguji III

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom
NIP. 198511242014032001

Penguji IV

Lutfi Hakim, M.Ag
NIP. 197312252006041001

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Dr. Saepul Hamdani, M.Pd
NIP. 196507312000031002

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 : ELEN RISWANA SAFILA PUTRI
NIM : H92219048
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : elenriswana66@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 ☐ Disertasi ☐ Lain-lain (.....)
yang berjudul :
KLASIFIKASI PENYAKIT TUBERKULOSIS BERDASARKAN CITRA X-RAY MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX (GLCM) DAN EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)

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, 7 Maret 2023

Penulis

(ELEN RISWANA S.P.)
nama terang dan tanda tangan

ABSTRAK

KLASIFIKASI PENYAKIT TUBERKULOSIS BERDASARKAN CITRA *X-RAY* MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX* (GLCM) DAN *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM)

Tuberkulosis (TB) merupakan penyakit menular berbahaya yang disebabkan oleh bakteri *mycrobacterium tuberculosis*. Penyakit tersebut menjadi pembunuh menular nomor dua setelah *coronavirus* 2019 (COVID-19). Di seluruh dunia, TB telah menginfeksi 1,7 - 2 miliar orang dengan rata-rata 1,2 - 1,5 juta kematian per tahun. Di Indonesia, TB menempati urutan kedua sebagai penyakit yang paling banyak diderita. Tingginya kasus tersebut menjadikan TB sebagai masalah kesehatan masyarakat yang utama di seluruh dunia. Oleh karena itu, perlu adanya upaya pengendalian kasus TB salah satunya dengan deteksi dini. Deteksi tersebut dapat dilakukan menggunakan bantuan *Computer Aided Detection (CAD)* salah satunya *Extreme Learning Machine* (ELM). ELM adalah bagian dari jaringan saraf tiruan umpan maju (*feedforward*). ELM memiliki kecepatan komputasi yang sangat singkat dan akurat dalam melakukan pembelajaran. Penelitian ini menggunakan 662 data yang terdiri dari dua kelas. Kelas pertama yaitu *x-ray* paru-paru normal sebanyak 326 data dan kelas kedua yaitu *x-ray* tuberkulosis sebanyak 336 data. Hasil klasifikasi menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi menggunakan ELM menunjukkan akurasi terbaik mencapai 100% dengan uji coba orientasi sudut 0° dan *node hidden* 50. Hasil dari sistem klasifikasi ini diharapkan dapat membantu tenaga medis untuk mengambil keputusan pendeteksian penderita TB.

Kata kunci: Citra, Tuberkulosis, GLCM, Klasifikasi, *Extreme Learning Machine*

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF TUBERCULOSIS DISEASE BASED ON *X-RAY* IMAGES USING *GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX* (GLCM) FEATURE EXTRACTION AND *EXTREME LEARNING MACHINE* (ELM)

Tuberculosis (TB) is a contagious infectious disease caused by the bacterium *mycrobacterium tuberculosis*. The disease is the second infectious killer after *coronavirus* 2019 (COVID-19). Worldwide, TB has infected 1.7 - 2 billion people with an average of 1.2 - 1.5 million deaths per year. In Indonesia, TB ranks second as the most common disease. This high number of cases makes TB a major public problem throughout the world. Therefore, it is necessary to control TB cases, one of which is early detection. This detection can be done using the help of *Computer Aided Detection (CAD)*, one of which is *Extreme Learning Machine* (ELM). ELM is part of a feed-forward (*feedforward*) neural network. ELM has a very short computational speed and is accurate in learning. This study uses 662 data consisting of two classes. The first class is *x-ray* normal lungs with 326 data and the second class is *x-ray* tuberculosis with 336 data. The results of classification using GLCM feature extraction and classification using ELM show the best accuracy reaching 100% by testing the orientation of the angle 0○ and *node hidden* 50. The results of this classification system are expected to help medical staff to make detection decisions TB patient.

Keywords: Image, Tuberculosis, GLCM, Classification, Extreme Learning Machine

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN ii

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING iii

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI iv

LEMBAR PERSETUJUAN PUBLIKASI v

ABSTRAK vi

ABSTRACT vii

DAFTAR ISI 1

DAFTAR TABEL 3

DAFTAR GAMBAR 4

I PENDAHULUAN 6

1.1. Latar Belakang Masalah 6

1.2. Rumusan Masalah 12

1.3. Tujuan Penelitian 12

1.4. Manfaat Penelitian 12

1.5. Batasan Masalah 13

1.6. Sistematika Penulisan 14

II TINJAUAN PUSTAKA 15

2.1. Penyakit Menular dalam Perspektif Islam 15

2.2. Tuberkulosis (TB) 19

2.3. Citra Digital 23

2.3.1. Citra berwarna (*color image*) 24

2.3.2. Citra keabuan (*grayscale image*) 25

2.3.3. Citra biner (*binary image*) 26

2.4. Pengolahan citra digital 27

2.4.1. Tahap *preprocessing* 28

2.4.2. Analisis citra 28

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2.5. *Grayscaling* 29
2.6. *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) . . . 29
2.7. *Median Filter* 30
2.8. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) 32
2.8.1. Kontras 38
2.8.2. Energi 39
2.8.3. Korelasi 39
2.8.4. Entropi 40
2.9. *k-Fold Cross Validation* 41
2.10. *Moore-Penrose Generalized Inverse* 42
2.11. *Extreme Learning machine* (ELM) 43
2.12. *Confusion Matrix* 47
III METODE PENELITIAN 50
3.1. Jenis Penelitian 50
3.2. Jenis dan Sumber Data 50
3.3. Pengolahan Data 50
IV HASIL DAN PEMBAHASAN 55
4.1. *Preprocessing Citra* 55
4.2. Ekstraksi Fitur 64
4.3. Klasifikasi menggunakan *Extreme Learning Machine* (ELM) 83
4.4. Evaluasi menggunakan *Confusion Matrix* 90
4.5. Integrasi Keislaman 101
V PENUTUP 104
5.1. Kesimpulan 104
5.2. Saran 105
DAFTAR PUSTAKA 105

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

DAFTAR TABEL

2.1 *Confusion Matrix* pada Data Dua Kelas 48

4.1 Konversi Tingkat Keabuan 65
4.2 Matriks *framework* 8×8 66
4.3 Fitur GLCM pada Sudut 0° 74
4.4 Fitur GLCM pada Sudut 45° 75
4.5 Fitur GLCM pada Sudut 90° 75
4.6 Fitur GLCM pada Sudut 135° 75
4.7 Sampel Data *training* 84
4.8 Sampel Data *testing* 84
4.9 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 0° 93
4.10 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 45° 94
4.11 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 90° 95
4.12 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 135° 97

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

DAFTAR GAMBAR

2.1 Penyebaran Virus TB pada Tubuh 20
2.2 Efusi Pleura pada Penderita TB 23
2.3 Komponen Citra warna RGB 25
2.4 Komponen Citra *Grayscale* 26
2.5 Komponen Citra Biner 27
2.6 (a) Citra Asli dan Histogram, (b) Citra hasil CLAHE dan Histogram 31
2.7 (a) Citra Asli (b) Citra hasil *median filter* 32
2.8 Piksel referensi dan Piksel tetangga 33
2.9 Pembentukan matriks GLCM berdasarkan Orientasi Sudut 34
2.10 Matriks *framework* dan Matrik *co-occurence* 35
2.11 Ilustrasi Perhitungan Matriks *Co-ocurrence* 37
2.12 Pembagian Data menggunakan *k-Fold Cross Validation* 42
2.13 Arsitektur ELM 44

3.1 Diagram Alir Penelitian 51
3.2 Diagram Alir Ekstraksi Fitur GLCM 52
3.3 Diagram Alir Klasifikasi 53

4.1 Kelas Normal (a) Sampel 1 (b) Sampel 2 (c) Sampel 3 55
4.2 Kelas Tuberkulosis (a) Sampel 1 (b) Sampel 2 (c) Sampel 3 55
4.3 Nilai komponen R, G, dan B pada Citra *x-ray* TB 57
4.4 Pembagian Blok pada Citra TB 59
4.5 (a) Sampel Citra Normal sebelum CLAHE (b) Hasil CLAHE pada Sampel Citra Normal 60
4.6 (a) Histogram Sampel Citra Normal sebelum CLAHE (b) Histogram CLAHE pada Sampel Citra Normal 61
4.7 (a) Sampel Citra TB sebelum CLAHE (b) Hasil CLAHE pada Sampel Citra TB 62

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

4.8 (a) Histogram Sampel Citra TB sebelum CLAHE (b) Histogram CLAHE pada Sampel Citra TB 62
4.9 (a) Hasil *Median Filter* pada Sampel Citra Normal (b) Hasil *Median Filter* pada Sampel Citra TB 64
4.10 Visualisasi Perbandingan Fitur GLCM berdasarkan Sudut 76
4.11 Matriks Korelasi antar Fitur pada Sudut 0° 77
4.12 Matriks Korelasi antar Fitur pada Sudut (a) 45° (b) 90° (c) 135° . . 78
4.13 Visualisasi Fitur Kontras GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135° 79
4.14 Visualisasi Fitur Energi GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135° 80
4.15 Visualisasi Fitur Korelasi GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135° 81
4.16 Visualisasi Fitur Entropi GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135° 82
4.17 Evaluasi *Confusion Matrix* 91
4.18 Perbandingan Hasil berdasarkan Sudut GLCM 98
4.19 Aplikasi Klasifikasi TB 99
4.20 Contoh Aplikasi dengan Hasil Normal 100
4.21 Contoh Aplikasi dengan Hasil Terdeteksi TB 101

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Beragam organisme seperti bakteri, virus, dan jamur hidup di dalam tubuh manusia. Beberapa organisme tersebut umumnya tidak berbahaya. Dalam kondisi tertentu, organisme dapat menyebabkan penyakit yang menyerang manusia. Penyakit ini menjadikan orang yang terinfeksi menjadi sakit. Kemudian, penyakit tersebut dapat ditularkan ke orang yang sehat dan menyebabkan penyakit menular. Oleh karena itu, selayaknya orang yang sehat tidak sebaiknya bercampur dengan orang yang sakit. Hal tersebut berkaitan dengan beberapa hadis dimana Nabi *shallallahu 'alaihi wasallam* bersabda

لا يُورَدُ مُمْرِضٌ على مُصِحٍّ

UIN SUNAN
SURABAYA

artinya : orang yang sakit tidak bisa menularkan penyakit pada orang yang sehat. (HR. Bukhari no. 5771, Muslim no. 2221).

لا عَدْوَى و لا طيرةَ و لا هامةَ و لا صَفرَ ، و فِرَّ مِنَ المجذومِ كما تَفِرُّ مِنَ الأسدِ

artinya : tidak ada penyakit menular, tidak ada dampak dari *thiyarah*, tidak ada kesialan karena burung hammah, tidak ada kesialan pada Bulan Shafar. Dan larilah dari penyakit kusta sebagaimana engkau lari dari singa. (HR. Bukhari no.5707). Dari kedua hadis tersebut dapat disimpulkan bahwa penyakit tidak dapat menular

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

dengan sendirinya. Allah *subhanahu wa taala* menjadikan penyakit tersebut dapat menular karena ada sebabnya. Salah satu penyebabnya adalah bercampurnya orang yang sakit dengan orang yang sehat. Hal ini menyebabkan terjadinya perpindahan virus dari orang yang sakit ke orang yang sehat. Selain itu, virus tersebut dapat menular melalui beberapa sebab diantaranya kontak fisik, pandangan, dan udara. Karena itu, manusia diperintahkan untuk menjauhi penyakit tersebut.

Allah menciptakan penyakit sekaligus menjadi penyembuh setiap penyakit. Apabila manusia telah terkena penyakit menular maka diperintahkan baginya untuk mencari kesembuhan dan berdoa kepada Allah agar disembuhkan. Perintah tersebut dijelaskan dalam Al-Quran Surat As Syu'ara ayat 80, dimana Allah *subhanahu wa taala* berfirman:

وَإِذَا مَرِضْتُ فَهُوَ يَشْفِينِ ﴿٨٠﴾

artinya : Apabila kamu sakit, Dialah yang menyembuhkan.

Ayat tersebut menjelaskan zat menyembuhkan manusia apabila seseorang sakit adalah Allah. Allah berkuasa dalam memberikan kesembuhan terhadap penyakit sesuai kehendak-Nya. Namun, manusia tetap diwajibkan berusaha untuk memperoleh kesembuhan itu.

Salah satu penyakit menular adalah tuberkulosis (TB). Penyakit ini merupakan penyakit menular berbahaya di dunia. TB disebabkan oleh bakteri *mycrobacterium tuberculosis* (MTB) (Highsmith et al., 2019). TB umumnya menyerang paru-paru, namun terdapat kemungkinan bakteri TB menyerang organ lain seperti jantung, tulang belakang, otak, dan kelenjar getah bening. Penyakit tersebut mudah menular melalui udara dan menginfeksi manusia. Penyakit tersebut menjadi penyakit menular dengan pembunuh terbanyak nomor dua setelah

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

coronavirus 2019 (COVID-19) (Migliori et al., 2022). Di seluruh dunia, TB telah menginfeksi 1,7 - 2 miliar orang dengan rata-rata 1,2 - 1,5 juta kematian per tahun (Maison, 2022). Menurut *World Health Organization* (WHO), di tahun 2020 lebih dari 10 juta orang menderita TB dengan 5,6 juta laki-laki, 3,3 juta perempuan, dan 1,1 juta anak-anak. Selain itu, sebanyak 30 negara menyumbangkan kasus TB baru sebanyak 86% salah satunya Indonesia. Di Indonesia, TB menempati urutan kedua sebagai penyakit yang paling banyak diderita (Noviyani et al., 2021). Tingginya kasus tersebut menjadikan TB sebagai masalah kesehatan masyarakat utama yang perlu ditanganani dengan cepat.

Untuk mengurangi peningkatan jumlah kasus dan mortalitas akibat TB, perlu adanya upaya pencegahan seperti deteksi dan diagnosis dini. Secara sederhana, TB dapat didiagnosis melalui kultur. Kultur memanfaatkan media *Lowenstein Jensen* untuk melakukan deteksi dengan rata-rata waktu deteksi yang cukup lama yakni 3-4 minggu (Gill et al., 2022; Huang et al., 2022). Kultur menghasilkan sensitivitas yang berkisar 98,1 hingga $98,6\%$. Namun, diagnosis menggunakan kultur memiliki biaya yang mahal. Selain itu, kultur belum banyak ditemukan di laboratorium dikarenakan penggunaan sumber daya yang sering dibatasi. Metode lain yang digunakan untuk mendeteksi TB adalah *sputum smear microscopy*. Metode *sputum smear microscopy* menggunakan Sampel dahak BTA yang diberi pewarna Ziehl Neelsen (ZN) . Metode *sputum smear microscopy* adalah metode yang paling mudah dan memiliki waktu pemeriksaan yang relatif lebih cepat dibanding kultur (Nsubuga et al., 2022). Namun, keakuratan kinerja metode ini hanya berkisar 50% dengan sensitivitas $30 - 89\%$ (Shuaib et al., 2018). Rendahnya keakuratan *sputum smear microscopy* umumnya dikarenakan kesalahan laboratorium seperti kesalahan analitik atau campuran sampel dan

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

ketidakmampuan mikroskopis dalam membedakan organisme TB dan non TB. Selain itu, metode *sputum smear microscopy* kurang sensitif pada kelompok berisiko tinggi. Berkembangnya zaman, teknik diagnosis dan klasifikasi TB otomatis digunakan untuk menangani keterbatasan dari metode yang telah ada. Salah satu metode yang diusulkan adalah penggunaan *Computer Aided Detection (CAD)*. Sistem CAD memiliki kelebihan berupa sensitivitas terhadap pendeteksian suatu lesi penyakit (Henriksen et al., 2019). Sistem tersebut terdiri tiga tahapan yakni *preprocessing*, ekstraksi fitur dan klasifikasi (P. and C., 2019).

Tahap *preprocessing* merupakan tahap awal yang ditujukan untuk pengoptimalan citra. Di tahap ini, dilakukan beberapa upaya untuk meningkatkan kualitas citra seperti penghilangan *noise*, pembersihan data, dan transformasi data. Perbaikan kualitas citra tersebut menyesuaikan dengan kebutuhan citra itu sendiri. Pada tahap lanjut yakni ekstraksi fitur dilakukan pengambilan informasi citra yang serupa sebagai suatu ciri fitur untuk dijadikan objek klasifikasi. Salah satu metode ekstraksi fitur yang sering digunakan adalah *Gray Level Co-occurence Matrix* (GLCM) (Alazawi et al., 2019). GLCM menggunakan fitur-fitur tertentu seperti kontras, entropi dan korelasi yang mewakili piksel pada citra. Ekstraksi fitur GLCM telah banyak digunakan oleh penelitian. Penelitian (Ossai and Wickramasinghe, 2022) yang melakukan analisis terhadap diagnosis penebalan retina atau *Edema Makula* (MAOE) menggunakan GLCM dan *Extra Tree Classifier* (ETC) menunjukkan akurasi terbaik sebesar 95,02%. Studi ini menunjukkan bahwa GLCM mampu mengkarakterisasi ketajaman risiko dan kerentanan mata terhadap MAOE untuk membantu optimalisasi klasifikasi. Penelitian lain, menggunakan SVM untuk membandingkan ekstraksi fitur GLCM, *Local Binary Gray Level Cooccurrence Matrix* (LBGLCM), *Local Binary Pattern*

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

(LBP), dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) pada citra *histopathological* menunjukkan bahwa GLCM sangat akurat dalam mendeskripsikan fitur. Hal tersebut ditunjukkan oleh nilai klasifikasi menggunakan ekstraksi fitur GLCM yang didapatkan sebesar $92,8\%$ yang lebih unggul dibanding metode ekstrasi fitur LBP, LBGLCM, dan GLRLM (Ozturk and Akdemir, 2018). Pada penelitian lain, ekstraksi fitur GLCM digunakan untuk mendeteksi COVID-19 menggunakan klasifikasi *Latent Dynamic CRF* (LDCRF). Metode deteksi COVID-19 tersebut menghasilkan akurasi yang tinggi mencapai $95,88\%$ (Bakheet and Al-Hamadi, 2021).

Pada tahap klasifikasi dilakukan untuk proses deteksi data citra. Klasifikasi tersebut dilakukan dengan mengelompokkan data citra berdasarkan persamaannya. Banyak peneliti menggunakan *Artifical Intelligence* untuk menyelesaikan proses klasifikasi. Salah satu metode tersebut adalah *Extreme Learning Machine* (ELM). ELM adalah bagian dari jaringan saraf tiruan umpan maju (*feedforward*). ELM menerapkan *Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks* (SLFNs) yakni terdiri dari satu lapisan tersembunyi. Berdasarkan penelitian (Gan et al., 2021) yang membandingkan ELM, *backpropagation* (BP) dan *Genetic Algorithm based on BP* (GA-BP) pada elektrodeposisi film nano-perak menunjukkan bahwa ELM memiliki tingkat yang efisien dan waktu komputasi yang sangat rendah dibanding BP dan GA-BP. Hal tersebut dikarenakan algoritma ELM memiliki kecepatan yang sangat singkat dan akurat dalam melakukan pembelajaran. Adapun penelitian yang mendeteksi *retinoblastoma* menggunakan *Extreme Learning Machine* (ELM) menghasilkan akurasi terbaik sebesar 92% (Jia et al., 2022). Penelitian lain, melakukan deteksi penyakit demam berdarah menunjukkan bahwa ELM dapat menghasilkan kinerja cepat daripada teknik pembelajaran hierarkis yang ada.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Penelitian ini juga mampu meberikan prediksi yang akurat dengan akurasi mencapai $96,94\%$ (Nsubuga et al., 2022). Selain itu, (Rath et al., 2022) membandingkan ELM dengan SVM untuk memprediksi keandalan perangkat lunak. Penelitian ini menunjukkan bahwa model pengklasifikasi ELM adalah yang paling akurat daripada SVM dengan akurasi mencapai $84,61\%$.

Pada tahap klasifikasi metode ELM, ditambahkan sebuah fungsi aktivasi untuk membantu pengoptimalan hasil klasifikasi. Penambahan fungsi aktivasi tersebut juga bertujuan untuk menentukan nilai output berdasarkan input yang dimasukkan dalam range tertentu. Salah satu fungsi aktivasi yang memiliki keunggulan dalam membantu pengoptimalan ELM adalah fungsi aktivasi sigmoid. Penelitian yang dilakukan oleh (Shajia et al., 2022) melakukan analisis pengaruh pengklasifikasi ELM terhadap gambar MRI penyakit Alzheimer's. Penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid dan mampu menghasilkan akurasi dan sensitivitas maksimum masing-masing 97% dan 94%. Penelitian lain terkait kualitas udara, membandingkan fungsi aktivasi sigmoid, sin, hardlim, dan tribas terhadap pengaruh performa ELM. Hasil penelitian yang diperoleh adalah fungsi aktivasi sigmoid sebagai fungsi aktivasi yang paling baik daripada fungsi aktivasi lainnya. Hasil rata-rata menunjukkan bahwa sigmoid memberikan kesalahan yang lebih kecil dengan nilai 0,03 pada data *training* dan 0,03 pada data *testing* (Ismail et al., 2019).

Berdasarkan beberapa penelitian yang ada, dapat ditunjukkan bahwa penelitian yang mengadopsi penggunaan sistem CAD khususnya ELM menunjukkan kinerja yang baik dengan tingkat akurasi yang tinggi selama beberapa tahun terakhir. Berdasarkan paparan tersebut, maka penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi penyakit tuberkulosis berdasarkan citra *x-ray*

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi menggunakan ELM. Adanya penelitian ini diharapkan mampu melakukan klasifikasi penyakit tuberkulosis sehingga hasil dari klasifikasi ini dapat digunakan tenaga medis untuk membantuk mendeteksi pasien penderita tuberkulosis.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian yang ada, dicetuskan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil ekstraksi fitur citra *x-ray* tuberkulosis menggunakan *Gray Level Co-occurence Matrix* (GLCM)?
2. Bagaimana hasil klasifikasi citra *x-ray* tuberkulosis menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM)?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, diperoleh tujuan dari penelitian ini adalah:

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

1. Mengetahui hasil ekstraksi fitur dari citra *x-ray* tuberkulosis menggunakan *Gray Level Co-occurence Matrix* (GLCM).
2. Mengetahui hasil klasifikasi citra *x-ray* tuberkulosis menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM).

1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

   Secara teori, penelitian ini dapat menambah wawasan mengenai klasifikasi

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

citra *x-ray* tuberkulosis menggunakan metode ELM khususnya di bidang kesehatan dan ilmu matematika.

2. Manfaat Praktis

   (a) Bagi penulis, penelitian ini dapat mengimplementasikan ilmu yang telah diperoleh.

   (b) Bagi tenaga medis, penelitian ini dapat memberikan alternatif dalam mendeteksi tuberkulosis melalui pengklasifikasian citra *x-ray* tuberkulosis menggunakan *Artificial Intelligence* (AI). Selain itu, dapat membantu dalam pengambilan keputusan penanganan yang tepat terhadap hasil deteksi, sehingga dapat mengendalikan jumlah kasus yang disebabkan oleh tuberkulosis.

   (c) Bagi Universitas, penelitian ini mampu menambah referensi literatur yang ada di bidang ilmu matematika.

1.5. Batasan Masalah

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Dari permaslaahn yang sudah diuraikan, diperoleh beberapa batasan masalah pada penelitian ini di antaranya sebagai berikut:

1. Klasifikasi *x-ray* tuberkulosis dalam penelitian ini dibagi dalam dua kelas yaitu kelas normal dan kelas tuberkulosis.

2. Citra input yang digunakan sebagai dataset berupa citra *x-ray* paru-paru normal dan tuberkulosis.

3. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

1.6. Sistematika Penulisan

Pada sistematika penelitian ini, isi dari penelitian terdiri dari lima bab yang telah dirangkum, yaitu:

1. BAB I PENDAHULUAN yang terdiri dari latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.
2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA yang memaparkan beberapa teori yang mengacu pada penelitian yang sudah ada sebelumnya baik jurnal maupun buku pendukung penelitian. Tinjauan pustaka penelitian ini berisikan tuberkulosis sebagai penyakit menular dalam perspektif Islam, beberapa teori tuberkulosis, metode pada tahapan *pre-processing*, ekstraksi fitur dan tahapan ELM.
3. BAB III METODE PENELITIAN memaparkan jenis penelitian, cara peneliti mendapatkan data, alur mengelola data tersebut hingga rumusan masalah dari penelitian dapat terselesaikan.
4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN memaparkan hasil penelitian yang dilakukan untuk membuktikan kebenaran rumusan masalah. Selain itu, pada bab ini dijelaskan proses pada setiap tahapan yang dilakukan serta analisis dari hasil yang diperoleh.
5. BAB V PENUTUP menguraikan kesimpulan penelitian dari hasil yang didapat serta memberikan saran kepada peneliti-peneliti selanjutnya yang akan menggunakan data atau metode pada penelitian ini.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penyakit Menular dalam Perspektif Islam

Penyakit menular telah mempengaruhi setiap bidang kehidupan mulai dari sosial, ekonomi dan agama. Dalam sejarah Islam, penyakit menular tersebut disebut sebagai wabah dan tha'un. Terdapat lima kejadian penyakit menular yang banyak memakan korban yakni

1. *Tha'un Syirawaih*

   Tha'un syirawaih merupakan wabah pertama yang terjadi pada masa Nabi Muhammad masih hidup. Wabah tersebut terjadi di Kota Madinah dan menjadi wabah pertama dalam sejarah Islam. *Tha'un syirawaih* menjadi pencetus munculnya hadis-hadis yang berbicara mengenai wabah (Efendi et al., 2020).

2. *Tha'un 'amwas*

   Tha'un 'amwas adalah sebuah wabah yang menimpa negeri Syam. Wabah ini berlangsung saat masa akhir Kekhalifahan Rasyidin. Wabah tersebut dikarenakan munculnya penyakit pes bubo pada abad ke-6. Wabah ini menyebabkan 25 ribu pasukan prajurit Muslim meninggal dunia (Arifin et al., 2021).

3. *Tha'un jarif*

   Tha'un jarif adalah wabah ketiga yang menyerang Basrah, Irak pada 69 H.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Wabah tersebut terjadi saat pemerintahan Abdullah bin az-Zubair radhiallahu 'anhu berlangsung.*Tha'un jarif* juga disebut sebagai wabah kekerasan karena mampu menyapu Basrah seperti banjir (Mehfooz, 2021). Wabah ini hanya berlangsung tiga hari dan memakan korban lebih dari 70 ribu setiap harinya. Terjadinya wabah ini menyebabkan kesulitan penguburan banyaknya korban meninggal (Andrabi, 2022).

4. *Tha'un fatayat*

   Tha'un fatayat adalah wabah yang juga menyerang Kota Basrah, Irak dan Syam pada 87 H. Wabah ini banyak memakan korban perempuan muda sehingga sering disebut sebagai *"Plague of Fatayat"*. Selain itu, adanya wabah ini juga menewaskan para tokoh dan orang-orang mulia (Mahaiyadin et al., 2022).

5. *Tha'un al-Asyraf*

   Tha'un al-Asyraf merupakan wabah yang memakan korban orang-orang mulia dan para tokoh. Tha'un a-Asyraf juga banyak menyerang laki-laki. Wabah ini bertepatan di Irak dan Suriah pada tahun 716–717 M (Efendi et al., 2020).

Adanya wabah yang terjadi tersebut memperoleh hikmah agar kaum Muslimin lebih bertakwa dan meningkatkan keimanan. Karena sesungguhnya wabah tersebut tidak dapat dipisahkan dari dosa dan penderitaan. Hal tersebut sesuai dengan QS. Al-A'raf ayat 94 yang berbunyi:

وَمَآ اَرْسَلْنَا فِيْ قَرْيَةٍ مِّنْ نَّبِيٍّ اِلَّآ اَخَذْنَآ اَهْلَهَا بِالْبَاْسَاۤءِ وَالضَّرَّاۤءِ لَعَلَّهُمْ يَضَّرَّعُوْنَ ﴿٩٤﴾

artinya : dan Kami tidak mengurus seorang nabi pun kepada suatu negeri, (lalu penduduknya mendustakan nabi itu) melainkan Kami timpakan kepada

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

penduduknya kesempitan dan penderitaan agar mereka (tunduk dengan) merendahkan diri.

Maksud dari ayat tersebut adalah Allah SWT. menimpakan cobaan pada umat-Nya melalui kesengsaraan dan penderitaan. Penderitaan tersebut berupa penyakit dan kesengsaraan berupa kemiskinan. Hal tersebut ditimpakan pada umat-Nya agar para manusia tunduk dan merendahkan diri khususnya ke sang pencipta. Kejadian tersebut juga menjadikan manusia untuk berdoa agar dilenyapkan apa yang telah menimpa dirinya.

Oleh karena itu, hal yang wajib dilakukan apabila mengidap penyakit menular baik secara sengaja maupun tidak sengaja adalah berdoa dan meminta diberi kesembuhan oleh-Nya. Selain itu, diperintahkan pula kepada manusia untuk mencari kesembuhan itu. Melalui QS. Al-Isra ayat ke-82, Allah *SWT*. berfirman bahwa Allah *SWT*. dapat menurunkan penyakit dan sekaligus obat untuk menyembuhkannya.

وَنُنَزِّلُ مِنَ الْقُرْاٰنِ مَا هُوَ شِفَاۤءٌ وَّرَحْمَةٌ لِّلْمُؤْمِنِيْنَۙ وَلَا يَزِيْدُ الظّٰلِمِيْنَ اِلَّا خَسَارًا ﴿٨٢﴾

S U R A B A Y A

artinya : Dan Kami turunkan dari Al-Qur'an (sesuatu) yang menjadi penawar dan rahmat bagi orang-orang mukmin, sedangkan bagi orang-orang zalim (Al-Qur'an itu) hanya akan menambah kerugian.

Dalam ayat tersebut dijelaskan bahwa al-quran sebagai penawar dan kesembuhan. Kesembuhan yang dimaksud adalah penyakit dalam hati seperti kemunafikan dan keraguan. Akan tetapi, al-quran juga dapat digunakan sebagai media ruqyah agar disembuhkan dari penyakit badan.

Cara lain yang bisa dilakukan adalah dengan berobat. Saat ini, Obat merupakan alat utama dalam penyembuhan. Hal tersebut juga diriwayatkan oleh

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Imam Muslim dalam hadisnya yang berbunyi

عن جابر بن عبد الله لِكُلِّ دَاءٍ دَوَاءٌ، فَإِذَا أَصَابَ الدَّوَاءُ الدَّاءَ، بَرَأَ بِإِذْنِ اللهِ عَزَّ وَجَلَّ

artinya : Setiap penyakit pasti memiliki obat. Bila sebuah obat sesuai dengan penyakitnya maka dia akan sembuh dengan seizin Allah SWT.

Maksud hadis di atas adalah seorang Muslim diizinkan untuk mengobati penyakit yang dideritanya karena setiap penyakit ada obatnya. Jika Allah berkehendak untuk sembuh maka penyakit tersebut akan hilang melalui obat. Setelah itu, orang yang sakit akan mendapatkan kesembuhan. Adapun hadis yang diriwayatkan oleh Ahmad, Al-Bukhari dalam Al-Adabul Mufrad, Abu Dawud, Ibnu Majah, dan At-Tirmidzi yakni

عن اسامة: كُنْتُ عِنْدَ النَّبِيِّ صَلَّى اللهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ، وَجَاءَتِ الْأَعْرَابُ، فَقَالَ: يَا رَسُوْلَ اللهِ، أَنَتَدَاوَى؟ فَقَالَ: نَعَمْ يَا عِبَادَ اللهِ، تَدَاوَوْا، فَإِنَّ اللهَ عَزَّ وَجَلَّ لَمْ يَضَعْ دَاءً إِلاَّ وَضَعَ لَهُ شِفَاءً غَيْرَ دَاءٍ وَاحِدٍ. قَالُوا: مَا هُوَ؟ قَالَ: الْهَرَمُ

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

artinya : Aku pernah berada di samping Rasulullah *Shallallahu 'alaihi wa sallam*. Lalu datanglah serombongan Arab dusun. Mereka bertanya, "Wahai Rasulullah, bolehkah kami berobat?" Beliau menjawab: "Iya, wahai para hamba Allah, berobatlah. Sebab Allah *Subhanahu wa Ta'ala* tidaklah meletakkan sebuah penyakit melainkan meletakkan pula obatnya, kecuali satu penyakit." Mereka bertanya: "Penyakit apa itu?" Beliau menjawab: "Penyakit tua".

Hadis di atas mengatakan bahwa setiap penyakit memiliki penyembuh yakni obat kecuali penyakit tua. Penyakit tua merupakan salah satu hal yang merusak kondisi seseorang tersebut sejalan dengan penyakit lain yang menyebabkan seseorang meninggal atau berat dalam menjalani hidup. Setelah dilakukan berbagai usaha

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

berobat, sebaiknya manusia juga mengurangi aktivitas yang bisa menyebarkan penyakit menular tersebut. Di sisi lain, manusia tetap dituntut untuk berikhtiar dan bersabar hingga penyakit tersebut diangkat oleh-Nya.

2.2. Tuberkulosis (TB)

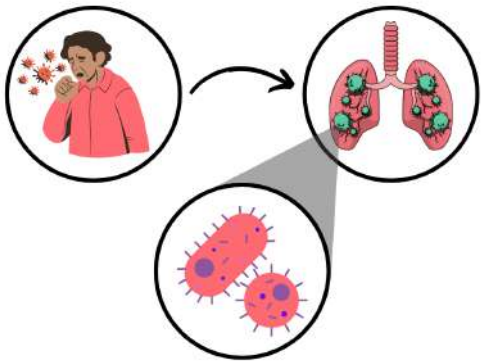
Tuberkulosis (TB) merupakan penyakit menular berbahaya yang disebabkan oleh *mycobacterium tuberculosis* (MTB) (Highsmith et al., 2019). Penyakit tersebut bisa menyerang segala usia. Penyebaran TB diawali oleh droplet nuclei yang tersebar di udara. Droplet nuclei berasal dari penderita TB aktif yang ditularkan ke individu yang tidak terinfeksi yang dikeluarkan melalui batuk, bersin, atau berbicara. Tetesan droplet masuk melalui saluran pernapasan dan akan terperangkap oleh sel goblet yang bertugas menghalangi masuknya benda asing (Luies and du Preez, 2020). Pada beberapa kasus, tetesan droplet dapat melewati sel dan masuk ke organ yang lebih dalam seperti paru-paru. Selain itu, infeksi dapat mempengaruhi organ lain seperti ginjal, otak, dan tulang belakang. Kemudian, droplet akan menginfeksi dan menghancurkan beberapa enzim sehingga menyebabkan TB (Makeswaran et al., 2022).

Berdasarkan kondisinya, TB terdiri dari dua kondisi yaitu infeksi TB laten (LTBI) dan Penderita TB aktif. LTBI merupakan kondisi respons imun persisten terhadap antigen MTB tanpa disertai gejala klinis TB aktif (Jia et al., 2022). Adapun TB aktif merupakan kondisi respons imun persisten terhadap antigen MTB yang disertai gejala klinis dan berisiko menular. Penderita TB umumnya mengalami gejala berupa batuk kering atau berdahak yang lebih dari tiga minggu, dahak bercampur darah, nyeri dada saat batuk, demam lebih dari tiga minggu, hingga penurunan berat badan (Makeswaran et al., 2022; Xiao et al., 2022). Namun, terdapat kemungkinan LTBI untuk berkembang menjadi TB aktif dan

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

menular.



Gambar 2.1 Penyebaran Virus TB pada Tubuh

TB merupakan penyakit yang tidak menurun dan dapat disembuhkan. Pendeteksian penyakit TB dapat dilakukan melalui beberapa cara. Pada anak-anak satu-satunya metode untuk pendeteksian TB adalah tes kulit tuberkulin. Adapun pada orang dewasa, terdapat beberapa metode yang dapat digunakan beberapa diantaranya yakni kultur, tes cepat molekuler, *Sputum Smear Microscopy*, dan rontgen dada.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

1. Tes Kulit tuberkulin (TST)

   Tes kulit tuberkulin (TST) atau disebut juga *mantoux test* merupakan satu-satunya metode yang digunakan untuk mendeteksi adanya TB pada usia anak-anak. Metode TST digunakan untuk mengukur prevalensi infeksi tuberkulosis dalam tubuh. Metode ini bekerja dengan menyuntikan zat *purified protein derivative* (PPD) ke bawah kulit (So-ngern et al., 2022). Penyuntikan ini umumnya dilakukan pada lengan kiri. Pembacaan reaksi tes dilakukan 48 - 72 jam setelah menjalani suntik TST. Reaksi kulit yang timbul berupa indurasi atau kemerahan di area yang disuntik (Campbell

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

et al., 2022). Indurasi tersebut kemudian diukur diameternya secara melintang terhadap sumbu panjang lengan bawah dan dicatat dalam milimeter. Apabila hasil yang didapatkan berkisar 5-9 milimeter maka terdapat kemungkinan pasien tersebut positif TB. Jika hasil melebihi 10 milimeter maka menunjukkan adanya infeksi TB pada pasien. Adapun jika hasil yang didapat kurang dari 4 milimeter maka pasien dinyatakan negatif dan dilakukan pemeriksaan berulang dalam 1-3 minggu untuk memastikan tidak ada virus TB.

2. Kultur

   Metode kultur merupakan *gold standart* dalam metode pendeteksian TB. Metode ini menggunakan sampel berupa dahak, urin, cairan serebrospinal (CSF), darah, atau jaringan lain yang terdapat kemungkinan infeksi pada organ selain paru-paru (Susilawati and Larasati, 2019). Pengambilan sampel sampel berupa sputum atau dahak penderita kasus baru yang dinyatakan positif secara mikroskopis. Sampel tersebut dibiakan pada media *Lowenstein-Jensen* yang dilarutkan ke dalam zat-zat tertentu. Media *Lowenstein-Jensen* digunakan untuk mendiagnosis infeksi bakteri TB, dan membedakan perbedaan spesies pada *mycobacterium* dari segi morfologi, koloni, dan percepatan pertumbuhan. Pendeteksian TB menggunakan kultur memerlukan waktu yang relatif lama sekitar 4-8 minggu. Hasil deteksi pada kultur akan bernilai positif apabila terdapat pertumbuhan bakteri TB (Vongthilath-Moeung et al., 2021). Metode kultur dinilai lebih sensitif dan spesifik dibandingkan dengan *Sputum Smear Microscopy* namun relatif lebih mahal.

3. *Sputum Smear Microscopy*

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Metode *sputum Smear Microscopy* atau dikenal sebagai tes Basil Tahan Asam (BTA) merupakan metode yang paling banyak digunakan dalam pendeteksian TB. Metode ini merupakan metode yang memiliki waktu deteksi yang cepat dan murah (Shuaib et al., 2018). Sama seperti kultur, metode *sputum Smear Microscopy* juga menggunakan *sputum* sebagai sampel. Sputum tersebut diambil dari batukkan pertama pasien. Kemudian, laboratorium akan melakukan pemeriksaan terhadap sampel dahak. Sampel tersebut diletakkan pada wadah khusus dan diberi nutrisi dan pewarna. Pewarnaan ini menggunakan *Ziehl-Neelsen* ZN menggunakan mikroskop terang atau pewarnaan *auramine-rhodamin* menggunakan mikroskop fluoresensi (Behr et al., 2022). Bakteri yang tumbuh pada wadah akan dianalisis menggunakan mikroskop. Umumnya, hasil pada BTA menunjukkan warna merah dengan dikelilingi warna biru. BTA ini hampir selalu bernilai positif yang menunjukkan adanya bakteri walaupun belum tentu bakteri TB. Sehingga sensitivitas yang dihasilkan metode ini terbilang rendah bergantung pada sampel, pewarnaan yang digunakan hingga pengalaman ahli medis.

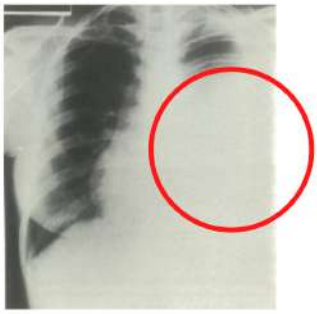
UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

4. Rontgen thorax

Rontgen thorax dilakukan menggunakan *x-ray* untuk mendiagnosis TB pada paru-paru, rongga dada, termasuk saluran udara, tulang rusuk, paru-paru, jantung, dan diafragma. Metode tersebut bekerja dengan mengambil gambar pada area dada (Basem Abbas Al, 2018). Gambaran radiologis dari TB aktif adalah adanya kekeruhan paru-paru akibat bayangan putih yang tidak homogen yang disebut kompleks ghon, terbentuknya kavitas yaitu kantung abnormal di sekitar paru-paru, dan terdapat cairan abnormal pada pleura

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

(efusi pleura) (Oladimeji et al., 2022). Ciri-ciri deteksi penderita TB melalui rontgen thorax dapat dilihat pada Gambar 2.2. WHO merekomendasikan rontgen thorax sebagai alat diagnostik deteksi TB dibanding metode diagnostik lain. Hal ini dikarenakan rontgen thorax dapat mengetahui kondisi asli struktur dalam paru. Di sisi lain, alat ini memiliki waktu deteksi yang cepat dan sensitivitas yang tinggi (Rastoder et al., 2019).



Gambar 2.2 Efusi Pleura pada Penderita TB

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Beberapa hal yang dapat meningkatkan risiko TB diantaranya kontak erat dengan penderita TB, faktor risiko sosial seperti berkerumun dengan penderita TB, merokok, alkohol, dan polusi udara dalam ruangan (Diriba and Awulachew, 2022). Untuk melakukan pencegah penyakit TB, beberapa cara yang bisa dilakukan adalah melakukan imunisasi BCG pada bayi umur 3-14 bulan, perbanyak ventilasi ruangan agar kuman tidak mudah menyebar, dan menutup mulut menggunakan masker.

2.3. Citra Digital

Citra merupakan representasi visual gambar yang berupa dua dimensi maupun tiga dimensi yang mengandung informasi tertentu. Informasi tersebut

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

berupa piksel-piksel yang merupakan perpotongan sebuah matriks (Huang et al., 2022). Piksel tersebut menjadi sebuah elemen terkecil dari suatu citra. Adapun citra digital merupakan citra yang diwakili oleh bit tertentu yang dapat diolah oleh komputer. Citra tersebut terdiri dari piksel yang dapat didefinisikan menggunakan fungsi *f(x,y)*. Fungsi *f(x,y)* terdiri atas x dan y yang merupakan koordinat yang menunjukan posisi piksel di titik koordinat (x,y) berukuran P baris dan Q kolom (Nixon and Aguado, 2020). Piksel tersebut menunjukkan tingkat keabuan citra pada titik tersebut. Citra digital dapat ditulis dengan menggunakan matriks pada Persamaan 2.1.

$$f(x) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,P-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1,P-1) \\ \ddots & \dots & \dots & \ddots \\ f(Q-1,0) & f(Q-1,1) & \dots & f(Q-1,P-1) \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

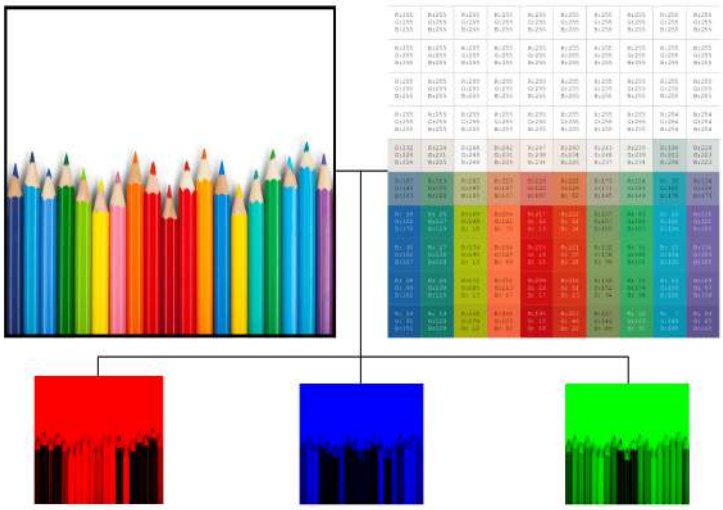
Bentuk citra digital yang dapat digunakan diantaranya citra berwarna, citra keabuan dan citra biner.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

2.3.1. Citra berwarna (*color image*)

Citra warna merupakan representasi citra yang terdiri dari tiga komponenen warna dalam satu citra. Komponen tersebut berupa hasil dari setiap piksel yang mewakili kombinasi tiga warna dasar yaitu *red* atau merah (R), *green* atau hijau (G), dan *blue* atau biru (B) atau disebut citra RGB. Setiap warna dasar tersebut memiliki intesitas piksel dengan kedalaman 8-bit. Citra ini memiliki rentang nilai 0 sampai 255 dimana 0 berarti tidak ada cahaya pada warna tersebut dan 255 berarti nilai cahaya maksimum pada warna tersebut (Bakheet and Al-Hamadi, 2021; Azad et al., 2017). Ketiga komponen warna ini dapat diproses secara

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 2.3 Komponen Citra warna RGB

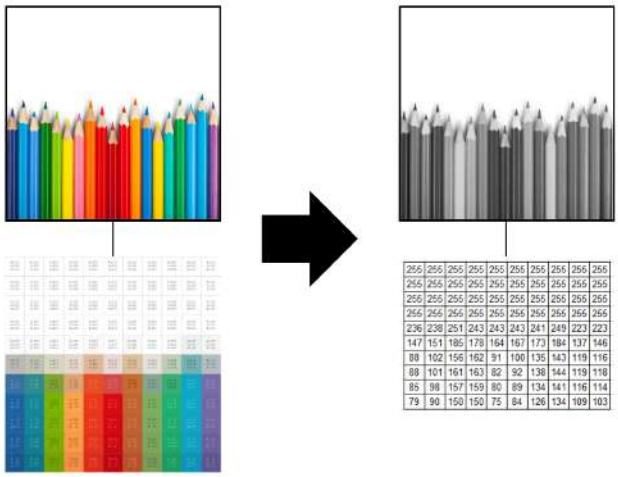
terpisah dan digabungkan kembali menjadi satu citra dengan warna tunggal. Contoh citra berwarna ditunjukkan pada Gambar 2.3.

2.3.2. Citra keabuan (*grayscale image*)

Citra keabuan (*grayscale image*) merupakan citra digital yang nilai setiap pikselnya hanya mewakili satu nilai informasi berupa tingkat intensitas cahaya. Citra ini hanya memuat warna hitam, putih, dan abu-abu dengan derajat keabuan yang beragam. Citra ini memiliki piksel dengan rentang nilai 0 - 255 (Basem Abbas Al, 2018). Citra dengan warna hitam sempurna memiliki nilai piksel sebesar 0 dan citra dengan warna putih sempurna bernilai 255. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai piksel maka semakin mendekati putih warna piksel tersebut. Jumlah tingkat keabuan pada citra ini ditentukan oleh jumlah bit yang ada pada piksel. Hal ini dapat dilihat pada citra dengan keabuan 8 bit yang umumnya memiliki tingkat keabuan sebanyak 28 atau 256. *Grayscale image* dapat dikonversikan dari citra RGB yang disebut *grayscaling* menggunakan

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 2.4 Komponen Citra *Grayscale*

Persamaan 2.2. Adapun contoh dari*grayscale image* ditunjukkan pada Gambar 2.4.

$$Gray(1,1) = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \tag{2.2}$$

dimana,

R : Nilai pixel pada komponen merah

G : Nilai pixel pada komponen hijau

B : Nilai pixel pada komponen biru

dengan masing-masing piksel R,G, B yang memiliki nilai koefisien sebesar 0.299, 0.587, dan 0.114 yang merupakan kepekaan mata terhadap intensitas cahaya.

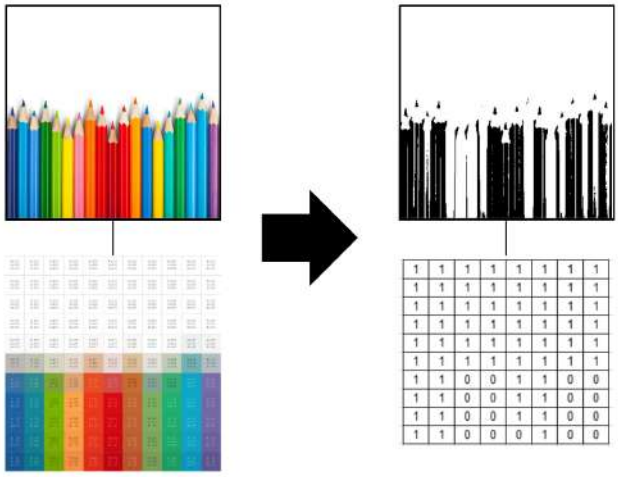
2.3.3. Citra biner (*binary image*)

Citra biner merupakan citra dengan piksel yang hanya memiliki dua nilai intensitas. Kedua nilai tersebut berupa hitam dengan nilai pixel 0, dan putih dengan nilai pixel 1 atau 255. Oleh karena itu, citra ini sering disebut sebagai citra B and W (*black and white*). Citra ini hanya memerlukan kedalaman 1 bit untuk

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

merepresentasikan tiap piksel. Adanya citra biner ditujukan untuk pengenalan objek dengan memisahkan objek menggunakan warna hitam dan putih. Citra ini biasanya digunakan pada proses pengolahan citra seperti pada segmentasi (Shajia et al., 2022). Contoh citra biner ditunjukkan pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Komponen Citra Biner

2.4. Pengolahan citra digital

Pengolahan citra digital adalah pengoperasian pada citra yang ditujukan untuk menyempurnakan atau memperbaiki kualitas citra. Pengolahan dilakukan dengan manipulasi citra menggunakan sistem komputer dengan mengekstrak beberapa informasi yang dibutuhkan. Pengolahan citra menggunakan objek citra berupa foto dan video dalam bentuk digital (Tyagi, 2018). Beberapa pengolahan yang umumnya dilakukan adalah visualisasi objek yang terlihat pada citra, penajaman citra, pengenalan pola di sekitar citra, hingga deteksi objek pada citra (Hussien et al., 2021). Objek citra tersebut memiliki nilai yang dapat digunakan sebagai perhitungan pengolahan. Perhitungan yang dilakukan pada objek dilakukan menggunakan nilai piksel yang termuat dalam citra. Nilai tersebut

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

menjadi sebuah ciri yang dimiliki objek yang membedakan dengan objek lainnya. Bentuk ciri tersebut dapat berupa warna, tekstur, ataupun bentuk (Zhou et al., 2022). Pengolahan citra digital terdiri dari dua tahapan sebagai berikut.

2.4.1. Tahap *preprocessing*

Preprocessing merupakan tahapan yang ditujukan untuk mengoptimalkan kualitas citra. *Preprocessing* merupakan tahapan penting untuk memproses sebuah citra menjadi lebih bersih sehingga kualitas citra meningkat dan pengolahan yang akan lebih baik (Maharana et al., 2022; Caseneuve et al., 2021). Tahap ini menjadikan citra lebih efektif dan memudahkan pembelajaran mesin. Selain itu, adanya *preprocessing* berpengaruh pada peningkatan keakuratan *Artificial Intelligence* (AI). Beberapa cara yang dapat dilakukan dalam tahap *preprocessing* diantaranya *histogram equalization*, *contrast stretching*), dan *grayscaling* (Salvi et al., 2021). Adapun metode *preprrocessing* yang digunakan pada penelitian ini adalah *grayscaling*, *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), dan *median filter*.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

2.4.2. Analisis citra

Analisis citra merupakan teknik untuk mendapatkan informasi dari sebuah citra. Analisis ini mengandalkan kemampuan komputer untuk pengenalan pola atau objek dalam citra. Beberapa cara yang dapat dilakukan dalam analisis citra adalah pendeteksi tepi, tekstur, dan fitur lain yang memuat informasi (Fernandes et al., 2020). Analisis ini memiliki banyak metode, salah satunya *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM).

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2.5. *Grayscaling*

Grayscaling adalah pengurangan nilai piksel dengan mempertahankan informasi yang cukup untuk mengidentifikasi suatu *image* (Hapsari et al., 2022). Proses ini dilakukan dengan mengkonversi citra RGB *x-ray* menjadi citra *grayscale*. Tujuan *grayscaling* ini dilakukan untuk menyederhanakan model citra. Adapun rumus *grayscaling* dapat dilihat pada Persamaan 2.2. Intensitas dari citra *grayscale* berupa 8 bit integer dengan range level 0 hingga 255.

2.6. *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE)

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) merupakan metode peningkatan citra berbasis AHE (*Adaptive Histogram Equalization*) Manju et al. (2019). Algoritma ini ditujukan untuk melakukan pemerataan kontras pada bagian kecil dari sebuah citra *grayscale* yang disebut *tile* Kuran and Kuran (2021). CLAHE bekerja dengan memotong histogram pada nilai tertentu berdasarkan komponennya. Komponen tersebut berupa *clip limit* dan ukuran area blok *tile*. *Clip limit* adalah batas kontras dengan mendistribusikan nilai piksel tinggi ke nilai di bawah *clip limit*. Komponen *clip limit* memiliki range 0 hingga 1. Penelitian (Hana and Maulida, 2021) menunjukkan nilai optimal yang dapat digunakan sebagai *clip limit* memiliki rentang nilai 0,1 hingga 0,2. Adapun komponen ukuran blok *tile* memiliki ukuran yang optimal bergantung pada input. Kedua komponen tersebut berfungsi untuk mengontrol kualitas gambar agar menghasilkan citra *grayscale* yang baik. Selain itu, terdapat kemiringan maksimum yang berguna untuk membatasi peregangan kontras dalam proses pemerataan histogram.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Perhitungan CLAHE dapat dilakukan menggunakan Persamaan 2.3.

$$CLAHE = \frac{M}{N}(1 + \frac{c}{100}(S_{max} - 1)) \tag{2.3}$$

dimana

M : Ukuran area blok

N : Nilai *grayscale* (256)

c : Nilai *clip limit*

S_{max} : Kemiringan, yang merupakan opsional argumen pada perhitungan dengan range 0 hingga 100 dan default nilai 0.

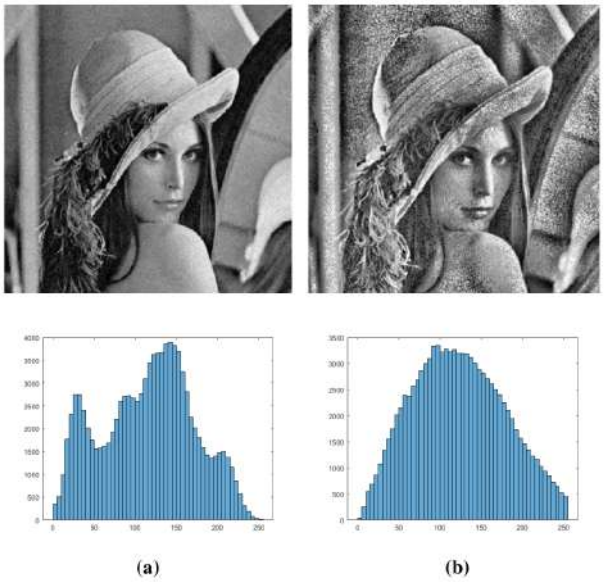
Output perhitungan CLAHE dapat menghasilkan beberapa bentuk histogram yang difungsikan untuk membuat fungsi transformasi kontras. Distribusi tersebut diantaranya distribusi seragam, *rayleigh*, dan distribusi eksponensial. Histogram yang berdistribusi seragam digambarkan seperti bentuk flat, dengan nilai yang memiliki jumlah yang sama. Histogram yang berdistribusi *rayleigh* berbentuk lonceng. Histogram eksponensial memilik bentuk melengkung. Contoh penerapan CLAHE menggunakan *clip limit* sebesar 0,1 dapat dilihat pada Gambar 2.6.

2.7. *Median Filter*

Median filter adalah penghilangan *noise* dan kebisingan pada citra atau sinyal. Teknik ini ditujukan untuk meningkatkan kualitas citra. Ide dari teknik ini adalah mengurutkan semua nilai piksel dan mencari nilai piksel tengah dari jendela citra Shah et al. (2022). Selanjutnya, dilakukan penukaran nilai dengan nilai pixel median He et al. (2021). Jendela yang digunakan pada *median filter* umumnya

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 2.6 (a) Citra Asli dan Histogram, (b) Citra hasil CLAHE dan Histogram

berukuran 3 $\times$ 3. Rumus *median filter* direpresentasikan pada Persamaan 2.4

$$I'(x, y) = median(x + i, y + j) \tag{2.4}$$

dimana,

$I'(x, y)$: *median filter*

x dan y : ukuran dari jendela

i dan j : nilai pixel dari jendela

Contoh perhitungan Persamaan 2.4 yang diaplikasikan pada citra dengan jendela berukuran 3 $\times$ 3 adalah sebagai berikut:

I = median(3,3,3,3,4,4,4,4,15) = 4

Pada contoh I, nilai piksel tengah adalah 15. Oleh karena itu, dibentuk jendela berukuran 3 $\times$ 3 untuk mencari nilai median. Kemudian, nilai 15 akan ditukar dengan hasil dari perhitungan median piksel yakni 4 untuk menghasilkan kualitas

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

I =

3	4	6	4	4
3	3	4	3	4
3	3	15	4	5
3	3	4	4	5
4	4	4	5	5

citra yang lebih halus.

Pengimplementasian *median filter* pada citra dapat ditunjukkan pada Gambar 2.7.

(a) (b)

Gambar 2.7 (a) Citra Asli (b) Citra hasil *median filter*

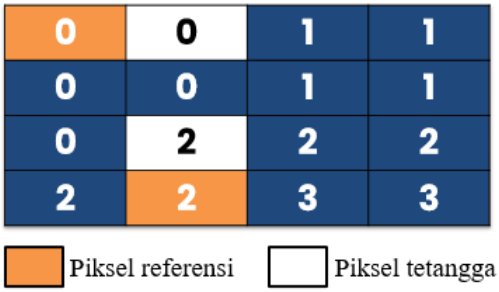
UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

2.8. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah metode analisis tekstur yang sering digunakan. GLCM memiliki kemampuan dalam mengetahui nilai pada tekstur yang tidak beraturan dan berdistribusi spasial (Chekouo et al., 2020). Metode ini bekerja dengan menentukan hubungan tekstur melalui derajat keabuan yang sama antara dua piksel pada yang disebut piksel referensi dan piksel tetangga. Piksel referensi merupakan piksel yang dijadikan acuan perhitungan,

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

sedangkan piksel tetangga dapat dipilih berdasarkan jarak dan sudut. Piksel ini dapat diilustrasikan pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Piksel referensi dan Piksel tetangga

Derajat keabuan pada GLCM menentukan hasil perhitungan GLCM, dimana semakin banyak informasi yang dapat diolah maka tekstur yang diekstraksi semakin akurat. Pada GLCM, analisis tekstur berupa ekstraksi nilai-nilai piksel yang membentuk beragam fitur dengan empat fitur utama diantaranya kontras, entropi, homogenitas, dan energi (Kulmaganbetov et al., 2022). Perolehan nilai tekstur citra diperoleh menggunakan perhitungan orde kedua frekuensi pada himpunan piksel. Nilai tekstur dicari melalui hubungan ketetanggaan antar piksel referensi dengan piksel tetangga.

Tahapan yang dilakukan dalam melakukan ekstrasi menggunakan GLCM adalah sebagai berikut [30].

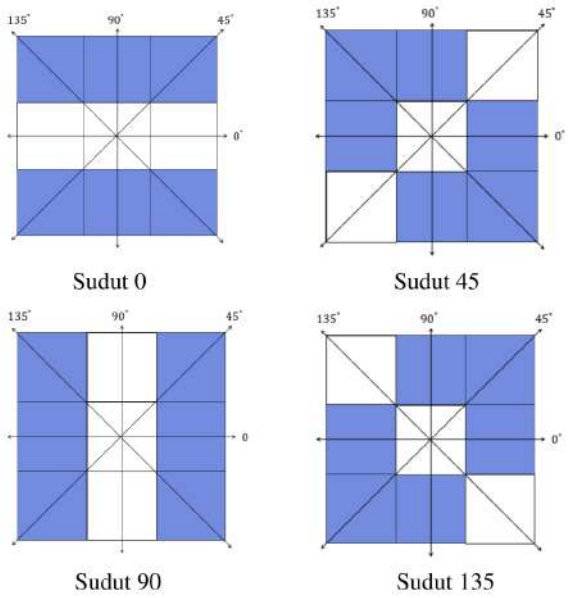
1. Menentukan orientasi sudut dan jarak ketetanggaan untuk pembentukan matriks GLCM.

   Pembentukan matriks ini diawali dengan penentuan orientasi sudut (θ) sebesar 0°, 45°, 90°, dan 135°. Selanjutnya, penentuan jarak ketetanggan (D) sebesar n (Sun et al., 2018). Umumnya, nilai jarak n yang digunakan adalah 1 dan 2 karena korelasi piksel yang lebih baik dibandingkan dengan

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

jarak yang lebih jauh. Penentuan orientasi sudut dan jarak menghasilkan ketetanggan piksel GLCM pada 0° dihitung dengan jarak *n* ke kanan. Ketetanggan piksel GLCM pada 45° dihitung dengan jarak *n* ke diagonal kanan atas. Ketetanggan piksel GLCM pada 90° dihitung dengan jarak *n* ke atas. Ketetanggan piksel GLCM pada 135° dihitung dengan jarak *n* ke diagonal kiri atas. Contoh arah orientasi sudut dalam pembentukan matriks GLCM dapat dilihat pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Pembentukan matriks GLCM berdasarkan Orientasi Sudut

2. Membuat matriks *framework* dan matriks *co-occurrence*

   Pembuatan matriks *co-occurrence* didasarkan pada matriks *framework* dengan tingkat kuantisasi yang ada pada citra. Matriks ini merupakan matriks persegi berukuran $N \times N$. Kemudian, tiap matriks diisi dengan frekuensi kombinasi nilai dari pasangan piksel referensi dan piksel tetangga

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

pada matriks *framework*. Matriks ini dibuat menggunakan Persamaan 2.5.

$$G = \begin{bmatrix} g_{0,0} & \cdots & g_{j,0} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{i,0} & \cdots & g_{i,j} \end{bmatrix} \tag{2.5}$$

dimana, $G = \{g_{0,0}, g_{0,1}, \ldots, g_{i,j}\}$ adalah matriks *co-occurrence*.

Contoh pembuatan matriks *co-occurence* berdasarkan matriks *framework* dapat dilihat pada Gambar 2.10.

0	0	0	0
0	0	0	0
0	0	0	0
0	0	0	0

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

Gambar 2.10 Matriks *framework* dan Matrik *co-occurence*

3. Pembentukan matriks simetris

   Matriks simetris adalah matriks bujur sangkar yang memiliki elemen diagonal atas dan bawah tercermin satu sama lain, sehingga diagonal utamanya menjadi garis simetris dari matriks. Pembuatan matriks simetris pada GLCM dilakukan dengan melakukan penjumlahan matriks *co-occurrence* dengan transpose matriks. Hal ini dilakukan untuk menjadikan matriks *co-occurrence* simetris terhadap sumbu diagonal. Adapun pembuatan matriks ini dapat dilihat pada Persamaan 2.6.

$$P_{sim} = G + G'$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$P_{sim} = \begin{bmatrix} g_1 & \cdots & g_j \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g_i & \cdots & g_{i,j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g'_1 & \cdots & g'_j \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g'_i & \cdots & g'_{i,j} \end{bmatrix} \tag{2.6}$$

$$P_{sim} = \begin{bmatrix} p_1 & \cdots & p_j \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_i & \cdots & p_{i,j} \end{bmatrix}$$

dimana,

P_{sim} : matriks simetris

4. Normalisasi matriks

   Normalisasi matriks pada GLCM merupakan probabilitas pasangan matriks *co-ocurence* berdasarkan matrik simetris. Perhitungan ini dilakukan dengan membagi nilai piksel dengan jumlah seluruh nilai piksel. Rumus dari normalisasi ini dapat dilihat pada Persamaan 2.7.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

$$P_{norm} = \frac{p_{i,j}}{\sum_{i}^{n} p_{i,j}} \tag{2.7}$$

Sehingga didapatkan

$$P_{norm} = \begin{bmatrix} \frac{p_1}{\sum_{i}^{n} p_{i,j}} & \cdots & \frac{p_j}{\sum_{i}^{n} p_{i,j}} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \frac{p_i}{\sum_{i}^{n} p_{i,j}} & \cdots & \frac{p_{i,j}}{\sum_{i}^{n} p_{i,j}} \end{bmatrix} \tag{2.8}$$

dimana,

P_{norm} : Hasil normalisasi GLCM

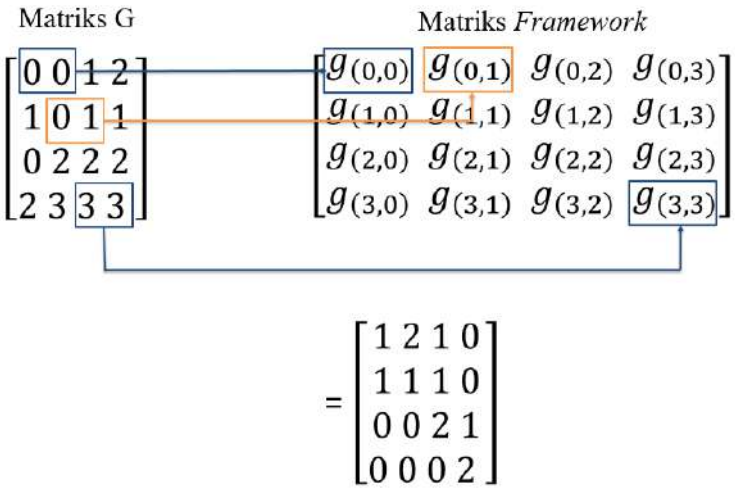
digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$p_{i,j}$: Nilai piksel pada matriks pasangan matriks

Adapun ilustrasi untuk memudahkan pembentukan GLCM matriks G pada tingkat kuantisasi sebanyak empat dengan $D = 1$ dan $\theta = 0$ sebagai berikut.

$$G = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 3 & 3 & 3 \end{bmatrix} \tag{2.9}$$

Pembentukan matriks G dilakukan dengan membuat matriks *framework* dan *co-ocurence* berdasarkan Persamaan 2.5 sehingga didapatkan matriks berikut.



Gambar 2.11 Ilustrasi Perhitungan Matriks *Co-ocurrence*

Langkah selanjutnya, mencari matriks simetris yakni

$$P_{sim} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 3 & 3 & 3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 3 \\ 1 & 1 & 2 & 3 \\ 2 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 4 \\ 1 & 0 & 3 & 4 \\ 1 & 3 & 4 & 5 \\ 4 & 4 & 5 & 6 \end{bmatrix}$$

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Kemudian, dilakukan normalisasi pada matriks simetris. Hasil normalisasi matriks G adalah sebagai berikut.

$$P_{norm} = \begin{bmatrix} \frac{0}{46} & \frac{1}{46} & \frac{1}{46} & \frac{4}{46} \\ \frac{1}{46} & \frac{0}{46} & \frac{3}{46} & \frac{4}{46} \\ \frac{1}{46} & \frac{3}{46} & \frac{4}{46} & \frac{5}{46} \\ \frac{4}{46} & \frac{4}{46} & \frac{5}{46} & \frac{6}{46} \end{bmatrix}$$

5. Perhitungan fitur tekstur. GLCM dapat mengkalkulasikan 14 fitur pada citra, namun hanya beberapa fitur yang menjadi ciri utama dalam GLCM diantaranya

2.8.1. Kontras

Kontras merupakan fitur yang mengukur frekuensi spasial suatu citra. Dengan kata lain, kontras merepresentasikan sebaran nilai tingkat keabuan dalam elemen matriks (Guo et al., 2022). Semakin dekat nilai intensitas suatu piksel dengan piksel tetanggannya maka semakin rendah dan halus tekstur dari kontras tersebut dan sebaliknya. Perhitungan ekstraksi ciri kontras dilakukan menggunakan Persamaan 2.10.

$$\text{Kon} = \sum_{i} \sum_{j} (i-j)^2 p_{i,j} \tag{2.10}$$

dimana,

i : Matriks baris ke-i, i = 1,2, . . . i

j : Matriks kolom ke-j, j = 1,2, . . . j

$p_{i,j}$: Nilai piksel pada matriks pasangan matriks, (i,j) = (1,1),(1,2),. . . , (i, j)

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2.8.2. Energi

Energi atau disebut juga *angular second moment* digunakan untuk mengukur keseragaman tekstur. Hal ini dilakukan dengan melihat seberapa banyak pengulangan pasangan piksel (Park and Guldmann, 2020). Semakin tinggi nilai energi, maka tingkat homogenitas tekstur juga bernilai tinggi. Nilai keseragaman ini mencapai nilai maksimum saat bernilai satu. Nilai energi tinggi terjadi ketika tingkat abu-abu distribusi memiliki bentuk konstan atau periodik. Perhitungan ekstraksi ciri energi dilakukan menggunakan Persamaan 2.11.

$$\text{Ene} = \sum_i \sum_j p_{i,j}^2 \tag{2.11}$$

dimana,

i : Matriks baris ke-i, i = 1,2, . . . i

j : Matriks kolom ke-j, j = 1,2, . . . j

$p_{i,j}$: Nilai piksel pada matriks pasangan matriks, *(i,j)* = (1,1),(1,2),. . . , (i, j)

2.8.3. Korelasi

Korelasi merupakan tingkat dependensi linear keabuan satu piksel yang relatif terhadap piksel yang lain. Fitur ini mengukur distribusi probabilitas bersama dari pasangan piksel. Ekstraksi fitur korelasi dapat dihitung menggunakan Persamaan2.12.

$$\text{Kor} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p_{i,j}}{\sigma_i \sigma_j} \tag{2.12}$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

dimana,

$$\mu_i = \sum_i \sum_j i p_{i,j} \tag{2.13}$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j j p_{i,j} \tag{2.14}$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 p_{i,j}} \tag{2.15}$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 p_{i,j}} \tag{2.16}$$

$p_{i,j}$: Nilai piksel pada matriks pasangan matriks, *(i,j)* = (1,1),(1,2),. . . , (i, j)

μ_i : perhitungan rata-rata nilai baris i, *i* = 1,2, . . . *i*

μ_j : perhitungan rata-rata nilai kolom j, *j* = 1,2, . . . *j*

σ_i : Variansi pada matrik i

σ_j : Variansi pada matrik j

2.8.4. Entropi

Entropi adalah keacakan atau ketidakteraturan piksel pada citra. Semakin tinggi nilai entropi menunjukkan semakin acak distribusi piksel tersebut. Perhitungan ekstraksi ciri entropi dapat dilihat pada Persamaan 2.17 (Foeady et al., 2018).

$$\text{Ent} = -\sum_i \sum_j p_{i,j} log p_{i,j} \tag{2.17}$$

dimana,

i : Matriks baris ke-*i*, *i* = 1,2, . . . *i*

j : Matriks kolom ke-*j*, *j* = 1,2, . . . *j*

$p_{i,j}$: Nilai piksel pada matriks pasangan matriks, *(i,j)* = (1,1),(1,2),. . . , (i, j)

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2.9. *k-Fold Cross Validation*

k-Fold Cross Validation adalah salah satu metode validasi yang digunakan dalam pembagian data. Adanya *k-Fold Cross Validation* dapat membantu kinerja klasifikasi dengan menilai akurasi dan efisiensi model pembelajaran mesin pada data. Metode ini membagi dataset ke beberapa bagian dan mendistribusikan dataset secara acak (Stock, 2022). Dalam metode ini, data dipartisi sebesar k ukuran yang sama. Nilai k yang banyak digunakan pada metode ini umumnya bernilai 5 dan 10 (Wu and Vos, 2018). Secara sistematis, *k-Fold Cross Validation* ditunjukkan pada Persamaan 2.18 .

$$n_i = \{1, 2, 3, ..., n\}, \bigcup_{i=1}^{k} n_i = \{1, 2, 3, ..., n\}, n_j \bigcap n_i = 0(j \neq 1) \tag{2.18}$$

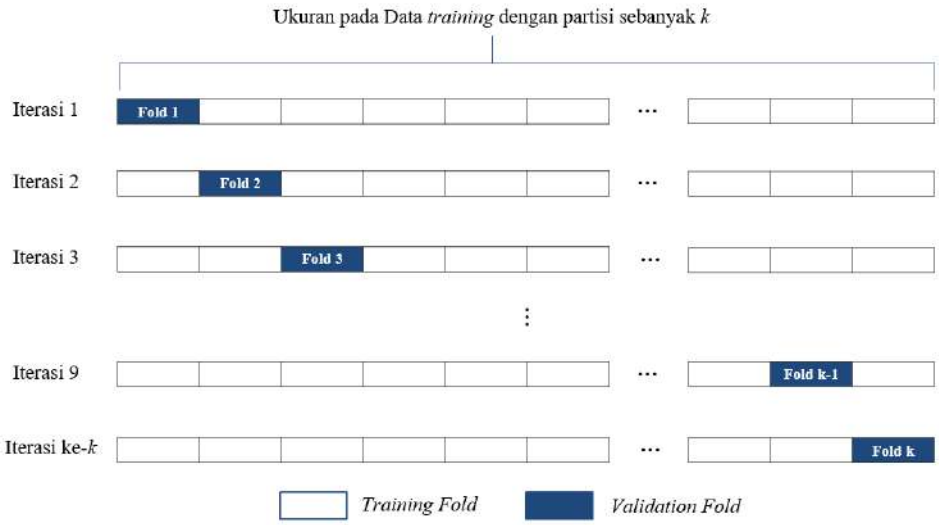
k-Fold Cross Validation membagi seluruh dataset sebagai data *training* sebanyak k-1, sedangkan sisanya digunakan sebagai data validasi. Sehingga, dalam metode ini terdapat beberapa nilai akurasi sebanyak k (Baron and Stanczyk, 2021). Kemudian, akurasi tersebut dikombinasikan menggunakan Persamaan 2.19 untuk menghasilkan nilai akurasi yang optimal. Ilustrasi *k-Fold Cross Validation* dapat dilihat pada Gambar 2.12.

dimana,

$$k - CV = \frac{1}{k} \sum_{i}^{n} Fold_i \tag{2.19}$$

$Fold_i$: Nilai data validasi ke-i

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 2.12 Pembagian Data menggunakan *k-Fold Cross Validation*

2.10. *Moore-Penrose Generalized Inverse*

Moore-Penrose generalized inverse merupakan metode aljabar linier yang digunakan untuk menghitung invers dari matriks yang tidak memiliki invers atau *non-invertible* (Mohammed Kanan et al., 2019). Penggunaan metode ini dapat dilakukan pada matriks unik berukuran $m \times n$. Matriks *pseudoinverse* dilakukan dengan mencari solusi kuadrat terkecil dari matriks tersebut. Secara matematis, matriks ini dinotasikan pada Persamaan 2.20.

$$H \in \mathbb{K}^{m \times n} \iff H^{\dagger} \in \mathbb{K}^{m \times n} \tag{2.20}$$

dimana,

$\mathbb{K}$ merupakan bilangan real atau kompleks.

$H^{\dagger}$ merupakan *moore-penrose generalized inverse*.

Dalam matriks ini, satu matriks memiliki empat karakteristik yang harus dipenuhi

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

yakni

$$HH^{\dagger} = H \tag{2.21}$$

$$H^{\dagger}HH^{\dagger} = H^{\dagger} \tag{2.22}$$

$$(HH^{\dagger})^{T} = HH^{\dagger} \tag{2.23}$$

$$(H^{\dagger}H)^{T} = H^{\dagger}H \tag{2.24}$$

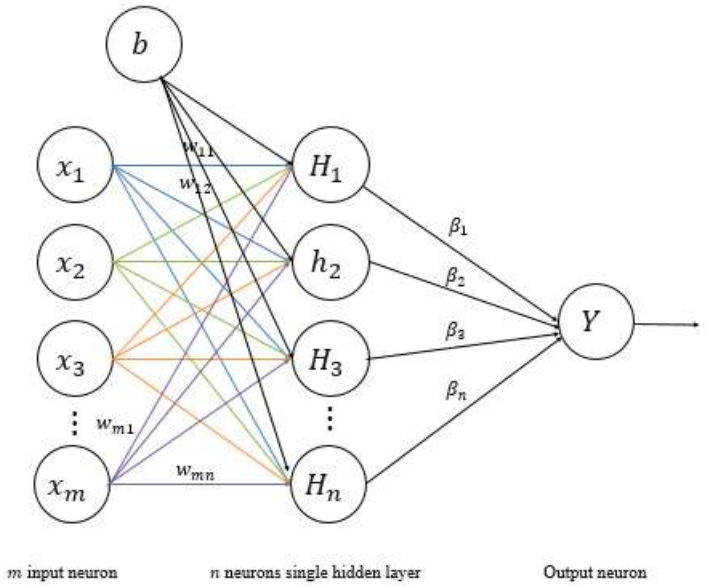
dimana, H merupakan matriks unik (Wojtyra et al., 2020). *Moore-Penrose generalized inverse* diimplementasikan ke dalam *hidden layer* ELM dikarenakan input matriks pada ELM yang tak selalu singular menjadikan invers *Moore-Penrose* sangat efektif dalam membantu proses kerja ELM.

2.11. *Extreme Learning machine* (ELM)

Extreme Learning Machine (ELM) merupakan pengembangan dari SLFNs yang diusulkan oleh Guang-Bin Huang dkk. Metode ini dirancang sebagai alternatif pemecahan masalah dari algoritma jaringan saraf tiruan *feedforward* khususnya efektivitas waktu pembelajaran (Zhao et al., 2019). ELM memiliki kecepatan belajar yang tinggi dengan akurasi dan kinerja generalisasi yang baik. Hal tersebut dikarenakan ELM tidak bekerja secara iteratif. Selain itu, parameter ELM yakni bobot dan bias ditentukan secara acak dalam proses *training* . Hal tersebut menghindarkan ELM dari jebakan minimum lokal yang sering dialami oleh SFLN. Sehingga waktu komputasi pada proses *training* menjadi lebih efektif. *Learning speed* ELM yang baik menjadikan metode ini dapat memberikan *good generalization performance* (Chegni et al., 2022). Di sisi lain, metode ini memperkenalkan *Moore-Penrose generalized invers* dan solusi kuadrat terkecil yang menjadi pengembangan algoritma SLFNs.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Model matematis yang diusulkan ELM memiliki bentuk yang lebih sederhana. Metode ini terdiri dari *input layer, hidden layer*, dan *output layer* (Hashmi and Ahmad, 2022). Pada *input layer*, bertujuan untuk menyiapkan input untuk masuk ke *layer* selanjutnya. Pada *hidden layer* dilakukan fase pelatihan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Selanjutnya output dari *hidden layer* dihitung secara analitis menggunakan *Moore-Penrose generalized inverse* dan metode kuadrat terkecil. Arsitektur ELM dapat dilihat pada Gambar 2.13.



Gambar 2.13 Arsitektur ELM

ELM dibagi ke dalam dua proses, yakni proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* merupakan proses pembelajaran untuk mengenali pola pada data. Adapun, proses *testing* merupakan proses pengujian performa berdasarkan hasil yang didapatkan. Langkah-langkah proses *training* dan *testing* pada ELM adalah sebagai berikut.

1. Proses pembagian data berdasarkan data *training* dan data *testing*.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2. Proses *training* ELM.

   (a) Input data *training*

   Pada ELM, data yang dijadikan *input* merupakan matriks berukuran $m \times d$ dengan m adalah jumlah data yang digunakan dan d adalah jumlah fitur. Matriks ini dapat dilihat pada Persamaan 2.25.

$$x_{m,d} = \begin{bmatrix} x_1 & \dots & x_d \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & \dots & x_{m,d} \end{bmatrix}_{m \times d} \tag{2.25}$$

   Dimana,

   m : jumlah data

   d : jumlah fitur

   (b) Inisialisasi *hidden node* sebanyak *n*, matriks bobot dan bias secara random.

   Pada tahap ini diinisialisasikan *hidden node* sebanyak *n*. Selanjutnya, dilakukan pembentukan bobot input dan bias secara acak. Umumnya, nilai acak yang digunakan memiliki rentang -1 hingga 1. Ukuran matriks bobot adalah *d* jumlah fitur dikalikan dengan *n* jumlah *hidden node*. Adapun matriks bias berukuran 1 x jumlah *hidden node*. Rumus pembentukan matriks bobot dan bias dapat dilihat pada Persamaan 2.26

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

- 2.27.

$$W_{d,n} = \begin{bmatrix} w_1 & \dots & w_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_d & \dots & w_{d,n} \end{bmatrix}_{d \times n} \tag{2.26}$$

$$b = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & \dots & b_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \tag{2.27}$$

Dimana,

W : bobot input

b : bias

(c) Hitung nilai matriks keluaran *hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid.

$$H = \begin{bmatrix} sig(x_1 w_1 + b_1) & \dots & sig(x_d w_n + b_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ sig(x_d w_m + b_n) & \dots & sig(x_{m,d} w_{d,n} + b_n) \end{bmatrix}_{m \times n} \tag{2.28}$$

dimana,

$$sig = \frac{1}{1 + e^{-h}} \tag{2.29}$$

dengan $h : xw + b$

sig : Fungsi aktivasi sigmoid

H : Output *hidden layer*

(d) Menghitung bobot β. Bobot β adalah bobot *output* yang dihasilkan

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

berdasarkan perhitungan matematis. Perhitungan ini menggunakan *Moore-Penrose generalized inverse* dengan Persamaan 2.30-2.31.

$$H^{\dagger} = (H^T H)^{-1} H^T \tag{2.30}$$

$$\beta = H^{\dagger} Y \tag{2.31}$$

dimana,

Y : Kelas target

3. Proses *testing* ELM.

   (a) Input data *testing*.

   (b) Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dari input data *testing* dengan bobot dan bias yang telah diinisialisasi di proses *training*. Perhitungan ini menggunakan Persamaan 2.28 - 2.29.

   (c) Hitung keluaran pada *output layer* menggunakan Persamaan 2.32.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

$$H\beta = Y \tag{2.32}$$

2.12. *Confusion Matrix*

Confusion matrix adalah tabel evaluasi yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah. Tabel ini ditujukan untuk membantu mengetahui ketepatan suatu klasifikasi berdasarkan *error* yang dihasilkan (Ahemad et al., 2022). Tabel *confusion matrix* untuk dua kelas berukuran 2 × 2 yang menunjukkan hubungan antara hasil klasifikasi dengan data aktual yang dapat dilihat pada Tabel 2.1. Adapun uraian dari empat karakteristik yang digunakan untuk menentukan metrik pengukuran klasifikasi dalam *confusion*

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Tabel 2.1 *Confusion Matrix* pada Data Dua Kelas

Kelas Aktual	Kelas Klasifikasi	
	Tuberkulosis	Normal
Tuberkulosis	TP	FN
Normal	FP	TN

matrix adalah sebagai berikut:

1. *True Positive* atau TP merupakan data pada kelas TB yang diprediksi oleh sistem sebagai TB. Dalam hal ini, artinya pasien diklasifikasikan dengan benar dalam menderita penyakit TB.

2. *False Negative* atau FN merupakan data pada kelas TB yang diprediksi oleh sistem sebagai kelas normal. Dengan kata lain, pasien sebenarnya menderita penyakit TB namun sistem mengklasifikasikan pasien sehat. FN dikenal sebagai kesalahan Tipe II.

3. *False Positive* atau FP merupakan data pada kelas normal yang diprediksi oleh sistem sebagai kelas TB. Dengan kata lain, pasien tersebut sebenarnya sehat namun sistem mengklasifikasikan dengan penyakit. Hal ini dikenal sebagai kesalahan Tipe I.

4. *True Negative* atau TN merupakan data pada kelas normal yang diprediksi oleh sistem sebagai data normal. TN mewakili jumlah pasien sehat yang diklasifikasikan dengan benar.

Dari Tabel 2.1 dapat dihitung metrik kinerja algoritma yang digunakan menggunakan tingkat akurasi, sensitivitas dan spesifisitas.

1. Akurasi

   Akurasi merupakan nilai keberhasilan dari klasifikasi yang dilakukan suatu

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

sistem. Akurasi ini direpresentasikan sebagai menggunakan rasio penderita TB yang diklasifikasikan dengan benar dengan jumlah seluruh data yang dideteksi TB. Rumus akurasi dapat dilihat pada Persamaan 2.33.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \tag{2.33}$$

2. Sensitivitas

   sensitivitas ditujukan untuk mengetahui ketepatan suatu sistem dalam merepresentasikan deteksi penderita yang memiliki penyakit TB. Perhitungan ini menggunakan rasio penderita TB yang diklasifikasikan dengan benar menderita penyakit TB dengan jumlah seluruh data yang dideteksi menderita penyakit TB. Rumus sensitivitas dapat dilihat pada Persamaan 2.34.

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{2.34}$$

3. Spesifisitas

   Spesitifitas adalah ketepatan nilai klasifikasi suatu sistem dalam mendeteksi penderita sehat yang tidak terdiagnosa memiliki penyakit atau normal. Perhitungan spesifisitas dilakukan dengan menghitung rasio data normal yang diklasifikasikan dengan benar dengan jumlah seluruh data pada kelas normal aktual. Rumus spesifisitas dapat dilihat pada Persamaan 2.35.

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \tag{2.35}$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Jenis penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. Penelitian ini menggunakan data berupa citra *x-ray* tuberkulosis yang diubah menjadi data numerik. Oleh karena itu, penelitian ini memuat analisis hasil berdasarkan perhitungan yang dilakukan.

3.2. Jenis dan Sumber Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data citra *x-ray* paru-paru normal dan citra *x-ray* tuberkulosis. Data tersebut diperoleh dari (Jaeger et al., 2014; Candemir et al., 2014) yang berjumlah 662 data yang terdiri dari dua kelas. Kelas pertama yaitu kelas *x-ray* paru-paru normal sebanyak 326 data dan kelas kedua yaitu *x-ray* tuberkulosis sebanyak 336 data. Masing-masing data memiliki ukuran piksel sebesar 3000×3000.

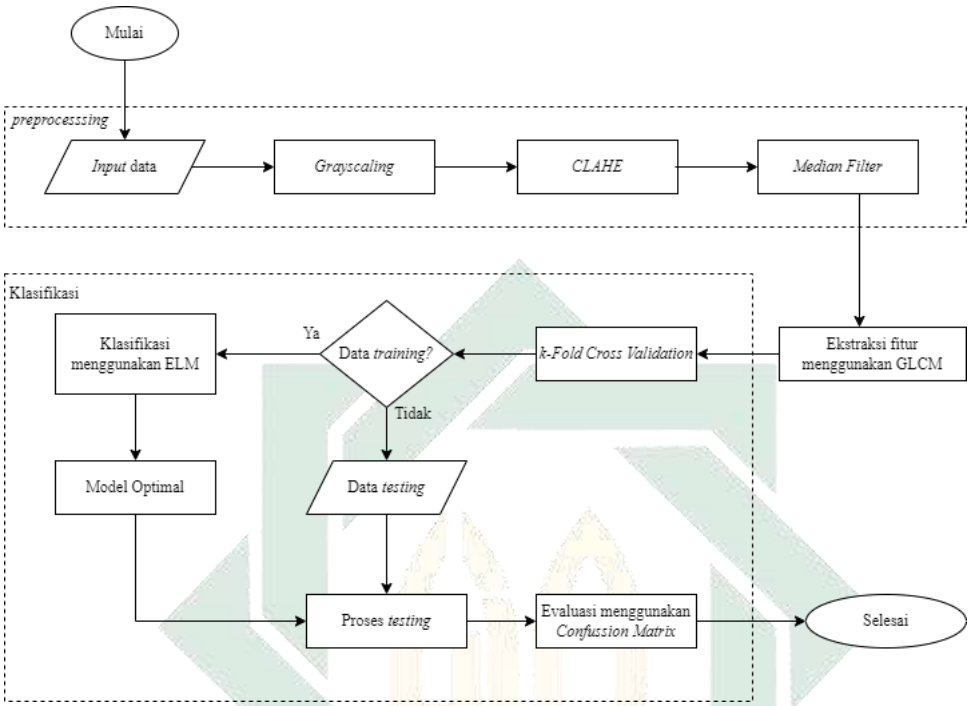
3.3. Pengolahan Data

Langkah-langkah penelitian ini dijelaskan dalam diagram alir pada Gambar 3.1 yang ditujukan untuk menggambarkan setiap proses yang terjadi dalam penelitian. Penelitian ini melalui tiga tahapan yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi.

1. Pengumpulan data dan *preprocessing*

   Pengolahan data diawali dengan pengumpulan data yang akan diteliti. Data

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

yang telah terkumpul kemudian masuk ke tahap *preprocessing* untuk memperbaiki kualitas citra. Pada tahap ini, dilakukan *grayscaling* pada citra untuk mengubah komponen menjadi *grayscale image*.

2. Ekstraksi Fitur

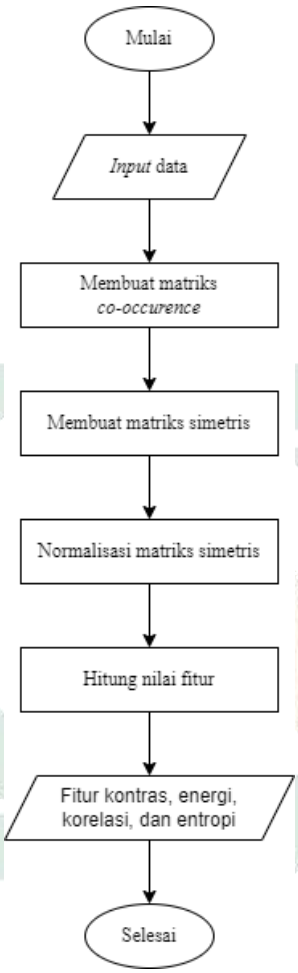
   Citra yang telah di *preprocessing* selanjutnya di ekstraksi. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah *Gray Level Co-occuracy Matrix (GLCM)*. Orientasi arah yang digunakan dalam tahap ini adalah $0°, 45°, 90°$, dan $135°$. Adapun fitur yang akan digunakan dihitung menggunakan Persamaan 2.10 - 2.12.

3. Klasifikasi

   Langkah selanjutnya adalah melakukan proses klasifikasi menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Pada klasifikasi ini, data dibagi ke dua tahap yakni tahap *training* dan tahap *testing*. Tahapan tersebut menggunakan fungsi aktivasi sigmoid dan uji coba *node hidden* sebesar 5,

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 3.2 Diagram Alir Ekstraksi Fitur GLCM

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

25, 50, 75 dan 100. Langkah klasifikasi dijelaskan pada Gambar 3.3. Langkah-langkah perhitungan ELM adalah sebagai berikut.

(a) Bagi data ke dalam data *training* dan data *testing*.

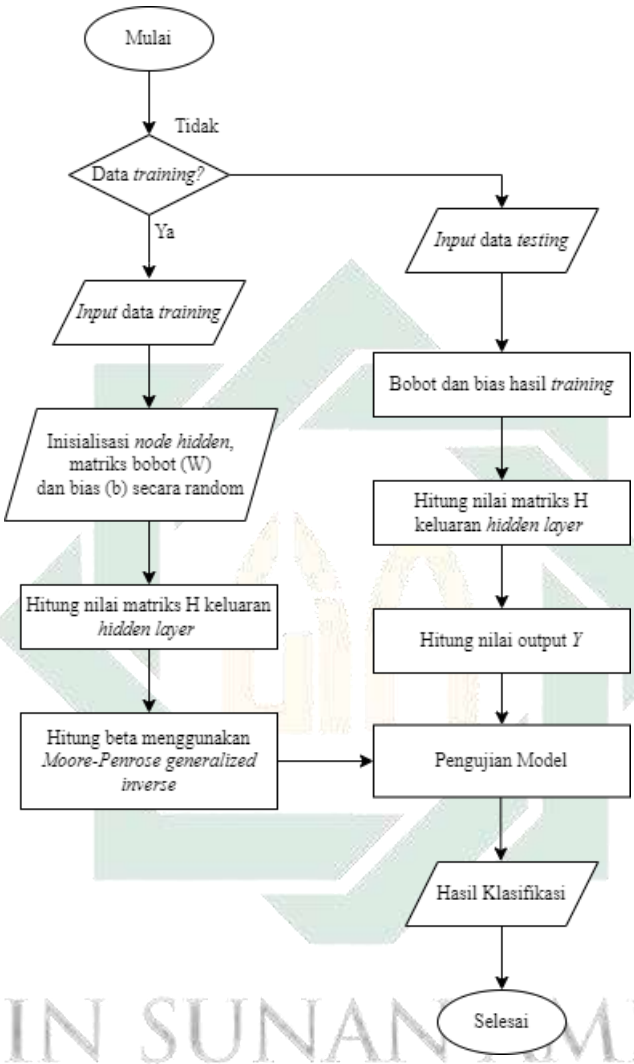
Pembagian data ini dilakukan menggunakan *k-fold cross-validation* dengan nilai k sebesar 5 dan 10.

(b) Proses *training*

i. Input data *training*.

ii. Inisialisasi *hidden node* sebanyak n, matriks bobot dan bias secara random. Rumus pembentukan matriks bobot input dan bias dapat

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 3.3 Diagram Alir Klasifikasi

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

dilihat pada Persamaan 2.26 - 2.27.

iii. Hitung nilai matriks keluaran *hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid dengan rumus pada Persamaan 2.28 - 2.29.

iv. Menghitung bobot output β menggunakan *Moore-Penrose generalized inverse* menggunakan Persamaan 2.30-2.31.

(c) Proses *testing*.

i. Input data *testing*

ii. Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* dari input

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

data *testing* dengan bobot dan bias yang telah diinisialisasi di proses *training*. Perhitungan ini menggunakan Persamaan 2.28 - 2.29.

iii. Hitung keluaran pada *output layer* menggunakan Persamaan 2.32.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. *Preprocessing Citra*

Pada *preprocessing citra*, data yang digunakan berupa citra *x-ray* yang diambil dari (Jaeger et al., 2014; Candemir et al., 2014). Data ini terdiri dari 326 data paru-paru normal dan 336 data tuberkulosis dengan total data sebanyak 662. Masing-masing data tersebut mengandung piksel yang berukuran 3000 $\times$ 3000. Sampel data yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4.1 dan 4.2.

Gambar 4.1 Kelas Normal (a) Sampel 1 (b) Sampel 2 (c) Sampel 3

Gambar 4.2 Kelas Tuberkulosis (a) Sampel 1 (b) Sampel 2 (c) Sampel 3

Setiap data pada penelitian ini mengandung matriks piksel dengan range 0

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

sampai 255. Nilai tersebut merepresentasikan nilai warna yang ada dalam citra. Adapun matriks piksel pada sampel 1 data citra normal dan TB sebagai berikut:

$$\text{Citra Normal} = \begin{bmatrix} 196 & 207 & 216 & \dots & 217 & 217 & 216 \\ 196 & 206 & 214 & \dots & 219 & 217 & 217 \\ 195 & 206 & 210 & \dots & 220 & 222 & 218 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \end{bmatrix}_{3000\times3000}$$

$$\text{Citra TB} = \begin{bmatrix} 30 & 30 & 30 & \dots & 27 & 0 & 0 \\ 30 & 30 & 28 & \dots & 26 & 0 & 0 \\ 27 & 28 & 27 & \dots & 23 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 17 & 17 & 17 & \dots & 20 & 20 & 21 \\ 18 & 18 & 18 & \dots & 20 & 22 & 20 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{3000\times3000}$$

Data yang telah terkumpul, kemudian akan diproses menggunakan *Extreme Learning Machine* berdasarkan kelasnya yakni kelas normal dan kelas TB. Langkah-langkah dalam *preprocessing* citra ini adalah sebagai berikut:

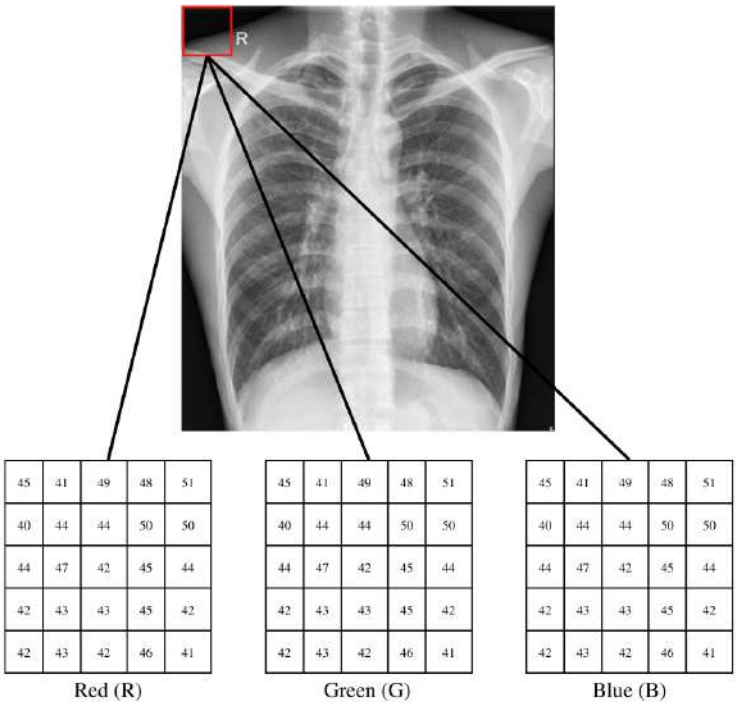
1. *Grayscaling*

   Grayscaling ditujukan untuk mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale*. Pada penelitian ini, terdapat beberapa citra *x-ray* yang memiliki format RGB. Oleh karena itu, beberapa citra yang berformat RGB perlu dikonversi ke bentuk citra *grayscale* agar dapat lanjut ke proses berikutnya. Contoh citra yang dikonversi memiliki komponen nilai piksel yang mengandung

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

warna merah (R), hijau (G), dan biru (B) dapat ditunjukkan pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Nilai komponen R, G, dan B pada Citra *x-ray* TB

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Komponen R,G, dan B selanjutnya dikonversi ke bentuk citra *grayscale* menggunakan Persamaan 2.2 dengan perhitungan sebagai berikut:

$$\text{Gray}(1,1) = 0{,}2990 \times 45 + 0{,}5870 \times 45 + 0{,}1140 \times 45 = 44$$

$$\text{Gray}(1,2) = 0{,}2990 \times 41 + 0{,}5870 \times 41 + 0{,}1140 \times 41 = 41$$

$$\text{Gray}(1,3) = 0{,}2990 \times 49 + 0{,}5870 \times 49 + 0{,}1140 \times 49 = 50$$

$$\text{Gray}(1,4) = 0{,}2990 \times 48 + 0{,}5870 \times 48 + 0{,}1140 \times 48 = 48$$

$$\vdots$$

$$\text{Gray}(3000,2997) = 0{,}2990 \times 1 + 0{,}5870 \times 1 + 0{,}1140 \times 1 = 1$$

$$\text{Gray}(3000,2998) = 0{,}2990 \times 1 + 0{,}5870 \times 1 + 0{,}1140 \times 1 = 1$$

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$\text{Gray}(3000,2999) = 0{,}2990 \times 0 + 0{,}5870 \times 0 + 0{,}1140 \times 0 = 0$$

$$\text{Gray}(3000,3000) = 0{,}2990 \times 1 + 0{,}5870 \times 1 + 0{,}1140 \times 1 = 1$$

Setelah semua perhitungan dilakukan, maka didapatkan matriks *grayscale* sebagai berikut:

$$\text{Gray}_{3000\times3000} = \begin{bmatrix} 44 & 41 & 50 & \dots & 44 & 0 & 0 \\ 40 & 44 & 44 & \dots & 44 & 0 & 0 \\ 44 & 47 & 43 & \dots & 44 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 20 & 19 & 18 & \dots & 24 & 0 & 0 \\ 23 & 19 & 18 & \dots & 24 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{3000\times3000}$$

2. *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE)

Lemahnya kualitas pencahayaan citra dapat diatasi menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Metode ini bertujuan untuk melakukan peningkatan kontras secara selektif pada citra *x-ray*. CLAHE bekerja dengan mempertajam intensitas warna pada citra berdasarkan *clip limit* dan ukuran area blok. Cara kerja CLAHE dilakukan dengan membagi citra ke dalam beberapa area blok lalu menerapkan HE di masing-masing area tersebut.

Pada penelitian ini, terdapat beberapa elemen yang digunakan dalam melakukan proses CLAHE yakni *clip limit*, ukuran area blok, dan bentuk histogram. Nilai *clip limit* yang digunakan adalah sebesar 0,1 karena nilai tersebut merupakan nilai *clip limit* yang optimal Singh et al. (2020). Selanjutnya, histogram yang dipilih adalah histogram berdistribusi *rayleigh* untuk menghasilkan histogram berbentuk lonceng. Adapun ukuran area blok

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

yang digunakan sebesar 8 × 8 atau 64 satuan piksel. Pembagian blok pada sampel data citra Normal 1 dan TB 1 tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.4.

30	30	30	34	32	32	29	32	30	29	27	24	26	25	24	23	...	26	28	25	29	29	27	28	26	31	28	27	23	28	27	0	0
30	30	28	29	28	29	28	27	28	27	25	24	27	28	28	27	...	26	25	26	27	30	24	26	25	24	27	27	25	26	26	0	0
27	28	27	26	26	24	27	27	28	28	27	25	25	27	24	26	...	23	26	23	22	27	25	27	23	23	26	26	27	25	23	0	0
28	28	26	26	28	26	27	24	28	29	29	29	28	27	27	25	..	24	28	22	24	25	27	26	24	23	22	23	25	28	26	0	0
25	26	24	23	27	26	25	24	25	25	25	28	29	24	26	28	..	23	23	24	24	24	26	22	23	24	27	25	24	25	24	0	0
25	27	27	27	25	25	21	26	24	24	24	25	27	25	27	27	..	22	22	26	23	26	24	24	23	25	25	25	24	25	24	0	0
24	26	25	25	22	25	23	24	24	22	26	28	28	26	27	26	..	22	21	22	22	26	24	26	22	23	26	24	21	22	24	0	0
26	26	24	24	22	25	24	21	22	24	25	27	26	27	27	26	..	22	24	22	22	25	24	23	25	24	24	23	21	22	24	0	0
25	23	24	25	24	21	24	25	25	24	25	26	23	25	27	25	...	23	22	24	21	21	24	21	24	21	22	25	21	22	22	0	0
22	22	24	23	25	23	25	26	25	23	23	27	22	24	23	22	...	19	20	22	22	21	22	19	23	24	25	24	22	21	21	0	0
24	21	24	25	22	22	24	24	25	21	23	23	23	24	23	23	...	20	24	24	24	22	20	20	23	22	24	23	19	18	20	0	0
24	19	19	23	21	21	23	22	24	23	24	23	22	23	22	23	..	21	21	22	22	22	23	22	23	20	21	21	18	19	22	0	0
22	21	19	21	23	22	22	22	24	21	22	23	21	22	21	21	..	20	21	20	18	19	19	21	21	21	19	23	20	22	22	0	0
22	19	20	22	24	21	24	23	21	23	22	23	21	20	21	21	..	19	20	18	18	17	17	20	18	19	18	21	20	19	19	0	0
22	21	23	23	23	22	24	24	19	22	21	21	19	18	21	23	..	19	18	19	19	18	17	18	17	21	20	20	20	18	19	0	0
23	22	19	21	22	21	21	23	21	21	21	20	22	20	19	20	..	20	21	19	18	20	19	20	21	20	18	20	21	21	18	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋱	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
18	18	18	18	17	16	18	18	17	16	17	18	18	17	17	16	...	255	0	0	0	0	0	0	255	255	0	0	0	255	255	255	255
19	17	18	19	18	18	18	17	16	17	18	18	17	17	16	15	...	255	0	0	0	0	0	0	255	255	0	0	0	255	255	255	255
17	17	17	17	17	18	18	18	17	17	17	19	19	17	16	17	...	0	0	0	0	255	255	255	255	255	0	0	0	255	255	255	255
19	18	17	17	19	16	16	16	16	17	17	16	17	18	18	18	..	0	0	255	255	255	255	255	255	255	0	0	0	255	255	255	255
18	19	18	17	18	18	16	18	18	19	18	16	16	17	18	17	..	0	0	255	255	255	255	255	255	255	0	0	0	255	255	255	255
19	19	18	17	18	18	17	17	16	16	17	17	15	17	19	18	..	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
19	18	18	16	17	18	18	16	16	18	18	16	14	16	16	16	..	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255
15	19	20	19	17	18	18	18	16	18	17	16	15	17	17	17	..	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	255	0	0
16	16	17	19	17	16	16	17	16	16	14	16	15	15	17	17	...	0	0	255	255	255	255	255	255	255	0	0	0	0	0	19	18
16	16	17	17	17	15	18	17	17	18	15	16	18	16	18	19	...	22	20	0	0	0	0	0	0	0	19	20	18	19	20	20	18
18	19	18	19	17	16	17	16	16	15	15	17	17	17	17	16	...	21	20	20	22	20	20	21	20	19	20	19	20	21	19	21	19
20	20	17	16	16	16	16	16	17	17	16	17	17	17	18	17	..	20	19	18	18	17	18	19	22	19	21	21	22	21	21	22	19
18	20	17	17	18	15	16	16	18	17	15	18	17	16	16	16	..	20	19	21	20	19	19	20	23	21	20	21	20	19	20	20	21
17	19	19	16	15	17	19	18	18	18	16	18	18	18	17	18	..	19	22	20	19	19	18	21	21	20	22	21	22	19	20	20	21
17	18	19	17	17	17	17	19	18	17	18	17	18	19	17	16	..	20	21	21	20	18	18	21	22	19	22	21	20	19	19	19	21
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	..	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4.4 Pembagian Blok pada Citra TB

Piksel 3000 × 3000 yang telah dibagi dengan banyak area blok akan menghasilkan 375 blok. Selanjutnya dilakukan perhitungan CLAHE pada masing-masing blok berdasarkan Persamaan 2.3. Pada penelitian ini, didapatkan nilai ukuran area blok (M) adalah 64, nilai *grayscale* sebesar 256, *clip limit* sebesar 0,1, dan kemiringan sebesar 100. Perhitungan ini dapat dilihat sebagai berikut:

$$CLAHE = \frac{M}{N}(1 + \frac{c}{100}(S_{max} - 1))$$

$$CLAHE = \frac{64}{256}(1 + \frac{0,1}{100}(0 - 1))$$

$$CLAHE = 0,24$$

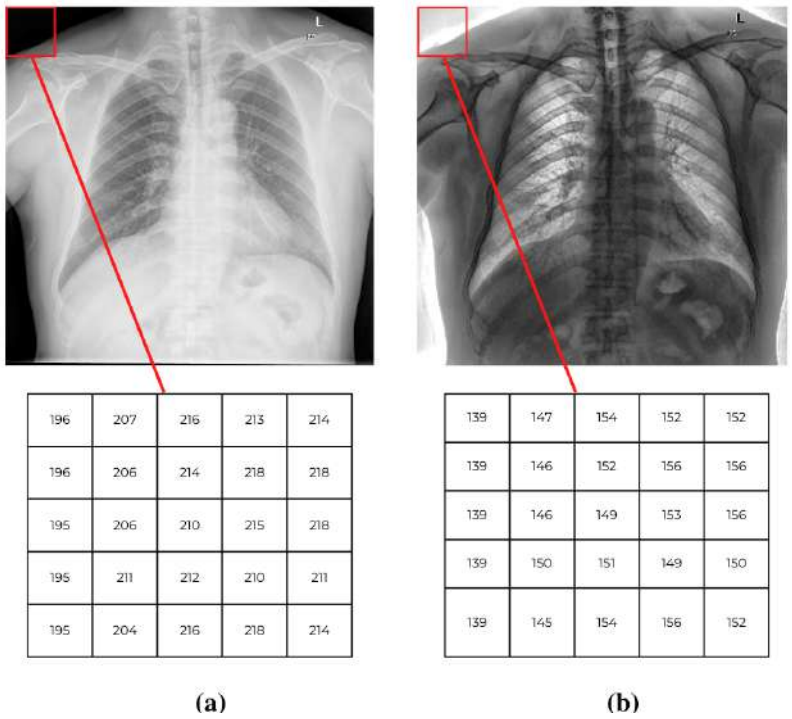
Hasil CLAHE yang didapat yakni sebesar 0,24 adalah nilai batas pada histogram citra. Sehingga, nilai dalam suatu blok yang melebihi nilai CLAHE akan didistribusikan ke blok tetangganya. Perhitungan yang

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

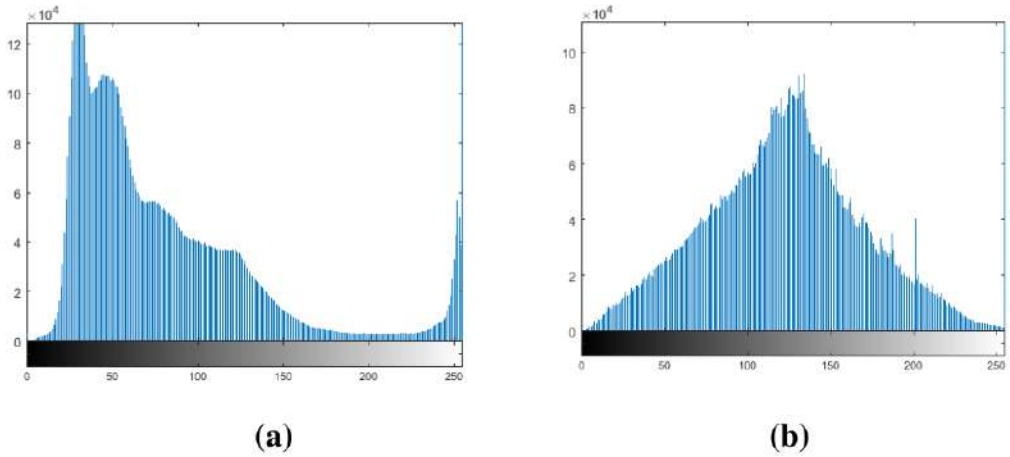
diimplementasikan pada data sampel citra normal dan tb 1 ini menghasilkan matriks dan Gambar 4.5 - Gambar 4.8.

$$CLAHE_{Normal} = \begin{bmatrix} 66 & 69 & 72 & \dots & 122 & 122 & 122 \\ 66 & 68 & 71 & \dots & 122 & 122 & 122 \\ 66 & 68 & 70 & \dots & 122 & 123 & 122 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \end{bmatrix}_{3000 \times 3000}$$



Gambar 4.5 (a) Sampel Citra Normal sebelum CLAHE (b) Hasil CLAHE pada Sampel Citra Normal

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



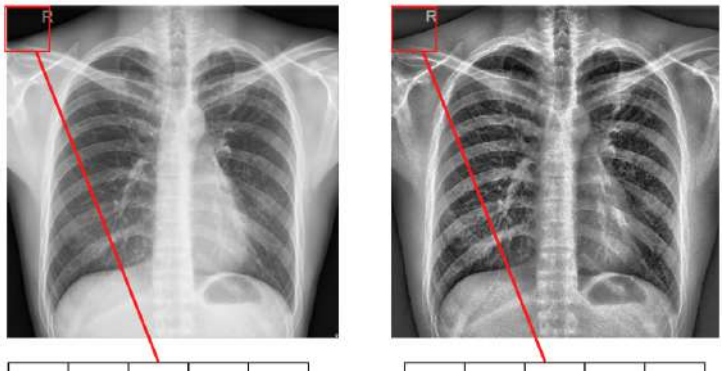
Gambar 4.6 (a) Histogram Sampel Citra Normal sebelum CLAHE (b) Histogram CLAHE pada Sampel Citra Normal

Berdasarkan Gambar 4.6 (a), citra awal sebelum dilakukan CLAHE memiliki piksel dengan nilai kurang dari 50 yang dominan dibandingkan piksel yang bernilai lebih dari 150. Hal ini mengakibatkan lemahnya kontras dikarenakan piksel yang cenderung berwarna abu kehitaman lebih banyak dibandingkan warna abu keputihan. Setelah dilakukan CLAHE pada Gambar 4.6 (b) menunjukkan citra memiliki distribusi pada piksel 0-255 yang lebih merata sehingga intensitas warna dapat terlihat lebih tajam.

$$CLAHE_{TB} = \begin{bmatrix} 161 & 161 & 161 & \dots & 134 & 16 & 16 \\ 161 & 161 & 159 & \dots & 132 & 16 & 16 \\ 158 & 159 & 158 & \dots & 127 & 16 & 16 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 124 & 124 & 124 & \dots & 116 & 116 & 131 \\ 129 & 129 & 129 & \dots & 142 & 139 & 131 \\ 11 & 11 & 11 & \dots & 20 & 20 & 20 \end{bmatrix}_{3000 \times 3000}$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



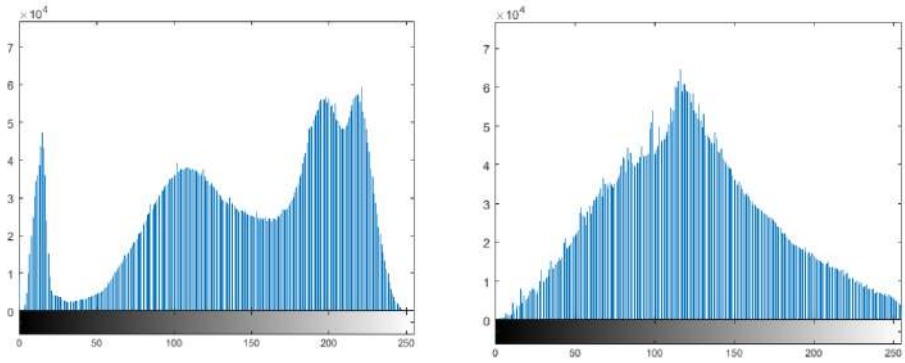
30	30	30	34	32
30	30	28	29	28
27	28	27	26	26
28	28	26	26	28
25	26	24	23	27

(a)

86	86	86	88	87
86	86	84	85	84
83	84	83	81	81
84	84	81	81	84
79	81	77	75	83

(b)

Gambar 4.7 (a) Sampel Citra TB sebelum CLAHE (b) Hasil CLAHE pada Sampel Citra TB



(a) (b)

Gambar 4.8 (a) Histogram Sampel Citra TB sebelum CLAHE (b) Histogram CLAHE pada Sampel Citra TB

Berdasarkan Gambar 4.8 (a), citra awal sebelum dilakukan CLAHE memiliki piksel dengan lebih dari dari 150 yang dominan dibandingkan piksel yang bernilai lebih dari 50. Hal ini mengakibatkan lemahnya kontras dikarenakan piksel yang cenderung berwarna abu keputihan lebih banyak

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

dibandingkan warna abu kehitaman. Setelah dilakukan CLAHE pada Gambar 4.8 (b) menunjukkan citra memiliki distribusi pada piksel 0-255 yang lebih merata sehingga intensitas warna dapat terlihat lebih tajam.

3. *Median Filter*

Proses *median filter* ditujukan untuk menghilangkan *noise* seperti bintik hitam atau putih yang muncul pada citra. Teknik ini bekerja dengan mengurutkan nilai piksel pada citra dan mencari nilai median untuk memperhalus citra. Perhitungan *median filter* pada matriks CLAHE yang telah didapat menggunakan Persamaan 2.4 menghasilkan matriks I sebagai berikut:

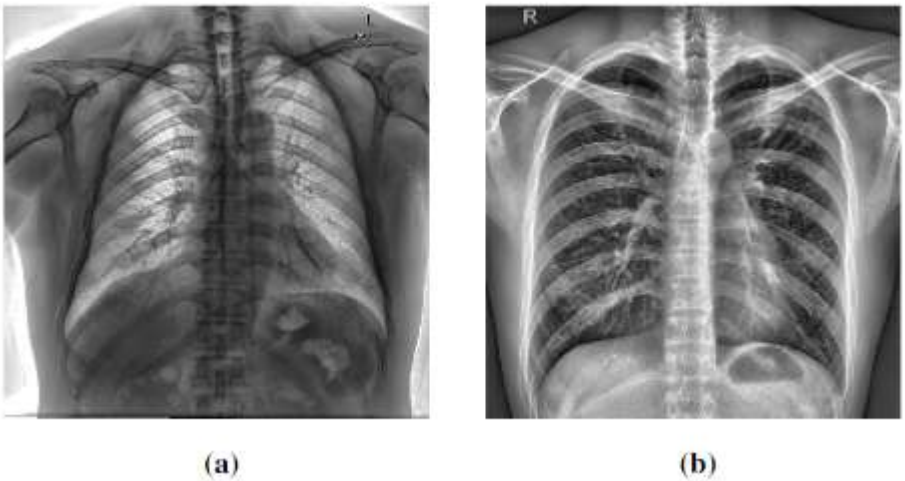
$$I_{Normal} = \begin{bmatrix} 196 & 207 & 216 & \dots & 217 & 217 & 216 \\ 196 & 206 & 214 & \dots & 219 & 217 & 217 \\ 195 & 206 & 210 & \dots & 220 & 222 & 218 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \end{bmatrix}_{3000\times3000}$$

$$I_{TB} = \begin{bmatrix} 0 & 139 & 147 & \dots & 146 & 146 & 0 \\ 139 & 146 & 152 & \dots & 147 & 146 & 146 \\ 139 & 146 & 150 & \dots & 147 & 147 & 147 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 255 \\ 255 & 255 & 255 & \dots & 255 & 255 & 0 \end{bmatrix}_{3000\times3000}$$

Adapun hasil dari *median filter* dapat dilihat pada Gambar 4.9.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 4.9 (a) Hasil *Median Filter* pada Sampel Citra Normal (b) Hasil *Median Filter* pada Sampel Citra TB

4.2. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi Fitur adalah proses pengambilan informasi penting dari suatu citra. Tujuan dari ekstraksi fitur adalah untuk mendapatkan informasi berupa ciri citra yang dijadikan karakteristik *input* pada proses klasifikasi. Tahapan dalam pengambilan nilai ciri dari GLCM dilakukan menggunakan Persamaan 2.5 sampai Persamaan 2.12 sebagai berikut.

1. Menentukan orientasi sudut dan jarak ketetanggaan untuk pembentukan matriks GLCM.

   Tahapan awal dalam pembentukan matriks GLCM dilakukan dengan menentukan orientasi sudut (θ), dimana pada penelitian ini sudut yang digunakan sebesar 0°, 45°, 90°, dan 135°. Selanjutnya, nilai jarak yang digunakan adalah 1 pada setiap sudutnya. Pemilihan nilai ini didasarkan karena semakin dekat jarak maka semakin baik hubungan korelasi ketetanggannya.

2. Membuat matriks *framework* dan matriks *co-occurrence*

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Pembuatan matriks ini didasarkan pada Persamaan 2.5 yang berupa matriks *framework* dengan kuantisasi ke 8 *grayscale* yang berukuran 8×8. Sehingga nilai *grayscale* pada I_{normal} dan I_{TB} akan dikonversi ke dalam N-1. Nilai grayscale yang dikuantiasi dapat dilihat pada Tabel 4.1 Rasak et al. (2019).

Tabel 4.1 Konversi Tingkat Keabuan

Nilai *Grayscale*	Hasil Konversi *Grayscale*
0 - 31	0
32 - 63	1
64 - 95	2
96 - 127	3
128 - 159	4
160 -191	5
192 - 223	6
224 - 255	7

Hasil dari konversi pada data I_{normal} dan I_{TB} akan menghasilkan tingkat keabuan baru yang akan digunakan sebagai perhitungan matriks *co-occurence*.

$$GLCM_{Normal} = \begin{bmatrix} 6 & 6 & 6 & \dots & 6 & 6 & 6 \\ 6 & 6 & 6 & \dots & 6 & 6 & 6 \\ 6 & 6 & 6 & \dots & 6 & 6 & 6 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 7 & 7 & 7 & \dots & 7 & 7 & 7 \\ 7 & 7 & 7 & \dots & 7 & 7 & 7 \\ 7 & 7 & 7 & \dots & 7 & 7 & 7 \end{bmatrix}_{3000 \times 3000}$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$GLCM_{TB} = \begin{bmatrix} 0 & 4 & 4 & \dots & 4 & 4 & 0 \\ 4 & 4 & 4 & \dots & 4 & 4 & 4 \\ 4 & 4 & 4 & \dots & 4 & 4 & 4 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 7 & 7 & 7 & \dots & 7 & 7 & 7 \\ 7 & 7 & 7 & \dots & 7 & 7 & 7 \\ 7 & 7 & 7 & \dots & 7 & 7 & 0 \end{bmatrix}_{3000 \times 3000}$$

Selanjutnya dilakukan pembuatan matriks *framework* berukuran 8×8. Matriks ini dapat dilihat pada Tabel 4.2. Matriks *framework* kemudian diisi dengan perhitungan matriks *co-occurence* pada sudut $0°$ dan jarak 1 yang dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 4.2 Matriks *framework* 8×8

i,j	0	1	2	3	4	5	6	7
0	g(0,0)	g(0,1)	g(0,2)	g(0,3)	g(0,4)	g(0,5)	g(0,6)	g(0,7)
1	g(1,0)	g(1,1)	g(1,2)	g(1,3)	g(1,4)	g(1,5)	g(1,6)	g(1,7)
2	g(2,0)	g(2,1)	g(2,2)	g(2,3)	g(2,4)	g(2,5)	g(2,6)	g(2,7)
3	g(3,0)	g(3,1)	g(3,2)	g(3,3)	g(3,4)	g(3,5)	g(3,6)	g(3,7)
4	g(4,0)	g(4,1)	g(4,2)	g(4,3)	g(4,4)	g(4,5)	g(4,6)	g(4,7)
5	g(5,0)	g(5,1)	g(5,2)	g(5,3)	g(5,4)	g(5,5)	g(5,6)	g(5,7)
6	g(6,0)	g(6,1)	g(6,2)	g(6,3)	g(6,4)	g(6,5)	g(6,6)	g(6,7)
7	g(7,0)	g(7,1)	g(7,2)	g(7,3)	g(7,4)	g(7,5)	g(7,6)	g(7,7)

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$G = \begin{bmatrix} 62855 & 9016 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 199 \\ 8969 & 1347900 & 81639 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3 \\ 0 & 81465 & 2807597 & 60630 & 0 & 0 & 0 & 42 \\ 0 & 0 & 59993 & 1745841 & 38904 & 1 & 0 & 62 \\ 1 & 0 & 0 & 38667 & 1069455 & 24455 & 16 & 57 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 25130 & 515036 & 12210 & 541 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 13628 & 303379 & 8213 \\ 217 & 8 & 49 & 52 & 63 & 24 & 9033 & 428730 \end{bmatrix}$$

3. Pembentukan matriks simetris

   Pembuatan matriks simetris pada GLCM dilakukan dengan melakukan penjumlahan matriks *co-occurrence* dengan transpose matriks. Oleh karena itu, ditentukan nilai matriks transpose dari matriks G yang telah didapatkan

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

sebelumnya.

$$G' = \begin{bmatrix} 62855 & 8969 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 217 \\ 9016 & 1347900 & 81465 & 0 & 0 & 0 & 0 & 8 \\ 0 & 81639 & 2807597 & 59993 & 0 & 0 & 0 & 49 \\ 0 & 0 & 60630 & 1745841 & 38667 & 0 & 0 & 52 \\ 1 & 0 & 0 & 38904 & 1069455 & 25130 & 0 & 63 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 24455 & 515036 & 13628 & 24 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 16 & 12210 & 303379 & 9033 \\ 199 & 3 & 42 & 62 & 57 & 541 & 8213 & 428730 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya, dilanjutkan pembuatan matriks simetris sebagai berikut:

$$P_{sim} = G + G'$$

$$P_{sim} = \begin{bmatrix} 62855 & 9016 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 199 \\ 8969 & 1347900 & 81639 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3 \\ 0 & 81465 & 2807597 & 60630 & 0 & 0 & 0 & 42 \\ 0 & 0 & 59993 & 1745841 & 38904 & 1 & 0 & 62 \\ 1 & 0 & 0 & 38667 & 1069455 & 24455 & 16 & 57 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 25130 & 515036 & 12210 & 541 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 13628 & 303379 & 8213 \\ 217 & 8 & 49 & 52 & 63 & 24 & 9033 & 428730 \end{bmatrix} +$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$\begin{bmatrix} 62855 & 8969 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 217 \\ 9016 & 1347900 & 81465 & 0 & 0 & 0 & 0 & 8 \\ 0 & 81639 & 2807597 & 59993 & 0 & 0 & 0 & 49 \\ 0 & 0 & 60630 & 1745841 & 38667 & 0 & 0 & 52 \\ 1 & 0 & 0 & 38904 & 1069455 & 25130 & 0 & 63 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 24455 & 515036 & 13628 & 24 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 16 & 12210 & 303379 & 9033 \\ 199 & 3 & 42 & 62 & 57 & 541 & 8213 & 428730 \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 125710 & 17985 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 416 \\ 17985 & 2695800 & 163104 & 0 & 0 & 0 & 0 & 11 \\ 0 & 163104 & 5615194 & 120623 & 0 & 0 & 0 & 91 \\ 0 & 0 & 120623 & 3491682 & 77571 & 1 & 0 & 114 \\ 2 & 0 & 0 & 77571 & 2138910 & 49585 & 16 & 120 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 49585 & 1030072 & 25838 & 565 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 16 & 25838 & 606758 & 17246 \\ 416 & 11 & 91 & 114 & 120 & 565 & 172467 & 857460 \end{bmatrix}$$

4. Normalisasi matriks

   Selanjutnya, dilakukan normalisasi matriks pada matrik simetris. Pembentukan matriks ini dihitung berdasarkan pembagian nilai piksel dengan jumlah seluruh nilai piksel. Hasil dari perhitungan ini adalah sebagai berikut:

   $P_{norm} =$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$\begin{bmatrix} \frac{125710}{17508162} & \frac{17985}{17508162} & 0 & 0 & \frac{2}{17508162} & 0 & 0 & \frac{416}{17508162} \\ \frac{17985}{17508162} & \frac{2695800}{17508162} & \frac{163104}{17508162} & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{11}{17508162} \\ 0 & \frac{163104}{17508162} & \frac{5615194}{17508162} & \frac{120623}{17508162} & 0 & 0 & 0 & \frac{91}{17508162} \\ 0 & 0 & \frac{120623}{17508162} & \frac{3491682}{17508162} & \frac{77571}{17508162} & \frac{1}{17508162} & 0 & \frac{114}{17508162} \\ \frac{2}{17508162} & 0 & 0 & \frac{77571}{17508162} & \frac{2138910}{17508162} & \frac{49585}{17508162} & \frac{16}{17508162} & \frac{120}{17508162} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{49585}{17508162} & \frac{1030072}{17508162} & \frac{25838}{17508162} & \frac{565}{17508162} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{16}{17508162} & \frac{606758}{17508162} & \frac{17246}{17508162} \\ \frac{416}{17508162} & \frac{11}{17508162} & \frac{91}{17508162} & \frac{114}{17508162} & \frac{120}{17508162} & \frac{565}{17508162} & \frac{172467}{17508162} & \frac{857460}{17508162} \end{bmatrix}$$

Hasil dari normalisasi GLCM kemudian digunakan untuk mencari empat fitur tekstur yaitu kontras, energi, korelasi, dan entropi. Perhitungan fitur ini dilakukan menggunakan Persamaan 2.10 sampai Persamaan 2.12. Sehingga diperoleh nilai ekstraksi fitur dengan sudut 0° dan jarak 1 adalah sebagai berikut:

1. Kontras

$$\begin{aligned} Kon &= \sum_i \sum_j (i-j)^2 p_{i,j} \\ &= \left((1-1)^2 \times \frac{125710}{17508162}\right) + \left((1-2)^2 \times \frac{17985}{17508162}\right) + \ldots \\ &\quad + \left((8-8)^2 \frac{857460}{17508162}\right) \\ &= 0,1048 \end{aligned}$$

Nilai kontras yang dihasilkan adalah sebesar 0,1048 yang menjauhi kontras maksimum yakni 1. Hal tersebut menunjukkan sebaran nilai tingkat keabuan pasangan piksel pada citra memiliki keberagaman intensitas keabuan yang rendah.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2. Energi

$$
\begin{aligned}
Ene &= \sum_i \sum_j p_{i,j}^2 \\
&= \left(\frac{125710}{17508162}\right)^2 + \left(\frac{17985}{17508162}\right)^2 + \ldots + \left(\frac{857460}{17508162}\right)^2 \\
&= 0,1530
\end{aligned}
$$

Nilai energi yang dihasilkan adalah sebesar 0,1530. Hal tersebut menunjukkan pasangan piksel ini tidak seragam dikarenakan menjauhi 1.

3. Korelasi

Sebelum menghitung korelasi, dilakukan pencarian rata-rata nilai baris i (μ_i), kolom j (μ_j), dan variansi matriks i (σ_i) serta variansi matriks j (σ_j) sebagai berikut:

$$
\begin{aligned}
\mu_i &= \sum_i \sum_j i p_{i,j} \\
\mu_1 &= \left(1 \times \frac{125710}{17508162}\right) + \ldots + \left(1 \times \frac{416}{17508162}\right) \\
&= 0,0082 \\
\mu_2 &= \left(2 \times \frac{17985}{17508162}\right) + \ldots + \left(2 \times \frac{11}{17508162}\right) \\
&= 0,3286 \\
&\vdots \\
\mu_8 &= \left(8 \times \frac{416}{17508162}\right) + \ldots + \left(8 \times \frac{857460}{17508162}\right) \\
&= 0,4002
\end{aligned}
$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$\mu_i = 0,0082 + 0,3286 + \ldots + 0,4002$$

$$= 3,8770$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j j p_{i,j}$$

$$\mu_1 = \left(1 \times \frac{125710}{17508162}\right) + \ldots + \left(1 \times \frac{416}{17508162}\right)$$

$$= 0,0082$$

$$\mu_2 = \left(2 \times \frac{17985}{17508162}\right) + \ldots + \left(2 \times \frac{11}{17508162}\right)$$

$$= 0,3286$$

$$\vdots$$

$$\mu_8 = \left(8 \times \frac{416}{17508162}\right) + \ldots + \left(8 \times \frac{857460}{17508162}\right)$$

$$= 0,4002$$

$$\mu_j = 0,0082 + 0,3286 + \ldots + 0,4002$$

$$= 3,8770$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 p_{i,j}}$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\left((1 - 3,8770)^2 \times \frac{125710}{17508162}\right) + \ldots + \left((1 - 3,8770)^2 \times \frac{416}{17508162}\right)}$$

$$= 0,2610$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\left((2 - 3,8770)^2 \times \frac{17985}{17508162}\right) + \ldots + \left((2 - 3,8770)^2 \times \frac{11}{17508162}\right)}$$

$$= 0,7608$$

$$\vdots$$

$$\sigma_8 = \sqrt{\left((8 - 3,8770)^2 \times \frac{416}{17508162}\right) + \ldots + \left((8 - 3,8770)^2 \times \frac{857460}{17508162}\right)}$$

$$= 0,9222$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$\sigma_i = 0,2610 + 0,7608 + \ldots + 0,9222$$

$$= 4,0489$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 p_{i,j}}$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\left((1 - 3,8770)^2 \times \frac{125710}{17508162}\right) + \ldots + \left((1 - 3,8770)^2 \times \frac{416}{17508162}\right)}$$

$$= 0,2610$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\left((2 - 3,8770)^2 \times \frac{17985}{17508162}\right) + \ldots + \left((2 - 3,8770)^2 \times \frac{11}{17508162}\right)}$$

$$= 0,7608$$

$$\vdots$$

$$\sigma_8 = \sqrt{\left((8 - 3,8770)^2 \times \frac{416}{17508162}\right) + \ldots + \left((8 - 3,8770)^2 \times \frac{857460}{17508162}\right)}$$

$$= 0,9222$$

$$\sigma_j = 0,2610 + 0,7608 + \ldots + 0,9222$$

$$= 4,0489$$

$$Kor = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p_{i,j}}{\sigma_i \sigma_j}$$

$$= \left(\frac{(1 - 3,8770) \times (1 - 3,8770) \times \frac{125710}{17508162}}{4,0489 \times 4,0489}\right) + \ldots +$$

$$\left(\frac{(8 - 3,8770) \times (8 - 3,8770) \times \frac{857460}{17508162}}{4,0489 \times 4,0489}\right)$$

$$= 0,9784$$

Nilai korelasi yang didapatkan adalah sebesar 0.9784. Hal ini berarti pasangan piksel memiliki tingkat dependensi keabuan yang tinggi karena

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

nilai mendekati 1. Atau dengan kata lain, satu piksel memiliki ketergantungan terhadap piksel lain.

4. Entropi

$$
\begin{aligned}
Ent &= -\sum_{i}\sum_{j} p_{i,j} log p_{i,j} \\
&= -\left[\left(\frac{125710}{17508162} log \frac{125710}{17508162}\right) + \left(\frac{17985}{17508162} log \frac{17985}{17508162}\right) + \dots \right. \\
&\quad \left. + \left(\frac{857460}{17508162} log \frac{857460}{17508162}\right)\right] \\
&= 0,0001
\end{aligned}
$$

Nilai entropi yang didapatkan adalah sebesar 0,0001. Hal ini berarti pasangan piksel berdistribusi secara teratur karena nilai yang dihasilkan menjauhi 1.

Perhitungan fitur diatas dilakukan pada semua data citra berdasarkan orientasi sudut (θ) sebesar 0°, 45°, 90°, dan 135°. Selanjutnya, hasil dari perhitungan nilai fitur masing-masing sudut dimuat pada Tabel 4.3 sampai dengan Tabel 4.6

Tabel 4.3 Fitur GLCM pada Sudut 0°

Citra ke-	Kontras	Energi	Korelasi	Entropi	Kelas
1	0,1048	0,1530	0,9784	0,0001	Normal
2	0,1023	0,1493	0,9508	0,0001	Normal
3	0,1010	0,1509	0,9515	0,0001	Normal
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
662	0,1188	0,1416	0,9432	0,0001	TB

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Tabel 4.4 Fitur GLCM pada Sudut 45°

Citra ke-	Kontras	Energi	Korelasi	Entropi	Kelas
1	0,1537	0,1390	0,9508	0,0001	Normal
2	0,1527	0,1408	0,9515	0,0001	Normal
3	0,1551	0,1418	0,9551	0,0001	Normal
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
662	0,1658	0,1311	0,9238	0,0001	TB

Tabel 4.5 Fitur GLCM pada Sudut 90°

Citra ke-	Kontras	Energi	Korelasi	Entropi	Kelas
1	0,1023	0,1493	0,9508	0,0001	Normal
2	0,1010	0,1509	0,9515	0,0001	Normal
3	0,1046	0,1512	0,9551	0,0001	Normal
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
662	0,1188	0,1416	0,9432	0,0001	TB

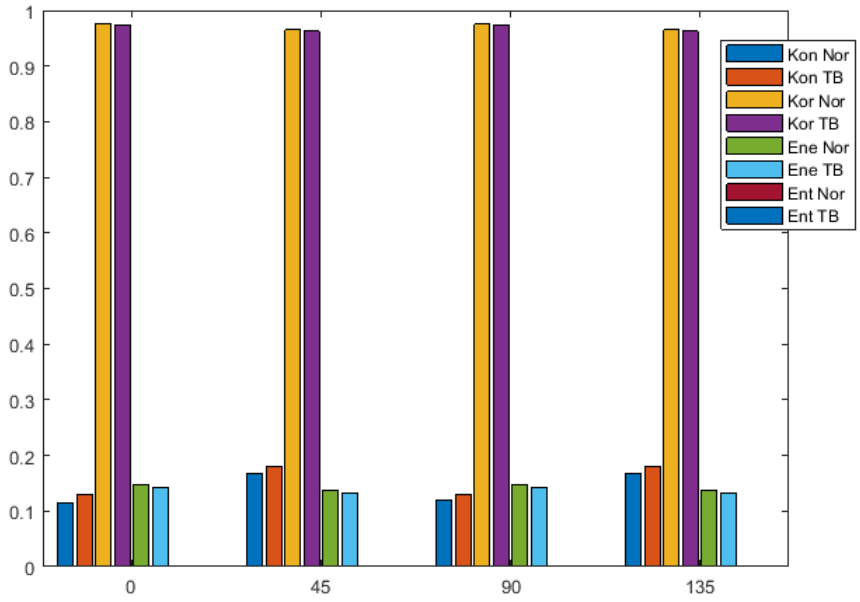
UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Tabel 4.6 Fitur GLCM pada Sudut 135°

Citra ke-	Kontras	Energi	Korelasi	Entropi	Kelas
1	0,1023	0,1493	0,9508	0,0001	Normal
2	0,1010	0,1509	0,9515	0,0001	Normal
3	0,1046	0,1512	0,9551	0,0001	Normal
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
662	0,1188	0,1416	0,9432	0,0001	TB

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Fitur yang dihasilkan oleh GLCM sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° memiliki nilai kontras, energi, dan entropi menjauhi 1. Adapun nilai korelasi memiliki nilai yang tinggi mendekati 1. Hasil dari fitur ini dapat digunakan untuk melakukan analisis tekstur masing-masing kelas. Untuk mempermudah penganalisisan tekstur, digunakan visualisasi perbandingan fitur masing-masing sudut yang disajikan pada Gambar 4.10.



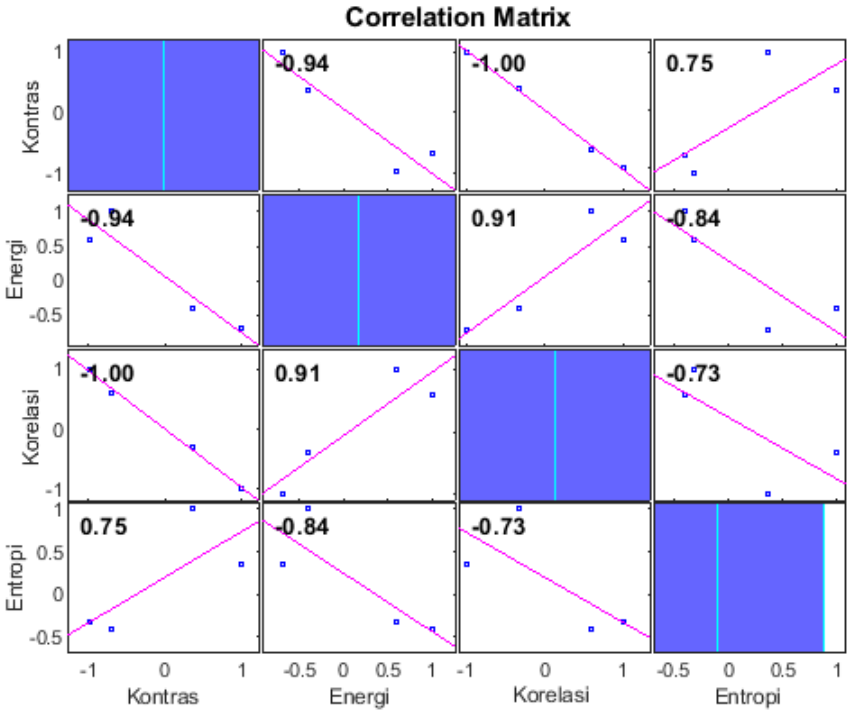
Gambar 4.10 Visualisasi Perbandingan Fitur GLCM berdasarkan Sudut

Berdasarkan Gambar 4.10, rata-rata fitur kontras pada semua sudut data normal memiliki nilai yang lebih rendah dibandingkan kontras data TB. Sehingga, tekstur dari data normal cenderung halus dan tekstur dari data TB cenderung kasar. Nilai rata-rata energi dan rata-rata korelasi yang dihasilkan data normal cenderung lebih tinggi dibandingkan data TB. Hal ini menunjukkan bahwa data normal memiliki nilai piksel yang seragam dan berhubungan linear dengan piksel lain.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

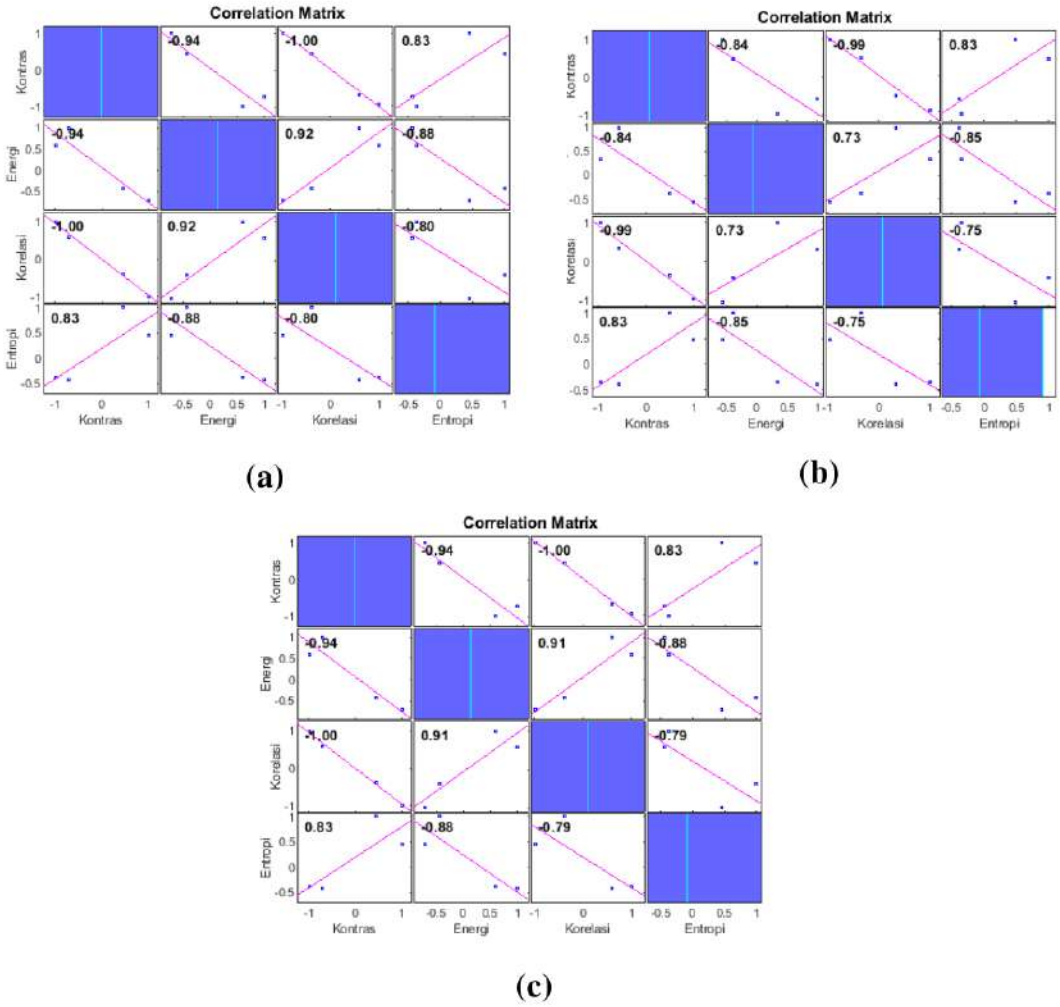
Adapun entropi pada data normal cenderung lebih tinggi dibandingkan data TB menunjukkan bahwa data normal lebih berdistribusi acak dibandingkan data TB.

Untuk melihat keterikatan antar fitur, dilakukan analisis korelasi masing-masing fitur. Perhitungan korelasi ditujukan untuk melihat hubungan antara dua fitur. Fitur dengan korelasi linier sebesar 1 menunjukkan hubungan fitur memiliki keterikatan sempurna yang searah atau berkorelasi positif. Fitur dengan korelasi sebesar 0 menunjukkan fitur tidak memiliki hubungan satu sama lain. Adapun, fitur dengan korelasi linier sebesar -1 menunjukkan hubungan fitur memiliki keterikatan sempurna yang berlawan arah atau berkorelasi negatif. Nilai korelasi dari keterikatan antar fitur tiap sudut menghasilkan matriks korelasi yang dapat dilihat pada Gambar 4.11 - 4.12.



Gambar 4.11 Matriks Korelasi antar Fitur pada Sudut 0°

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



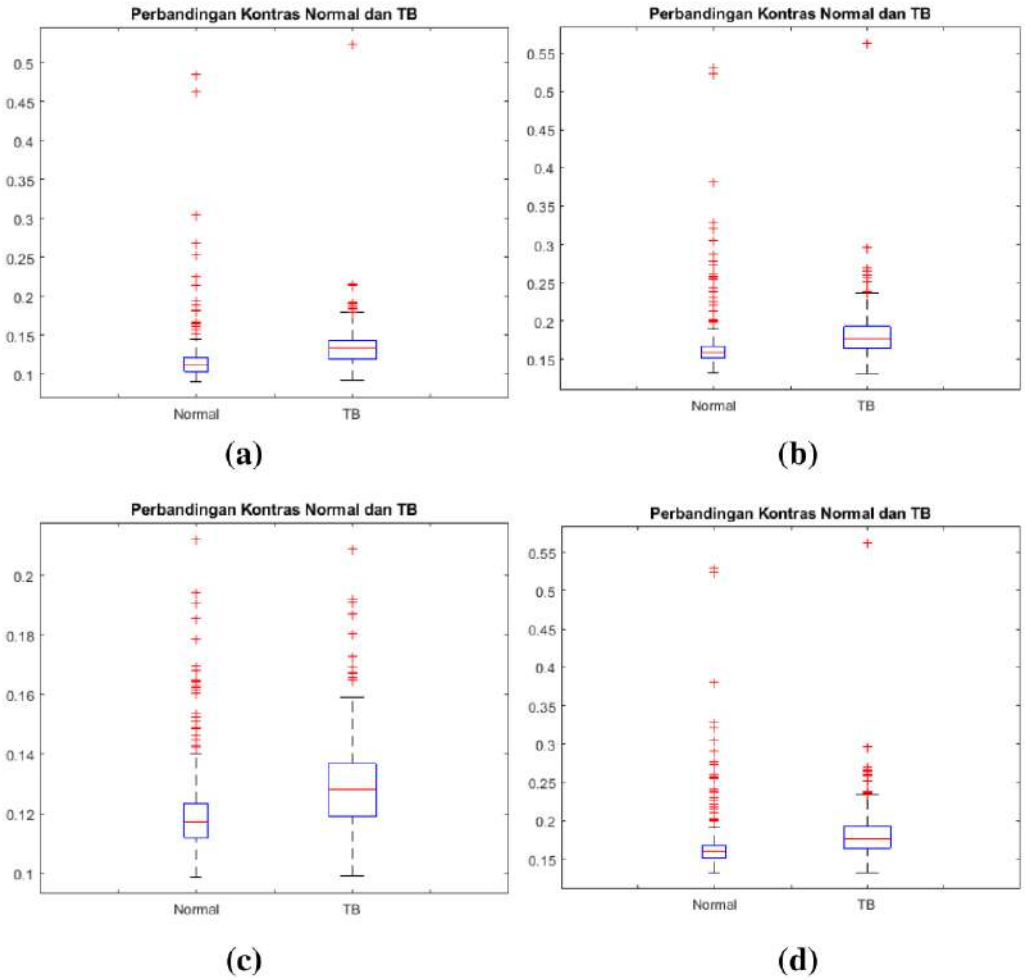
Gambar 4.12 Matriks Korelasi antar Fitur pada Sudut (a) 45° (b) 90° (c) 135°

S U R A B A Y A

Berdasarkan Gambar 4.11, fitur kontras berkorelasi negatif dengan fitur energi dan korelasi masing-masing sebesar -0.94 dan -1.00. Hal ini menunjukkan semakin tinggi fitur kontras berarti semakin rendah nilai energi dan korelasi, begitupun sebaliknya. Adapun fitur kontras berkorelasi positif dengan fitur entropi sebesar 0.75. Hal ini menunjukkan semakin tinggi nilai kontras maka semakin tinggi pula nilai energinya, begitupun sebaliknya. Hasil analisis korelasi pada sudut $0°$ memiliki representasi analisis yang sama pada sudut $45°$, $90°$, dan $135°$ pada Gambar 4.12.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Hasil dari fitur GLCM juga direpresentasikan dalam bentuk *boxplot* untuk mempermudah penganalisisan. Penyajian berupa masing-masing sebaran fitur berdasarkan kelas normal dan kelas TB. Tujuan visualisasi ini digunakan untuk mengetahui penyebaran fitur di setiap kelas. Sebaran fitur tiap kelas akan membantu dalam melakukan keputusan penggunaan metode klasifikasi. Visualisasi *boxplot* berdasarkan fitur GLCM pada tiap sudut disajikan pada Gambar 4.13 sampai dengan Gambar 4.16.

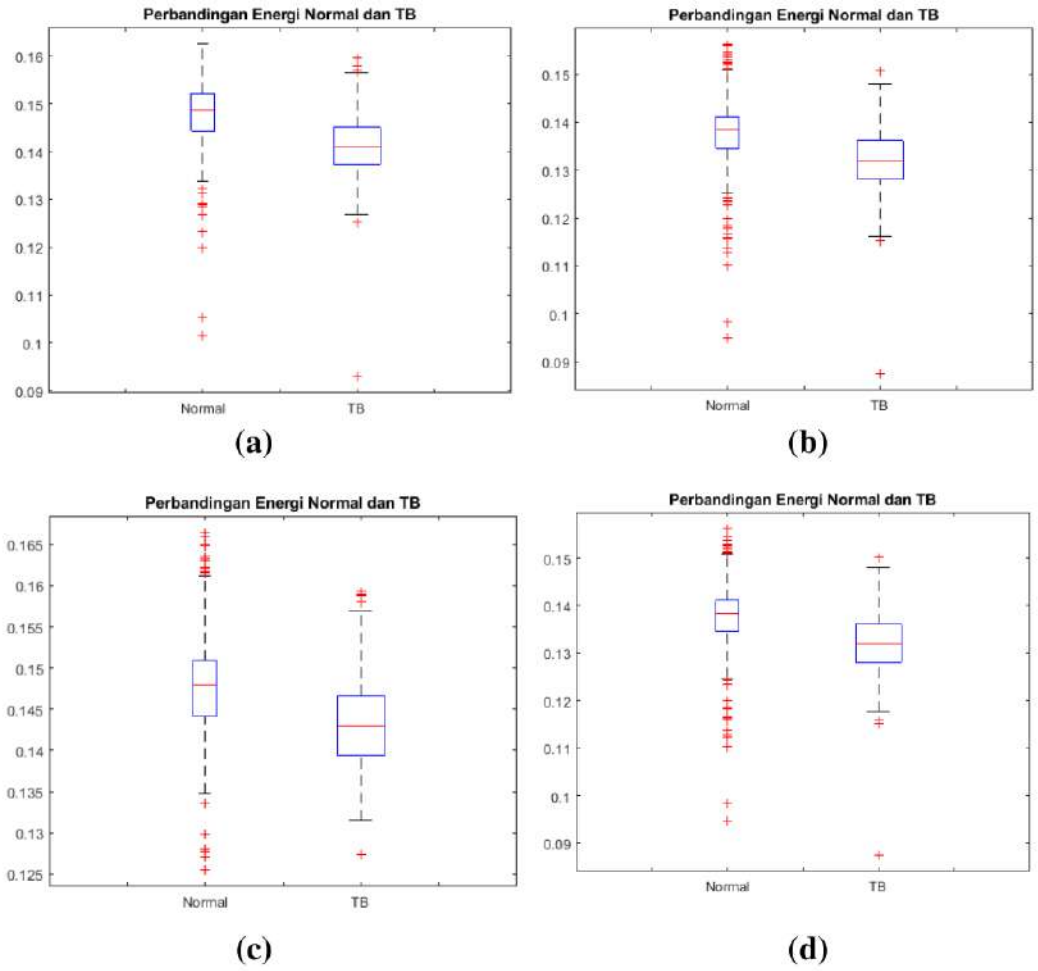


Gambar 4.13 Visualisasi Fitur Kontras GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135°

Dari *boxplot* pada Gambar 4.13 (a), fitur kontras pada kelas normal sudut 0°

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

menunjukkan sebaran nilai minimum sebesar 0,0907, nilai tengah sebesar 0,1115, dan nilai maks sebesar 0,4855. Adapun pada kelas TB, sebaran nilai minimum sebesar 0,0924, nilai tengah sebesar 0,1339, dan nilai maks sebesar 0,5241. Dari nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai fitur kontras pada kelas normal dan TB saling beririsan. Hal tersebut juga berlaku pada fitur kontras pada sudut 45°, 90°, 135°

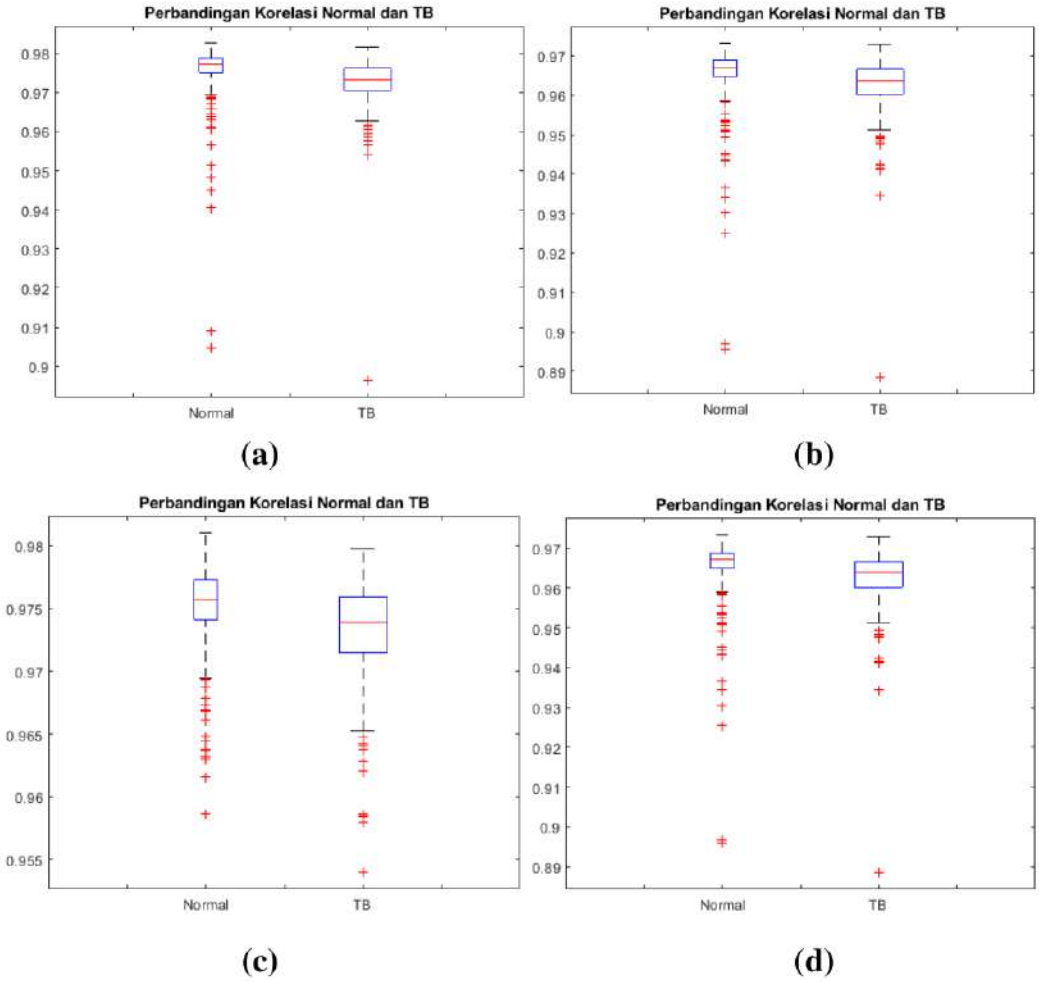


Gambar 4.14 Visualisasi Fitur Energi GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135°

Dari *boxplot* pada Gambar 4.14 (a), fitur energi pada kelas normal dengan sudut 0° menunjukkan sebaran nilai minimum sebesar 0,1013, nilai tengah sebesar

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

0,1486, dan nilai maks sebesar 0,1489. Adapun pada kelas TB, sebaran nilai minimum sebesar 0,0929, nilai tengah sebesar 0,1409, dan nilai maks sebesar 0,1596. Dari nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai fitur energi pada kelas normal dan TB saling beririsan. Hal tersebut juga berlaku pada fitur kontras pada sudut 45°, 90°, 135°.

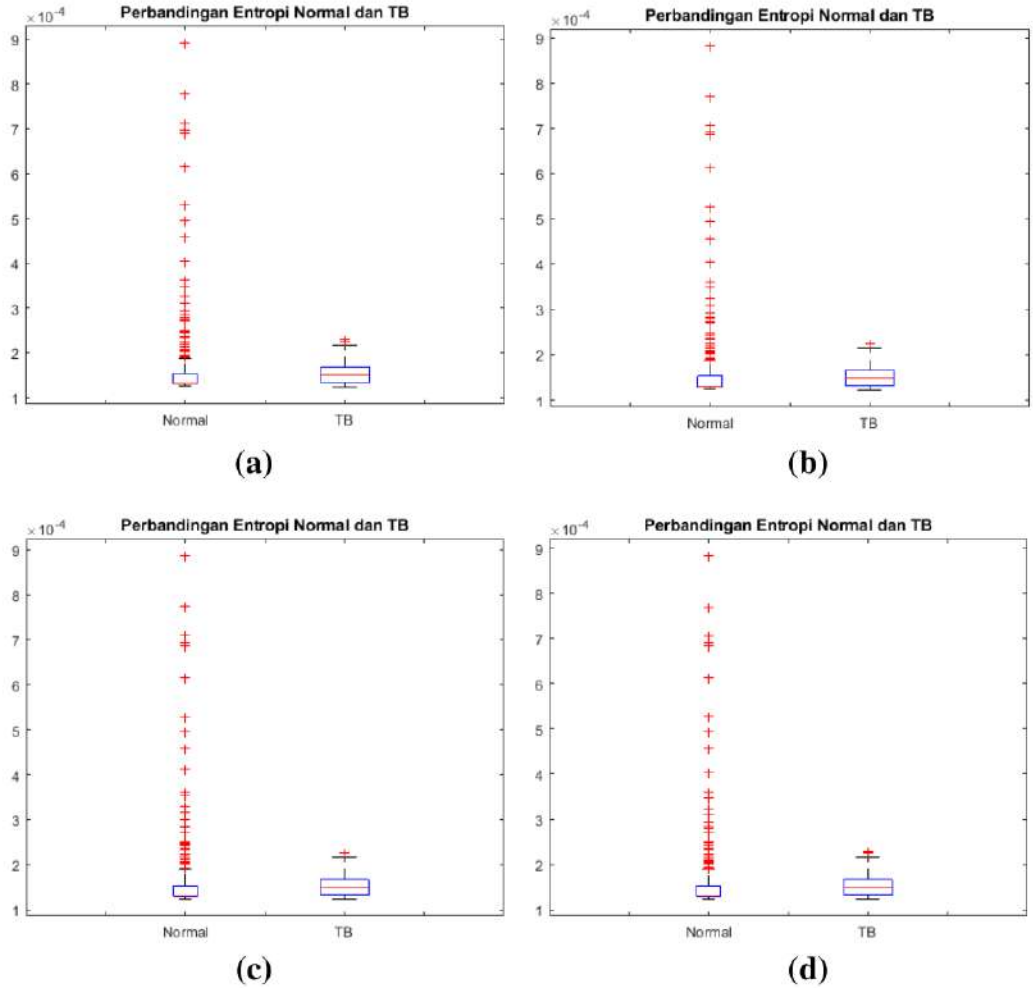


Gambar 4.15 Visualisasi Fitur Korelasi GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135°

Dari *boxplot* pada Gambar 4.15 (a), fitur korelasi pada kelas normal menunjukkan sebaran nilai minimum sebesar 0,9047, nilai tengah sebesar 0,9771, dan nilai maks sebesar 0,9826. Adapun pada kelas TB, sebaran nilai minimum

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

sebesar 0,841, nilai tengah sebesar 0,9376, dan nilai maks sebesar 0,9582. Dari nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai fitur kolerasi pada kelas normal dan TB saling beririsan. Hal tersebut juga berlaku pada fitur kontras pada sudut 45°, 90°, 135°.



Gambar 4.16 Visualisasi Fitur Entropi GLCM dengan sudut (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) 135°

Dari *boxplot* pada Gambar 4.16, fitur entropi pada kelas normal menunjukkan sebaran nilai minimum sebesar 0.00012, nilai tengah sebesar 0,00012, dan nilai maks sebesar 0,00013. Adapun pada kelas TB, sebaran nilai minimum sebesar 0,00013, nilai tengah sebesar 0,00015, dan nilai maks sebesar

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

0,00088. Dari nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai fitur energi pada kelas normal dan TB saling beririsan. Hal tersebut juga berlaku pada fitur kontras pada sudut 45°, 90°, 135°.

Berdasarkan boxplot 4.13 - 4.16, hasil setiap nilai fitur yang telah dihitung menunjukkan bahwa seluruh fitur dari kelas normal beririsan dengan kelas TB. Selain itu, nilai fitur rata-rata GLCM pada data normal dan data TB memiliki nilai berdekatan. Sehingga data ini tidak dapat diklasifikasikan secara langsung karena karakteristik data yang beririsan. Oleh karena itu, perlu adanya metode yang dapat mempelajari karakteristik yang beririsan dari masing-masing kelas seperti *neural network*.

4.3. Klasifikasi menggunakan *Extreme Learning Machine* (ELM)

Metode yang digunakan dalam klasifikasi ini adalah *Extreme Learning Machine* (ELM). Metode ini memiliki kinerja komputasi yang relatif cepat dan mampu memberikan generalisasi yang baik. Untuk melakukan klasifikasi menggunakan metode ini, Langkah-langkah proses *training* dan *testing* pada ELM adalah sebagai berikut.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

1. Proses pembagian data berdasarkan data *training* dan data *testing*.

   Pada penelitian ini, data yang digunakan sebagai perhitungan manual didapat dari fitur pada tabel 4.3. Jumlah data yang digunakan sebanyak 662 data. Data tersebut dilakukan proses pembagian data ke data *training* dan data *testing* menggunakan metode *k-fold cross validation* dengan partisi k yang digunakan sebesar 5 dan 10. Hasil dari nilai k kemudian dibandingkan untuk dicari nilai k yang paling optimal.

   Proses perhitungan manual pada klasifikasi ini menggunakan *fold* dengan

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

nilai k sebesar 10 dan fungsi aktivasi sigmoid. Penerapan metode ini menghasilkan proses *training* dengan menggunakan data sebanyak 596 data dan *testing* menggunakan 66 data. Hasil pemisahan data *training* dan data *testing* dapat dilihat pada Tabel 4.7 dan Tabel 4.8.

Tabel 4.7 Sampel Data *training*

Data	Kontras	Energi	Korelasi	Entropi	Kelas
Train 1	0,1048	0,1530	0,9784	0,0001	Normal
Train 2	0,1023	0,1545	0,9782	0,0001	Normal
Train 3	0,1049	0,1511	0,9785	0,0001	Normal
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Train 594	0,1472	0,1361	0,9714	0,0001	TB
Train 595	0,1195	0,1407	0,9767	0,0001	TB
Train 596	0,1208	0,1402	0,9761	0,0001	TB

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Tabel 4.8 Sampel Data *testing*

Data	Kontras	Energi	Korelasi	Entropi	Kelas
Train 1	0,1144	0,1472	0,9763	0,0001	Normal
Train 2	0,0964	0,1531	0,9809	0,0001	Normal
Train 3	0,1042	0,1547	0,9778	0,0001	Normal
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Train 64	0,1268	0,1433	0,9686	0,0001	TB
Train 65	0,1074	0,9496	0,9765	0,0001	TB
Train 66	0,1624	0,1462	0,9637	0,0001	TB

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2. Proses *training* ELM.

   (a) Input data *training*

   Jumlah data yang digunakan sebagai input *training* adalah 596 data. Data tersebut dibentuk ke dalam matriks berukuran $m \times d$, dimana m merupakan jumlah data dan d merupakan jumlah fitur. Sehingga, ukuran dari matriks ini sebesar 596×4 sebagai berikut:

$$xtrain_{596\times4} = \begin{bmatrix} 0,1048 & 0,1530 & 0,9784 & 0,0001 \\ 0,1023 & 0,1545 & 0,9782 & 0,0001 \\ 0,1049 & 0,1511 & 0,9785 & 0,0001 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,1472 & 0,1361 & 0,9714 & 0,0001 \\ 0,1195 & 0,1407 & 0,9767 & 0,0001 \\ 0,1208 & 0,1402 & 0,9761 & 0,0001 \end{bmatrix}_{596\times4}$$

   (b) Inisialisasi *hidden node* sebanyak *n* uji coba, matriks bobot dan bias secara random.

   Pada penelitian ini, beberapa uji coba terhadap *hidden node*. Nilai uji coba *hidden node* yang digunakan adalah 5, 25, 50, 75, dan 100. Selanjutnya, dilakukan pembuatan matriks bobot dan bias. Ukuran matriks bobot adalah *d* jumlah fitur dikalikan dengan *n* jumlah *hidden node*. Adapun matriks bias berukuran 1 x ukuran uji coba *hidden node*. Isi dari matriks bobot dan bias bernilai random dengan rentang -1 hingga 1. Perhitungan matriks bobot (*W*) dan bias dengan jumlah

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

hidden node sebanyak 100 adalah sebagai berikut:

$$W_{4\times100} = \begin{bmatrix} 0,2116 & 0,8987 & 0,7454 & \dots & -0,8639 \\ -0,2448 & 0,6995 & -0,2498 & \dots & -0,6927 \\ 0,4428 & 0,5512 & 0,5968 & \dots & -0,4079 \\ -0,3677 & -0,4010 & 0,6336 & \dots & -0,6625 \end{bmatrix} 4 \times 100$$

$$b_{1\times100} = \begin{bmatrix} 0,7352 & 0,8797 & 0,8514 & \dots & 0,9354 \end{bmatrix}_{1\times100}$$

(c) Hitung nilai matriks keluaran *hidden layer* (H)

Nilai matriks keluaran *hidden layer* (H) menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Perhitungan ini dilakukan menggunakan Persamaan 2.28.

$$\begin{aligned}
H &= sig(x_{m,d}w_{d,n} + b_n) \\
H_{1,1} &= sig(x_{1:4,1}w_{1,1:4} + b_1) \\
&= sig\Big[\Big((0,1048 \times 0,2116) + (1,530 \times -0,2448) + (0,9784 \\
&\quad \times 0,4428) + (0,0001 \times -0,3677)\Big) + 0,7352\Big] \\
&= sig(1,1531) \\
&= \tfrac{1}{1+e^{-1,1531}} \\
&= 0,7601 \\
H &= sig(x_{m,d}w_{d,n} + b_n) \\
H_{2,1} &= sig(x_{1:4,2}w_{2,1:4} + b_1) \\
&= sig\Big[\Big((0,1023 \times 0,2116) + (1,545 \times -0,2448) + (0,9782 \\
&\quad \times 0,4428) + (0,0001 \times -0,3677)\Big) + 0,8797\Big] \\
&= sig(1,6202) \\
&= \tfrac{1}{1+e^{-1,6202}} \\
&= 0,8348
\end{aligned}$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Perhitungan ini dilakukan hingga data ke 596. Sehingga, langkah ini menghasilkan matriks H yang berukuran 596×100. Hasil matriks ini dapat dilihat sebagai berikut:

$$H_{596\times100} = \begin{bmatrix} 0,7601 & 0,8348 & 0,8139 & \dots & 0,5841 \\ 0,7599 & 0,8346 & 0,8135 & \dots & 0,5844 \\ 0,7602 & 0,8347 & 0,8140 & \dots & 0,7647 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,6938 & 0,7801 & 0,8911 & \dots & 0,4244 \\ 0,6925 & 0,7766 & 0,8895 & \dots & 0,4284 \\ 0,6925 & 0,7767 & 0,8895 & \dots & 0,4283 \end{bmatrix}_{596\times100}$$

(d) Menghitung bobot β menggunakan *Moore-Penrose generalized inverse*

Langkah selanjutnya adalah mencari nilai bobot β. Perhitungan ini mengimplementasikan *Moore-Penrose generalized inverse* pada Persamaan 2.30-2.31. Hasil dari nilai ini dijadikan acuan untuk proses *testing*

$$\begin{aligned} \beta_{100\times1} &= H^{\dagger}Y \\ &= \left((H^T H)^{-1} H^T\right) Y \end{aligned}$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

$$= \begin{bmatrix} 0,1406 & -0,1888 & -0,0973 & \dots & 0,1072 \\ -0,0747 & -0,9100 & -0,4154 & \dots & -0,1798 \\ -0,1073 & -0,3758 & -0,0053 & \dots & -0,3226 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,0149 & -0,3177 & 0,0183 & \dots & 0,0874 \\ 0,3584 & -0,8292 & -0,3181 & \dots & 0,3385 \\ 0,0174 & 0,1294 & 0,0020 & \dots & 0,0766 \end{bmatrix}_{100\times596} \times \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}_{596\times1}$$

$$= \begin{bmatrix} -2574,5719 \\ 1830,8655 \\ 5666,4189 \\ \vdots \\ -1143,6039 \end{bmatrix}_{100\times1}$$

3. Proses *testing* ELM.

   (a) Input data *testing*

   Data *testing* yang digunakan adalah 66 data. Sehingga, matriks input data *testing* yang dihasilkan sebesar 66×4. Data tersebut adalah sebagai

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

berikut:

$$xtest_{66\times4} = \begin{bmatrix} 0,1144 & 0,1472 & 0,9763 & 0,0001 \\ 0,0964 & 0,1531 & 0,9809 & 0,0001 \\ 0,1042 & 0,1547 & 0,9778 & 0,0001 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,1268 & 0,1433 & 0,9686 & 0,0001 \\ 0,1074 & 0,9496 & 0,9765 & 0,0001 \\ 0,1624 & 0,1462 & 0,9637 & 0,0001 \end{bmatrix}_{66\times4}$$

(b) Menghitung nilai matriks keluaran pada *hidden layer* (H) dari input data *testing*

Perhitungan matriks H didapatkan dari data *testing* yang telah diinputkan dengan bobot dan bias yang telah diinisialisasi di proses *training*. Perhitungan ini menggunakan Persamaan 2.28 - 2.29 sama seperti proses *training* sebelumnya. Hasil matriks keluaran pada *hidden layer* dari *testing* data adalah sebagai berikut:

$$H_{66\times100} = \begin{bmatrix} 0,8509 & 0,8500 & 0,8504 & \dots & 0,7240 \\ 0,8307 & 0,8325 & 0,8315 & \dots & 0,8646 \\ 0,5887 & 0,5858 & 0,5873 & \dots & 0,4726 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,6553 & 0,6565 & 0,6565 & \dots & 0,5736 \\ 0,6377 & 0,6394 & 0,6391 & \dots & 0,7722 \\ 0,7647 & 0,7644 & 0,7650 & \dots & 0,6425 \end{bmatrix}_{66\times100}$$

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

(c) Hitung keluaran pada *output layer* menggunakan Persamaan 2.32.

$$
\begin{aligned}
Y =& H\beta \\
=& \begin{bmatrix} 0,8509 & 0,8500 & 0,8504 & \dots & 0,7240 \\ 0,8307 & 0,8325 & 0,8315 & \dots & 0,8646 \\ 0,5887 & 0,5858 & 0,5873 & \dots & 0,4726 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,6553 & 0,6565 & 0,6565 & \dots & 0,5736 \\ 0,6377 & 0,6394 & 0,6391 & \dots & 0,7722 \\ 0,7647 & 0,7644 & 0,7650 & \dots & 0,6425 \end{bmatrix}_{66\times100} \times \begin{bmatrix} -2574,5719 \\ 1830,8655 \\ 5666,4189 \\ \vdots \\ -1143,6039 \end{bmatrix}_{100\times1} \\
=& \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_{66\times1}
\end{aligned}
$$

Nilai Y yang telah didapatkan dari proses *testing* merupakan model klasifikasi yang telah terbentuk.

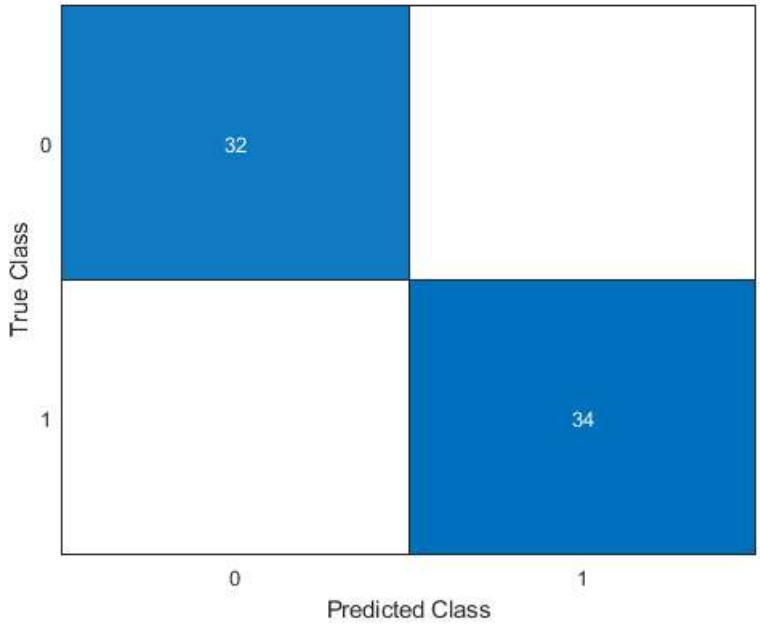
4.4. Evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*

Hasil *testing* berupa model klasifikasi yang telah didapatkan, selanjutnya dilakukan evaluasi. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui ketepatan pengklasifikasian TB berdasarkan metode ELM. Salah satu teknik yang dapat digunakan adalah *confusion matrix*. *Confusion matrix* terdiri dari empat karakteristik yakni nilai *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN).

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Berdasarkan perhitungan penelitian ini, evaluasi *confusion matrix* dilakukan menggunakan *k-fold* sebesar 10 dan *node hidden* sebesar 100. Hasil tersebut disajikan pada Gambar 4.17.



Gambar 4.17 Evaluasi *Confusion Matrix*

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Berdasarkan Gambar 4.17, TP yang dihasilkan bernilai 34, TN bernilai 32, FP bernilai 0, dan FN bernilai 0. Atau dengan kata lain, data pada kelas TB yang diklasifikasikan benar sebagai TB sebanyak 34 data. Data pada kelas normal yang terklasifikasi benar sebagai normal sebanyak 32 data. Kedua kelas disimpulkan telah terklasifikasi dengan benar tanpa ada kesalahan.

Selanjutnya, nilai tersebut digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Perhitungan ini menggunakan Persamaan 2.33,

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

2.34, dan 2.35 dengan rincian berikut:

$$
\begin{aligned}
\text{Akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\
&= \frac{34 + 32}{0 + 0 + 34 + 32} \times 100\% \\
&= 100\% \\
\text{Sensitivitas} &= \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \\
&= \frac{34}{34 + 0} \times 100\% \\
&= 100\% \\
\text{Spesifisitas} &= \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \\
&= \frac{32}{32 + 0} \times 100\% \\
&= 100\%
\end{aligned}
$$

Adapun hasil akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dari uji coba *hidden node* sebesar 5, 25, 50, 75, dan 100 dengan orientasi sudut (θ) 0°, 45°, 90°, dan 135° adalah sebagai berikut:

(a) Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM Sudut 0°

Hasil uji coba klasifikasi TB menggunakan uji coba sudut 0° pada Tabel 3a.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Tabel 4.9 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 0°

Sudut GLCM	*k-fold*	*node* hidden	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Waktu (s)
0	5	5	100	100	100	1,89
		25	100	100	100	1,83
		50	100	100	100	1,86
		75	100	100	100	1,79
		100	100	100	100	1,74
	10	5	100	100	100	1,74
		25	100	100	100	1,70
		50	100	100	100	1,64
		75	100	100	100	1,65
		100	100	100	100	1,66
Rata-rata			100	100	100	1,75

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Uji coba menggunakan sudut GLCM sebesar 0° memiliki hasil yang sama pada semua *k-fold* dan *node hidden*. Hasil percobaan yang didapatkan adalah akurasi mencapai 100%, sensitivitas mencapai 100%, dan spesitivitas mencapai 100%. Model terbaik dihasilkan oleh uji coba dengan *k-fold* 10 dan *node hidden* 50 dengan waktu komputasi terpendek yakni 1,64 detik. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan TB dengan sangat baik. Sistem dapat mengidentifikasikan pasien normal yang terklasifikasi normal maupun pasien terindikasi TB secara tepat.

(b) Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM Sudut 45°

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Hasil uji coba klasifikasi TB menggunakan uji coba sudut 45° pada Tabel 4.5.

Tabel 4.10 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 45°

Sudut GLCM	*k-fold*	*node hidden*	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Waktu (s)
45	5	5	78	86	70	1,71
		25	79	90	73	1,85
		50	78,78	86,79	73,42	2,37
		75	77,86	85,19	72,73	1,87
		100	76,33	83,33	71,43	1,67
	10	5	83.33	89.66	78.38	1,74
		25	83.33	92.86	78.95	1,70
		50	83.33	89.66	77.78	1,64
		75	81.81	86.67	77.78	1,65
		100	83.07	89.66	77.78	1,66
Rata-rata			80,64	87,98	75,19	1,90

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Uji coba menggunakan sudut GLCM sebesar 45° memiliki hasil akurasi rata-rata sebesar 80,64, sensitivitas 87,98, dan spesitivitas 75,19 dan waktu komputasi rata-rata yakni 1,90 detik. Hasil percobaan terbaik yang didapatkan adalah model uji coba dengan *k-fold* 10 dan *node hidden* 25 dengan akurasi mencapai 83,33%, sensitivitas mencapai 92,86%, dan spesitivitas mencapai 78,95%. Untuk mendapatkan model tersebut, waktu yang diperlukan adalah 1,74 detik. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan TB

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

dengan cepat. Sistem memiliki sensitivitas yang sangat baik sehingga dapat mengklasifikasikan pasien yang terdeteksi TB secara dini. Namun, sistem ini kurang bisa mengenali pasien yang terindikasi normal, sehingga terdapat kemungkinan salah deteksi pada pasien normal.

(c) Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM Sudut 90°

Hasil uji coba klasifikasi TB menggunakan uji coba sudut 90° pada Tabel berikut.

Tabel 4.11 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 90°

Sudut GLCM	*k-fold*	*node hidden*	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Waktu (s)
90	5	5	81,06	89,13	73,13	1,77
		25	79,54	92,3	67,16	1,60
		50	79,38	89,23	69,69	1,92
		75	78,12	88,7	68,18	1,81
		100	77,09	86,15	68,18	1,85
90	10	5	81,81	87,5	76,47	1,74
		25	81,81	87,5	76,47	1,74
		50	80,03	84,37	76,47	1,97
		75	80,30	84,37	76,47	1,91
		100	81,81	87,5	76,47	1,81
Rata-rata			80,12	87,68	72,87	1,81

Uji coba menggunakan sudut GLCM sebesar 90° memiliki hasil akurasi rata-rata sebesar 80.12, sensitivitas 87,68, dan spesitivitas

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

72,87 dan waktu komputasi rata-rata yakni 1,81 detik. Hasil percobaan terbaik didapatkan oleh model uji coba dengan *k-fold* 10 dan *node hidden* 25 dengan akurasi sebesar 81,81%, sensitivitas 87,5%, dan spesitivitas mencapai 76,47%. Untuk mendapatkan model tersebut, waktu yang diperlukan adalah 1,74 detik. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan TB dengan cepat. Sistem memiliki sensitivitas yang sangat baik sehingga dapat mengklasifikasikan pasien yang terdeteksi TB secara dini. Namun, sistem ini kurang bisa mengenali pasien yang terindikasi normal, sehingga terdapat kemungkinan salah deteksi pada pasien normal.

(d) Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM Sudut 135°

Hasil uji coba klasifikasi TB menggunakan uji coba sudut 135° pada Tabel berikut.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Tabel 4.12 Hasil Klasifikasi TB menggunakan GLCM 135°

Sudut GLCM	*k-fold*	*node hidden*	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Waktu (s)
135	5	5	75,75	83,07	68,65	1,81
		25	79,54	92,3	67,16	1,84
		50	78,46	88,88	68,65	1,6
		75	77,86	87,50	68,65	1,52
		100	75,78	85,24	67,16	1,52
	10	5	83,33	90,62	76,47	1,73
		25	84,48	93,75	76,47	1,95
		50	83,07	90,32	76,47	1,97
		75	83,07	90,32	76,47	1,82
		100	83,07	90,32	76,47	1,85
Rata-rata			72,69	89,23	72,26	1,78

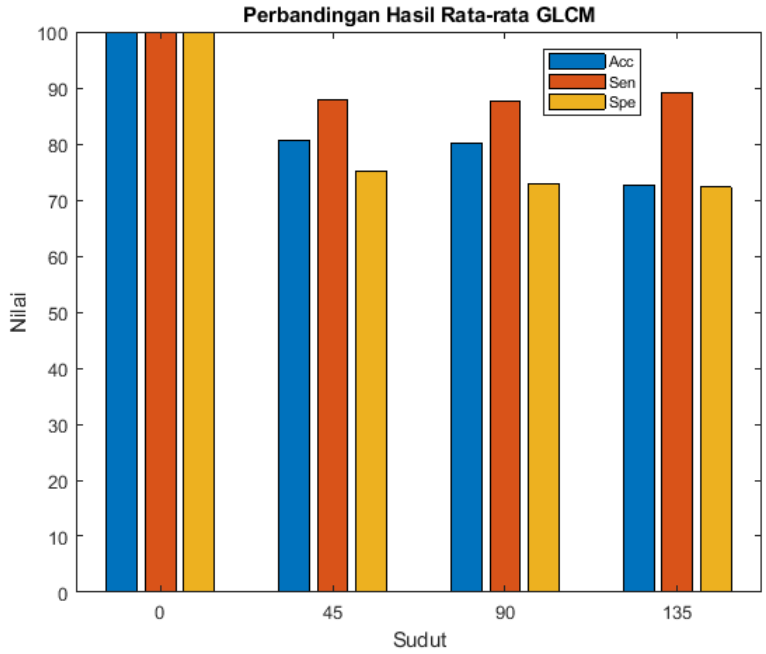
UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Uji coba menggunakan sudut GLCM sebesar 135° memiliki hasil akurasi rata-rata sebesar 72,69, sensitivitas 89,23, dan spesitivitas 72,26 dan waktu komputasi rata-rata yakni 1,78 detik. Hasil percobaan terbaik didapatkan oleh model uji coba dengan *k-fold* 10 dan *node hidden* 25 dengan akurasi sebesar 81,81%, sensitivitas 87,5%, dan spesitivitas mencapai 76,47%. Untuk mendapatkan model tersebut, waktu yang diperlukan adalah 1,74 detik. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan TB dengan cepat. Sistem memiliki sensitivitas yang sangat baik sehingga dapat mengklasifikasikan pasien yang terdeteksi TB secara dini. Namun, sistem ini kurang bisa

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

mengenali pasien yang terindikasi normal, sehingga terdapat kemungkinan salah deteksi pada pasien normal.

Berdasarkan Tabel 4.5 - 4.8, hasil rata-rata evaluasi model disajikan pada Gambar 4.18. Model rata-rata dengan uji coba orientasi sudut (θ) sebesar 0°, *k-fold* dengan *k* 5 dan 10 mampu menghasilkan model terbaik dengan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang sama yakni 100%. Adapun, kinerja komputasi tercepat dari model ini dihasilkan oleh orientasi sudut (θ) 0°, *10-fold*, dan *node hidden* bernilai 50 dengan waktu komputasi yang sangat cepat yakni 1,64 detik.



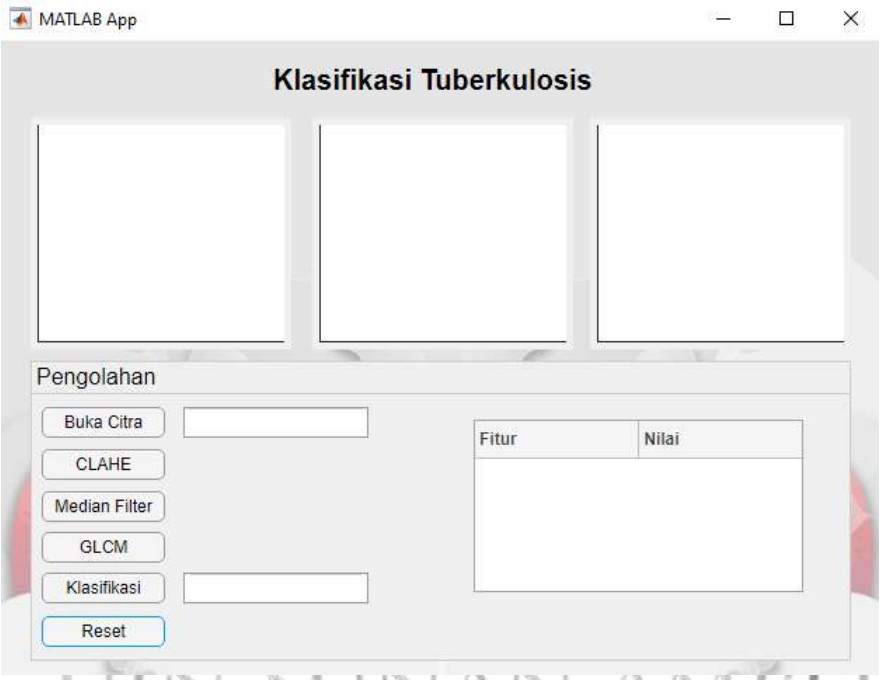
Gambar 4.18 Perbandingan Hasil berdasarkan Sudut GLCM

Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa ELM sebagai metode klasifikasi penelitian ini mampu memberikan generalisasi hasil yang sangat baik dan waktu komputasi yang cepat. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode ELM dapat digunakan sebagai metode pengklasifikasian citra *x-ray* TB.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

4. Aplikasi Hasil Klasifikasi

Untuk mempermudah penggunaan klasifikasi TB menggunakan GLCM dan ELM, model terbaik yang didapatkan dari uji coba divisualisasikan melalui Aplikasi. Aplikasi ini dirancang untuk membantu tenaga medis dalam mengklasifikasi TB. Hasil Aplikasi ini dapat dilihat pada Gambar 4.19.



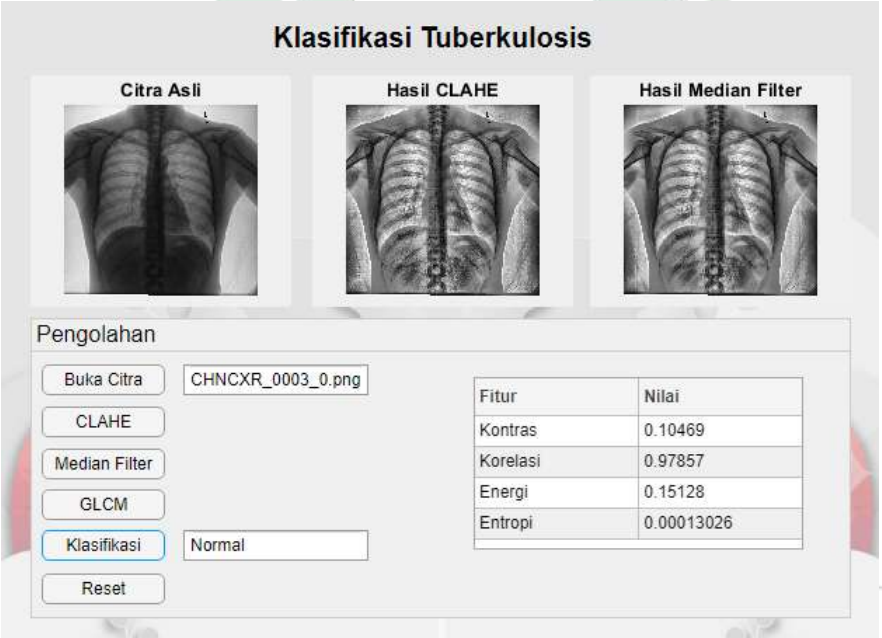
Gambar 4.19 Aplikasi Klasifikasi TB

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

Berdasarkan Aplikasi pada Gambar 4.19, untuk mengklasifikasikan TB perlu dilakukan beberapa tahapan. Langkah pertama adalah dengan menekan tombol ”BUKA CITRA” untuk mengunggah data citra yang akan diklasifikasi. Kemudian, tekan tombol ”CLAHE” untuk melihat hasil CLAHE dari citra yang telah diunggah. Tekan tombol ”MEDIAN FILTER” untuk menampilkan hasil citra yang telah dihilangkan *noise*-nya. Tekan ”GLCM” untuk menmapilkan hasil fitur-fitur GLCM dari gambar yang diunggah. Langkah terakhir adalah menekan tombol ”KLASIFIKASI” untuk

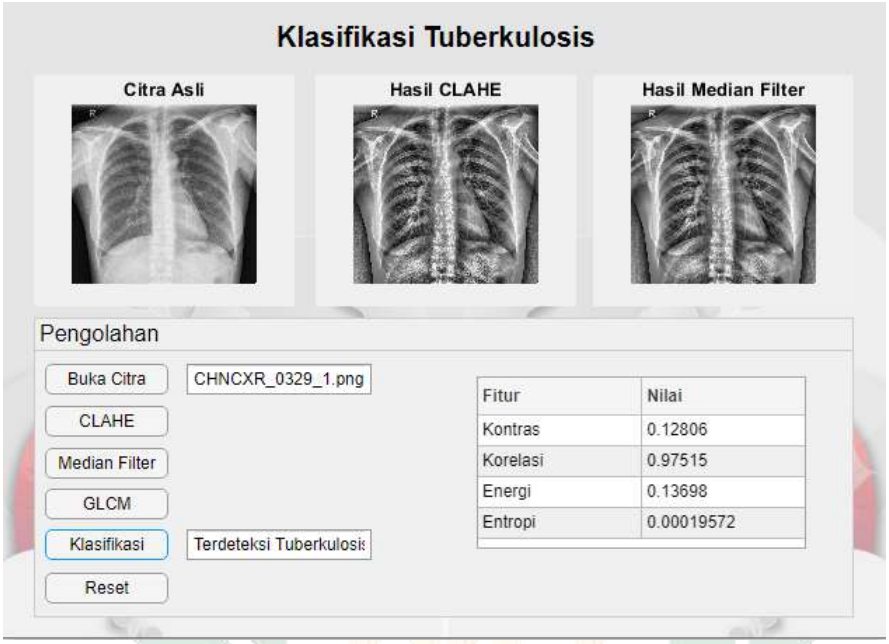
digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

mendapatkan hasil klasifikasi dari gambar yang telah di upload. Apabila data yang diunggah terklasifikasi menjadi TB akan muncul pesan ”TERDETEKSI TB”, namun jika data yang diunggah terdeteksi normal hasil akan memunculkan pesan ”NORMAL”. Jika ingin menghapus semua hasil yang muncul di Aplikasi, pengguna hanya perlu menekan tombol ”RESET”. Contoh penggunaan Aplikasi ini dapat dilihat pada Gambar 4.20 dan 4.21.



Gambar 4.20 Contoh Aplikasi dengan Hasil Normal

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id



Gambar 4.21 Contoh Aplikasi dengan Hasil Terdeteksi TB

4.5. Integrasi Keislaman

Pada penelitian terkait klasifikasi TB menggunakan GLCM dan ELM ini, model GLCM dengan orientasi sudut 0°, 10-*fold*, dan *node hidden* sebesar 50. Model tersebut memiliki hasil akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas terbaik sebesar 100% yang menunjukkan bahwa penelitian ini memperoleh hasil yang sangat baik. Sehingga, penelitian ini dapat membantu tenaga medis untuk mendeteksi TB dengan cepat dan akurat yang menjadikan sistem ini dapat bermanfaat. Membuat sesuatu yang bermanfaat adalah sesuatu hal yang dianjurkan, dimana Rasulullah SAW dalam hadisnya bersabda

وَخَيْرُ النَّاسِ أَنْفَعُهُمْ لِلنَّاسِ

artinya : dan sebaik-baik manusia adalah yang paling bermanfaat bagi manusia lainnya. (HR. Al-Qadlaa'iy dalam Musnad Asy-Syihaab no. 129, Ath-Thabaraaniy

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

dalam Al-Ausath no. 5787).

Bagi penderita penyakit TB, sistem klasifikasi TB yang modern merupakan suatu kemudahan untuk membantu mendapatkan pengobatan dan kesembuhan. Kemudahan ini menjadi pendorong bagi untuk terus berikhitiar mencari kesembuhan ketika ditimpa penyakit. Selain itu, sebagai umat muslim juga diwajibkan untuk memohon kepada Allah untuk kesembuhan dan dijauhkan dari rasa sakit. Karena, sesungguhnya segala penyakit datangnya dari Allah, dan hanya Allah-lah yang berkehendak untuk menyembuhkan. Adapun doa yang diajarkan Rasulullah SAW untuk meminta kesembuhan adalah

اللَّهُمَّ رَبَّ النَّاسِ أَذْهِبْ الْبَاسَ اشْفِهِ وَأَنْتَ الشَّافِي لَا شِفَاءَ إِلَّا شِفَاؤُكَ شِفَاءً لَا يُغَادِرُ سَقَمًا

artinya : Ya Allah Rabb manusia, dzat yang menghilangkan rasa sakit, sembuhkanlah sesungguhnya Engkau Dzat yang Maha menyembuhkan, tidak ada kesembuhan melainkan dari kesembuhan-Mu, yaitu kesembuhan yang tidak menyisakan rasa sakit.

Berdasarkan doa tersebut, dapat diartikan hanya Allah-lah dzat yang mampu memberi kesembuhan pada setiap penyakit yang dimiliki manusia.

Berusaha dan berdoa untuk sembuh dari sakit harus disertai berserah diri atau *tawakal*. *Tawakal* kepada Allah SWT wajib dilakukan setiap manusia karena segala sesuatu adalah dari Kuasa Allah SWT. Oleh karena itu berserah diri setelah *ikhtiar* merupakan sesuatu yang utama bagi manusia. Melakukan *tawakal* juga diyakini dapat memberikan keutamaan bagi manusia yang menjalankannya sebagaimana hadis yang berbunyi

لَوْ أَنَّكُمْ تَوَكَّلْتُمْ عَلَى اللهِ حَقَّ تَوَكُّلِهِ لَرَزَقَكُمْ كَمَا يَرْزُقُ الطَّيْرَ، تَغْدُوا خِمَاصاً وَتَرُوحُ بِطَاناً

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

artinya: Sungguh seandainya kalian bertawakal kepada Allah dengan sebenar-benar tawakal, niscaya kalian akan diberi rezeki sebagaimana rezekinya burung-burung. Mereka berangkat pagi hari dalam keadaan lapar, dan pulang sore hari dalam keadaan kenyang. (HR. Tirmidzi no. 2344. Abu 'Isa Tirmidzi mengatakan bahwa hadits ini hasan shahih)

Hadis ini bermakana bahwa Rasulullah menjelaskan bahwa orang-orang yang bertawakal kepada Allah akan mendapatkan rezeki. Hal tersebut dikarenakan Allah akan mencukupi siapapun yang berserah diri kepada-Nya.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Terdapat beberapa poin kesimpulan yang ada pada penelitian klasifikasi penyakit tuberkulosis menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan ELM, diantaranya:

1. Ekstraksi fitur pada GLCM menghasilkan 4 fitur berupa kontras, korelasi, energi, dan entropi. Hasil dari fitur ini menunjukkan bahwa karakteristik citra pada kelas normal cenderung bertekstur halus dibandingkan dengan citra pada kelas TB.

2. ELM merupakan metode yang mampu mengklasifikasikan penyakit TB dengan baik dan cepat. Hal ini ditunjukkan oleh model terbaik dengan uji coba orientasi sudut (θ) 0°, *10-fold*, dan *node hidden* 50. Model ini menghasilkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang sangat baik yakni masing-masing 100%. Selain itu, waktu komputasi yang sangat cepat yakni 1,64 detik. Pada kasus ini, dapat dibuktikan bahwa sudut 0° berpengaruh signifikan terhadap hasil kinerja model karena menggunakan hubungan dua piksel yang bertetanggaan secara horizontal dengan jarak 1. Pada sudut 0°, 10-*fold* dan semakin besar jumlah hidden node memiliki hasil model yang sama dengan kecenderungan waktu komputasi yang makin cepat. Namun pada sudut lain, nilai 10-*fold* dan jumlah *node hidden* menunjukkan bahwa semakin besar jumlah yang digunakan maka akurasi, sensitivitas, dan spesivisitas semakin optimal.

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

5.2. Saran

Masih terdapat beberapa kekurangan penelitian ini terkait klasifikasi penyakit tuberkulosis menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan ELM. Oleh karena itu terdapat beberapa saran yang diajukan untuk penelitian mendatang, yakni:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini hanya sebanyak 662 data yang terdiri dari 326 data citra *x-ray* normal dan 336 data citra *x-ray* TB. Hal ini dapat berpengaruh pada kinerja pembelajaran karena data yang digunakan cenderung sedikit. Oleh karena itu, diharapkan penelitian selanjutnya dapat meneliti kasus TB dengan data yang lebih besar dan cakupan yang lebih luas.
2. Pada tahapan ekstraksi fitur, perlu adanya perbandingan dengan metode lain seperti *Grey Level Run Length Matrix* (GLRLM), dan *Gray Level Dependence Matrix* (GLDM) untuk mendapatkan karakteristik fitur yang lebih baik.
3. Pada klasifikasi, perlu adanya analisis menggunakan pengembangan metode dari ELM, seperti *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM) dan *Deep Extreme Learning Machine*(DELM) sebagai keterbaruan metode dan hasil yang lebih maksimal.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Ahemad, M. T., Hameed, M. A., and Vankdothu, R. (2022). COVID-19 detection and classification for machine learning methods using human genomic data. *Measurement: Sensors*, 24(July):100537.

Alazawi, S. A., Shati, N. M., and Abbas, A. H. (2019). Texture features extraction based on GLCM for face retrieval system. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 7(3):1459–1467.

Andrabi, A. A. (2022). Islamic Perspective of Plagues and Pandemics. *International Journal of Humanities Social Sciences and Education*, 9(4):41–50.

Arifin, A., Muslimin, J. M., and Munawar, W. (2021). Living Hadith , Precedent Theory and Health Quarantine : Studies on Maslahah Mursalah , Sadd Al-Dzariah And Ta ' Un In The Prophetic Tradition. *Ar-Raniry International Journal of Islamic Studies*, 8(2):167–186.

Azad, M., Hasan, M., and K, M. (2017). Color Image Processing in Digital Image. *International Journal of New Technology and Research*, 3(3):263334.

Bakheet, S. and Al-Hamadi, A. (2021). Automatic detection of COVID-19 using pruned GLCM-Based texture features and LDCRF classification. *Computers in Biology and Medicine*, 137(August):104781.

Baron, G. and Stanczyk, U. (2021). Standard vs. non-standard cross-validation: Evaluation of performance in a space with structured distribution of datapoints. *Procedia Computer Science*, 192:1245–1254.

UIN SUNAN AMPEL S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Basem Abbas Al, U. (2018). The Radiological Diagnosis of Pulmonary Tuberculosis (TB) in Primary Care. *Journal of Family Medicine and Disease Prevention*, 4(1):1–7.

Behr, M. A., Lapierre, S. G., Kunimoto, D. Y., Lee, R. S., Long, R., Sekirov, I., Soualhine, H., and Turenne, C. Y. (2022). Chapter 3: Diagnosis of tuberculosis disease and drug-resistant tuberculosis. *Canadian Journal of Respiratory, Critical Care, and Sleep Medicine*, 6(S1):33–48.

Campbell, J. R., Pease, C., Daley, P., Pai, M., and Menzies, D. (2022). Diagnosis of tuberculosis infection. *Canadian Journal of Respiratory, Critical Care, and Sleep Medicine*, 6(S1):49–65.

Candemir, S., Jaeger, S., Palaniappan, K., Musco, J. P., Singh, R. K., Xue, Z., Karargyris, A., Antani, S., Thoma, G., and McDonald, C. J. (2014). Lung segmentation in chest radiographs using anatomical atlases with nonrigid registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 33(2):577–590.

Caseneuve, G., Valova, I., LeBlanc, N., and Thibodeau, M. (2021). Chest X-Ray image preprocessing for disease classification. *Procedia Computer Science*, 192:658–665.

Chegni, A. M., Ghavami, B., and Eftekhari, M. (2022). A GPU-based accelerated ELM and deep-ELM training algorithms for traditional and deep neural networks classifiers. *Intelligent Systems with Applications*, 15(July):200098.

Chekouo, T., Mohammed, S., and Rao, A. (2020). A Bayesian 2D functional linear model for gray-level co-occurrence matrices in texture analysis of lower grade gliomas. *NeuroImage: Clinical*, 28(August):102437.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Diriba, K. and Awulachew, E. (2022). Associated risk factor of tuberculosis infection among adult patients in Gedeo Zone, Southern Ethiopia. *SAGE Open Medicine*, 10:205031212210867.

Efendi, M., Masriyah, M., and Riadi, S. (2020). Islamic Contribution in the Covid-19 Pandemic Viewed From History. *Abjadia*, 5(2):157–165.

Fernandes, A. F. A., Dórea, J. R. R., and Rosa, G. J. d. M. (2020). Image Analysis and Computer Vision Applications in Animal Sciences: An Overview. *Frontiers in Veterinary Science*, 7(October):1–18.

Foeady, A. Z., Rini Novitasari, D. C., Asyhar, A. H., and Firmansjah, M. (2018). Automated Diagnosis System of Diabetic Retinopathy Using GLCM Method and SVM Classifier. *Proceeding of the Electrical Engineering Computer Science and Informatics*, 5(5).

Gan, H., Liu, G., Shi, C., Tang, R., Xiong, Y., Liu, Y., and Liu, H. (2021). Comparison of three artificial neural networks for predict the electrodeposition of nano-silver film. *Materials Today Communications*, 26(December 2020):101950.

Gill, C. M., Dolan, L., Piggott, L. M., and McLaughlin, A. M. (2022). New developments in tuberculosis diagnosis and treatment. *Breathe*, 18(1):1–15.

Guo, L., Wang, W., Zhong, L., Guo, L., Zhang, F., and Guo, Y. (2022). Texture analysis of the microstructure of internal curing concrete based on image recognition technology. *Case Studies in Construction Materials*, 17(July):e01360.

Hana, F. M. and Maulida, I. D. (2021). Analysis of contrast limited

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

adaptive histogram equalization (CLAHE) parameters on finger knuckle print identification. *Journal of Physics: Conference Series*, 1764(1).

Hapsari, R. K., Miswanto, M., Rulaningtyas, R., Suprajitno, H., and Seng, G. H. (2022). Modified Gray-Level Haralick Texture Features for Early Detection of Diabetes Mellitus and High Cholesterol with Iris Image. *International Journal of Biomedical Imaging*, 2022.

Hashmi, A. S. and Ahmad, T. (2022). GP-ELM-RNN: Garson-pruned extreme learning machine based replicator neural network for anomaly detection. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(5):1768–1774.

He, C., Guo, K., and Chen, H. (2021). An improved image filtering algorithm for mixed noise. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(21):1–25.

Henriksen, E. L., Carlsen, J. F., Vejborg, I. M., Nielsen, M. B., and Lauridsen, C. A. (2019). The efficacy of using computer-aided detection (CAD) for detection of breast cancer in mammography screening: a systematic review. *Acta Radiologica*, 60(1):13–18.

Highsmith, H. Y., Starke, J. R., and Mandalakas, A. M. (2019). Tuberculosis. *Kendig's Disorders of the Respiratory Tract in Children*, pages 475–497.e5.

Huang, Y., Ai, L., Wang, X., Sun, Z., and Wang, F. (2022). Review and Updates on the Diagnosis of Tuberculosis. *Journal of clinical medicine*, 11(19).

Hussien, R. M., Al-Jubouri, K. Q., Gburi, M. A., Hussein Qahtan, A. G., and Duaa Jaafar, A. H. (2021). Computer Vision and Image Processing the Challenges and Opportunities for new technologies approach: A paper review. *Journal of Physics: Conference Series*, 1973(1):0–8.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Ismail, N., Othman, Z. A., and Samsudin, N. A. (2019). Regularization activation function for Extreme Learning Machine. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(3):241–248.

Jaeger, S., Karargyris, A., Candemir, S., Folio, L., Siegelman, J., Callaghan, F., Palaniappan, K., Singh, R. K., Antani, S., Thoma, G., Wang, Y.-x., Lu, P.-x., and Mcdonald, C. J. (2014). Automatic tuberculosis screening using chest radiographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 33:1–13.

Jia, J., Chen, D., Liu, L., Siddiqui, M. J., Yang, F., Zhu, Y., Liao, Q., Luo, S., Shu, M., Wen, Y., Gao, L., Li, X., Long, L., Peng, X., Li, W., Liu, Y., Xu, W., Han, Q., Wu, H., Guo, J., Du, X., Guo, Q., and Wan, C. (2022). Prevalence of Latent Tuberculosis Infection among Healthy Young Children and Adolescents and a Two-step Approach for the Diagnosis of Tuberculosis Infection in Chengdu, China. *Pediatric Infectious Disease Journal*, 41(1):6–11.

Kulmaganbetov, M., Bevan, R. J., Anantrasirichai, N., Achim, A., Erchova, I., White, N., Albon, J., and Morgan, J. E. (2022). Textural Feature Analysis of Optical Coherence Tomography Phantoms. *Electronics (Switzerland)*, 11(4).

Kuran, U. and Kuran, E. C. (2021). Parameter selection for CLAHE using multi-objective cuckoo search algorithm for image contrast enhancement. *Intelligent Systems with Applications*, 12:200051.

Luies, L. and du Preez, I. (2020). The echo of pulmonary tuberculosis: Mechanisms of clinical symptoms and other disease-induced systemic complications. *Clinical Microbiology Reviews*, 33(4):1–19.

Mahaiyadin, M. H., Samori, Z., Subri, I. M., Suhaimi, R., and Radzi, H. M. (2022). Evaluating the Preventive Measures Vis-a-Vis COVID-19 Pandemic Outbreak

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Via Siyāsah Syar'Iyyah (Islamic Public Policy). *International Journal of Asian Social Science*, 12(9):336–346.

Maharana, K., Mondal, S., and Nemade, B. (2022). A review: Data pre-processing and data augmentation techniques. *Global Transitions Proceedings*, 3(1):91–99.

Maison, D. P. (2022). Tuberculosis pathophysiology and anti-VEGF intervention. *Journal of Clinical Tuberculosis and Other Mycobacterial Diseases*, 27(January):100300.

Makeswaran, P., Shah, S. A., Safian, N., Muhamad, N. A., and Harith, A. A. (2022). Determinants of delayed tuberculosis treatment among patients in Selangor: A study protocol. *PLoS ONE*, 17(4 April):1–11.

Manju, R. A., Koshy, G., and Simon, P. (2019). Improved Method for Enhancing Dark Images based on CLAHE and Morphological Reconstruction. *Procedia Computer Science*, 165(2019):391–398.

Mehfooz, M. (2021). Understanding the impact of plague epidemics on the muslim mind during the early medieval period. *Religions*, 12(10).

Migliori, G. B., Falzon, D., Marks, G. B., Goletti, D., Kasaeva, T., Esposito, S., and Humbert, M. (2022). Commemorating World Tuberculosis Day 2022: recent ERJ articles of critical relevance to ending TB and saving lives. *European Respiratory Journal*, 59(2200149).

Mohammed Kanan, A., Ali Elbeleze, A., and Abubaker, A. (2019). Applications of the Moore-Penrose Generalized Inverse to Linear Systems of Algebraic Equations. *American Journal of Applied Mathematics*, 7(6):152.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Nixon, M. S. and Aguado, A. S. (2020). *Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision: Introduction*. Academic Press.

Noviyani, A., Nopsopon, T., and Pongpirul, K. (2021). Variation of tuberculosis prevalence across diagnostic approaches and geographical areas of Indonesia. *PLoS ONE*, 16(10 October):1–12.

Nsubuga, R., Adrawa, N., Okoboi, S., Komuhangi, A., and Izudi, J. (2022). Complete sputum smear monitoring among adults with pulmonary tuberculosis in central Uganda: evidence from a retrospective cohort study. *BMC Infectious Diseases*, 22(1):1–9.

Oladimeji, O., Adeniji-Sofoluwe, A. T., Othman, Y., Adepoju, V. A., Oladimeji, K. E., Atiba, B. P., Anyiam, F. E., Odugbemi, B. A., Afolaranmi, T., and Zoakah, A. I. (2022). Chest X-ray Features in Drug-Resistant Tuberculosis Patients in Nigeria; a Retrospective Record Review. *Medicines*, 9(9):46.

Ossai, C. I. and Wickramasinghe, N. (2022). GLCM and statistical features extraction technique with Extra-Tree Classifier in Macular Oedema risk diagnosis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 73.

Ozturk, S. and Akdemir, B. (2018). Application of Feature Extraction and Classification Methods for Histopathological Image using GLCM, LBP, LBGLCM, GLRLM and SFTA. *Procedia Computer Science*, 132(Iccids):40–46.

P., R. K. and C., N. N. (2019). An Optimal Data Preparation and Feature Extraction Methodology for Classification Algorithms. *Turkish Online Journal of Qualitative Inquiry (TOJQI)*, 10(3):386–405.

Park, Y. and Guldmann, J. M. (2020). Measuring continuous landscape patterns

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

with Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) indices: An alternative to patch metrics? *Ecological Indicators*, 109(October 2019):105802.

Rasak, A., Zubair, A., Alo, O. A., and Zubair, A. R. (2019). Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Based Second Order Statistics for Image Texture Analysis Mathematical Analysis and Modelling of Electrical/Electronic Engineering Systems View project Image Processing View project Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Based Second Order Statistics for Image Texture Analysis. *International Journal of Science and Engineering Investigations*, 8(93):93.

Rastoder, E., Shaker, S. B., Naqibullah, M., Wille, M. M. W., Lund, M., Wilcke, J. T., Seersholm, N., and Jensen, S. G. (2019). Chest x-ray findings in tuberculosis patients identified by passive and active case finding: A retrospective study. *Journal of Clinical Tuberculosis and Other Mycobacterial Diseases*, 14(September 2012):26–30.

Rath, S. K., Sahu, M., Das, S. P., Bisoy, S. K., and Sain, M. (2022). A Comparative Analysis of SVM and ELM Classification on Software Reliability Prediction Model. *Electronics (Switzerland)*, 11(17).

Salvi, M., Acharya, U. R., Molinari, F., and Meiburger, K. M. (2021). The impact of pre- and post-image processing techniques on deep learning frameworks: A comprehensive review for digital pathology image analysis. *Computers in Biology and Medicine*, 128:104129.

Shah, A., Bangash, J. I., Khan, A. W., Ahmed, I., Khan, A., Khan, A., and Khan, A. (2022). Comparative analysis of median filter and its variants for removal

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

of impulse noise from gray scale images. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(3):505–519.

Shajia, S., Ronickom, J. F. A., Ramaniharan, A. K., and Ramakrishnan Swaminathan (2022). Study on the effect of extreme learning machine and its variants in differentiating Alzheimer conditions from selective regions of brain MR images. *Expert Systems with Applications*, 209.

Shuaib, Y. A., Khalil, E. A. G., Schaible, U. E., Wieler, L. H., Bakheit, M. A. M., Mohamed-Noor, S. E., Abdalla, M. A., Homolka, S., Andres, S., Hillemann, D., Lonnroth, K., Richter, E., Niemann, S., and Kranzer, K. (2018). Smear Microscopy for Diagnosis of Pulmonary Tuberculosis in Eastern Sudan. *Tuberculosis Research and Treatment*, 2018:1–8.

Singh, P., Mukundan, R., and De Ryke, R. (2020). Feature Enhancement in Medical Ultrasound Videos Using Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization. *Journal of Digital Imaging*, 33(1):273–285.

So-ngern, A., Mahakkanukrauh, A., Suwannaroj, S., Nanagara, R., and Foocharoen, C. (2022). Skin thickness affects the result of tuberculin skin test in systemic sclerosis. *BMC Rheumatology*, 6(1):1–9.

Stock, A. (2022). Spatiotemporal distribution of labeled data can bias the validation and selection of supervised learning algorithms: A marine remote sensing example. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 187(March):46–60.

Sun, C., Cao, S., and Li, Y. (2018). Mesomechanics coal experiment and an elastic-brittle damage model based on texture features. *International Journal of Mining Science and Technology*, 28(4):639–647.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Susilawati, T. N. and Larasati, R. (2019). A recent update of the diagnostic methods for tuberculosis and their applicability in indonesia: A narrative review. *Medical Journal of Indonesia*, 28(3):284–291.

Tyagi, V. (2018). *Understanding Digital Image Processing*. Number September. CRC Press.

Vongthilath-Moeung, R., Poncet, A., Renzi, G., Schrenzel, J., and Janssens, J. P. (2021). Time to Detection of Growth for Mycobacterium tuberculosis in a Low Incidence Area. *Frontiers in Cellular and Infection Microbiology*, 11(August):1–8.

Wojtyra, M., Pękal, M., and Frączek, J. (2020). Utilization of the Moore-Penrose inverse in the modeling of overconstrained mechanisms with frictionless and frictional joints. *Mechanism and Machine Theory*, 153.

Wu, Q. and Vos, P. (2018). *Inference and Prediction*, volume 38. Elsevier B.V., 1 edition.

Xiao, X., Chen, J., Jiang, Y., Li, P., Li, J., Lu, L., Zhao, Y., Tang, L., Zhang, T., Wu, Z., Rao, L., Yuan, Z., Pan, Q., and Shen, X. (2022). Prevalence of latent tuberculosis infection and incidence of active tuberculosis in school close contacts in Shanghai, China: Baseline and follow-up results of a prospective cohort study. *Frontiers in Cellular and Infection Microbiology*, 12(September):1–10.

Zhao, Y. P., Tan, J. F., Wang, J. J., and Yang, Z. (2019). C-loss based extreme learning machine for estimating power of small-scale turbojet engine. *Aerospace Science and Technology*, 89(2):407–419.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id

Zhou, S., Zhang, G., and Li, J. (2022). Application of digital image processing technology in interferometer. *International Journal of Online Engineering*, 9(SPECIALISSUE.6):65–68.

UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A

digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id digilib.uinsa.ac.id