KLASIFIKASI KANKER KULIT PADA CITRA *DERMOSCOPY* MENGGUNAKAN *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* (GLCM) DAN *KERNEL EXTREME LEARNING MACHINE* (KELM)

SKRIPSI

Disusun Oleh

TRI MAR'ATI NUR UTAMI

H72218034

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL

SURABAYA

2022

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama	:	TRI MAR'ATI NUR UTAMI
NIM	:	H72218034
Program Studi	:	Matematika
Angkatan	:	2018

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI KANKER KULIT PADA CITRA *DERMOSCOPY* MENGGUNAKAN *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* (GLCM) DAN *KERNEL EXTREME LEARNING MACHINE* (KELM)". 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, 10 Januari 2022

Yang menyatakan,

METEBAI TEMPEL

TRI MAR'ATI NUR UTAMI

NIM. H72218034

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama	:	TRI MAR'ATI NUR UTAMI
NIM	:	H72218034
Judul Skripsi	:	KLASIFIKASI KANKER KULIT PADA CITRA *DERMOSCOPY* MENGGUNAKAN *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* (GLCM) DAN *KERNEL EXTREME LEARNING MACHINE* (KELM)

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I	Pembimbing II
Dian Candra Rini Novitasari, M. Kom	Dr. Abdulloh Hamid, M. Pd
NIP. 198511242014032001	NIP. 198508282014031003

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya

Aris Fanani, M.Kom
NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama	:	TRI MAR'ATI NUR UTAMI
NIM	:	H72218034
Judul Skripsi	:	KLASIFIKASI KANKER KULIT PADA CITRA *DERMOSCOPY* MENGGUNAKAN *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* (GLCM) DAN *KERNEL EXTREME LEARNING MACHINE* (KELM)

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 13 Januari 2022

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I	Penguji II
Dr. Moh. Hafiyusholeh, M.Si., M.PMat	Aris Fanani, M.Kom
NIP. 198002042014031001	NIP. 198701272014031002

Penguji III	Penguji IV
Dian Candra Rini Novitasari, M. Kom	Dr. Abdullah Hamid, M. Pd
NIP. 198511242014032001	NIP. 198508282014031003

Mengetahui,
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Ampel Surabaya

Prof. Dr. Hj. Evi Fatimatur Rusydiyah, M.Ag
NIP. 197312272005012003

KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN
Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : TRI MAR'ATI NUR UTAMI
NIM : H72218039
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : trimaratinurutami12@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :
☑ Sekripsi ☐ Tesis ☐ Desertasi ☐ Lain-lain (.....)
yang berjudul :

KLASIFIKASI KANKER KULIT PADA CITRA DERMOSCOPY MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN KERNEL EXTREME LEARNING MACHINE (KELM)

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, 13 Januari 2022

Penulis

(Tri Mar'ati Nur Utami)

Dipindai dengan CamScanner

ABSTRAK

KLASIFIKASI KANKER KULIT PADA CITRA *DERMOSCOPY* MENGGUNAKAN *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* (GLCM) DAN *KERNEL EXTREME LEARNING MACHINE* (KELM)

Kanker kulit merupakan salah satu dari jenis kanker yang menyerang lapisan kulit, penyakit ini disebabkan karena adanya radiasi dari sinar UV, faktor genetik dan toksin tertentu. Sel kanker kulit sendiri jika tidak mendapatka penanganan yang benar dapat berakibat fatal seperti kematian. Oleh karena itu, penelitian ini memeliki tujuan yaitu untuk mengklasifikasikan penyakit kanker kulit menggunakan *Gray Level Co-occurrencence Matrix* (GLCM) dan *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM) dalam tiga kelas yaitu *melanoma, actinic keratosis,* dan *nevus*. Penelitian ini menggunakan data Melanoma sebanyak 144, *Actinic Keratosis* sebanyak 130, dan *Nevus* sebanyak 134. Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini yaitu *input* data, kemudaian *pre-processing* dengan *dull razor filtering*, lalu data diubah ke bentuk *grayscale*. Setelah itu ekstraksi fitur dengan 5 fitur yaitu kontras, korelasi, energi, homogenitas, dan entropi. Hasil ekstraksi fitur yang diperoleh memberikan informasi bahwa, seluruh fitur dari kelas *nevus* beririsan dengan fitur kelas *melanoma*. Sedangkan pada fitur energi dan entropi nilai ketiga kelas tersebut saling beririsan. Pada tahapan klasifikasi, pembagian data *training* dan *testing* menggunakan *K-fold cross validation* dimana nilai $k = 10$. Metode yang digunakan pada tahapan klasifikasi yaitu metode menggunakan KELM. Uji coba yang dilakukan ada 3 uji coba, yaitu uji coba sudut GLCM, fungsi kernel, dan koefisien regulasi (c). Kemudian evaluasai model dengan *confusion matrix*. Hasil uji coba terbaik diperoleh dengan menggunakan GLCM pada sudut 45°, kernel yang digunakan yaitu kernel RBF dan wavelet, serta nilai $c = 1$. Nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yaitu 95.12%, 95.24%, dan 97.53%.

Kata kunci: *Dull Razor Filtering*, GLCM, Kanker Kulit, KELM, *K-fold Cross Validation*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ABSTRACT

CLASSIFICATION OF SKIN CANCER IN DERMOSCOPY IMAGES USING GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) AND KERNEL EXTREME LEARNING MACHINE (KELM)

Skin cancer is one of the types of cancer that attacks the skin layer, this disease is caused by radiation from UV rays, genetic factors and certain toxins. Skin cancer cells themselves, if not treated, can actually be fatal, such as death. Therefore, this study has a goal, namely to classify skin cancer Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Kernel Extreme Learning Machine (KELM) into three classes, namely melanoma, actinic keratosis, and nevus. This study uses 144 Melanoma data, 130 Actinic Keratosis, and 134 Nevus data. The steps carried out in this research are data input, then pre-processing with dull razor filtering, then the data is converted into grayscale form. After that, feature extraction with 5 features, namely contrast, correlation, energy, homogeneity, and entropy. The feature extraction results obtained provide information that, all the features of the nevus class intersect with the features of the melanoma class. Meanwhile, the energy and entropy features of the three classes overlap each other. In classification, the distribution of training and testing data uses K-fold cross validation where the value of $k = 10$. The method used in the classification stage is the method using KELM. There are 3 trials carried out, namely the GLCM angle test, kernel function, and regulation coefficient (c). Then evaluate the model with a confusion matrix. The best test results were obtained using GLCM at an angle of 45°, the kernel used was the RBF kernel and wavelet, and the value of $c = 1$. The values of accuracy, sensitivity, and specificity were 95.12%, 95.24%, and 97.53%.

Keywords: Dull Razor Filtering, GLCM, Skin Cancer, KELM, K-fold Cross Validation

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN ii
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING iii
PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI iv
PERSETUJUAN PUBLIKASI v
ABSTRAK vi
ABSTRACT vii
DAFTAR ISI 1
DAFTAR TABEL 4
DAFTAR GAMBAR 5
I PENDAHULUAN 7
1.1. Latar Belakang Masalah 7
1.2. Rumusan Masalah 14
1.3. Tujuan Penelitian 14
1.4. Manfaat Penelitian 14
1.5. Batasan Masalah 15
1.6. Sistematika Penulisan 16
II TINJAUAAN PUSTAKA 17
2.1. Kanker 17
2.2. Kanker Kulit 18
2.2.1. *Melanona* 19
2.2.2. *Actinic Keratosis* 20
2.2.3. *Nevus* 21
2.3. Citra Digital 21
2.3.1. Citra Warna (RGB) 22
2.3.2. Citra *Grayscale* 23
2.3.3. Citra Biner 24

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.4. *Dermoscopy Image* 24
2.5. *Dull Razor Filtering* 25
2.6. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) 27
2.6.1. Energi 31
2.6.2. Korelasi 31
2.6.3. Kontras 32
2.6.4. Homogenitas 33
2.6.5. Entropi 33
2.7. *K-Fold Cross Validation* 34
2.8. *Machine Learning* (ML) 35
2.9. *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM) 36
2.9.1. Tahapan *Training* KELM 40
2.9.2. Tahapan *Testing* KELM 42
2.9.3. Kernel 43
2.10. *Confusion Matrix* 43
2.11. Penyakit dalam Perspektif Islam 46
III METODE PENELITIAN 51
3.1. Jenis Penelitian 51
3.2. Jenis dan Sumber Data 51
3.3. Kerangka Penelitian 52
IV HASIL DAN PEMBAHASAN 56
4.1. Deskripsi Data 56
4.2. *Preprocessing* 58
4.2.1. *Dull Razor Filtering* 58
4.2.2. *Grayscale* 75
4.3. Ekstraksi Fitur 77
4.4. Klasifikasi 92
4.4.1. Tahapan *Training* 92
4.4.2. Tahapan *Testing* 95
4.5. Evaluasi 99

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.6. Aplikasi Klasifikasi Kanker Kulit 106
4.7. Integrasi KeIlmuan 107
V PENUTUP 112
5.1. Kesimpulan 112
5.2. Saran 114
DAFTAR PUSTAKA 114

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR TABEL

2.1 Persamaan Fungsi Aktivasi untuk ELM 36
2.2 Persamaan Kernel untuk KELM 43

4.1 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 0° 85
4.2 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 45° 86
4.3 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 90° 86
4.4 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 135° 86
4.5 Tabel Evaluasi dari Hasil Uji Coba 102

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR GAMBAR

2.1 Citra Kanker Kulit 19
2.2 Citra Kanker Kulit *Melanoma* 20
2.3 Citra Kanker Kulit *Actinic Keratosis* 21
2.4 Citra Kanker Kulit *Nevuss* 21
2.5 Citra Warna (RGB) 22
2.6 Citra *Grayscale* 23
2.7 Citra Biner 24
2.8 *Dermoscopy Image* 25
2.9 Gambar Sebelum dan Sesudah di *Dull Razor Filtering* 26
2.10 Ilustrasi GLCM 27
2.11 Ilustrasi Perhitungan Matriks Kookurensi 30
2.12 Pembagian Data menggunakan *K-Fold Cross-Validation* 35
2.13 Arsitektur KELM 39
2.14 *Confusion Matrix Multi Class* 44

3.1 Melanoma 51
3.2 Actinic Keratosis 52
3.3 Nevus 52
3.4 Diagram Alir Kerangka Penelitian 53

4.1 Ilustrasi Lapisan pada Citra RGB 56
4.2 Sampel Data Citra Kanker Kulit 59
4.3 Ilustrasi Penambahan *Padding* pada Piksel Citra Awal dan Bentuk *Disk Structuring Element*dengan Radius 3 63
4.4 Ilustrasi Perhitungan Dilasi pada Baris ke-1 Kolom ke-1 63
4.5 Ilustrasi Perhitungan Dilasi pada Baris ke-1 Kolom ke-2 64
4.6 Ilustrasi Penambahan *Padding* pada Piksel Citra Hasil Dilasi dan Bentuk *Disk Structuring Element*dengan Radius 3 66

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.7 Ilustrasi Perhitungan Erosi pada Baris ke-1 Kolom ke-1 67
4.8 Ilustrasi Perhitungan Erosi pada Baris ke-1 Kolom ke-2 67
4.9 Ilustrasi Perhitungan Dilasi untuk Baris ke-1 Kolom ke-1 72
4.10 Ilustrasi Perhitungan Dilasi untuk Baris ke-1 Kolom ke-2 72
4.11 Cita *dermoscopy* Setelah di *Dull Razor Filtering* 74
4.12 Hasil *Grayscale* 77
4.13 Visualisasi Fitur Energi pada Setiap Kelas 87
4.14 Visualisasi Fitur Korelasi pada Setiap Kelas 88
4.15 Visualisasi Fitur Kontras pada Setiap Kelas 89
4.16 Visualisasi Fitur Homogenitas pada Setiap Kelas 90
4.17 Visualisasi Fitur Entropi pada Setiap Kelas 91
4.18 Confusion Matrix 100
4.19 Halaman Awal 106
4.20 Halaman Program 107

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Allah Swt. menciptakan setiap umat manusia di dunia pasti tidak luput dari ujian. Allah Swt. memberikan ujian memiliki maksud untuk melatih umat manusia agar senantiasa bersabar dalam menghadapi segala bentuk ujian-Nya, sebagaimana dalam firman-Nya yaitu al-Qur'an surah al-Baqarah ayat 155 yaitu (Maulana, 2020):

وَلَنَبْلُوَنَّكُمْ بِشَيْءٍ مِّنَ الْخَوْفِ وَالْجُوْعِ وَنَقْصٍ مِّنَ الْاَمْوَالِ وَالْاَنْفُسِ وَالثَّمَرٰتِ ۗ وَبَشِّرِ الصّٰبِرِيْنَ ﴿١٥٥﴾

Artinya: Kami pasti akan mengujimu dengan sedikit ketakutan dan kelaparan, kekurangan harta, jiwa, dan buah-buahan. Sampaikanlah (wahai Nabi Muhammad) kabar gembira kepada orang-orang sabar. (QS. al-Baqarah: 155).

Menurut Imam Syafi'i pada surah al-Baqarah ayat 155 makna dari kata takut yaitu merasa takut kepada Allah Swt. Lapar bermakna menahan rasa lapar saat berpuasa di bulan suci Ramadan. Kekurangan harta bermakna menyucikan harta benda dengan zakat. Kekurangan jiwa bermakna sakit. Serta kekurangan buah-buahan bermakna anak/buah hati (Fathunnisa, 2019). Bagi hambanya yang beriman, ujian tersebut akan menjadikan sebagai sebuah pijakan untuk kehidupan yang lebih baik lagi.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Salah satu kisah Nabi Ayyub a.s. yang mendapatkan ujian Allah Swt. berupa penyakit kulit selama 7 tahun, karena penyakit tersebut beliau dikucilkan oleh semua orang. Nabi Ayyub a.s. diberikan ujian fisik dan juga mental oleh Allah Swt. tetapi Nabi Ayyub a.s. selalu sabar dalam menjalani ujian dari Allah Swt. Karena kesabaran dan ketabahannya dalam menghadapi ujian beliau diberikan kesembuhan oleh Allah Swt. (Harmen, 2020). Dari salah satu kisah Nabi Ayyub a.s. dapat kita lihat bahwa penyakit kulit sudah ada sejak zaman kenabian. Pada masa modern ini begitu banyak sekali penyakit yang menyerang kulit seperti panu, kadas, kurap, bahkan kanker kulit.

Kanker kulit merupakan salah satu dari jenis kanker yang menyerang lapisan kulit, penyakit ini disebabkan karena adanya radiasi dari sinar *Ultra Violet* (UV), faktor genetik, dan toksin tertentu. Dari faktor-faktor tersebut menyebabkan sel-sel pada kulit mengalami perkembangan yang tidak normal dan dapat membahayakan. Sel kanker dapat meluas ke jaringan yang normal (Munthe, 2018). Sel kanker memiliki pertumbuhan secara abnormal terbagi menjadi dua diantaranya yaitu tumor jinak *(benign)* serta tumor ganas *(malignant)*. Tumor jinak memiliki pertumbuhan cenderung lebih lambat dan bisa dihilangkan serta tidak dapat tumbuh lagi di tempat yang sama sehingga jarang menimbulkan kematian. Contoh dari tumor jinak yaitu tahi lalat. Sedangkan tumor ganas pertumbuhannya cenderung lebih cepat merambat ke jaringan tubuh dan bisa dihilangkan tetapi akan tumbuh lagi sehingga sering menimbulkan kematian. Contoh dari tumor ganas yaitu *melanoma, basal cell cancer*, dan *squamous cell cancer* (Alifa and Juniati, 2019).

World Health Organization (WHO) memperkirakan ada 132 ribu kasus *malignant melanoma* (kanker kulit yang paling berbahaya) setiap tahun, serta ada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

66 ribu kematian akibat malignant melanoma dan jenis kanker kulit lainnya. Angka-angka tersebut terus terjadi peningkatan, di Norwegia dan Swedia, tingkat kejadian untuk *melanoma* diperkirakan meningkat lebih dari tiga kali lipat dalam 45 tahun terakhir, sementara di Amerika Serikat angka tersebut mengalami peningkatan dua kali lipat pada 30 tahun terakhir. Berdasarkan data yang dipaparkan oleh WHO tersebut, untuk menekan pertumbuhan penyakit kanker kulit perlu adanya deteksi dini. Cara ini dapat dijadikan sebagai terobosan agar penyakit kanker kulit tidak banyak memakan korban jiwa (World Health Organization, 2020).

Segala bentuk penyakit jika dilakukan deteksi sejak dini maka akan mempermudah dalam proses pengobatan dan penyembuhan. Setiap penyakit pasti memiliki obat, pernyataan tersebut sesuai dengan janji Allah Swt. dalam al-Qur'an surah asy-Syu'ara' ayat 80 yang berbunyi (Roeti, 2020):

وَإِذَا مَرِضْتُ فَهُوَ يَشْفِينِ ﴿٨٠﴾

Artinya: "Apabila aku sakit, Dialah yang menyembuhkanku." (QS. asy-Syu'ara' : 80).

Firman Allah Swt. tersebut diperkuat dengan hadis Rasulullah Saw. yang diriwayatkan oleh Imam Bukhari yang berbunyi (Ningsih, 2017):

حَدَّثَنَا مُحَمَّدُ بْنُ الْمُثَنَّى حَدَّثَنَا أَبُو أَحْمَدَ الزُّبَيْرِيُّ حَدَّثَنَا عُمَرُ بْنُ سَعِيدِ بْنِ أَبِي حُسَيْنٍ قَالَ حَدَّثَنِي عَطَاءُ بْنُ أَبِي رَبَاحٍ عَنْ أَبِي هُرَيْرَةَ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُ عَنْ النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ قَالَ مَا أَنْزَلَ اللَّهُ دَاءً إِلَّا أَنْزَلَ لَهُ شِفَاءً (رَوَاهُ الْبُخَارِيُّ)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Artinya: Telah menceritakan kepada kami Muhammad bin al-Mutsanna telah menceritakan kepada kami Abu Ahmad az-Zubairi telah menceritakan kepada kami ’Umar bin Sa’id bin Abu Husain dia berkata; telah menceritakan kepadaku ’Atha‘ bin Abu Rabah dari Abu Hurairah r.a. dari Nabi Muhammad Saw. beliau bersabda: ”Allah tidak akan menurunkan penyakit melainkan menurunkan obatnya juga.” (HR. Bukhari).

Hadis tersebut memiliki maka bahwa Allah Swt. memberikan sebuah penyakit sekaligus dengan obatnya (Anam, 2016). Semua penyakit dapat sembuh jika ditangani dengan benar dan diidentifikasi sejak dini. Sebagaimana dalam kaidah fikih yang berbunyi:

دَرْءُ الْمَفَاسِدِ أَوْلَى مِنْ جَلْبِ الْمَصَالِحِ

Artinya: Menghilangkan kemudharatan itu lebih didahulukan daripada mengambil sebuah kemaslahatan.

Dari kaidah fikih tersebut menjelaskan bahwa hendaknya seorang hamba yang beriman lebih mendahulukan untuk menghilangkan segala sesuatu yang bersifat mudharat. Sama halnya seperti kanker kulit, agar terhindar dari penyakit tersebut maka, lebih baik kita menjahui dan menghindari segala hal yang dapat menimbulkan kanker kulit seperti melakukan deteksi sejak dini agar dapat mengetahui tindakan apa yang perlu dilakukan untuk menyembuhkan penyakit tersebut (Phiadelvira, 2021).

Dalam mengidentifikasi penyakit kanker kulit, dokter biasanya melihat dari gejala-gejala yang dialami oleh pasien. Para dokter mengidentifikasi gejala dari kanker kulit dengan memperhatikan bentuk dari perubahan area kulit yang dicurigai. Pertama yaitu memperhatikan bentuk area kulit yang dicurigai, pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

area kulit yang terkena kanker kulit memiliki bentuk yang timbul dan tidak simetris atau bisa dikatakan abstrak. Kedua yaitu pada tepi kulit yang terkena kanker kulit tidak rata, biasanya memiliki tekstur cenderung kasar dan kabur. Ketiga yaitu memperhatikan warna pada area kulit yang dicurigai, pada area kulit yang terkena kanker kulit memiliki warna yang tidak rata, di mana terdapat banyak sekali perpaduan warna abu-abu, cokelat, hitam, dan merah. Keempat yaitu memperhatikan diameter pada area kulit yang dicurigai, pada area kulit yang terkena kanker kulit memiliki diameter antara 6 milimeter hingga 0.25 inci. Dan yang terakhir yaitu memperhatikan perkembangan area kulit yang dicurigai, pada area kulit yang terkena kanker kulit akan terjadi perubahan setelah beberapa bulan sejak terjangkit. Metode tersebut biasanya disebut dengan metode "ABCDE" (Darmawan et al., 2019).

Deteksi dini menggunakan metode "ABCDE" tentunya kurang efisien, karena dapat menyebabkan *human error* dan memerlukan waktu yang cukup lama. Menurut Kerlikowske dalam penelitiannya menyebutkan bahwa tingkat kesalahan mendiagnosis yang disebabkan oleh human error dalam analisis citra medis mencapai 10-30%. Upaya untuk mengurangi kemunginan adanya *human error*, dapat menggunakan sistem *Computer Aided Detection or Diagnosis* (CAD) dengan bantuan *Artificial Intellegence* (AI). CAD memiliki tiga tahap, yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan tahap klasifikasi (Adyanti et al., 2017).

Tahapan *preprocessing* pada citra dilakukan guna untuk memperbaiki data citra dari noise (Bahri, 2012). Tahapan *preprocessing* yang sering digunakan dalam memperbaiki kualitas data *dermoscopy image* yaitu *dull razor filtering*, metode tersebut bertujuan untuk menghilangkan rambut pada lesi kulit. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Jana dkk akurasi yang diperoleh yaitu

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

85.3% (Jana et al., 2018). Setelah data citra diperbaiki, tahapan selanjutnya yaitu ekstraksi fitur.

Tahapan ekstraksi fitur memiliki tujuan yaitu mengambil informasi pada suatu data yang digunakan untuk proses selanjutnya. Metode ektraksi fitur yang sering kali digunakan yaitu ekstraksi fitur dengan analisis tekstur. Tekstur sendiri merupakan karakteristik yang terdapat pada suatu daerah dalam citra sehingga karakteristiknya akan berulang pada daerah tersebut (Widyaningsih, 2017). Analisis tekstur yang digunakan berisi analisis secara statistik yang dihitung menggunaakan distribusi statistik dan matriks intensitas piksel terhadap koordinat antar piksel (Hyperastuty, 2017). Metode ekstraksi fitur tekstur yang sering digunakan yaitu *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) (Punitha et al., 2018). Terdapat penelitian yang dilakukan oleh Priya dkk terkait klasifikasi tumor otak dengan membandingkan ekstraksi fitur tekstur orde satu dan orde dua atau GLCM. Dimana akurasi terbaik diperoleh dengan menggunakan ekstraksi fitur tekstur orde dua yaitu sebesar 85% Priya et al. (2016). Pada permasalahan lain terdapat penelitian yang dilakukan oleh Wiryadinata dkk terkait pengklasifikasian 12 motif batik Banten dengan membandingkan dua metode ekstraksi fitur tektur yaitu orde satu dan orde dua (GLCM). Penelitian tersebut mendapatkan akurasi terbaik sebesar 87.2% menggunakan ekstraksi fitur tekstur orde dua atau GLCM Wiryadinata et al. (2019).

Setelah memperoleh nilai dari fitur-fitur pada citra, maka tahapan selanjutnya yaitu pengklasifikasian citra. Salah satu metode yang sering digunakan dalam beberapa penelitian dalam kasus klasifikasi yaitu *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM). KELM merupakan pengembangan dari metode *Extreme Learning Machine* (ELM). Pada tahun 2010, Huang dkk memperkenalkan metode

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

yang memanfaatkan fungsi kernel pada metode ELM, metode tersebut yaitu KELM. Ide dari KELM yaitu pada metode SVM (Lu et al., 2020). Metode KELM memiliki satu *hidden layer* yang disebut dengan *single hidden layer feedforward neural network* (SLFN) (Himilda and Johan, 2021). Dibandingkan dengan metode lain metode KELM lebih unggul dalam waktu komputasinya (Adiza et al., 2020). Selain itu dalam kasus klasifikasi, metode KELM mampu mengklasifikasikan lebih dari dua kelas. Dari beberapa pemaparan keunggulan dari KELM, hal tersebut dapat dibuktikan dengan beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan KELM dalam penelitiannya dan memeperoleh hasil yang memuaskan.

Pertama yaitu penelitian yang dilakukan oleh Novitasari dkk terkait identifikasi kanker serviks menggunakan KELM, di mana pencapaian akurasi terbaik 95% menggunakan kernel gaussian dengan sudut lingkungan terbaik adalah 45° (Novitasari et al., 2020). Kedua yaitu penelitian yang dilakukan oleh Zhu dkk terkait klasifikasi gambar sonar dengan membandingkan beberapa metode yaitu SVM, ELM, KELM dan OSLEM. Hasil akurasi menggunakan KELM menunjukkan performa terbaik dengan nilai akurasi 91.35% (Zhu et al., 2017). Ketiga yaitu penelitian yang dilakukan oleh Winangun dkk terkait klasifikasi kelainan pada paru-paru menggunakan KELM, di mana kernel yang digunakan yaitu linear. Berdasarkan uji coba menunjukkan klasifikasi terbaik dicapai pada akurasi 96.97% (Winangun et al., 2020). Berdasarkan pemaparan dari latar belakang masalah dan penelitian terdahulu, maka penelitian ini memiliki maksud dan tujuan yaitu untuk mengklasifikasikan kanker kulit menggunakan metode GLCM dan KELM ke dalam tiga kelas yaitu *Melanoma, Atinic Keratosis*, dan *Nevus*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang masalah yang ada, sehingga pada penelitian ini didapatkan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil ekstraksi fitur pada citra kanker kulit menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)?
2. Bagaimana hasil klasifikasi pada citra kanker kulit menggunakan metode *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM)?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan beberapa rumusan masalah yang ada, sehingga tujuan penelitian ini adalah:

1. Mengetahui hasil ekstraksi fitur pada citra kanker kulit menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)?
2. Mengetahui dan menganalisis hasil klasifikasi pada citra kanker kulit menggunakan metode *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM)?

1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

   Secara teori, bagi dunia kesehatan dan ilmu matematika penelitian ini mampu menambah pengetahuan serta wawasan mengenai klasifikasi kanker kulit menggunakan metode GLCM dan KELM.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2. Manfaat Praktis

   (a) Bagi penulis, penelitian ini dapat dijadikan sebagai wawasan baru serta dapat mengamalkanya.

   (b) Bagi tim medis, penelitian ini dapat memberikan alternatif dalam mengklasifikasikan penyakit kanker kulit denga memanfaatkan konsep dari *Artificial Intelegence* (AI), sehingga hasil yang diperoleh dapat dibandingkan dengan metode konvensional. Serta dapat membantu dalam upaya memberikan penanganan secara tepat, sehingga dapat menekan lonjakan kasus kematian yang disebabkan oleh kanker kulit.

   (c) Bagi Universitas, penelitian ini mampu menambah daftar koleksi literature dan bahan bacaan yang bermanfaat bagi mahasiswa dan mahasiswi.

1.5. Batasan Masalah

Karena ruang lingkup permasalahan yang sangat luas, sehingga diberikan beberapa batasan masalah pada penelitian ini, di antaranya adalah:

1. Klasifikasi penyakit kanker kulit dalam penelitian ini dibagi dalam tiga kelas yaitu *Melanoma, Actinic Keratosis,* dan *Nevus*.

2. Uji coba yang dilakukan yaitu uji coba ekstraksi fitur GLCM dengan 4 sudut diantaranya 0° , 45°, 90°, dan 135°.

3. Uji coba yang dilakukan yaitu uji coba 4 kernel diantaranya kernel RBF, linear, polynomial, dan wavelet.

4. Uji coba yang dilakukan yaitu uji coba nilai koefisien regulasi (c) diantaranya $0.1, 1, 10, 100,$ dan 1000.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1.6. Sistematika Penulisan

Isi dari penelitian ini telah diringkas secara singkat pada sistematika penulisan yang tersusun dari lima bab, yaitu:

1. BAB I PENDAHULUAN memaparkan terkait latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.
2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA memaparkan terkait beberapa teori yang berpedoman dari beberapa jurnal dan buku yang mendukung penelitian. Tinjauan pustaka yang digunakan memuat terkait teori kanker kulit, metode pada tahapan *preprocessing*, metode pada tahapan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM, dan juga metode pada tahapan klasifikasi menggunakan metode KELM.
3. BAB III METODE PENELITIAN memaparkan terkait cara mendapatkan data, mengelola data tersebut sehingga rumusan masalah dari penelitian dapat terselesaikan.
4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN memaparkan terkait uraian hasil penelitian yang dilakukan dalam menjawab dan menjelaskan proses yang terjadi pada setiap tahapannya juga dilakukan analisis dari hasil yang diperoleh sebelumnya.
5. BAB V PENUTUP memaparkan terkait kesimpulan penelitian serta saran dari peneliti kepada peneliti-peneliti selanjutnya.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB II

TINJAUAAN PUSTAKA

2.1. Kanker

Asal mula kata kanker berasal dari Bahasa Yunani yaitu “karkinos” yang artinya ”udang karang” (Murphy and Charnay-Sonnek, 2019). Kanker adalah jenis penyakit yang menyebabkan sel-sel tubuh berubah karakteristiknya dan menyebabkan pertumbuhan sel yang tidak normal. Sel kanker disebabkan karena adanya kerusakan dari *Deoxyribose Nucleic Acid* (DNA) (Risdayanti and Herlina, 2020). Kanker merupakan penyakit yang berbahaya di dunia. Penyakit ini sering kali menyebabkan kematian. Tahun 2020 kematian kanker di Amerika Serikat menurut kelompok usia (15-19, 20-29, dan 30-39 tahun), sekitar 89.5 ribu kasus kanker baru dan 9270 kematian akibat kanker (Miller et al., 2020).

Sel kanker juga dapat menyebar melalui dinding limfa dan pembuluh darah, sel tersebut memaksa masuk ke bagian tubuh yang lain, sehingga menyebabkan tumbuhnya kanker di bagian tubuh yang lain (Maulani, 2012). Sel kanker tidak memandang usia, warna kulit, maupun jenis kelamin. Sel kanker dapat menyerang mulai dari bayi, anak kecil, orang dewasa, atau bahkan orang lansia. Kanker dapat dikatakan sebagai tumor ganas, karena penyebarannya yang cepat dan proses penyembuhannya yang sulit. Beberapa cara yang dapat dilakukan untuk mendeteksi kanker diantaranya yaitu *Endoscopy* (Sakai et al., 2018), *Biopsy* (Saroja and SelwinMich Priyadharson, 2019), *Computed Tomography* (CT) (El-Regaily et al., 2018), *Magnetic Resonance Image* (MRI) (Cuocolo et al., 2019),

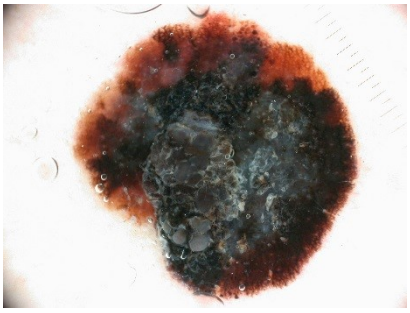
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mammogram (Badawy et al., 2017), dan tes darah (Cohen et al., 2018). Sel kanker sering terjadi karena disebabkan oleh narkoba, polusi yang terlalu banyak, dan bisa pula disebabkan karena gen. kanker memiliki beberapa jenis yaitu, kanker kulit, kanker payudara, kanker serviks, kanker paru-paru, kanker usus, kanker mulut, kanker prostat, dan lain-lainnya. Karena kulit adalah bagian tubuh terluar pada manusia tak heran jika kulit sangat rentan terhadap penyakit berbahaya seperti kanker kulit (Sholado, 2021).

2.2. Kanker Kulit

Kanker kulit merupakan salah satu jenis kanker yang paling umum terjadi di beberapa negara dan jumlah kasusnya meningkat setiap tahun (Oliveira et al., 2018). *Melanoma* adalah kanker kulit paling mematikan dibandingkan kanker kulit lainnya seperti *Bassal Cell Carcinoma* (BCC) dan *Squaomous Cell Carcinoma* (SCC). *Melanoma* menyerang sel pigmen kulit (Saba et al., 2019). *Melanoma* dapat disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk warna kulit, predisposisi bintik-bintik, riwayat keluarga, dan paparan radiasi UV lingkungan. Risiko kematian akibat *melanoma* dapat diminimalkan dengan deteksi dini pada area kulit yang mencurigakan (Esteva et al., 2017). Contoh citra kanker kulit ditunjukkan pada Gambar 2.1.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.1 Citra Kanker Kulit

Sumber: (Katanskiy, 2019)

2.2.1. *Melanona*

Melanoma adalah jenis kanker kulit yang terjadi ketika sel penghasil pigmen yang disebut melanosit bermutasi dan mulai membelah secara tak terkendali (Ritonga, 2020). Sebagian besar sel pigmen berkembang di kulit. *Melanoma* dapat berkembang di bagian kulit mana saja, tetapi area yang sering terpapar sinar matahari lebih berisiko dari pada yang tidak terpapar sinar matahari. Pada pria, kemungkinan besar mempengaruhi dada dan punggung. Pada wanita, kaki adalah tempat yang paling umum. Selain itu wajah juga menjadi salah satu bagian yang sering terjadi kanker kulit *Melanoma* (Mayo Clinic, 2021b).

Faktor penyebab *melanoma* yaitu adanya radiasi dari sinar *Ultra Violet* (UV), faktor genetik, dan toksin tertentu (Munthe, 2018). Cara yang dapat dilakukan untuk mengurangi angka dari penderita *Melanoma* yaitu dengan deteksi dini untuk mendapatkan perawatan segera mungkin. Oleh karena itu, setiap orang harus memperhatikan setiap perubahan atau pertumbuhan tahi lalat dan menggunakan perlindungan yang memadai terhadap paparan sinar matahari. Contoh citra kanker kulit *Melanoma* ditunjukkan pada Gambar 2.2.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

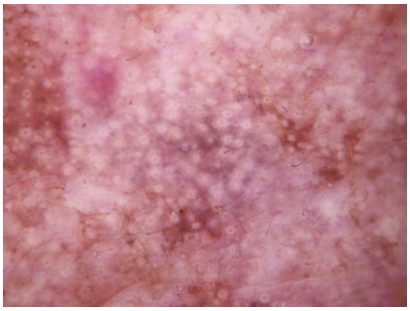
Gambar 2.2 Citra Kanker Kulit *Melanoma*

Sumber: (Katanskiy, 2019)

2.2.2. *Actinic Keratosis*

Actinic Keratosis adalah salah satu jenis kanker kulit jinak yang memiliki wujud seperti bercak kasar dan bersisik. *Actinic Keratosis* timbul karena paparan sinar UV selama bertahun-tahun. Kanker kulit ini sering ditemukan di area kulit kepala, wajah, bibir, telinga, leher, dan lengan bagian bawah. *Actinic Keratosis* tumbuh perlahan dan biasanya muncul pada orang di atas 40 tahun. Cara mengurangi risiko terkena kanker kulit jenis *Actinic Keratosis* kulit yaitu dengan meminimalkan paparan sinar matahari dan melindungi kulit dari sinar *Ultra Violet* (UV). Jika tidak diobati, risiko *Actinic Keratosis* berubah menjadi jenis kanker kulit yang disebut karsinoma sel skuamosa (Mayo Clinic, 2021a). Contoh citra kanker kulit *Actinic Keratosis* ditunjukkan pada Gambar 2.3

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.3 Citra Kanker Kulit *Actinic Keratosis*

Sumber: (Katanskiy, 2019)

2.2.3. *Nevus*

Nevus merupakan jenis kanker jinak pada kulit yang dibentuk oleh sekelompok melanosit (sel yang membuat zat yang disebut melanin, yang memberi warna pada kulit dan mata). *Nevus* biasanya berwarna gelap dan mungkin menonjol dari kulit. *Nevus* biasa disebut juga tahi lalat (American Cancer Society, 2019). Contoh citra kanker kulit *Nevus* ditunjukkan pada Gambar 2.4.

Gambar 2.4 Citra Kanker Kulit *Nevuss*

Sumber: (Katanskiy, 2019)

2.3. Citra Digital

Citra adalah representasi visual dari suatu objek, yang dapat didefinisikan dalam fungsi $f(x, y)$, dimana x dan y merupakan koordinat spasial dan amplitudo f

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

di titik koordinat (x, y) yang merupakan intensitas atau tingkat keabuan dari suatu citra. Citra yang berukuran M × N piksel dapat dituliskan sebagai matriks yang berukuran M baris dan N kolom (Mahardika et al., 2017).

Citra digital merupakan hasil dari proses konversi citra analog yang bersifat kontinu menjadi citra digital yang bersifat diskrit, proses tersebut merupakan pendigitalan citra (Sulistiani, 2019). Proses pendigitalan citra dilakukan agar citra dapat diproses menggunakan komputer. Berdasarkan tingkat warnanya, citra digital dapat dibagi menjadi tiga jenis citra yaitu citra warna (RGB), citra *grayscale*, dan citra biner (Andono and Sutojo, 2017).

2.3.1. Citra Warna (RGB)

Citra warna atau citra RGB adalah citra yang memiliki warna pada setiap pikselnya dalam tiga komponen yaitu *Red (R), Green (G), Blue (B)*. Setiap warna memakai 8 bit, nilai dari 8 bit berkisar antar 0 sampai 255. Sehingga kemungkinan warna yang disajikan berukuran $256 \times 256 \times 256$ (Batubara et al., 2020). Contoh dari citra warna (RGB) dapat dilihat pada Gambar 2.5.

Gambar 2.5 Citra Warna (RGB)

Sumber: (Phiadelvira, 2021)

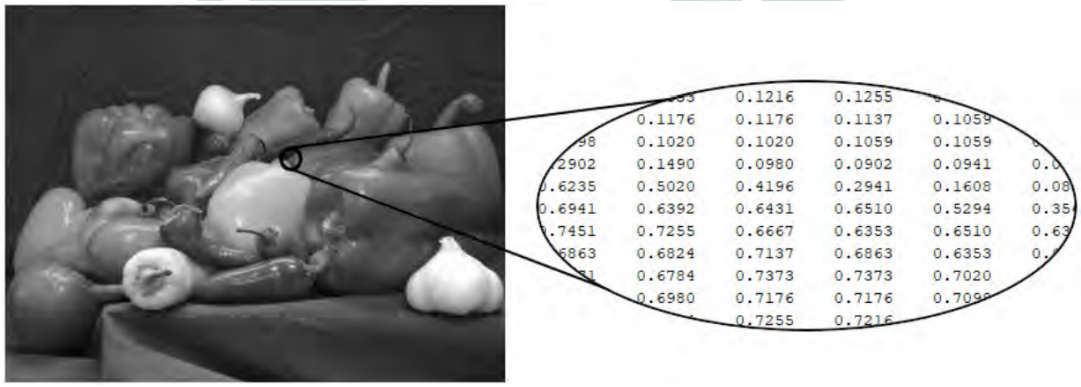
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.3.2. Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* atau biasa disebut degan citra keabuan adalah citra yang memiliki nilai maksimal intensitas berwarna putih yaitu 255 dan nilai minimal intensitas berwarna hitam yaitu 0. Nilai yang mendekati 0 memiliki tingkat keabuan yang semakin gelap, sedangkan nilai yang mendekati 255 memiliki tingkat keabuan yang semakin cerah (William et al., 2020). Contoh citra *grayscale* dapat dilihat pada Gambar 2.6. Citra RGB dapat diubah menjadi citra *grayscale* dengan menggunakan Persamaan (2.1).

$$gray = (0.299 \times R) + (0.587 \times G) + (0.144 \times B) \tag{2.1}$$

Di mana, *gray* adalah hasil dari citra *grayscale*, R adalah komponen red dari citra RGB, G adalah komponen green dari citra RGB, dan B adalah komponen blue dari citra RGB (Anwariyah, 2020).



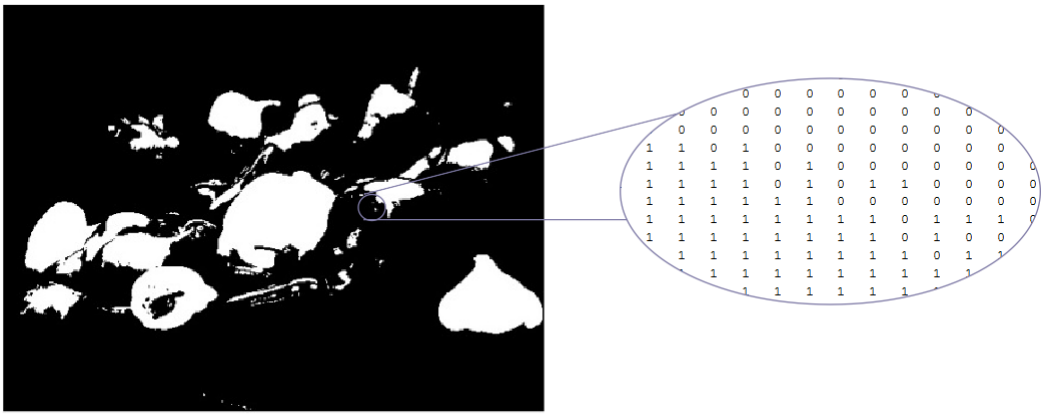
Gambar 2.6 Citra *Grayscale*

Sumber: (Phiadelvira, 2021)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.3.3. Citra Biner

Citra biner adalah citra yang hanya mempunyai dua nilai derajat keabuan, yaitu 0 dan 1. Nilai 0 merepresentasikan warna putih dan nilai 1 merepresentasikan warna hitam (Sudaryanto, 2018). Contoh citra biner dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Citra Biner

Sumber: (Phiadelvira, 2021)

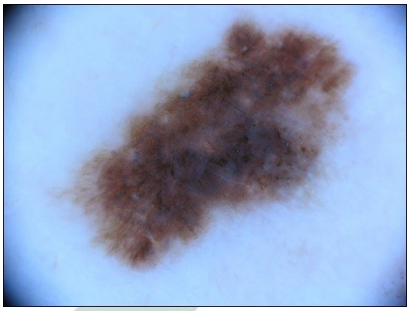
2.4. *Dermoscopy Image*

Dermoscopy image adalah gambar mikroskopis medis yang meningkatkan diagnosis lesi kulit berdasarkan analisis warna dan strukturnya. Warna *dermoscopy image* memiliki ciri khas sendiri dari unsur-unsur yang ada di kulit, seperti kuning untuk keratin, merah untuk darah, dan putih untuk kolagen. Warna juga mewakili kedalaman pigmen di kulit. Semakin dekat pigmen kulit dengan epidermis, semakin gelap warna yang dihasilkan oleh *dermoscopy* (Zhao et al., 2017).

Sistem klasifikasi *dermoscopy image* biasanya menggunakan fitur visual tingkat rendah seperti bentuk, tekstur, dan warna. Ekstraksi fitur citra ini umumnya juga menggunakan diameter atau area jaringan kanker, properti yang diperoleh dari matriks *co-occurrence* citra *grayscal*e dan perbedaan properti warna yang ada pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

citra (Sebastian V et al., 2012). Contoh dari *dermoscopy image* dapat dilihat pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 ***Dermoscopy Image***

Sumber: (Katanskiy, 2019)

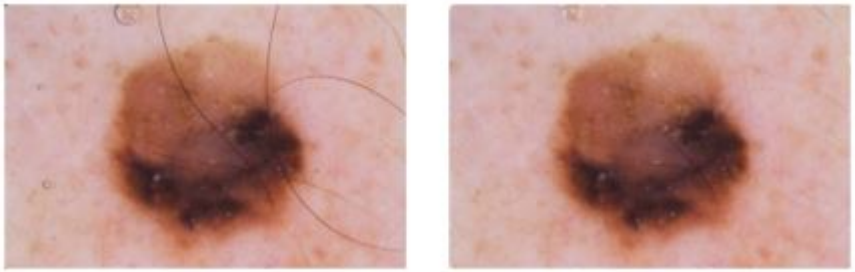
2.5. *Dull Razor Filtering*

Dull razor filtering merupakan suatu metode pada *preprocessing* untuk menghilangkan rambut hitam yang berupa garis berwarna hitam yang terdapat pada data citra, sehingga proses klasifikasi dapat memperoleh hasil yang maksimal. Hal yang sangat berpengaruh dalam penggunaan metode ini adalah warna kulit dan warna rambut. Apabila dalam suatu objek memiliki warna kulit dan warna rambut yang hampir sama, maka akurasinya akan menurun. Hal ini dikarenakan proses menghilangkan piksel rambut yang kurang maksimal (Lattoofi et al., 2019). Tahapan pada algoritma *dull razor filtering* terdiri dari tiga tahapan yaitu, mendeteksi piksel dari rambut, mengganti piksel rambut dengan piksel dari kulit yang paling dekat, dan memperhalus hasil akhir (Kiani and Sharafat, 2011).

Deteksi piksel rambut berdasarkan tingkat keabuan dari citra serta melihat ukuran dari piksel rambut. Piksel yang terdeteksi sebagai rambut akan diganti dengan piksel dari kulit yang paling dekat. Tahapan terakhir yaitu memperhalus citra agar meningkatkan keselarasan antara piksel rambut yang diganti dengan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

piksel kulit yang terdekat (Kiani and Sharafat, 2011). Contoh dari hasil proses *dull razor filtering* dapat dilihat pada Gambar 2.9.



Gambar 2.9 Gambar Sebelum dan Sesudah di *Dull Razor Filtering*

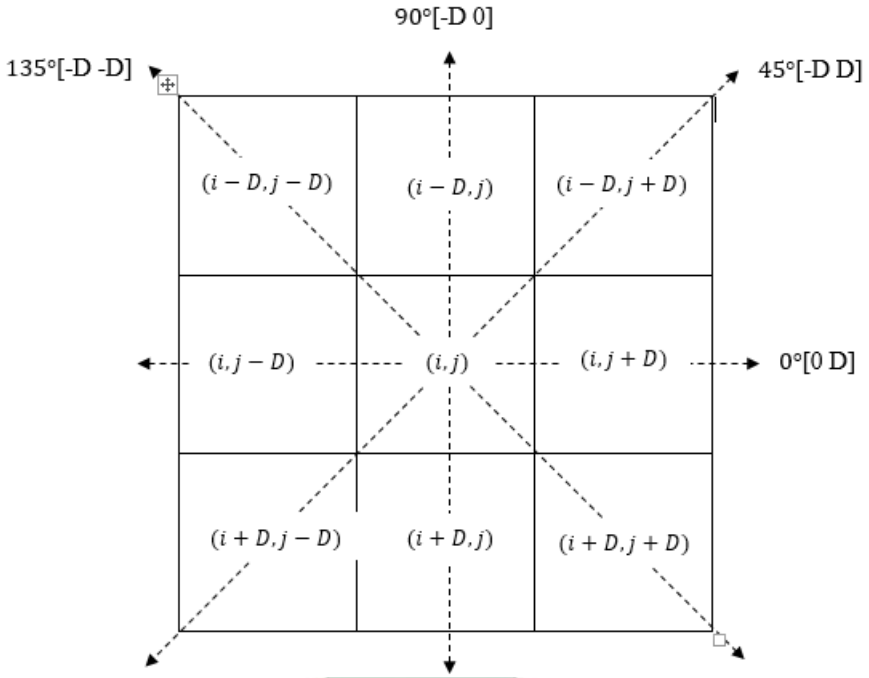
Tahapan *dull razor filtering* untuk menghilangkan piksel rambut pada citra RGB sebagai berikut (Srividya and Arulmozhi, 2018).

1. Membaca data citra,
2. Memisahkan komponen R, G, dan B pada data citra,
3. Mengidentifikasi letak rambut dengan hasil citra yang menjadi *greyscale* dengan memperhatikan tingkat kecerahan objek dan ukuran dari piksel rambut di masing-masing komponen warna. Identifikasi piksel rambut menggunakan *buttom-hat filtering* yang merupakan selisih dari *morphological closing operation* dengan citra asli,
4. Hasil piksel rambut yang diperoleh akan diganti dengan piksel dari kulit yang paling dekat menggunakan algoritma *Region of Interest* (ROI),
5. Menggabungkan ketiga komponen warna sehingga menghasilkan data citra berwarna dengan piksel rambut yang telah dihilangkan.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

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

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan suatu metode yang digunakan untuk memperoleh nilai statistika orde dua dengan memanfaatkan perhitungan dari probabilitas hubungan kedekatanantara antara dua piksel pada jarak (D) dan sudut (θ), dimana θ bernilai 0°, 45°, 90°, dan 135° (Widodo et al., 2018). Ilustrasi dari metode GLCM dapat dilihat pada Gambar 2.10.



Gambar 2.10 Ilustrasi GLCM

Sumber: (Surya et al., 2017)

Secara garis besar tahapan pada GLCM ada 4, yaitu:

1. Membuat matriks kookurensi

   Matriks kookurensi digunakan untuk mengamati jumlah kemunculan pada pasangan piksel yang bertetangga pada jarak (D) dan sudut (θ). Matriks kookurensi merupakan matriks bujur sangkar berukuran $N \times N$, dimana N

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

merupakan derajat tingkat keabuan. Setiap titik (m, n) pada matriks kookurensi berorientasi berisi jumlah kemunculan piksel bernilai m bertetangga dengan piksel bernilai n pada jarak D serta orientasi sudut θ. Bentuk umum dari matriks kookurensi adalah sebagai berikut:

$$A_{N\times N} = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & \dots & a_{0,n} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & \dots & a_{0,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,0} & a_{m,1} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix}$$

2. Membuat matriks simetris

   Membuat matriks simetri bertujuan untuk menjadikan matriks kookurensi simetris terhadap sumbu diagonal. Matriks simetris diperoleh dari penjumlahan matriks kookurensi dengan *transpose* matriks kookurensi. Bentuk umum dari matriks simetri adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} B_{N\times N} &= A_{N\times N} + A^{tp}_{N\times N} \\ &= \begin{bmatrix} b_{0,0} & b_{0,1} & \dots & b_{0,n} \\ b_{1,0} & b_{1,1} & \dots & b_{0,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m,0} & b_{m,1} & \dots & b_{m,n} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

   dengan

$$b_{m,n} = (a_{m,0} \times a_{m,0}) + (a_{m,1} \times a_{m,1}) + ... + (a_{m,n} \times a_{m,n})$$

3. Membuat matriks normalisasi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Pada matriks normalisasi, nilai setiap elemen pada matriks simetris dinyatakan dalam $P_{m,n}$, dimana $P_{m,n}$ merupakan probabilitas atau peluang dari pasangan titik-tik dengan derajat keabuan pada koordinat m, n. Matriks normalisasi diperoleh dengan cara membagi nilai dari setiap elemen dengan jumlah dari seluruh elemen pada matriks simetris. Bentuk umum dari matriks normalisasi adalah sebagai berikut:

$$C_{N\times N} = \begin{bmatrix} P_{0,0} & P_{0,1} & \dots & P_{0,n} \\ P_{1,0} & P_{1,1} & \dots & P_{0,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m,0} & P_{m,1} & \dots & P_{m,n} \end{bmatrix}$$

dengan

$$P_{m,n} = \frac{b_{m,n}}{b_{0,0} + b_{0,1} + ... + b_{m,n}}$$

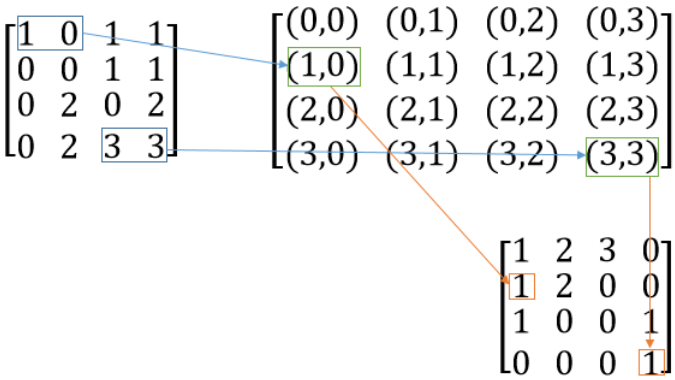
4. Menghitung nilai fitur ekstraksi GLCM

   Secara umum fitur ekstraksi GLCM yang sering digunakan yaitu energi, korelasi, kontras, homogenitas, dan entropi.

Untuk memperjelas penjelasan tersebut, dapat dilihat contoh berikut: Misalkan terdapat citra *grayscale* dengan nilai piksel citra berukuran 4×4 yang dinyatakan dalam bentuk matriks, misal matriks G. Maka dalam menentukan matriks kookurensi dengan nilai $D = 1$ dan $\theta = 0$ dapat dilihat pada ilustrasi Gambar 2.11.

$$G_{4\times 4} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 2.11 Ilustrasi Perhitungan Matriks Kookurensi

Berdasarkan ilustrasi pada Gambar 2.11, angka 1 pada koordinat (1,0) menunjukkan jumlah pasangan (1,0) pada matriks asal berjumlah 1. Angka 1 pada koordinal (3,3) menunjukkan jumlah pasangan (3,3) pada matriks asal berjumlah 1. Setela memperoleh matriks kookurensi, maka langkah selanjutnya membentuk matriks simetri dengan cara menjumlahkan matriks kookurensi dengan *transpose*nya. Perhitungan matriks simetris adalah sebagai berikut.

$$B_{4\times4} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{4\times4} + \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}_{4\times4} = \begin{bmatrix} 2 & 3 & 4 & 0 \\ 3 & 4 & 0 & 0 \\ 4 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}_{4\times4}$$

Matriks yang telah simestis kemudian dinormalisasi. Perhitungan matriks

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

normalisasi adalah sebagai berikut.

$$C_{4\times4} = \begin{bmatrix} \frac{2}{23} & \frac{3}{23} & \frac{4}{23} & \frac{0}{23} \\ \frac{3}{23} & \frac{4}{23} & \frac{0}{23} & \frac{0}{23} \\ \frac{4}{23} & \frac{0}{23} & \frac{0}{23} & \frac{1}{23} \\ \frac{0}{23} & \frac{0}{23} & \frac{1}{23} & \frac{1}{23} \end{bmatrix}$$

2.6.1. Energi

Energi digunakan untuk mengukur keseragaman derajat keabuan setiap piksel pada citra. Formula untuk mencari nilai energi dapat dilihat pada Persamaan (2.2).

$$E = \sum_{m} \sum_{n} (P_{m,n})^2 \tag{2.2}$$

di mana E yaitu energi, m yaitu derajat keabuan dalam baris ke m, n yaitu derajat keabuan dalam baris ke n, serta $P_{m,n}$ yaitu peluang keabuan dalam baris ke m dan kolom ke n yang didapatkan pada matriks normalisasi.

2.6.2. Korelasi

Korelasi digunakan untuk menunjukkan nilai dari ketergantungan linier derajat keabuan pada data citra, sehingga didapatkan nilai struktur linier dalam data citra. Nilai dari korelasi berkisar antara -1 sampai 1. Suatu citra memiliki ketergantungan linear yang kuat ketika nilai dari korelasinya mendekati 1. Begitupun sebaliknya, suatu citra memiliki ketergantungan linear yang lemah ketika nilai dari korelasinya mendekati -1 (Situmorang et al., 2019). Sebelum menghitung nilai korelasi pada suatu citra, perlu dilakukan perhitungan rerata dan standar deviasi pada citra. Nilai standar deviasiasi digunakan untuk menentukan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebaran data dan melihat seberapa dekat data-data tersebut dengan nilai rerata. Formula untuk mencari nilai rerata dan standar deviasi dapat dilihat pada Persamaan (2.3) sampai dengan Persamaan (2.6).

$$\mu_m = \sum_m \sum_n m(P_{m,n}) \tag{2.3}$$

$$\mu_n = \sum_m \sum_n n(P_{m,n}) \tag{2.4}$$

$$\sigma_m = \sqrt{\sum_m \sum_n (m - \mu_m)^2 P_{m,n}} \tag{2.5}$$

$$\sigma_n = \sqrt{\sum_m \sum_n (n - \mu_n)^2 P_{m,n}} \tag{2.6}$$

Setelah memperoleh nilai rerata dan standar deviasi pada baris dan kolom, maka langkah selanjutnya menghitung korelasi. Formula untuk mencari nilai korelasi dapat dilihat pada Persamaan (2.7).

$$CO = \sum_m \sum_n \frac{(m - \mu_m)(n - \mu_n)(P_{m,n})}{\sigma_m \sigma_n} \tag{2.7}$$

di mana CO yaitu korelasi, m yaitu derajat keabuan dalam baris ke m, n yaitu derajat keabuan dalam baris ke n, $P_{m,n}$ yaitu peluang keabuan dalam baris ke m dan kolom ke n yang didapatkan pada matriks normalisasi, $\mu_{m,n}$ yaitu nilai rerata pada kolom dan baris matriks, serta $\sigma_{m,n}$ yaitu nilai *standart deviasi* pada baris ke m dan kolom ke n.

2.6.3. Kontras

Kontras digunakan untuk menghitung rasio dari keberagaman intensitas derajat keabuan dalam citra. Formula untuk mencari nilai kontras dapat dilihat

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

pada Persamaan (2.8).

$$CON = \sum_{m} \sum_{n} (m-n)^2 (P_{m,n}) \tag{2.8}$$

di mana CON yaitu kontras, m yaitu derajat keabuan dalam baris ke m, n yaitu derajat keabuan dalam baris ke n, serta $P_{m,n}$ yaitu peluang keabuan dalam baris ke m dan kolom ke n yang didapatkan pada matriks normalisasi.

2.6.4. Homogenitas

Homogenitas untuk menghitung rasio dari keseragaman intensitas derajat keabuan dalam citra. Formula untuk mencari nilai homogenitas dapat dilihat pada Persamaan (2.9).

$$HM = \sum_{m} \sum_{n} \frac{(P_{m,n})}{1+|m-n|} \tag{2.9}$$

di mana HM yaitu homogenitas, m yaitu derajat keabuan dalam baris ke m, n yaitu derajat keabuan dalam baris ke n, serta $P_{m,n}$ yaitu peluang keabuan dalam baris ke m dan kolom ke n yang didapatkan pada matriks normalisasi.

2.6.5. Entropi

Entropi berfungsi untuk mengukur keteracakan dari derajat keabuan suatu citra. Nilai dari entropi berkisar antar 0 sampai 1. Apabila nilai entropi mendekati 1 menandakan citra tersebut memiliki keteracakan yang tinggi. Begitupun sebaliknya, jika nilai entropi menjauhi 1 menandakan citra tersebut memiliki keteracakan yang rendah . Dikarenakan nilai entropi berkisar dari 0 sampai dengan 1 maka formula dari entropi harus dikali dengan -1 (Hanseliani and Adi, 2019). Formula untuk

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mencari nilai entropi dapat dilihat pada Persamaan (2.10).

$$ENT = -\sum_{m}\sum_{n} P_{m,n} log P_{m,n} \tag{2.10}$$

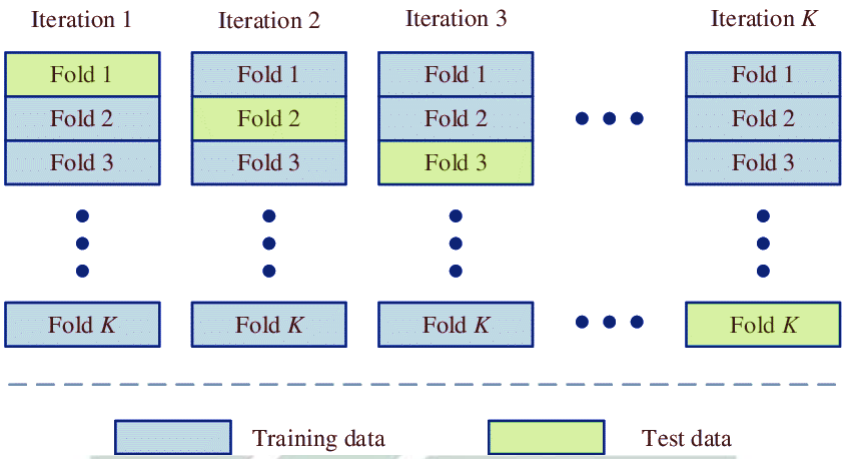
di mana ENT yaitu entropi, m yaitu derajat keabuan dalam baris ke m, n yaitu derajat keabuan dalam baris ke n, serta $P_{m,n}$ yaitu peluang keabuan dalam baris ke m dan kolom ke n yang didapatkan pada matriks normalisasi.

2.7. *K-Fold Cross Validation*

Metode *K-fold cross validation* dianggap sebagai metode evaluasi ilmiah untuk pemodelan klasifikasi. Teknik ini membagi dataset mentah menjadi subset *k*. Salah satu subset dipilih sebagai data *testing*, dan subset data *k* yang tersisa dianggap sebagai data *training* di setiap iterasi. Keunggulan*K-fold* dibandingkan dengan *simple split* biasa yaitu pada *K-fold* kita akan memperoleh akurasi sebanyak *k*, sedangkan *simple split* hanya memeperoleh satu akurasi saja. Metode *K-fold cross validation* dapat secara efektif mengurangi keacakan pemilihan kumpulan data dan secara ilmiah mengevaluasi keandalan model klasifikasi (Ren et al., 2019).

Menurut Kuhn, M., dan Johnson, K. dalam bukunya yang berjudul *Applied Predictive Modeling* menyatakan bahwa dalam menentuka nilai k ada tiga cara yaitu, yang pertama $k < 10$, kedua $k = 10$, dan yang ketiga $k = n$, dimana n merupakan banyaknya data (Kuhn and Johnson, 2013). Ilustrasi pembagian data menggunakan *K-fold* dapat dilihat pada Gambar 2.12.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



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

2.8. *Machine Learning* (ML)

Machine Learning (ML) telah menyatukan beragam algoritma yang menemukan asal-usulnya di berbagai bidang mulai dari teknik elektro, pemrosesan sinyal, statistik, analisis keuangan, ilmu genetika, dan sebagainya. Semua algoritma tersebut dikembangkan dari prinsip matematika dan statistik murni, meskipun berasal dari area yang berbeda secara fundamental. Seiring dengan perkembangan teknologi, algoritma-algoritma tersebut dapat disatukan dengan memanfaatkan ilmu komputer mengotomatisasi perhitungan yang rumit (Joshi, 2020).

Dari penjelasan tersebut dapat disimpulkan bahwa *Machine Learning* (ML) adalah cabang dari *Artificial Intelligence* (AI) dan ilmu komputer yang berfokus pada penggunaan data dan algoritma untuk meniru cara manusia belajar, secara bertahap untuk meningkatkan akurasinya (Mahesh, 2020). Dalam ML data yang digunakan terbagi menjadi dua diantaranya yaitu Data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Pada data *training* yakni data yang berguna pada saat proses pembelajaran atau dalam kata lain untuk membuat suatu model dari suatu metode. Sedangkan data

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

testing yaitu data yang digunakan selama proses pengujian, seberapa bagus kinerja dari suatu model yang didapat dari proses pelatihan (Fikriya et al., 2017).

2.9. *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM)

Extreme Learning Machine (ELM) adalah jaringan *single hidden fast forward neural network* di mana bobot input dan bias dibangkitkan secara acak. Selain itu jumlah *hidden neurons* pada *hidden layer* di inisialisasi diawal. Fungsi keluaran dari ELM dapat dilihat pada Persamaan (2.11).

$$f_x = \sum_{i=1}^{L} B_i h_i(x) = h(x)B \tag{2.11}$$

di mana $B = [B_1, ..., B_L]^{tp}$ adalah vektor bobot hasil keluaran antara *hidden layer* dari L *hidden neurons* dengan *output*. $h(x) = [h_1(x), ..., h_L(x)]$ adalah vektor keluaran (baris) dari *hidden layer* terhadap *input*an x.

Diberikan N sampel pelatihan $(x_i, t_i) \in R^d \times R^m$. Nilai t_i mewakili vektor kategori ke-i yang dikodekan oleh $\{-1, 1\}^m$, $i = 1, 2, 3, .., N$. Pada metode ELM, untuk mencari nilai *ouput* dari *hidden layer* membutuhkan fungsi aktivasi yang dinyatakan dalam bentuk $G(w, b, x)$. Jenis fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam ELM beserta formulanya dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Persamaan Fungsi Aktivasi untuk ELM

Fungsi Aktivasi	Rumus
Sigmoid	$G(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
Linear	$G(x) = x$
Sin	$G(x) = sin(x)$
Radial Bebas	$G(x) = e(-x^2)$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Metode ELM dengan fungsi aktivasi $G(w, b, x)$ secara matematis dapat dimodelkan menjadi 2.12.

$$HB = T \tag{2.12}$$

H dapat dicari menggunakan Persamaan (2.13).

$$H_{N\times L} = \begin{bmatrix} G(w_1 \bullet x_1 + b_1) & G(w_2 \bullet x_1 + b_2) & \cdots & G(w_L \bullet x_1 + b_L) \\ G(w_1 \bullet x_2 + b_1) & G(w_2 \bullet x_2 + b_2) & \cdots & G(w_L \bullet x_2 + b_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G(w_1 \bullet x_N + b_1) & G(w_2 \bullet x_N + b_2) & \cdots & G(W_L \bullet x_N + b_L) \end{bmatrix} \tag{2.13}$$

$$B_{L\times m} = \begin{bmatrix} B_1^{tp} \\ \vdots \\ B_N^{tp} \end{bmatrix} T_{N\times m} = \begin{bmatrix} t_1^{tp} \\ \vdots \\ t_N^{tp} \end{bmatrix} \tag{2.14}$$

Dari Persamaan (2.12) dapat diperoleh nilai dari $B = H^{-1}T$. Akan tetapi dalam persoala ini matriks H bukan matriks persegi sehingga tidak dapat di *invers*kan. Berdasarkan penelitian dari Foeady (2019) nilai B dapat dicari dengan Persamaan (2.15).

$$B = H^{tp}\alpha \tag{2.15}$$

dimana α adalah nilai *lagrangian*.

Kemudian Persamaan (2.15) disubtitusikan ke dalam Persamaan (2.12)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

untuk memperoleh nilai dari α.

$$
\begin{aligned}
T &= HB \\
T &= H\left(H^{tp}\alpha\right) \\
T &= \left(HH^{tp}\right)\alpha \\
\left(HH^{tp}\right)^{-1}T &= \left(HH^{tp}\right)^{-1}\left(HH^{tp}\right)\alpha \\
\left(HH^{tp}\right)^{-1}T &= I\alpha \\
\left(HH^{tp}\right)^{-1}T &= \alpha
\end{aligned}
$$

Subtitusikan nilai α yang diperoleh ke dalam Persamaan (2.15) sehingga akan diperoleh nilai dari B.

$$
\begin{aligned}
B &= H^{tp}\alpha \\
B &= H^{tp}\left(HH^{tp}\right)^{-1}T \\
B &= H^{+}T
\end{aligned}
\tag{2.16}
$$

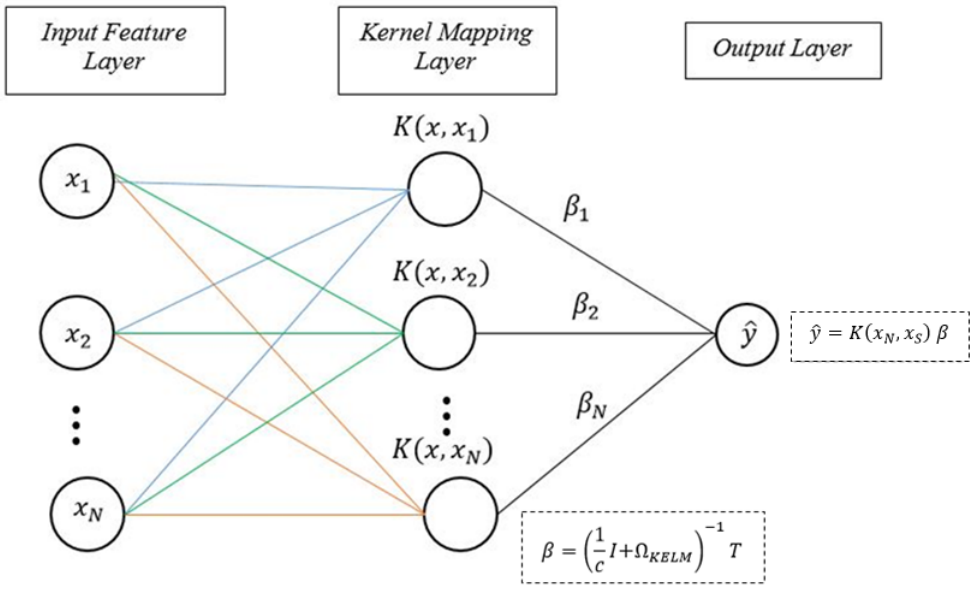
dengan $H^{+} = H^{tp}\left(HH^{tp}\right)^{-1}$. Di mana H^{+} adalah *invers* dari matriks *Moore-Penrose H*. Matriks *Moore-Penrose* adalah salah satu alternatif untuk memperoleh nilai H^{-1}.

Seiring dengan berjalannya waktu, metode ELM mengalami perkembangan yaitu dengan menambahkan fungsi kernel. Modifikasi metode ELM dengan menambahkan fungsi kernel biasa disebut dengaan *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM). Ide dari metode KELM yaitu pada metode *Support Vector Machine* (SVM), di mana metode SVM memanfaatkan fungsi kernel untuk menaikkan dimensi dari data sehingga data dapat terpisah secara maksimal. Karena metode KELM merupakan pengembangan dari metode ELM, metode

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

KELM juga memiliki satu *hidden layer* seperti metode ELM atau biasanya disebut dengan *single hidden fast forward neural network*.

Terdapat beberapa perbedaan yang signifikan antara metode ELM dengan KELM yakni pada pemetaan fungsi kernel pada *hidden layer*. Selain itu pada metode KELM, pemetaan fitur pada *hidden layer* tidak perlu diketahui dan tidak perlu memilih jumlah dari *hidden neuron*. Kunci dari performa KELM terletak pada fungsi kernelnya. Akan tetapi sampai sekarang belum ada ketentuan baku untuk menentukan jenis kernel yang digunakan. Oleh sebab itu para peneliti biasanya membanding hasil akurasi antara kernel yang satu dengan yang lain untuk memperoleh hasil akurasi terbaik (Li et al., 2014). Arsitektur dari KELM dapat dilihat pada Gambar 2.13.



Gambar 2.13 Arsitektur KELM

Suatu pengembangan metode dibuat tidak lain yaitu untuk mengatasi kelemahan dari metode sebelumnya. Begitupun dengan Metode KELM, metode tersebut dirancang untuk mengatasi kelemahan dari metode ELM, di mana pada

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

metode ELM di anggap kurang stabil. Hal tersebut disebabkan karena pada rumus matriks $H^{+} = H^{tp}\left(HH^{tp}\right)^{-1}$. Jika HH^{tp} singular maka (HH^{tp}) tidak memiliki *invers*. Kemudian dalam KELM ini terjadi perubahan formula dalam mencari nilai dari bobot, yaitu dapat dilihat pada Persamaan (2.17)

$$\beta = H^{tp}\left(\frac{1}{c}I + HH^{tp}\right)^{-1} T \tag{2.17}$$

di mana c merupakan koefisien regulasi dan I merupakan matriks identitas dari HH^{tp}. Penambahan $\frac{1}{c}I$ bertujuan untuk mengatasi masalah ketika HH^{tp} singular. Selain itu pada KELM juga merubah nilai dari matriks HH^{tp} di ganti dengan perhitungan matriks kernel. Matriks kernel untuk ELM dapat didefinisikan menjadi $\Omega = HH^{tp}$, $\Omega_{i,j} = h(x_i)h(x_j) = K(x_i x_j)$, sehingga diperoleh fungsi keluaran ELM berbasis kernel sebagaimana ditulis pada Persamaan (2.18).

$$\widehat{y} = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix} \beta \tag{2.18}$$

di mana

$$\beta = \left(\frac{1}{c}I + \Omega\right)^{-1} T \tag{2.19}$$

Penggunaan metode KELM dalam kasus klasifikasi terdapat beberapa tahapan yang perlu dilakukan diantaranya yaitu tahapan *training* dan *testing*.

2.9.1. Tahapan *Training* KELM

Pada tahapan ini bertujuan untuk mendapatkan model yang nantinya akan digunakan pada proses *testing*. Tahapan *training* pada metode KELM akan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

menghasilkan *output weight* atau biasanya disebut dengan β. Berikut merupakan tahapan *training* menggunakan KELM.

1. Tahap awal yaitu memasukkan data *training* yang akan digunakan.

2. Menginisialisasi jenis kernel yang digunakan, jenis kernel yang sering digunakan beserta formulanya dapat dilihat pada Tabel 2.2. Selain itu juga dilakukan inisialisasi nilai koefisien regulasi (c) dan nilai parameter kernel (σ, d).

3. Membentuk matriks omega data *training* (Ω_{KELM}). Sebelum membentuk matriks Ω_{KELM} perlu dilakukan perhitungan fungsi kernel yang sudah di inisialisasi diawal. Nilai dari fungsi kernel inilah yang nantinya digunakan untuk membentuk matriks Ω_{KELM} Bentuk dari formula matriks Ω_{KELM} dapat dilihat pada Persamaan (2.20).

$$\Omega_{KELM} = \begin{bmatrix} K(x_1, x_1) & K(x_1, x_2) & \cdots & K(x_1, x_N) \\ K(x_2, x_1) & K(x_2, x_2) & \cdots & K(x_2, x_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K(x_N, x_1) & K(x_N, x_2) & \cdots & K(x_N, x_N) \end{bmatrix}_{N \times N} \tag{2.20}$$

   dimana Ω_{KELM} yaitu matriks omega, $K(x_a, x_b)$ yaitu fungsi kernel dari pasangan data ke-a dan data ke-b, serta N yaitu jumlah data *training*.

   Pada Persamaan (2.20) dapat dilihat bahwa matriks yang dihasilkan merupakan matriks persegi dengan ordo $N \times N$.

4. Setelah memperoleh nilai dari matriks Ω_{KELM} tahapan berikutnya yaitu mencari nilai dari *output weight* (β). Formula yang digunakan untuk mencari nilai dari β dapat dilihat pada Persamaan (2.19). Nilai yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

diperoleh akan membentuk matriks, dimana jumlah ordo yang dihasilkan sama dengan jumlah ordo matrik target data *training*.

2.9.2. Tahapan *Testing* KELM

Pada tahapan ini bertujuan untuk mengimplementasi model yang didapatkan dari tahapan *training*. Pada tahapan ini parameter yang digunakan yaitu nilai dari *output weight* (β) yang diperoleh dari tahapan *training*. Berikut merupakan tahapan *testing* menggunakan KELM (Adiza et al., 2020).

1. Tahapan awal yaitu mengambil nilai β yang didapatkan dari tahapan *training*.
2. Menghitung fungsi kernel data *testing* sesuai dengan fungsi kernel yang ditentukan di awal. Data yang digunakan pada tahapan ini yaitu data *training* dan *testing*. Matriks yang diperoleh pada tahapan ini akan membentuk matriks sesuai pada Persamaan (2.21). Dimana ordo pada matriks $K(x_N, x_S)$ berukuran $N \times S$, N merupakan banyak data *training* dan S merupakan banyak data *testing*.

$$K(x_N, x_S) = \begin{bmatrix} K(x_1, x_1) & K(x_1, x_2) & \cdots & K(x_1, x_S) \\ K(x_2, x_1) & K(x_2, x_2) & \cdots & K(x_2, x_S) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K(x_N, x_1) & K(x_N, x_2) & \cdots & K(x_N, x_S) \end{bmatrix}_{N \times S} \tag{2.21}$$

3. Setelah diperloleh nilai dari matriks $K(x_N, x_S)$, maka tahapan selanjutnya yaitu menghitung nilai dari target *output* dengan menggunakan Persamaan (2.18).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2.9.3. Kernel

Kernel pada dasarnya memiliki fungsi untuk memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi. Beberapa fungsi kernel yang sering dipakai dalam algoritma KELM dapat dilihat pada Tabel 2.2 (Jahed Armaghani et al., 2020).

Tabel 2.2 Persamaan Kernel untuk KELM

Fungsi Kernel	Rumus
RBF	$K(x_i, x_j)_{RBF} = exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\|\|x_i, x_j\|\|^2\right)$
Linear	$K(x_i, x_j)_{lin} = x_i x_j^{tp}$
Polynomial	$K(x_i, x_j)_{poly} = \left(1 + x_i^T x_j\right)^d$
Wavelet	$K(x_i, x_j)_{wav} = cos\left(\frac{1.675\|\|x_i - x_j\|\|}{e}\right) exp\left(-\frac{\|\|x_i - x_j\|\|}{2e}^2\right)$

di mana RBF yaitu *Radial Basis Function*, σ, d yaitu parameter fungsi kernel, $||x_i - x_j||$ yaitu jarak Euclidean, dan tp yaitu *transpose*.

Pemilihan jenis kernel dan parameter-parameter kernel belum ada ketentuan baku, oleh karena itu perlu pemilihan jenis kernel dan parameter kernel yang tepat. Terdapat salah satu penelitian yang menyatakan bahwa pemilihan parameter kernel seperti σ dapat menggunakan nilai standar deviasi dari data yang digunakan untuk membuat model (Ardhiyah, 2019).

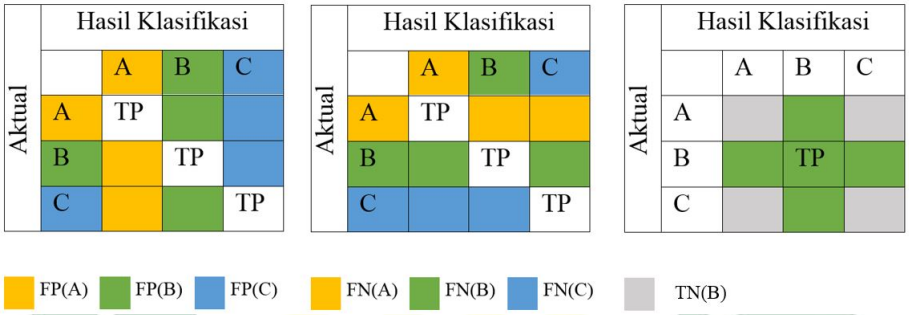
2.10. *Confusion Matrix*

Pada sistem klasifikasi diharapkan mampu mengklasifikasikan semua dataset dengan benar, namun tidak jarang ditemukan kinerja sistem yang belum mencapai target 100% terlebih lagi jika dataset yang digunakan cukup banyak dan beragam (Utomo and Mesran, 2020). Sehinga perlu adanya pengukuran nilai *error* pada suatu sistem klasifikasi untuk melihat seberapa bagusnya kinerja sistem yang

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

telah dibangun.

Matrik konfusi atau *confusion matrix* biasanya digunakan untuk pengukuran kinerja pada sistem klasifikasi. Tabel *confusion matrix* berisi nilai *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) (Ruuska et al., 2018). Tabel dari *confusion matrix multi class* dapat dilihat pada Gambar 2.14.



Gambar 2.14 ***Confusion Matrix Multi Class***

dimana:

1. *True Positive* (TP) merepresentasikan data yang bernilai positif yang terklasifikasi dengan benar dan masuk kelas positif. Misal terdapat tiga kelas (A, B, dan C) pada kasus klasifikasi. Nilai TP adalah data B yang terprediksi benar pada kelas B.

2. *True Negative* (TN) merepresentasikan data yang bernilai negatif yang terklasifikasi dengan benar dan masuk kelas negatif. Misal terdapat tiga kelas (A, B, dan C) pada kasus klasifikasi. Nilai TN adalah data selain B yang terprediksi benar pada kelas bukan B.

3. *False Positive* (FP) merepresentasikan data yang bernilai negatif yang terklasifikasi salah dan masuk kelas positif. Misal terdapat tiga kelas (A, B,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dan C) pada kasus klasifikasi. Nilai FP adalah data bukan B yang terprediksi salah pada kelas B.

4. *False Negative* (FN) merepresentasikan data yang bernilai positif yang terklasifikasi salah dan masuk kelas negatif. Misal terdapat tiga kelas (A, B, dan C) pada kasus klasifikasi. Nilai FN adalah data B yang terprediksi salah pada kelas bukan B.

Setelah memperoleh nilai TP, TN, FP, dan FN tahap selanjutnya yaitu mencari nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas guna untuk sebagai alat ukur keberhasilan dari sistem klasifikasi yang dibangun. Berikut merupakan rumus mencari nilai dari akurasi, sensitifitas, dan spesifisitas.

1. Akurasi

   Nilai akurasi digunakan untuk menunjukkan keakuratan dari sistem klasifikasi yang dibangun, baik data yang bernilai positif maupun data yang bernilai negatif. Semakin tinggi nilai dari akurasi yang diperoleh maka sistem klasifikasi yang dibangun dapat melakukan klasifikasi dengan baik (Miladitiya, 2018). Batas maksimal dari akurasi yaitu 100%. Formula untuk mencari nilai akurasi pada *multi class* dapat dilihat pada Persamaan (2.22).

$$ACC = \frac{TP_{all}}{n_{all}} \times 100\% \tag{2.22}$$

   di mana TP_{all} yaitu total nilai *True Positive* pada seluruh kelas dan n_{all}= total seluruh data.

2. Sensitivitas

   Nilai dari sensitivitas merepresentasikan banyaknya data bernilai positif yang terklasifikasi benar dan masuk pada kelas positif. Semakin tinggi nilai

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dari sensitivitas yang diperoleh maka sistem klasifikasi yang dibangun dapat melakukan klasifikasi objek yang sakit dengan baik (Miladitiya, 2018). Batas maksimal dari sensitivitas yaitu 100%. Formula untuk mencari nilai sensitivitas pada *multi class* dapat dilihat pada Persamaan (2.23).

$$SEN = \frac{\sum\left(\frac{TP}{TP+FN}\right)}{n} \times 100\% \tag{2.23}$$

Dimana n merupakan banyak kelas.

3. Spesifisitas

   Nilai dari spesifisitas merepresentasikan banyaknya data bernilai negatif yang terklasifikasi benar dan masuk pada kelas negatif. Semakin tinggi nilai dari spesifisitas yang diperoleh maka sistem klasifikasi yang dibangun dapat melakukan klasifikasi objek yang tidak sakit dengan baik (Miladitiya, 2018). Batas maksimal dari spesifisitas yaitu 100%. Formula untuk mencari nilai spesifisitas pada *multi class* dapat dilihat pada Persamaan (2.24).

$$SPE = \frac{\sum\left(\frac{TN}{TN+FP}\right)}{n} \times 100\% \tag{2.24}$$

Dimana n merupakan banyak kelas.

2.11. Penyakit dalam Perspektif Islam

Setiap umat manusia di dunia pasti mendapatkan ujian dari Allah Swt. Ujian dari Allah Swt. adalah salah satu bukti kasih sayang Allah Swt. kepada hamba-Nya. Dengan ujian tersebut Allah Swt. ingin mengingatkan kepada hamba-hamba-Nya agar selalu ingat kepada-Nya, sekaligus Allah Swt. ingin

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mengukur tingkat keimanan seorang hamba. Seorang hamba bisa saja mengatakan bahwa dirinya beriman, akan tetapi sesungguhnya keimanan seorang hamba dapat dilihat ketika adanya ujian (Maftukhah et al., 2020). Sebagaimana dalam firman Allah Swt. dalam al-Qur'an surah al-Ankabut ayat 2 yang berbunyi (Ya'cub, 2020):

اَحَسِبَ النَّاسُ اَنْ يُّتْرَكُوْٓا اَنْ يَّقُوْلُوْٓا اٰمَنَّا وَهُمْ لَا يُفْتَنُوْنَ ۝٢

Artinya: Apakah manusia mengira bahwa mereka akan dibiarkan (hanya dengan) berkata, "Kami telah beriman," sedangkan mereka tidak diuji? (QS. al-Ankabut: 2).

Berdasarkan al-Qur'an surah al-Ankabut ayat 2 tersebut menjelaskan bahwa tingkat keimanan seorang hamba benar-benar terlihat ketika menghadapi dan menyikapi ujian yang menimpa dirinya. Orang yang benar-benar beriman kepada Allah Swt. akan menghadapi dan menyikapi ujian dengan ikhlas, sabar, dan berikhtiar. Seorang hamba yang beriman akan melibatkan Allah Swt. dalam segala urusan. Berbeda dengan hamba yang hanya mengaku beriman, seorang hamba yang hanya mengaku beriman ketika menghadapi dan menyikapi ujian akan larut dalam kesedihan, akan menyalakan keadaan sebagai penyebab apa yang menimpa dirinya saat ujian menimpa dirinya, dan putus asa karena hamba yang hanya mengaku beriman akan lupa bahwa Allah Swt. selalu ada untuk hambanya dalam keadan apa pun. Dari keputus asaan tersebut menyebabkan banyak orang yang mencari jalan pintas untuk masalah yang dihadapi tanpa memperhatikan ridho Allah Swt. (Asad, 2021).

Allah Swt. memberikan sebuah ujian adalah salah satu bentuk kasih sayang kepada hamba-Nya. Allah Swt. memberikan ujian kepada hamba-Nya dengan berbagai macam bentuk ujian baik berupa penyakit, kesedihan, kepayahan dan lain

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

sebagainya maka sejatinya Allah Swt. sedang melebur dosa hamba-Nya. Penyakit merupakan salah satu bentuk ujian yang diberikan Allah Swt. kepada hamba-Nya (Rifin, 2019). Penyakit sendiri memiliki banyak jenis mulai dari penyakit menular, penyakit tidak menular, penyakit ganas, penyakit ringan, penyakit keturunan, penyakit musiman, dan lain sebagainya. Allah Swt. menguji hamba-Nya dengan memberikan penyakit tentunya memiliki maksud dan tujuan yaitu karena Allah Swt. ingin menggugurkan dosa hamba-Nya (Haq, 2021).

Meskipun Allah Swt. memberikan penyakit kepada hamba-Nya, Allah Swt. telah menjamin bahwa setiap penyakit pasti memiliki penawarnya. Janji Allah Swt. tersebut tertuang dalam al-Qur'an surah an-Nahl ayat 69 yang berbunyi (Roeti, 2020):

ثُمَّ كُلِي مِنْ كُلِّ الثَّمَرٰتِ فَاسْلُكِيْ سُبُلَ رَبِّكِ ذُلُلًاۗ يَخْرُجُ مِنْۢ بُطُوْنِهَا شَرَابٌ مُّخْتَلِفٌ
اَلْوَانُهٗ فِيْهِ شِفَاۤءٌ لِّلنَّاسِۗ اِنَّ فِيْ ذٰلِكَ لَاٰيَةً لِّقَوْمٍ يَّتَفَكَّرُوْنَ

Artinya: Kemudian, makanlah (wahai lebah) dari segala (macam) buah-buahan lalu tempuhlah jalan-jalan Tuhanmu yang telah dimudahkan (bagimu). Dari perutnya itu keluar minuman (madu) yang beraneka warnanya. Di dalamnya terdapat obat bagi manusia. Sesungguhnya pada yang demikian itu benar-benar terdapat tanda (kebesaran Allah) bagi kaum yang berpikir (QS. an-Nahl: 69)

Berdasarkan firman Allah Swt. tersebut merupakan salah satu bukti bahwa Allah Swt. akan memberikan obat bagi hambanya dari sebuah penyakit. Firman Allah Swt. tersebut diperkuat dengan hadis Rasulullah Saw. yang diriwayatkan oleh Imam Muslim yang berbunyi (Arofi, 2021):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

حَدَّثَنَا هَارُونُ بْنُ مَعْرُوفٍ وَأَبُو الطَّاهِرِ وَأَحْمَدُ بْنُ عِيسَى قَالُوا حَدَّثَنَا ابْنُ وَهْبٍ أَخْبَرَنِي عَمْرٌو وَهُوَ ابْنُ الْحَارِثِ عَنْ عَبْدِ رَبِّهِ بْنِ سَعِيدٍ عَنْ أَبِي الزُّبَيْرِ عَنْ جَابِرٍ عَنْ رَسُولِ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ أَنَّهُ قَالَ لِكُلِّ دَاءٍ دَوَاءٌ فَإِذَا أُصِيبَ دَوَاءُ الدَّاءِ بَرَأَ بِإِذْنِ اللَّهِ عَزَّ وَجَلَّ (رَوَاهُ مُسْلِمٌ)

Artinya: Telah menceritakan kepada kami Harun bin Ma'ruf dan Abu ath-Thahir serta Ahmad bin 'Isa mereka berkata; Telah menceritakan kepada kami Ibnu Wahb; Telah mengabarkan kepadaku 'Amru, yaitu Ibnu al-Harits dari 'Abdu Rabbih bin Sa'id dari Abu az-Zubair dari Jabir dari Rasulullah Saw., beliau bersabda: "Setiap penyakit ada obatnya. Apabila ditemukan obat yang tepat untuk suatu penyakit, akan sembuhlah penyakit itu dengan izin Allah yang Maha mulia dan Maha luhur (HR Muslim).

Berdasarkan fiman Allah Swt. dan hadis Rasulullah Saw. menjelaskan bahwa setiap penyakit pasti memiliki obatnya, jika sudah ditemukan obat yang sesuai maka dengan izin Allah Swt. kesembuhan akan datang. Terkait obat yang dapat memberikan kesembuhan, maka seorang hamba tidak boleh meyakini penyakit dapat hilang dengan adanya obat. Akan tetapi seorang hamba wajib meyakini bahwa sebuah penyakit dapat hilang atas kehendak Allah Swt. Obat hanyalah sebuah perantara. Sebagaimana al-Qur'an yang diturunkan Allah Swt. kepada Nabi Muhammad Saw. melalui perantara malaikat Jibril (Sumiyati, 2018).

Sebagai seorang hamba, wajiblah bagi kita untuk beriktiar dalam mencari sebuah obat atau kesembuhan. Salah satu bentuk ikhtiar yang dapat dilakukan seorang hamba yaitu dengan menjauhi segala bentuk kemudaratan semampunya, yang dijelaskan dalam kaidah fikih sebagai berikut (Surono, 2019):

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

الضَّرَارُ يُزَالُ بِقَدْرِ الامْكَانْ

Artinya: "Kemudharatan hendaknya ditolak (dihilangkan) semampunya"

Kaidah fikih tersebut memiliki maksud yaitu bahwa mewajibkan seorang hamba untuk mencegah kemudaratan dengan semampunya (semaksimal mungkin), baik sebelum atau sesudah kemudaratan itu terjadi. Allah Swt. menciptakan sebuah peyakit tak lain adalah sebagai betuk kasih sayang-Nya kepada hamba-Nya. Allah Swt. telah menjanjikan kesembuhan atas segala bentuk penyakit, seorang hamba hanya berkewajiban untuk berusaha, bersabar, dan berdoa.

Menurut *maqashid al-syari'ah*, menjaga jiwa dari penyakit termasuk ke dalam bagian *maqashid ad-daruriyat* atau kebutuhan primer. Sehingga apabila kebutuhan tersebut tidak terpenuhi akan mengancam keselamatan umat manusia di dunia maupun akhirat. Misalkan seorang muslim yang terkena sebuah penyakit maka dia tidak akan beribadah dengan tenang. Contoh lain yaitu apabila seorang muslim terkena sebuah penyakit maka dia tidak akan bisa beraktivitas secara maksimal (Jamal, 2016). Hal tersebut menunjukkan bahwa menjaga tubuh dari suatu penyakit merupakan sesuatu yang sangat penting, salah satunya adalah kanker kulit. Kanker kulit merupakan salah satu jenis kanker yang jumlah penderitannya tiap tahun selalu meningkat. Kita dapat menghindari penyakit kanker kulit dengan cara menghindari faktor resiko kanker kulit, salah satunya dengan menghindari paparan sinar matahari secara langsung.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB III

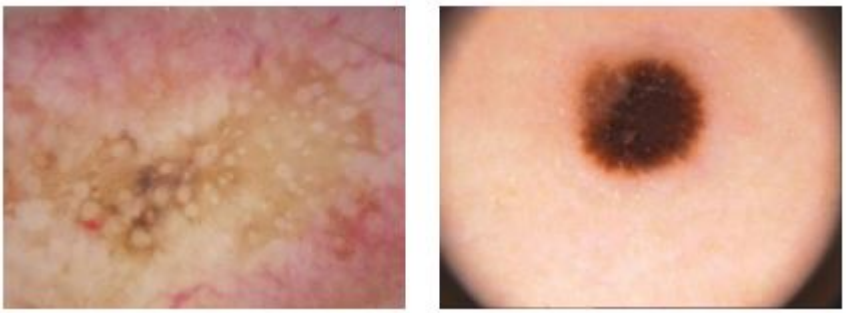
METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif karena data yang digunakan dalam mengklasifikasi kanker kulit pada citra *dermoscopy* yang akan diubah menjadi data numerik sehingga penelitian ini terdapat perhitungan dan analisis hasil yang diperoleh.

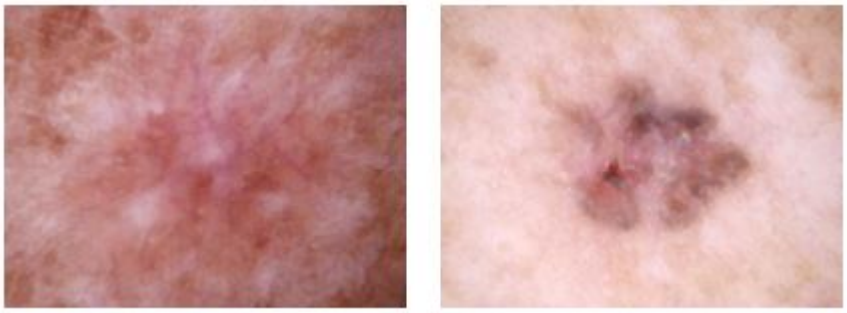
3.2. Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data citra *dermoscopy* yang berasal dari *website Kaggle* (Katanskiy, 2019). Pada penelitian ini menggunakan data yang terdiri dari tiga kelas yaitu *Melanoma, Actinic Keratosis,* dan *Nevus*. Di mana jumlah dari data *Melanoma* 144 data, *Actinic Keratosis* 130 data, dan *Nevus* 134 data. Sampel data kanker kulit *Melanoma, Actinic Keratosis,* dan *Nevus* yang akan diuji dapat dilihat pada Gambar 3.1, 3.2, dan 3.3.

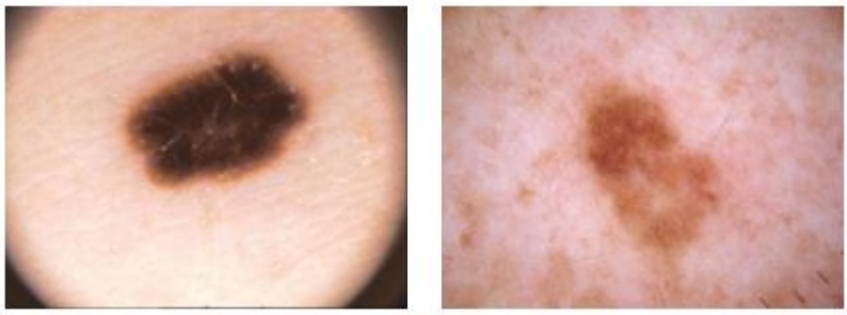


Gambar 3.1 Melanoma

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 3.2 Actinic Keratosis



Gambar 3.3 Nevus

3.3. Kerangka Penelitian

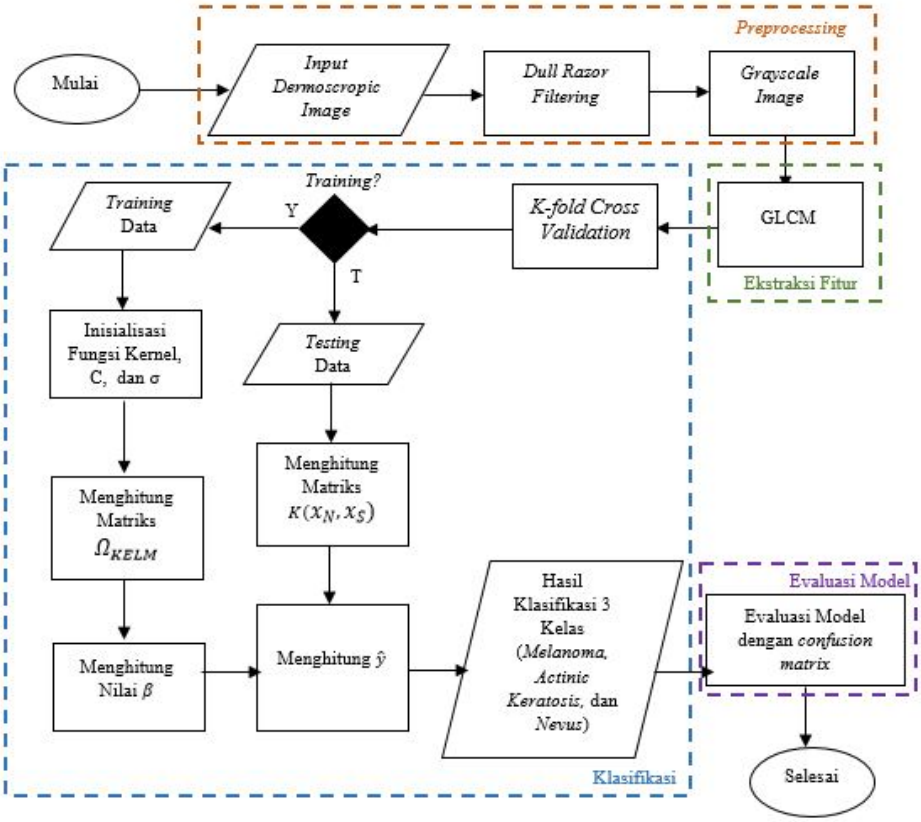
Tahap-tahap yang akan dilakukan dalam penelitian ini diawali dengan mencari dan mengkaji beberapa *literature* terkait klasifikasi kanker kulit menggunakan metode-metode untuk klasifikasi jenis dari kanker kulit. Kemudian, setelah memperoleh *literature* tahapan selanjutnya yaitu mencari data yang akan digunakan dalam penelitian ini. Data diperoleh dari *website Kaggl*e yang berisi terkait data kanker kulit beserta dengan kelasnya.

Data yang diperoleh merupakan data sekunder sehingga perlu melakukan *preporocessing* agar memperoleh citra yang bagus. Kemudian, setelah tahapan *preporocessing* data tersebut di ekstraksi fitur, tujuan dari ekstraksi fitur yaitu untuk memperoleh fitur statistik dari citra. Tahapan selanjutnya yaitu hasil dari

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ekstraksi fitur dijadikan sebagai parameter pada proses klasifikasi. Tahapan-tahapan tersebut direpresentasikan dengan diagram alir sesuai pada Gambar 3.4.

Proses klasifikasi pada penelitian ini memiliki tujuan utama yaitu untuk membagi data menjadi tiga kelas, serta untuk mengetahui kategori dari kanker kulit. Setelah memperoleh hasil dari klasifikasi, maka memerlukan proses perhitungan evaluasi model menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang dihasilkan pada penelitian ini.



Gambar 3.4 Diagram Alir Kerangka Penelitian

Berdasarkan diagram alir pada Gambar 3.4 tahapan-tahapan pada penelitian ini dapat dijabarkan sebagai berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. *Input* Data. Penelitian ini diawali dengan menginputkan data *dermoscopy* yaitu *Melanoma, Actinic Keratosis,* dan *Nevus*.

2. *Preprocessing*

   (a) Menghilangkan fitur rambut pada citra menggunakan *dull razor filtering*.

   (b) Mengubah citra RGB menjadi *grayscale* pada Persamaan (2.1).

3. Ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur yang digunakan yaitu ekstraksi tekstur menggunakan metode GLCM. Pada tahapan ini mencari nilai dari energi, korelasi, kontras, homogenitas, dan entropi pada Persamaan (2.2) sampai dengan Persamaan (2.10). Hasil dari fitur-fitur berdasarkan orientasi sudutnya akan dilakukan uji coba pada tahapan klasifikasi.

4. Klasifikasi.

   (a) Pada penelitian ini proses pembagian data *training* serta data *testing* meggunakan *K-fold cross validation*. Nilai k yang digunakan pada penelitian ini yaitu 10.

   (b) Tahap klasifikasi menggunakan KELM. Pada penelitian ini menggunakan uji coba orientasi sudut GLCM, dan fungsi kernel, dan koefisien regulasi (c). Orientasi sudut yang digunakan yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Jenis kernel yang digunakan yaitu kernel RBF, polynomial, linear dan wavelet. Nilai c yang digunakan yaitu 0.1, 1, 10, 100, dan 1000.

   (c) Tahapan *Training*

      i. Menginputkan data *training*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ii. Inisialisasi jenis kernel yang dapat dilihat pada Tabel 2.2, nilai koefisien regulasi (c), dan nilai parameter kernel (σ, d) yang diperoleh dari menghitung standar deviasi pada data *training*.

iii. Menghitung fungsi kernel dengan menggunakan persamaan yang terdapat pada Tabel 2.2

iv. Membentuk matriks omega data *training* Ω_{KELM} menggunakan Persamaan (2.20)

v. mencari nilai dari *output weight* (β) dengan menggunakan Persamaan (2.19).

(d) Tahapan *Testing*

i. Menginputkan data *testing*.

ii. Tahapan awal yaitu mengambil nilai β yang didapatkan dari tahapan *training*.

iii. Membentuk $K(x_N, x_S)$ dengan menggunakan Persamaan (2.21).

iv. Menghitung nilai dari target *output* dengan menggunakan Persamaan (2.18).

5. Evaluasi model. Dalam tahapan ini meggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi dari hasil klasifikasi kanker kulit. Sehingga didapat nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas menggunakan Persamaa (2.22), (2.23), dan (2.24).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

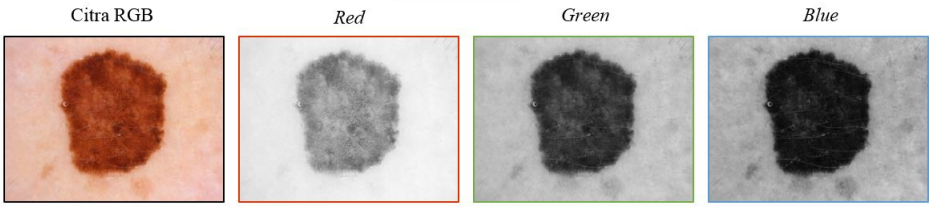
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskripsi Data

Sebagaimana telah diuraikan pada bab III, bahwa mengklasifikasi kanker kulit berdasarkan citra *dermoscopy* dilakukan dengan menggunakan metode *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM). Data yang digunakan pada penelitian ini berasal *website Kaggle* (Katanskiy, 2019). Jumlah data yang digunakan yaitu sebanyak 408 data yang terbagi menjadi tiga kelas yaitu *Melanoma, Actinic Keratosis*, dan *Nevus* dengan jumlah masing-masing yaitu 144, 130, dan 134 data.

Penelitian ini menggunakan *input*an data citra kanker kulit dengan tipe data citra RGB. Data citra kanker kulit yang digunakan memiliki ukuran yang berbeda-beda, ada yang 224×224, 600×450, 2048×1536, 3072×2304, dan lain sebagainya. Di mana setiap data citra memiliki tiga lapisan warna yaitu *Red* (R), *Green* (G), dan *Blue* (B). Ilustrasi lapisan warna pada data citra dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Ilustrasi Lapisan pada Citra RGB

Setiap lapisan warna pada citra RGB memiliki nilai piksel dengan derajat keabuan dari 0 sampai 255. Nilai piksel pada lapisan *red, green*, dan *blue*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ditunjukkan pada Matriks (4.1), (4.2), dan (4.3).

$$PR_{1536\times2048} = \begin{bmatrix} 221 & 223 & 227 & \dots & 233 & 232 & 231 \\ 226 & 226 & 227 & \dots & 229 & 231 & 231 \\ 228 & 226 & 228 & \dots & 225 & 230 & 233 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 221 & 221 & 218 & \dots & 237 & 236 & 239 \\ 221 & 222 & 219 & \dots & 238 & 238 & 239 \\ 219 & 222 & 219 & \dots & 238 & 235 & 238 \end{bmatrix} \tag{4.1}$$

$$PG_{1536\times2048} = \begin{bmatrix} 180 & 182 & 184 & \dots & 193 & 192 & 191 \\ 183 & 183 & 182 & \dots & 189 & 191 & 191 \\ 183 & 181 & 181 & \dots & 185 & 191 & 194 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 177 & 177 & 174 & \dots & 196 & 196 & 199 \\ 177 & 178 & 175 & \dots & 197 & 198 & 199 \\ 173 & 176 & 176 & \dots & 196 & 195 & 198 \end{bmatrix} \tag{4.2}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$PB_{1536\times2048} = \begin{bmatrix} 174 & 176 & 178 & \dots & 193 & 190 & 189 \\ 176 & 176 & 176 & \dots & 189 & 189 & 189 \\ 177 & 175 & 175 & \dots & 183 & 186 & 189 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 168 & 168 & 163 & \dots & 194 & 194 & 197 \\ 164 & 165 & 162 & \dots & 195 & 196 & 197 \\ 158 & 161 & 160 & \dots & 197 & 193 & 196 \end{bmatrix} \tag{4.3}$$

4.2. *Preprocessing*

4.2.1. *Dull Razor Filtering*

Dalam penelitian ini terdapat beberapa data citra kanker kulit yang memiliki *noise* berupa rambut, hal tersebut dapat menghalangi pengambilan informasi pada citra kanker kulit. Dalam mengatasi permasalahan tersebut dapat di atasi dengan menghilangkan piksel rambut menggunakan algoritma *dull razor filtering*. Berdasarkan pemaparan di subbab 5 pada bab II, terdapat 5 langkah menghilangkan rambut dengan algoritma *dull razor filtering*. Pertama membaca data citra. Kedua memisahkan setiap lapisan warna pada citra kanker kulit. Pada proses perhitungan manual diambil sampel bagian dari citra kanker kulit dengan ukuran 10×10, pengambilan sampel tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.2.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Gambar 4.2 Sampel Data Citra Kanker Kulit

Pada Gambar 4.2 ukuran asli citra yaitu 224×224, namun pada proses perhitungan manual diambil sampel bagian berukuran 10×10. Sampel data tersebut menghasilkan matriks yang berukuran $10 \times 10 \times 3$. Angka 3 menunjukkan banyaknya lapisan pada citra RGB. Setiap lapisan memiliki nilai piksel dengan range 0 sampai dengan 255. Nilai piksel pada lapisan *red, green*, dan *blue* ditunjukkan pada Matriks (4.4), (4.5), dan (4.6).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$R_{10\times10} = \begin{bmatrix} 222 & 235 & 230 & 231 & 235 & 237 & 237 & 240 & 238 & 236 \\ 203 & 223 & 232 & 233 & 233 & 232 & 236 & 238 & 238 & 235 \\ 222 & 202 & 228 & 230 & 231 & 230 & 235 & 235 & 236 & 235 \\ 235 & 216 & 208 & 231 & 230 & 232 & 235 & 235 & 235 & 234 \\ 229 & 232 & 210 & 215 & 232 & 228 & 232 & 233 & 236 & 235 \\ 233 & 233 & 235 & 210 & 218 & 235 & 235 & 231 & 236 & 238 \\ 230 & 230 & 233 & 233 & 207 & 229 & 236 & 235 & 233 & 189 \\ 223 & 228 & 228 & 234 & 230 & 203 & 233 & 229 & 177 & 159 \\ 227 & 228 & 230 & 229 & 229 & 219 & 200 & 170 & 154 & 204 \\ 234 & 234 & 226 & 226 & 235 & 223 & 158 & 151 & 207 & 229 \end{bmatrix} \tag{4.4}$$

$$G_{10\times10} = \begin{bmatrix} 146 & 163 & 159 & 162 & 164 & 163 & 165 & 166 & 164 & 164 \\ 132 & 154 & 161 & 159 & 163 & 160 & 164 & 167 & 167 & 164 \\ 151 & 133 & 159 & 159 & 160 & 160 & 163 & 165 & 171 & 164 \\ 166 & 149 & 140 & 160 & 161 & 163 & 164 & 165 & 167 & 164 \\ 161 & 165 & 143 & 146 & 165 & 164 & 167 & 164 & 165 & 170 \\ 161 & 161 & 164 & 141 & 149 & 170 & 167 & 163 & 168 & 163 \\ 158 & 160 & 166 & 163 & 136 & 162 & 167 & 166 & 157 & 108 \\ 162 & 162 & 167 & 166 & 159 & 140 & 164 & 148 & 96 & 97 \\ 162 & 164 & 167 & 164 & 169 & 155 & 122 & 94 & 103 & 156 \\ 164 & 166 & 165 & 164 & 167 & 146 & 87 & 100 & 156 & 166 \end{bmatrix} \tag{4.5}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$B_{10\times10} = \begin{bmatrix} 146 & 164 & 155 & 157 & 160 & 162 & 166 & 167 & 165 & 165 \\ 128 & 149 & 159 & 158 & 161 & 163 & 167 & 165 & 165 & 162 \\ 145 & 126 & 152 & 157 & 156 & 160 & 166 & 163 & 165 & 160 \\ 159 & 140 & 131 & 154 & 156 & 158 & 162 & 163 & 164 & 164 \\ 160 & 157 & 135 & 139 & 157 & 154 & 161 & 159 & 159 & 164 \\ 164 & 162 & 158 & 134 & 144 & 164 & 164 & 160 & 165 & 158 \\ 162 & 160 & 160 & 155 & 132 & 154 & 162 & 161 & 144 & 107 \\ 161 & 164 & 162 & 163 & 155 & 133 & 159 & 145 & 92 & 98 \\ 160 & 164 & 160 & 158 & 161 & 146 & 120 & 94 & 102 & 152 \\ 164 & 163 & 162 & 165 & 166 & 140 & 85 & 97 & 152 & 161 \end{bmatrix} \tag{4.6}$$

Langkah ketiga yaitu mengidentifikasi dan menghilangkan piksel rambut menggunakan *buttom-hat filtering* yang merupakan selisih dari *morphological closing operation* dengan citra asli di setiap lapisan warna. Pada proses *Morphological closing operation* akan dilakukan dilasi dan erosi. Pada proses perhitungan, digunakan lapisan *green* pada Matriks (4.5) sebagai sampel. *Morphological closing operation* yang digunakan membutuhkan *disk structuring element* (SE), di mana radius yang digunakan yaitu 3. Tampilan dari *disk structuring element* dengan radius 3 dapat dilihat pada Matriks (4.7).

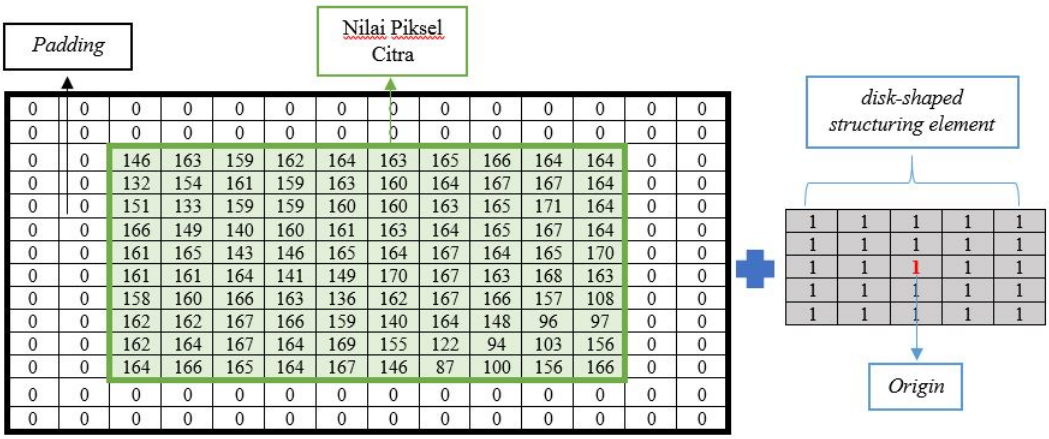
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$SE_{5\times5} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{4.7}$$

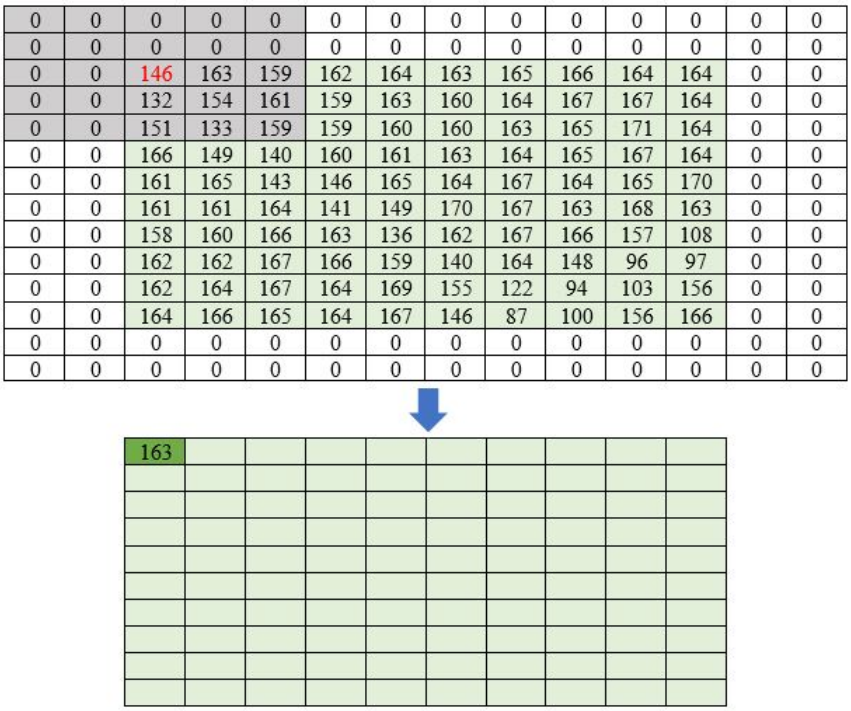
Proses dilasi digunakan untuk mencari nilai maksimal pada piksel sesuai dengan *mask* dari Matriks (4.7). Ilustrasi perhitungan dilasi dapat dilihat pada Gambar 4.3 sampai dengan Gambar 4.5. Berikut merupakan proses perhitungan manual dilasi menggunakan *disk structuring element* dengan radius 3:

$$\begin{aligned} D(1,1) &= max\left([146; 163; 159; 132; 154; 161; 151; 133; 159]\right) \\ &= 163 \\ D(1,2) &= max\left([146; 163; 159; 162; 132; 154; 161; 159; 151; 133; 159; 159]\right) \\ &= 163 \\ &\vdots \\ D(10,10) &= max\left([148; 96; 97; 94; 103; 156; 100; 156; 166]\right) \\ &= 166 \end{aligned}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.3 Ilustrasi Penambahan *Padding* pada Piksel Citra Awal dan Bentuk *Disk Structuring Element*dengan Radius 3



Gambar 4.4 Ilustrasi Perhitungan Dilasi pada Baris ke-1 Kolom ke-1

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

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	146	163	159	162	164	163	165	166	164	164	0	0
0	0	132	154	161	159	163	160	164	167	167	164	0	0
0	0	151	133	159	159	160	160	163	165	171	164	0	0
0	0	166	149	140	160	161	163	164	165	167	164	0	0
0	0	161	165	143	146	165	164	167	164	165	170	0	0
0	0	161	161	164	141	149	170	167	163	168	163	0	0
0	0	158	160	166	163	136	162	167	166	157	108	0	0
0	0	162	162	167	166	159	140	164	148	96	97	0	0
0	0	162	164	167	164	169	155	122	94	103	156	0	0
0	0	164	166	165	164	167	146	87	100	156	166	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

163	163								

Gambar 4.5 Ilustrasi Perhitungan Dilasi pada Baris ke-1 Kolom ke-2

Proses perhitungan tersebut dilakukan sampai seluruh piksel telah terhitung. Pada Gambar 4.7 piksel berwarna hijau menunjukkan nilai piksel pada citra, piksel berwarna putih menunjukkan *padding*. Penambahan *padding* digunakan untuk membantu proses dilasi pada setiap piksel citra. *Padding* yang digunakan yaitu *zero padding*. Pada proses perhitungan nilai *padding* diabaikan, kita hanya membutuhkan nilai piksel pada citranya saja. Sedangkan Gambar 4.4 dan 4.5 menunjukkan ilustrasi perhitungan dilasi pada koordinat (1,1) dan (1,2). Hasil dilasi menggunakan *disk structuring element* dengan radius 3 dapat dilihat pada Matriks (4.8).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$D_{10\times10} = \begin{bmatrix} 163 & 163 & 164 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 & 171 & 171 \\ 166 & 166 & 166 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 & 171 & 171 \\ 166 & 166 & 166 & 165 & 167 & 167 & 171 & 171 & 171 & 171 \\ 166 & 166 & 166 & 170 & 170 & 170 & 171 & 171 & 171 & 171 \\ 166 & 166 & 166 & 170 & 170 & 170 & 171 & 171 & 171 & 171 \\ 167 & 167 & 167 & 170 & 170 & 170 & 170 & 170 & 170 & 170 \\ 167 & 167 & 169 & 170 & 170 & 170 & 170 & 170 & 170 & 170 \\ 167 & 167 & 169 & 170 & 170 & 170 & 170 & 170 & 168 & 168 \\ 167 & 167 & 169 & 169 & 169 & 169 & 169 & 167 & 167 & 166 \\ 167 & 167 & 169 & 169 & 169 & 169 & 169 & 166 & 166 & 166 \end{bmatrix} \tag{4.8}$$

Pada Matriks (4.8) dapat dilihat bahwa nilai setiap elemen pada matriks tersebut banyak mengalami perubahan jika dibandingkan dengan matriks awalnya. Proses berikutnya yaitu menghitung erosi menggunakan nilai dari hasil perhitungan dilasi pada Matriks (4.8. Proses erosi digunakan untuk mencari nilai manimal pada Matriks (4.8 sesuai dengan *mask* dari Matriks (4.7). Sama halnya dengan dilasi, proses erosi juga menggunakan *disk structuring element* dengan radius 3. Ilustrasi perhitungan erosi dapat dilihat pada Gambar 4.6 sampai dengan Gambar 4.8. Berikut merupakan proses perhitungan manual erosi menggunakan *disk structuring element* dengan radius 3:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$E(1,1) = min\left([163; 163; 164; 166; 166; 166; 166; 166; 166]\right)$$

$$= 163$$

$$E(1,2) = min\left([163; 163; 164; 164; 166; 166; 166; 164; 166; 166; 166; 165]\right)$$

$$= 163$$

$$\vdots$$

$$E(10,10) = min\left([170; 168; 168; 167; 167; 166; 166; 166; 166]\right)$$

$$= 166$$

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	163	163	164	164	165	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	164	165	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	165	167	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	170	170	170	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	170	170	170	171	171	171	171	0	0
0	0	167	167	167	170	170	170	170	170	170	170	0	0
0	0	167	167	169	170	170	170	170	170	170	170	0	0
0	0	167	167	169	170	170	170	170	170	168	168	0	0
0	0	167	167	169	169	169	169	169	167	167	166	0	0
0	0	167	167	169	169	169	169	169	166	166	166	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

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1

Gambar 4.6 Ilustrasi Penambahan *Padding* pada Piksel Citra Hasil Dilasi dan Bentuk *Disk Structuring Element*dengan Radius 3

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

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	163	163	164	164	165	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	164	165	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	165	167	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	170	170	170	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	170	170	170	171	171	171	171	0	0
0	0	167	167	167	170	170	170	170	170	170	170	0	0
0	0	167	167	169	170	170	170	170	170	170	170	0	0
0	0	167	167	169	170	170	170	170	170	168	168	0	0
0	0	167	167	169	169	169	169	169	167	167	166	0	0
0	0	167	167	169	169	169	169	169	166	166	166	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

163									

Gambar 4.7 Ilustrasi Perhitungan Erosi pada Baris ke-1 Kolom ke-1

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	163	163	164	164	165	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	164	165	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	165	167	167	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	170	170	170	171	171	171	171	0	0
0	0	166	166	166	170	170	170	171	171	171	171	0	0
0	0	167	167	167	170	170	170	170	170	170	170	0	0
0	0	167	167	169	170	170	170	170	170	170	170	0	0
0	0	167	167	169	170	170	170	170	170	168	168	0	0
0	0	167	167	169	169	169	169	169	167	167	166	0	0
0	0	167	167	169	169	169	169	169	166	166	166	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

163	163								

Gambar 4.8 Ilustrasi Perhitungan Erosi pada Baris ke-1 Kolom ke-2

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Proses perhitungan tersebut dilakukan sampai seluruh piksel telah terhitung. Pada Gambar 4.6 piksel berwarna hijau menunjukkan nilai piksel hasil dilasi yang diperoleh pada proses sebelumnya, piksel berwarna putih menunjukkan *padding*. Penambahan *padding* digunakan untuk membantu proses erosi pada setiap piksel citra. *Padding* yang digunakan yaitu *zero padding*. Pada proses perhitungan nilai *padding* diabaikan, kita hanya membutuhkan nilai piksel pada citranya saja. *Padding* yang digunakan yaitu *zero padding*. Sedangkan Gambar 4.7 dan 4.8 menunjukkan ilustrasi perhitungan erosi pada koordinat (1,1) dan (1,2). Hasil erosi menggunakan *disk structuring element* dengan radius 3 dapat dilihat pada Matriks (4.9).

$$E_{10\times 10} = \begin{bmatrix} 163 & 163 & 163 & 163 & 164 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 \\ 163 & 163 & 163 & 163 & 164 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 \\ 163 & 163 & 163 & 163 & 164 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 \\ 166 & 164 & 164 & 164 & 164 & 164 & 165 & 167 & 170 & 170 \\ 166 & 165 & 165 & 165 & 165 & 165 & 167 & 167 & 170 & 170 \\ 166 & 166 & 166 & 166 & 166 & 170 & 168 & 168 & 168 & 168 \\ 166 & 166 & 166 & 166 & 166 & 167 & 167 & 166 & 166 & 166 \\ 167 & 167 & 167 & 167 & 167 & 166 & 166 & 166 & 166 & 166 \\ 167 & 167 & 167 & 167 & 169 & 166 & 166 & 166 & 166 & 166 \\ 167 & 167 & 167 & 167 & 169 & 166 & 166 & 166 & 166 & 166 \end{bmatrix} \tag{4.9}$$

Pada Matriks (4.9) dapat dilihat bahwa nilai setiap elemen pada matriks tersebut banyak mengalami perubahan jika dibandingkan dengan Matriks (4.8). Matriks (4.9) merupakan hasil dari *morphological closing operation*. Proses

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

selanjutnya yaitu mencari selisih dari *morphological closing operation* dengan citra asli. Berikut merupakan proses perhitungan manual dari *buttom-hat filtering*:

$$B_{hat} = E_{10\times10} - G_{10\times10}$$

$$= \begin{bmatrix} 146 & 163 & 159 & 162 & 164 & 163 & 165 & 166 & 164 & 164 \\ 132 & 154 & 161 & 159 & 163 & 160 & 164 & 167 & 167 & 164 \\ 151 & 133 & 159 & 159 & 160 & 160 & 163 & 165 & 171 & 164 \\ 166 & 149 & 140 & 160 & 161 & 163 & 164 & 165 & 167 & 164 \\ 161 & 165 & 143 & 146 & 165 & 164 & 167 & 164 & 165 & 170 \\ 161 & 161 & 164 & 141 & 149 & 170 & 167 & 163 & 168 & 163 \\ 158 & 160 & 166 & 163 & 136 & 162 & 167 & 166 & 157 & 108 \\ 162 & 162 & 167 & 166 & 159 & 140 & 164 & 148 & 96 & 97 \\ 162 & 164 & 167 & 164 & 169 & 155 & 122 & 94 & 103 & 156 \\ 164 & 166 & 165 & 164 & 167 & 146 & 87 & 100 & 156 & 166 \end{bmatrix} -$$

$$\begin{bmatrix} 163 & 163 & 163 & 163 & 164 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 \\ 163 & 163 & 163 & 163 & 164 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 \\ 163 & 163 & 163 & 163 & 164 & 164 & 165 & 167 & 171 & 171 \\ 166 & 164 & 164 & 164 & 164 & 164 & 165 & 167 & 170 & 170 \\ 166 & 165 & 165 & 165 & 165 & 165 & 167 & 167 & 170 & 170 \\ 166 & 166 & 166 & 166 & 166 & 170 & 168 & 168 & 168 & 168 \\ 166 & 166 & 166 & 166 & 166 & 167 & 167 & 166 & 166 & 166 \\ 167 & 167 & 167 & 167 & 167 & 166 & 166 & 166 & 166 & 166 \\ 167 & 167 & 167 & 167 & 169 & 166 & 166 & 166 & 166 & 166 \\ 167 & 167 & 167 & 167 & 169 & 166 & 166 & 166 & 166 & 166 \end{bmatrix}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$= \begin{bmatrix} 17 & 0 & 4 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 7 & 7 \\ 31 & 9 & 2 & 4 & 1 & 4 & 1 & 0 & 4 & 7 \\ 12 & 30 & 4 & 4 & 4 & 4 & 2 & 2 & 0 & 7 \\ 0 & 15 & 24 & 4 & 3 & 1 & 1 & 2 & 3 & 6 \\ 5 & 0 & 22 & 19 & 0 & 1 & 0 & 3 & 5 & 0 \\ 5 & 5 & 2 & 25 & 17 & 0 & 1 & 5 & 0 & 5 \\ 8 & 6 & 0 & 3 & 30 & 5 & 0 & 0 & 9 & 58 \\ 5 & 5 & 0 & 1 & 8 & 26 & 2 & 18 & 70 & 69 \\ 5 & 3 & 0 & 3 & 0 & 11 & 44 & 72 & 63 & 10 \\ 3 & 1 & 2 & 3 & 2 & 20 & 79 & 66 & 10 & 0 \end{bmatrix}$$

Hasil dari *bottom hat filtering* akan dibentuk matriks biner. Dimana hasil nilai piksel yang nilainya lebih dari 15 di isi dengan nilai 1, sedangkan yang kurang dari 15 di isi denan nilai 0. Deteksi piksel rambut tersebut dapat dilihat pada Matriks (4.10). Tahapan Keempat yaitu mengganti piksel rambut dengan piksel dari kulit yang paling dekat menggunakan algoritma *Region of Interest* (ROI). Sebelum masuk pada algoritma ROI, hasil dari deteksi peiksel rambut yaitu pada Matriks (4.10) perlu dilakukan dilasi terlebih dahulu. Ilustrasi perhitungan dilasi dapat dilihat pada Gambar 4.9 dan Gambar 4.10. Berikut merupakan proses perhitungan manual dilasi menggunakan *disk structuring element* dengan radius 3:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$X_{10\times10} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{4.10}$$

$$\begin{aligned} DA(1,1) &= max\left([1;0;0;1;0;0;0;1;0]\right) \\ &= 1 \\ DA(1,2) &= max\left([1;0;0;0;1;0;0;0;0;1;0;0]\right) \\ &= 1 \\ &\vdots \\ DA(10,10) &= max\left([1;1;1;1;1;0;1;0;0]\right) \\ &= 1 \end{aligned}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

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	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	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

1									

Gambar 4.9 Ilustrasi Perhitungan Dilasi untuk Baris ke-1 Kolom ke-1

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	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	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

1	1								

Gambar 4.10 Ilustrasi Perhitungan Dilasi untuk Baris ke-1 Kolom ke-2

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Hasil dilasi menggunakan *disk structuring element* dengan radius 3 dapat dilihat pada Matriks (4.11).

$$DA_{10\times10} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{4.11}$$

Pada Matriks (4.8) dapat dilihat bahwa nilai setiap elemen pada matriks tersebut banyak mengalami perubahan jika dibandingkan dengan matriks awalnya. Proses berikutnya yaitu mengganti piksel rambut dengan piksel dari kulit yang paling dekat menggunakan algoritma ROI. Nilai yang digunakan untuk perhitungan ROI menggunakan nilai dari hasil dilasi pada Matriks (4.11. Hasil dari mengganti piksel rambut dengan piksel dari kulit yang paling dekat menggunakan algoritma ROI dapat dilihat pada Matriks (4.12).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$HG_{10\times10} = \begin{bmatrix} 146 & 163 & 159 & 162 & 164 & 163 & 165 & 166 & 164 & 164 \\ 132 & 152 & 157 & 160 & 163 & 160 & 164 & 167 & 167 & 164 \\ 151 & 155 & 158 & 159 & 160 & 160 & 163 & 165 & 171 & 164 \\ 166 & 160 & 159 & 159 & 159 & 160 & 164 & 165 & 167 & 164 \\ 161 & 160 & 159 & 159 & 158 & 158 & 160 & 164 & 165 & 170 \\ 161 & 160 & 159 & 158 & 156 & 154 & 153 & 152 & 153 & 163 \\ 158 & 160 & 160 & 157 & 154 & 149 & 144 & 140 & 131 & 108 \\ 162 & 162 & 162 & 159 & 153 & 145 & 136 & 131 & 125 & 97 \\ 162 & 164 & 167 & 161 & 156 & 142 & 122 & 123 & 140 & 156 \\ 164 & 166 & 165 & 164 & 167 & 146 & 87 & 100 & 156 & 166 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

Selain itu perhitungan serupa juga dilakukan pada 3 lapisan warna yang lain. Kemudian masuk pada langkah terakhir yaitu penggabungan ketiga lapisan warna yang telah melalui proses perhitungan sehingga akan membentuk citra RGB. Hasil *dull razor filtering* pada citra *dermoscopy* dapat dilihat pada Gambar 4.11.

Gambar 4.11 Cita *dermoscopy* Setelah di *Dull Razor Filtering*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.2.2. *Grayscale*

Grayscale merupakan suatu teknik yang digunakan untuk mengubah citra RGB menjadi citra keabuan, sehingga dapat mempermudah dalam proses pengolahan citra. Sebelum masuk pada tahapan ekstraksi fitur menggunakan GLCM, citra kanker kulit yang awalnya termasuk citra RGB di ubah terlebih dahulu menjadi citra *grayscale*. Citra kanker kulit yang telah di *dull razor filtering* diubah ke bentuk citra *grayscale* menggunakan Persamaan (2.1). Pada Gambar 4.11 memiliki tiga lapisan warna yaitu *Red* (R), *Green* (G), dan *Blue* (B), dengan masing-masing lapisan warna memiliki nilai piksel dengan derajat keabuan dari 0 sampai 255. Nilai piksel pada lapisan *red, green*, dan *blue* ditunjukkan pada Matriks (4.13), (4.14), dan (4.15).

$$RE_{224\times224} = \begin{bmatrix} 217 & 224 & 233 & \dots & 231 & 232 & 237 \\ 213 & 220 & 227 & \dots & 230 & 230 & 233 \\ 217 & 222 & 227 & \dots & 233 & 231 & 232 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 206 & 201 & 203 & \dots & 230 & 230 & 233 \\ 205 & 204 & 207 & \dots & 229 & 230 & 232 \\ 205 & 206 & 205 & \dots & 229 & 229 & 232 \end{bmatrix} \tag{4.13}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$GR_{224\times224} = \begin{bmatrix} 147 & 154 & 163 & \dots & 163 & 166 & 171 \\ 143 & 150 & 157 & \dots & 162 & 164 & 167 \\ 147 & 152 & 157 & \dots & 165 & 165 & 166 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 160 & 155 & 157 & \dots & 182 & 183 & 186 \\ 159 & 158 & 161 & \dots & 181 & 183 & 185 \\ 159 & 160 & 159 & \dots & 181 & 182 & 185 \end{bmatrix} \tag{4.14}$$

$$BL_{224\times224} = \begin{bmatrix} 147 & 154 & 163 & \dots & 164 & 167 & 172 \\ 143 & 150 & 157 & \dots & 163 & 165 & 168 \\ 147 & 152 & 157 & \dots & 166 & 166 & 167 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 136 & 131 & 134 & \dots & 162 & 163 & 166 \\ 135 & 134 & 138 & \dots & 161 & 163 & 165 \\ 135 & 136 & 136 & \dots & 161 & 162 & 165 \end{bmatrix} \tag{4.15}$$

Pada Gambar 4.11 dapat diubah kebentuk *grayscale* dengan menggunakan Persamaan (2.1), nilai piksel yang digunakan yaitu nilai piksel pada Matriks (4.13), (4.14), dan (4.15). Proses perhitungan manual merubah citra RGB ke *grayscale* adalah sebagai berikut:

$gray_{1,1} = 0.299 \times 217 + 0.587 \times 147 + 0.114 \times 147 = 168$

$gray_{1,2} = 0.299 \times 224 + 0.587 \times 154 + 0.114 \times 154 = 175$

$gray_{1,3} = 0.299 \times 233 + 0.587 \times 163 + 0.144 \times 163 = 184$

$\vdots$

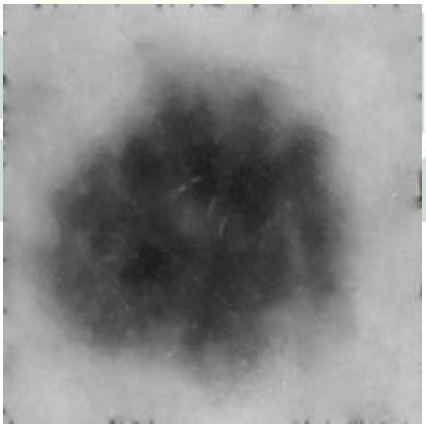
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$gray_{224,224} = 0.299 \times 232 + 0.587 \times 185 + 0.114 \times 165 = 197$

Hasil dari proses perhitungan tersebut menghasilkan matriks *grayscale* seperti berikut:

$$gray_{224\times224} = \begin{bmatrix} 168 & 175 & 184 & \dots & 183 & 186 & 191 \\ 164 & 171 & 178 & \dots & 182 & 184 & 187 \\ 168 & 173 & 178 & \dots & 185 & 185 & 186 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 171 & 166 & 168 & \dots & 194 & 195 & 198 \\ 170 & 169 & 172 & \dots & 193 & 195 & 197 \\ 170 & 171 & 170 & \dots & 193 & 194 & 197 \end{bmatrix}$$

Hasil dari matriks diatas akan menghasilkan data citra seperti pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Hasil *Grayscale*

4.3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah salah satu teknik yang digunakan untuk mencari informasi dari suatu data citra. Pada penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), pembentukan matriks kookurensi

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dengan jarak 1 piksel dan orientasi sudut sebanyak 4 yaitu 0°,45°,90° dan 135°. Fitur GLCM yang digunakan dalam penelitian ini diantaranya yaitu energi, korelasi, kontras, homogenitas, dan entropi. Dimana masing-masing fitur berorientasi terhadap sudut 0°,45°,90°, dan 135°. Nilai fitur-fitur dari GLCM dapat di cari menggunakan Persamaan (2.2) sampai dengan Persamaan (2.10).

Berdasarkan pemaparan di subbab 6 pada Bab II, terdapat 4 langkah dalam perhitungan GLCM. Langkah pertama yaitu membentuk matriks kookurensi pada citra kanker kulit yang telah melalui tahapan *preprocessing*. Pada matriks $gray_{224\times224}$ diperoleh matriks kookurensi pada jarak 1 piksel dengan sudut 0° sebagai berikut:

$$A_{8\times8} = \begin{bmatrix} 243 & 58 & 1 & 0 & 5 & 0 & 2 & 0 \\ 58 & 3158 & 402 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 399 & 6258 & 575 & 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 562 & 5906 & 523 & 14 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 8 & 492 & 6739 & 626 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 2 & 17 & 594 & 14214 & 862 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & 3 & 864 & 7071 & 32 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 32 & 209 \end{bmatrix}$$

Setelah memperoleh matriks kookurensi, maka langkah selanjutnya yaitu menghitung *transpose* dari matriks kookurensi yang nantinya digunakan untuk mencari matriks simetri.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$A'_{8\times 8} = \begin{bmatrix} 243 & 58 & 1 & 0 & 0 & 2 & 2 & 0 \\ 58 & 3158 & 399 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 402 & 6258 & 562 & 8 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 575 & 5906 & 492 & 17 & 0 & 0 \\ 5 & 1 & 6 & 523 & 6739 & 594 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 14 & 626 & 14214 & 864 & 0 \\ 2 & 0 & 2 & 1 & 4 & 862 & 7071 & 32 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 32 & 209 \end{bmatrix}$$

Langkah kedua yaitu membentuk matriks simetris dengan cara menjumlahkan matriks kookurensi dengan *transpose* dari matriks kookurensi.

$$B = A + A^{tp}$$

$$= \begin{bmatrix} 243 & 58 & 1 & 0 & 5 & 0 & 2 & 0 \\ 58 & 53158 & 402 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 399 & 6258 & 575 & 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 562 & 5906 & 523 & 14 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 8 & 492 & 6739 & 626 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 2 & 17 & 594 & 14214 & 862 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & 3 & 864 & 7071 & 32 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 32 & 209 \end{bmatrix} +$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\begin{bmatrix} 243 & 58 & 1 & 0 & 0 & 2 & 2 & 0 \\ 58 & 3158 & 399 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 402 & 6258 & 562 & 8 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 575 & 5906 & 492 & 17 & 0 & 0 \\ 5 & 1 & 6 & 523 & 6739 & 594 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 14 & 626 & 14214 & 864 & 0 \\ 2 & 0 & 2 & 1 & 4 & 862 & 7071 & 32 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 32 & 209 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 486 & 116 & 2 & 0 & 5 & 2 & 4 & 0 \\ 116 & 6316 & 801 & 4 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 801 & 12516 & 1137 & 14 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 1137 & 11812 & 1015 & 31 & 1 & 0 \\ 5 & 1 & 14 & 1015 & 13478 & 1220 & 7 & 0 \\ 2 & 0 & 2 & 31 & 1220 & 28428 & 1726 & 0 \\ 4 & 0 & 2 & 1 & 7 & 1726 & 14142 & 64 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 64 & 418 \end{bmatrix}$$

Langkah ketiga yaitu membentuk matriks normalisasi dengan cara menormalisasi matriks simetri. Matriks normalisasi akan digunakan untuk menghitung fitur pada GLCM.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$C = \begin{bmatrix} \frac{486}{99904} & \frac{116}{99904} & \frac{2}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{5}{99904} & \frac{2}{99904} & \frac{4}{99904} & \frac{0}{99904} \\ \frac{116}{99904} & \frac{6316}{99904} & \frac{801}{99904} & \frac{4}{99904} & \frac{1}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{0}{99904} \\ \frac{2}{99904} & \frac{801}{99904} & \frac{12516}{99904} & \frac{1137}{99904} & \frac{14}{99904} & \frac{2}{99904} & \frac{2}{99904} & \frac{0}{99904} \\ \frac{0}{99904} & \frac{4}{99904} & \frac{1137}{99904} & \frac{11812}{99904} & \frac{1015}{99904} & \frac{31}{99904} & \frac{1}{99904} & \frac{0}{99904} \\ \frac{5}{99904} & \frac{1}{99904} & \frac{14}{99904} & \frac{1015}{99904} & \frac{13478}{99904} & \frac{1220}{99904} & \frac{7}{99904} & \frac{0}{99904} \\ \frac{2}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{2}{99904} & \frac{31}{99904} & \frac{1220}{99904} & \frac{28428}{99904} & \frac{1726}{99904} & \frac{0}{99904} \\ \frac{4}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{2}{99904} & \frac{1}{99904} & \frac{7}{99904} & \frac{\frac{1726}{99904}}{0} & \frac{14142}{99904} & \frac{64}{99904} \\ \frac{0}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{0}{99904} & \frac{0}{99904} & 0 & \frac{64}{99904} & \frac{418}{99904} \end{bmatrix}$$

Langakah terakhir yaitu mencari 5 fitur GLCM di antaranya energi, korelasi, kontras, homogenitas, dan entropi. Fitur-fitur tersebut akan digunakan sebagai parameter dalam proses klasifikasi. Nilai dari fitur-fitur GLCM dapat di cari menggunakan Persamaan (2.2) sampai dengan Persamaan (2.10). Sehingga diperoleh nilai ekstraksi fitur pada jarak 1 dengan sudut 0° adalah sebagai berikut:

1. Energi

$$\begin{aligned} E &= \sum_m \sum_n (P_{m,n})^2 \\ &= \frac{486}{99904} + \frac{116}{99904} + ... + \frac{418}{99904} \\ &= 0.1543 \end{aligned}$$

Karena nilai energi menjauhi 1, menunjukkan pasangan piksel pada citra tersebut tidak seragam.

2. Korelasi

Perlu diperhatikan, sebelum mencari nilai dari korelasi terlebih dahulu

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

mencari nilai dari $\mu_m, \mu_n, \sigma_m,$ dan σ_n. Nilai-nilai tersebut nantinya digunakan pada proses menghitung nilai korelasi.

$$
\begin{aligned}
\mu_m &= \sum_m \sum_n m(P_{m,n}) \\
\mu_1 &= \left(1 \times \frac{486}{99904}\right) + ... + \left(1 \times \frac{0}{99904}\right) \\
&= 0.0062 \\
\mu_2 &= \left(2 \times \frac{116}{99904}\right) + ... + \left(2 \times \frac{0}{99904}\right) \\
&= 0.1449 \\
&\vdots \\
\mu_8 &= \left(8 \times \frac{0}{99904}\right) + ... + \left(8 \times \frac{418}{99904}\right) \\
&= 0.0386 \\
\mu_m &= 0.0062 + 0.1449 + ... + 0.0386 \\
&= 4.9762 \\
\mu_n &= \sum_m \sum_n n(P_{m,n}) \\
\mu_1 &= \left(1 \times \frac{486}{99904}\right) + ... + \left(1 \times \frac{0}{99904}\right) \\
&= 0.0062 \\
\mu_2 &= \left(2 \times \frac{116}{99904}\right) + ... + \left(2 \times \frac{0}{99904}\right) \\
&= 0.1449 \\
&\vdots \\
\mu_8 &= \left(8 \times \frac{0}{99904}\right) + ... + \left(8 \times \frac{418}{99904}\right) \\
&= 0.0386
\end{aligned}
$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\mu_n = 0.0062 + 0.1449 + ... + 0.0386$$

$$= 4.9762$$

$\sigma_m = \sqrt{\sum_m \sum_n (m - \mu_m)^2 P_{m,n}}$

$\sigma_1 =$

$$\sqrt{\left((1 - 4.9762)^2 \times \frac{486}{99904}\right) + ... + \left((1 - 4.9762)^2 \times \frac{0}{99904}\right)}$$

$= 0.0973$

$\sigma_2 =$

$$\sqrt{\left((2 - 4.9762)^2 \times \frac{116}{99904}\right) + ... + \left((2 - 4.9762)^2 \times \frac{0}{99904}\right)}$$

$= 0.6418$

$\vdots$

$$\sigma_8 = \sqrt{\left((8 - 4.9762)^2 \times \frac{0}{99904}\right) + ... + \left((8 - 4.9762)^2 \times \frac{418}{99904}\right)}$$

$= 0.044$

$\sigma_m = 0.0973 + 0.6418 + ... + 0.0441$

$= 1.570$

$\sigma_n = \sqrt{\sum_m \sum_n (n - \mu_n)^2 P_{m,n}}$

$\sigma_1 =$

$$\sqrt{\left((1 - 4.9762)^2 \times \frac{486}{99904}\right) + ... + \left((1 - 4.9762)^2 \times \frac{0}{99904}\right)}$$

$= 0.0973$

$\sigma_2 =$

$$\sqrt{\left((2 - 4.9762)^2 \times \frac{116}{99904}\right) + ... + \left((2 - 4.9762)^2 \times \frac{0}{99904}\right)}$$

$= 0.6418$

$\vdots$

$$\sigma_8 = \sqrt{\left((8 - 4.9762)^2 \times \frac{0}{99904}\right) + ... + \left((8 - 4.9762)^2 \times \frac{418}{99904}\right)}$$

$= 0.044$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$\sigma_m = 0.0973 + 0.6418 + ... + 0.0441$

$= 1.570$

$$CO = \sum_m \sum_n \frac{(m - \mu_m)(n - \mu_n)(P_{m,n})}{\sigma_m \sigma_n}$$

$$CO = \left(\frac{(1 - 4.9762) \times (1 - 4.9762) \times \frac{486}{99904}}{1.570 \times 1.570} \right) + ...+ \left(\frac{(8 - 4.9762) \times (8 - 4.9762) \times \frac{418}{99904}}{1.570 \times 1.570} \right)$$

$$= 0.9732$$

Karena nilai korelasi mendekati 1, menunjukkan pasangan piksel pada citra tersebut memiliki keterkaitan antara piksel yang satu dengan yang lainnya.

3. Kontras

$$CON = \sum_m \sum_n (m - n)^2 (P_{m,n})$$

$$= \left((1 - 1)^2 \times \frac{486}{99904} \right) + \left((1 - 2)^2 \times \frac{116}{99904} \right) + ...+ \left((8 - 8)^2 \times \frac{418}{99904} \right)$$

$$= 0.1323$$

Karena nilai kontras menjauhi 1, menunjukkan pasangan piksel pada citra tersebut memiliki keberagaman intensitas keabuan yang rendah.

4. Homogenitas

$$HM = \sum_m \sum_n \frac{(P_{m,n})}{1 + |m - n|}$$

$$= \left(\frac{\frac{486}{99904}}{1 + |1 - 1|} \right) + \left(\frac{\frac{116}{99904}}{1 + |1 - 2|} \right) + ... + \left(\frac{\frac{418}{99904}}{1 + |8 - 8|} \right)$$

$$= 0.9383$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Karena nilai homogenitas mendekati 1, menunjukkan pasangan piksel pada citra tersebut memiliki keseragaman intensitas keabuan yang tinggi.

5. Entropi

$$
\begin{aligned}
ENT &= -\sum_{m}\sum_{n} P_{m,n} log P_{m,n} \\
&= -\left[\left(\frac{486}{99904} \times log\frac{486}{99904}\right) + ... + \left(\frac{418}{99904} \times log\frac{418}{99904}\right)\right] \\
&= 0.9422
\end{aligned}
$$

Karena nilai energi mendekati 1, menunjukkan pasangan piksel pada citra tersebut tidak seragam atau acak.

perhitungan serupa juga dilakukan pada sudut 0°,45°,90°, dan 135°. Data citra yang telah diekstraksi fitur menggunakan GLCM pada sudut 0°,45°,90°, dan 135° menghasilkan fitur-fitur yang disajikan pada Tabel 4.1 sampai Tabel 4.4.

Tabel 4.1 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 0°

Citra Ke-	CON	CO	E	HM	ENT
1	0.1323	0.9732	0.1543	0.9383	0.9422
2	0.1288	0.9659	0.1564	0.9373	0.8113
3	0.0835	0.9827	0.1841	0.9590	0.8774
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
408	0.0867	0.9610	0.2508	0.9567	0.8960

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.2 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 45°

Citra Ke-	CON	CO	E	HM	ENT
1	0.1751	0.9645	0.1436	0.9189	0.9422
2	0.1886	0.9499	0.1437	0.9158	0.6962
3	0.1172	0.9757	0.1737	0.9428	0.8113
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
408	0.1175	0.9472	0.2366	0.9414	0.8351

Tabel 4.3 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 90°

Citra Ke-	CON	CO	E	HM	ENT
1	0.1238	0.9748	0.1574	0.9431	0.9745
2	0.1408	0.9627	0.1567	0.9373	0.8351
3	0.0819	0.9830	0.1844	0.9597	0.9130
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
408	0.0882	0.9603	0.2500	0.9560	0.8960

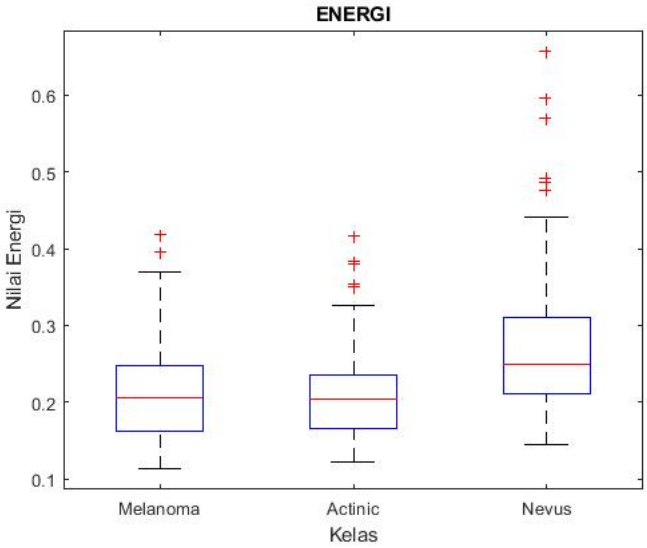
Tabel 4.4 Ekstraksi Fitur GLCM pada Sudut 135°

Citra Ke-	CON	CO	E	HM	ENT
1	0.1719	0.9651	0.1443	0.9205	0.9422
2	0.1954	0.9481	0.1423	0.9132	0.6620
3	0.1103	0.9771	0.1760	0.9460	0.8351
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
408	0.1203	0.9459	0.2352	0.9400	0.8113

Terdapat beberapa cara untuk memvisualisasikan masing-masing fitur pada setiap kelas, salah satunya yaitu dengan menggunakan *boxplot*. Visualisasi nilai dari

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

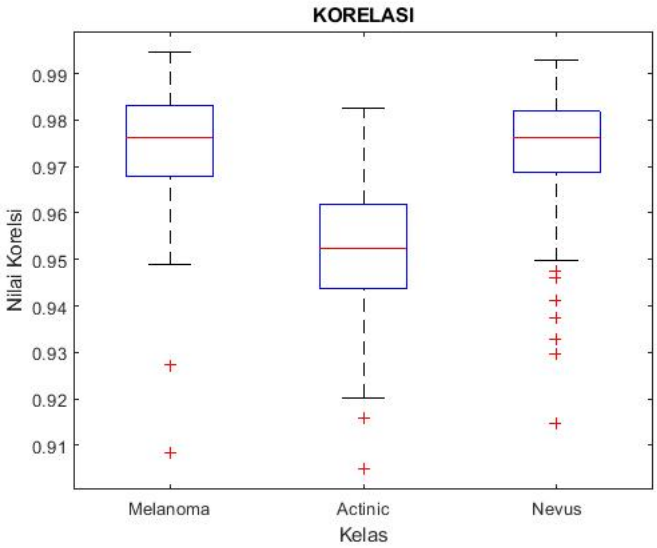
masing-masing fitur pada setiap kelas dapat dilihat di Gambar 4.13 sampai dengan Gambar 4.17.



Gambar 4.13 Visualisasi Fitur Energi pada Setiap Kelas

Berdasarkan hasil *boxplot* fitur energi pada Gambar 4.13 kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.1136, maksimal = 0.4189, median = 0.2057. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.1223, maksimal = 0.4176, median = 0.2049. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.1444, maksimal = 0.6572, median = 0.2501. Dari nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa nilai fitur energi pada ketiga kelas tersebut saling beririsan.

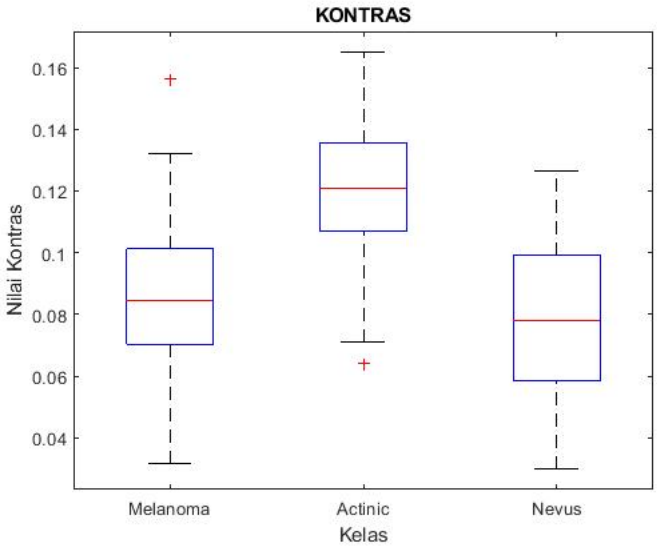
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.14 Visualisasi Fitur Korelasi pada Setiap Kelas

Berdasarkan hasil *boxplot* fitur korelasi pada Gambar 4.14 kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.9085, maksimal = 0.9946, median = 0.9762. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.9050, maksimal = 0.9825, median = 0.9524. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.9147, maksimal = 0.9928, median = 0.9763. Dari nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa nilai fitur korelasi pada kelas *nevus* beririsan dengan fitur kelas *melanoma*.

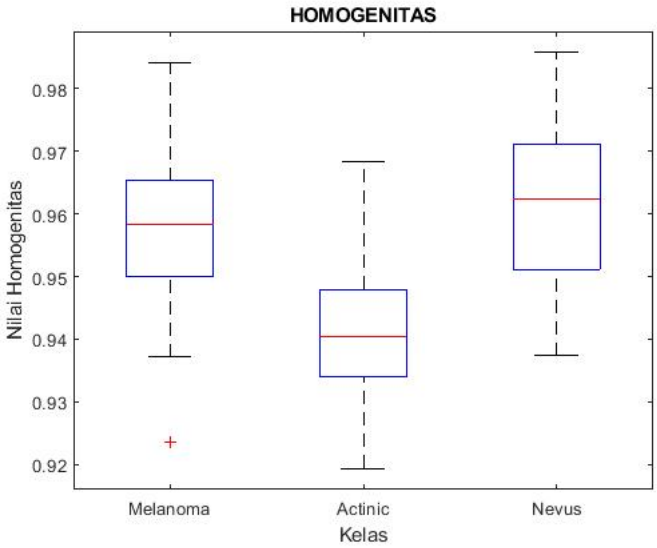
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.15 Visualisasi Fitur Kontras pada Setiap Kelas

Berdasarkan hasil *boxplot* fitur kontras pada Gambar 4.15 kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.0317, maksimal = 0.1564, median = 0.0845. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.0641, maksimal = 0.1650, median = 0.1207. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.0300, maksimal = 0.1265, median = 0.0781. Dari nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa nilai fitur korelasi pada kelas *nevus* beririsan dengan fitur kelas *melanoma*.

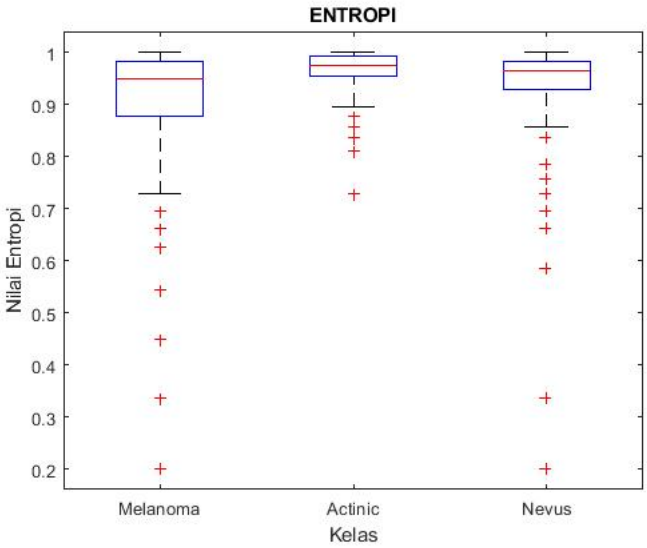
digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.16 Visualisasi Fitur Homogenitas pada Setiap Kelas

Berdasarkan hasil *boxplot* fitur homogenitas pada Gambar 4.16 kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.9235, maksimal = 0.9842, median = 0.9584. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.9199, maksimal = 0.9683, median = 0.9404. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.9375, maksimal = 0.9858, median = 0.9623. Dari nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa nilai fitur korelasi pada kelas *nevus* beririsan dengan fitur kelas *melanoma*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id



Gambar 4.17 Visualisasi Fitur Entropi pada Setiap Kelas

Berdasarkan hasil *boxplot* fitur entropi pada Gambar 4.17 kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.2001, maksimal = 1, median = 0.9483. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.7261, maksimal = 1, median = 0.9745. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.2006, maksimal = 1, median = 0.9652. Dari nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa nilai fitur energi pada ketiga kelas tersebut saling beririsan.

Hasil dari visualisasi nilai fitur di masing-masing kelas pada Gambar 4.13 sampai dengan Gambar 4.17 dapat dilihat bahwa, seluruh fitur dari kelas *nevus* beririsan dengan fitur kelas *melanoma*. Sedangkan pada fitur energi dan entropi nilai ketiga kelas tersebut saling beririsan. Maka dapat disimpulkan bahwa dalam mengklasifikasikan kanker kulit pada kelas *melanoma, actinic keratosis*, dan *nevus* tidak bisa diklasifikasikan secara langsung, sehingga membutuhkan metode klasifikasi yang dapat mempelajari pola dengan baik seperti *Neural Network*.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

4.4. Klasifikasi

Pada penelitian ini menggunakan *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM) untuk mengklasifikasi kanker kulit kedalam tiga kelas. Sebelum melakukan klasifikasi, tahapan yang perlu dilakukan yaitu membagi data *training* dan data *testing*. Jumlah keseluruhan data yang digunakan yaitu 408 data. Tahapan pembagian data yang digunakan yaitu menggunakan *k-fold cross validation* dengan $k = 10$. Karena 408 tidak habis dibagi 10 maka setiap k ada yang berisis 40, 41, dan 42. Sehingga totol dari pasangan data *training* dan data *testing* yaitu [366, 42], [367, 41], dan [368, 40].

Pada tahapan *training* dan *testing* parameter yang digunakan yaitu fitur-fitur hasil dari GLCM. Metode KELM membutuhkan inisialisasi seperti fungsis kernel, parameter kernel dan nilai koefisien regulasi. Parameter-parameter tersebut akan digunakan pada pada proses *training* dan *testing*. Inisialiasasi parameter yang digunakan yaitu fungsi kernel diataranya *Radial Basis Function* (RBF), linear, polynomial dan wavelet. Parameter kernel yaitu σ yang diperoleh dari standar deviasi pada data *training* dan $d = 5$, dan nilai koefisien regulasi (c) = 0.1, 1, 10, 100, dan 1000. Pada proses perhitungan manual yang digunakan pada penelitian ini yaitu, menggunakan fitur-fitur hasil dari GLCM pada sudut 0° dan fungsi kernel yang digunakan yaitu linear.

4.4.1. Tahapan *Training*

Proses perhitungan manual yang dipaparkan oleh peneliti menggunakan data *training* berjumlah 367. Berikut merupakan langkah-langkah perhitungan pada tahapan *training*:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

1. Membentuk matriks omega (Ω_{KELM})

   Dalam membentuk matriks omega (Ω_{KELM}) dapat dilakukan perhitungan dengan menggunakan fungsi kernel yang telah diinisialisasikan di awal. Bentuk dari Ω_{KELM} dapat dilihat pada Persamaan (2.20).

   matriks Ω_{KELM} berbentuk matriks persegi dengan ordo $N \times N$, dimana N merupakan banyaknya data *training*. Setiap elemen dari matriks Ω_{KELM} berupa hasil dari perhitungan fungsi kernel. Pada perhitungan manual ini menggunakan fungsi kernel linear yang telah diformulasikan menggunakan persamaan pada Tabel 2.2.

   Data *training* yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$x_{train} = \begin{bmatrix} 0,1751 & 0,9645 & 0,1436 & 0,9189 & 0,9422 \\ 0,1886 & 0,9499 & 0,1437 & 0,9158 & 0,6962 \\ 0,1172 & 0,9757 & 0,1737 & 0,9428 & 0,8113 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,0766 & 0,9619 & 0,3072 & 0,9618 & 0,9130 \end{bmatrix}_{367\times5}$$

   Berikut merupakan proses perhitungan matriks Ω_{KELM} pada data *training*:

$$\begin{aligned} K(x_i, x_j)_{lin} &= x_i x_j^{tp} \\ &= x_{train} \times x_{train}^{tp} \\ &= \begin{bmatrix} 0,1751 & 0,9645 & 0,1436 & 0,9189 & 0,9422 \\ 0,1886 & 0,9499 & 0,1437 & 0,9158 & 0,6962 \\ 0,1172 & 0,9757 & 0,1737 & 0,9428 & 0,8113 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,0766 & 0,9619 & 0,3072 & 0,9618 & 0,9130 \end{bmatrix}_{367\times5} \times \end{aligned}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\begin{bmatrix} 0,1751 & 0,9645 & 0,1436 & 0,9189 & 0,9422 \\ 0,1886 & 0,9499 & 0,1437 & 0,9158 & 0,6962 \\ 0,1172 & 0,9757 & 0,1737 & 0,9428 & 0,8113 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,0766 & 0,9619 & 0,3072 & 0,9618 & 0,9130 \end{bmatrix}^{tp}_{367\times5}$$

$$= \begin{bmatrix} 2,7136 & 2,4673 & 2,6172 & \dots & 2,7292 \\ 2,4673 & 2,2820 & 2,4022 & \dots & 2,4888 \\ 2,6172 & 2,4022 & 2,5429 & \dots & 2,6483 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2,7292 & 2,4888 & 2,6483 & \dots & 2,7840 \end{bmatrix}_{367\times367}$$

2. Menghitung nilai dari *output weight* (β)

   Output weight (β) merupakan bobot yang dihasilkan dari proses *training*, nilai (β) nanti akan digunakan pada tahapan *testing*. Dalam perhitungan (β), memerlukan nilai koefisien regulasi (C). Pada penelitian ini menggunakan $C = 1$. Nilai dari (β) dapat dicari dengan menggunakan Persamaan (**??**). berikut adalah proses perhitungan (β).

   $\beta = (\frac{1}{c}I + \Omega_{KELM})^{-1}T$

   $=$

$$\left(1 \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \vdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \vdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \vdots & 1 \end{bmatrix}_{367\times367} + \begin{bmatrix} 2,7136 & 2,4673 & 2,6172 & \vdots & 2,7292 \\ 2,4673 & 2,2820 & 2,4022 & \vdots & 2,4888 \\ 2,6172 & 2,4022 & 2,5429 & \vdots & 2,6483 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2,7292 & 2,4888 & 2,6483 & \vdots & 2,7840 \end{bmatrix}_{367\times367} \right)^{-1}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\times \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \\ \vdots & \vdots & \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}_{367\times 3}$$

$$= \begin{bmatrix} 1,3189 & -0,9342 & -0,3794 \\ 1,1018 & -0,6383 & -0,4858 \\ 1,0597 & -0,4363 & -0,6222 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -0,7190 & -0,2857 & 1,0133 \end{bmatrix}_{367\times 3}$$

4.4.2. Tahapan *Testing*

Proses perhitungan manual yang dipaparkan oleh peneliti menggunakan data *testing* berjumlah 41 Berikut adalah langkah-langkah perhitungan manual pada proses *testing*:

1. Membentuk matriks $K(x_N, x_S))$

   Dalam membentuk matriks $K(x_N, x_S)$ dapat dilakukan perhitungan dengan menggunakan fungsi kernel yang telah diinisialisasikan di awal . Bentuk dari matriks $K(x_N, x_S)$ dapat dilihat pada Persamaan (2.21).

   matriks$K(x_N, x_S)$ pada tahapan *testing* memiliki ordo $N \times S$, dimana N merupakan banyaknyak data *training* dan S merupakan banyaknya data *testing*. Pada perhitungan manual ini menggunakan fungsi kernel linear yang telah diformulasikan menggunakan persamaan pada Tabel 2.2. Pada tahapan ini memerlukan data *training* dan data *testing*. Data *training* dan data *testing* yang digunakan adalah sebagai berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$x_{train} = \begin{bmatrix} 0,1751 & 0,9645 & 0,1436 & 0,9189 & 0,9422 \\ 0,1886 & 0,9499 & 0,1437 & 0,9158 & 0,6962 \\ 0,1172 & 0,9757 & 0,1737 & 0,9428 & 0,8113 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,0766 & 0,9619 & 0,3072 & 0,9618 & 0,9130 \end{bmatrix}_{367\times5}$$

$$x_{test} = \begin{bmatrix} 0,1122 & 0,9644 & 0,2031 & 0,9444 & 0,9422 \\ 0,1158 & 0,9790 & 0,1748 & 0,9440 & 0,4489 \\ 0,1213 & 0,9765 & 0,2012 & 0,9405 & 0,7281 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,1175 & 0,9472 & 0,2366 & 0,9414 & 0,8351 \end{bmatrix}_{41\times5}$$

Berikut merupakan proses perhitungan matriks $K(x_N, x_S)$:

$$\begin{aligned} K(x_i, x_j)_{lin} &= x_i x_j^{tp} \\ &= x_{train} \times x_{test}^{tp} \\ &= \begin{bmatrix} 0,1751 & 0,9645 & 0,1436 & 0,9189 & 0,9422 \\ 0,1886 & 0,9499 & 0,1437 & 0,9158 & 0,6962 \\ 0,1172 & 0,9757 & 0,1737 & 0,9428 & 0,8113 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,0766 & 0,9619 & 0,3072 & 0,9618 & 0,9130 \end{bmatrix}_{367\times5} \times \end{aligned}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\begin{bmatrix} 0,1122 & 0,9644 & 0,2031 & 0,9444 & 0,9422 \\ 0,1158 & 0,9790 & 0,1748 & 0,9440 & 0,4489 \\ 0,1213 & 0,9765 & 0,2012 & 0,9405 & 0,7281 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,1175 & 0,9472 & 0,2366 & 0,9414 & 0,8351 \end{bmatrix}_{41\times 5}^{tp}$$

$$= \begin{bmatrix} 2,7345 & 2,2800 & 2,5422 & \vdots & 2,6200 \\ 2,4874 & 2,1540 & 2,3476 & \vdots & 2,3995 \\ 2,6442 & 2,2533 & 2,4793 & \vdots & 2,5441 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2,7672 & 2,3220 & 2,5797 & \vdots & 2,6606 \end{bmatrix}_{367\times 41}$$

2. Menghitung target *output* ($\widehat{y}$)

   Setelah membentuk matriks $K(x_N, x_S)$, langkah berikutnya yaitu menghitung target *output*. Mencari target *output* dapat di cari dengan menggunakan formula pada Persamaan (2.18).

$$\widehat{y} = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix} \beta$$

$$= \begin{bmatrix} 2,7345 & 2,2800 & 2,5422 & \vdots & 2,6200 \\ 2,4874 & 2,1540 & 2,3476 & \vdots & 2,3995 \\ 2,6442 & 2,2533 & 2,4793 & \vdots & 2,5441 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2,7672 & 2,3220 & 2,5797 & \vdots & 2,6606 \end{bmatrix}_{367\times 41}^{tp} \times$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

$$\begin{bmatrix} 1,3189 & -0,9342 & -0,3794 \\ 1,1018 & -0,6383 & -0,4858 \\ 1,0597 & -0,4363 & -0,6222 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -0,7190 & -0,2857 & 1,0133 \end{bmatrix}_{367\times 3}$$

$$= \begin{bmatrix} -0,2443 & -0,4014 & -0,3623 \\ 0,3375 & -1,1286 & -0,1800 \\ -0,0231 & -0,7052 & -0,2661 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -0,2113 & -0,5531 & -0,2262 \end{bmatrix}_{41\times 3}^{tp}$$

$$= \begin{bmatrix} -0,2443 & 0,3375 & -0,0231 & \ldots -0,2113 \\ -0,4014 & -1,1286 & -0,7052 & \ldots -0,5531 \\ -0,3623 & -0,1800 & -0,2661 & \ldots -0,2262 \end{bmatrix}_{3\times 41}$$

Setelah memperoleh nilai dari $\widehat{y}$ maka tahapan selanjutnya yaitu menentukan kelas berdasarkan hasil dari $\widehat{y}$. Baris pada matriks $\widehat{y}$ menunjukkan letak kelas, sedangkan kolom menunjukkan jumlah data. Cara mengetahui kelas pada setiap data dari hasil klasifikasi yaitu dengan melihat nilai terbesar pada setiap kolom pada matriks $\widehat{y}$. Misal kita ambil nilai dari matriks $\widehat{y}_{(:,1)}$, kita ketahui nilai $\widehat{y}_{(:,1)}$ yaitu sebagai berikut.

$$\widehat{y}_{(:,1)} = \begin{bmatrix} -0,2443 \\ -0,4014 \\ -0,3623 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan matriks $\widehat{y}_{(:,1)}$ dapat kita lihat nilai terbesar terletak pada baris

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ke-1, maka data *testing* ke-1 terklasifikasi masuk kelas 1 yaitu *melanoma*. Berikut merupakan hasil klasifikasi yang dihasilkan menggunakan sudut 0° dan kernel linear.

$$y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 3 \ldots 1 \end{bmatrix}_{1\times 41}$$

4.5. Evaluasi

Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk klasifikasi kanker kulit yaitu GLCM dan KELM. Sebelum memasuki tahapan *training* dan *testing* dilakukan pembagian data secara acak menggunakan *k-fold*. Nilai k yang digunakan yaitu 10, hal tersebut dapat diartikan perbandingan pembagian data *training* dan *testing* yaitu 90% dan 10%. Setelah dilakukan pembagian data maka masuk pada tahapan klasifikasi. Pada tahapan ini dilakukan uji coba orientasi sudut, fungsi kernel, dan nilai koefisien regulasi (c). Sudut yang digunakan yaitu sudut 0°,45°,90°, dan 135°, sedangkan kernel yang digunakan yaitu kernel RBF, polynomial, linear, dan wavelet. Serta nilai C yang digunakan yaitu 0.1, 1, 10, 100, dan 1000. Kemudian masuk ke tahapan yang terakhir, yaitu evaluasi model. Tahapan ini dilakukan untuk mengetahui performa dari masing-masing uji coba yang dilakukan.

Hasil dari klasifikasi kanker kulit menggunkan metode GLCM dan KELM akan dilakukan pengujian dengan menggunakan tabel *confusion matrix*. Tabel *confusion matrix* berisi nilai *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menghitung nilai dari akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Formula untuk mencari nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas pada *multi class* dapat dilihat pada Persamaan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

(2.22) sampai denga Persamaan (2.24). Hasil dari uji coba penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.5.Berikut merupakan hasil *confusion matrix* menggunakan uji coba sudut 45°, kernel RBF dan wavelet, serta $c = 1$ yang dapat dilihat pada Gambar 4.18.

Aktual	Klasifikasi		
	M (1)	AK (2)	N (3)
M (1)	14	0	0
AK (2)	0	13	0
N (3)	2	0	11

FP(M) FP(AK) FP(N)

Aktual	Klasifikasi		
	M (1)	AK (2)	N (3)
M (1)	14	0	0
AK (2)	0	13	0
N (3)	2	0	11

FN(M) FN(AK) FN(N)

Aktual	Klasifikasi		
	M (1)	AK (2)	N (3)
M (1)	14	0	0
AK (2)	0	13	0
N (3)	2	0	11

TN(M)

Aktual	Klasifikasi		
	M (1)	AK (2)	N (3)
M (1)	14	0	0
AK (2)	0	13	0
N (3)	2	0	11

TN(AK)

Aktual	Klasifikasi		
	M (1)	AK (2)	N (3)
M (1)	14	0	0
AK (2)	0	13	0
N (3)	2	0	11

TN(N)

Gambar 4.18 Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 4.18, data dari kelas *melanoma* (1) yang terklasifikasi benar masuk pada kelas 1 sebanyak 14, yang terklasifikasi salah masuk kelas 2 dan 3 yaitu 0. Data dari kelas *actinic keratosis* (2) yang terklasifikasi benar masuk pada kelas 2 sebanyak 13, yang terklasifikasi salah masuk kelas 1 dan 3 yaitu 0. Dan data dari kelas *nevus* (3) yang terklasifikasi benar masuk pada kelas 3 sebanyak 12, yang terklasifikasi salah masuk kelas 1 dan 2 masing-masing yaitu 2 dan 0. Dari Gambar 4.18 dapat kita lihat bahwa ada 2 data *nevus* yang terklasifikasi salah masuk kelas *melanoma*. Hal tersebut disebabkan karena nilai fitur-fitur pada 2 data tersebut masuk pada *range* fitur-fitur pada *melanoma*. Berdasarkan Gambar 4.18,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dapat dicari nilai dari akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas menggunakan Persamaan (2.22) sampai dengan Persamaan (2.24).

$TP_1 = 14$ $\quad$ $FP_1 = 0 + 2 = 2$

$TP_2 = 13$ $\quad$ $FP_2 = 0 + 0 = 0$

$TP_3 = 11$ $\quad$ $FP_3 = 0 + 0 = 0$

$TN_1 = 13 + 0 + 0 + 11 = 24$ $\quad$ $FN_1 = 0 + 0 = 0$

$TN_2 = 14 + 0 + 2 + 11 = 27$ $\quad$ $FN_2 = 0 + 0 = 0$

$TN_3 = 14 + 0 + 0 + 13 = 27$ $\quad$ $FN_3 = 2 + 0 = 2$

$$\begin{aligned} ACC &= \frac{TP_{all}}{n_{all}} \times 100\% \\ &= \frac{(14 + 13 + 11)}{41} \times 100\% \\ &= 95.12\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SEN &= \frac{\sum \frac{TP}{TP + FN}}{n} \times 100\% \\ &= \frac{\left(\frac{14}{14+0}\right) + \left(\frac{13}{13+0}\right) + \left(\frac{11}{11+2}\right)}{3} \times 100\% \\ &= 95.24\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SPE &= \frac{\sum \frac{TN}{TN + FP}}{n} \times 100\% \\ &= \frac{\left(\frac{24}{24+2}\right) + \left(\frac{27}{27+0}\right) + \left(\frac{27}{27+0}\right)}{3} \times 100\% \\ &= 97.53\% \end{aligned}$$

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Tabel 4.5 Tabel Evaluasi dari Hasil Uji Coba

SUDUT	KERNEL	C	ACC (%)	SEN (%)	SPE (%)
0	RBF	0.1	78.05	78.21	88.93
		1	92.68	92.86	96.30
		10	87.80	87.73	93.83
		100	87.80	87.55	93.87
		1000	82.93	82.78	91.45
	Linear	0.1	56.10	55.86	77.78
		1	75.61	75.82	87.74
		10	73.17	73.44	86.51
		100	73.17	73.81	86.55
		1000	78.05	78.57	88.98
	Polynomial	0.1	34.15	33.33	66.67
		1	34.15	33.33	66.67
		10	48.78	47.99	74.07
		100	75.61	75.64	87.74
		1000	68.29	68.50	84.08
	Wavelet	0.1	75.61	75.82	87.70
		1	92.68	92.86	96.30
		10	87.80	87.73	93.83
		100	85.37	85.16	92.64
		1000	85.37	85.35	92.64
45	RBF	0.1	85.37	85.71	92.68
		1	95.12	95.24	97.53
		10	82.93	83.15	91.36

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

		100	75.61	75.82	87.70
		1000	78.05	78.21	88.93
	Linear	0.1	63.41	63.92	81.61
		1	65.85	66.30	82.94
		10	68.29	68.86	84.17
		100	70.73	71.43	85.36
		1000	70.73	71.43	85.36
	Polynomial	0.1	34.15	33.33	66.67
		1	34.15	33.33	66.67
		10	65.85	66.30	82.85
		100	70.73	70.88	85.36
		1000	70.73	71.25	85.36
	Wavelet	0.1	85.37	85.53	92.64
		1	95.12	95.24	97.53
		10	80.49	80.77	90.17
		100	75.61	75.82	87.70
		1000	82.93	83.15	91.40
90	RBF	0.1	78.05	78.39	88.98
		1	85.37	85.71	92.59
		10	85.37	85.53	92.59
		100	78.05	78.39	88.89
		1000	82.93	83.15	91.36
	Linear	0.1	56.10	55.86	77.78
		1	68.29	68.68	84.17
		10	63.41	63.74	81.70

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

		100	70.73	71.43	85.41
		1000	68.29	69.05	84.22
	Polynomial	0.1	34.15	33.33	66.67
		1	34.15	33.33	66.67
		10	48.78	47.99	74.07
		100	65.85	66.12	82.89
		1000	68.29	68.50	84.17
	Wavelet	0.1	75.61	75.82	87.70
		1	85.37	85.71	92.59
		10	82.93	83.15	91.36
		100	78.05	78.39	88.89
		1000	85.37	85.35	92.59
135	RBF	0.1	82.93	83.15	91.45
		1	90.24	90.29	95.06
		10	80.49	80.59	90.12
		100	80.49	80.59	90.12
		1000	85.37	85.35	92.59
	Linear	0.1	60.98	61.36	80.38
		1	68.29	68.50	84.08
		10	70.73	71.43	85.41
		100	70.73	71.25	85.32
		1000	70.73	71.25	85.32
	Polynomial	0.1	34.15	33.33	66.67
		1	34.15	33.33	66.67
		10	65.85	66.30	82.85

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

		100	68.29	68.50	84.13
		1000	65.85	66.48	82.94
	Wavelet	0.1	87.80	87.91	93.87
		1	90.24	90.29	95.06
		10	80.49	80.59	90.12
		100	80.49	80.59	90.12
		1000	85.37	85.35	92.59

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat dilihat bahwa hasil akurasi terbaik di peroleh dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM pada sudut 45°, kernel yang digunakan pada metode KELM yaitu kernel RBF dan wavelet, serta nilai regulasi (c)=1. Di mana kedua model tersebut menghasilkan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesitifitas yang sama yaitu 95.12%, 95.24%, dan 97.53%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode KELM mampu mengklasifikasikan citra kanker kulit tiga kelas dengan baik. Namun, terdapat penelitian klasifikasi dengan data yang berbeda, memaparkan bahwa akurasi KELM kurang baik jika dibandingkan dengan perkembangan metode KELM ataupun metode lainnya.

Pertama yaitu penelitian yang dilakukan oleh Shifei Ding dkk tekait klasifikasi data UCI yaitu data ionosfer dengan membandingkan metode dasar ELM, KELM, dan juga MLELM. Akurasi yang dihasilkan menggunakan Basic ELM, KELM, dan MLELM adalah 97.35%, 97.35%, dan 98.01%, sehingga dapat dikatakan bahwa metode MLELM lebih baik daripada metode KELM (Ding et al., 2015). Kedua yaitu penelitian yang dilakukan oleh Zhu dkk terkait klasifikasi gambar sonar dengan membandingkan metode KELM dan PCA-KELM . Akurasi yang dihasilkan menggunakan PCA-KELM lebih unggul dibandingkan dengan KELM biasa. Akurasi yang dihasilkan PCA-KELM sebesar 93.27%, sedangkan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

akurasi yang dihasilkan KELM sebesar 91.35% . Sehingga dapat dikatakan metode PCA-KELM lebih unggul dari pada metode KELM biasa (Zhu et al., 2017).

4.6. Aplikasi Klasifikasi Kanker Kulit

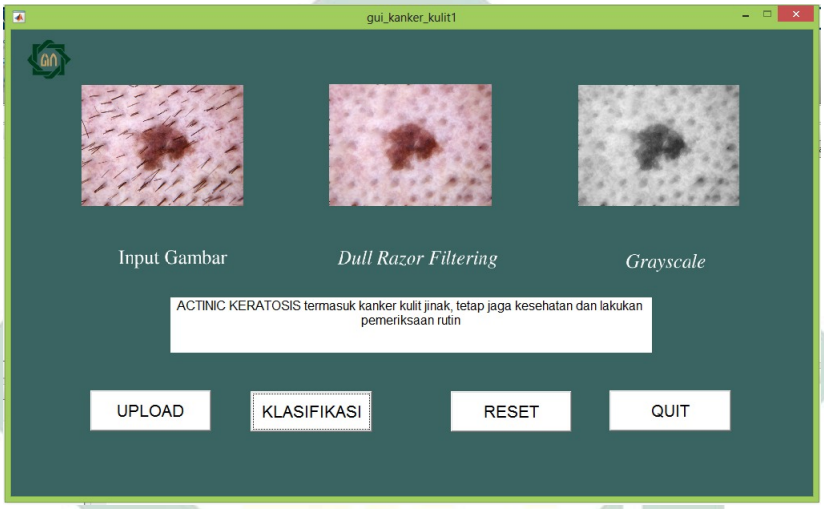
Perolehan suatu model terbaik dari hasil percobaan akan digunakan untuk sistem klasifikasi penyakit kanker kulit. Aplikasi ini dirancang untuk membantu tenaga medis dalam mengklasifikasi kanker kulit. Hasil klasifikasi pada aplikasi ini yaitu citra *dermoscopy* yang terdeteksi kanker kulit ganas atau kelas *melanoma* dan kanker kulit jinak atau kelas *actinic keratosis* dan *nevus*. Halaman utama dari aplikasi ini dapat dilihat pada Gambar 4.19.

Gambar 4.19 Halaman Awal

Pada halaman pertama terdapat tombol ”PROGRAM”, kemudian tekan tombol tersebut untuk memulai proses klasifikasi kanker kulit. Setelah menekan tombol ”PROGRAM” maka kita akan diarahkan ke halaman kedua yaitu halaman program, tampilan dari halaman tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.20. Tekan tombol ”UPLOAD” untuk mencari gambar citra *dermoscopy* yang ingin di kla sifikasi. Kemudian tekan tombol ”KLASIFIKASI” untuk mengetahui hasil

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

klasifikasi dari gambar yang telah kita pilih. Sistem akan otomatis menampilkan hasil klasifikasi dengan memunculkan pesan berupa jenis kelas pada kanker kulit. Tombol ”RESET” digunakan untuk memilih gambar citra *dermoscopy* yang lain untuk diklasifikasi. Tombol ”QUIT” digunakan untuk keluar dari halaman program dan diarahkan ke halaman utama. Tampilan Hasil klasifikasi pada program dapat dilihat pada Gambar 4.20



Gambar 4.20 Halaman Program

4.7. Integrasi KeIlmuan

Pada penelitian ini, hasil yang di peroleh dalam mengklasifikasikan kanker kulit dengan menggunakan metode GLCM dan KELM cukup memuaskan, di mana hasil akurasi, sensitivitas, dan spesitifitas paling baik yaitu sebesar 95.12%, 95.24%, dan 97.53%. Hasil tersebut di peroleh dengan uji coba menggunakan GLCM pada sudut 45°, kernel RBF dan wavelet, serta nilai koefisien regulasi (C)=1. Sehingga dapat diartikan usaha yang dilakukan dalam penelitian ini memperoleh hasil yang cukup baik dan dapat dijadikan sebagai pendeteksi dini penyakit kanker kulit. Hal ini menunjukkan apa yang diusahakan pada penelitian

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

ini membuahkan hasil yang baik. Hal tersebut sesuai dengan tujuan dalam penelitian ini yaitu untuk membantu pada tenaga medis dalam mengklasifikasi penyakit kanker kulit. Tujuan dari penelitian ini begitu mulia, sebagaimana dijelaskan dalam firman Allah Swt. pada al-Qur'an surah at-Taubah ayat 105.

وَقُلِ اعْمَلُوْا فَسَيَرَى اللّٰهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُوْلُهٗ وَالْمُؤْمِنُوْنَۗ وَسَتُرَدُّوْنَ اِلٰى عٰلِمِ الْغَيْبِ وَالشَّهَادَةِ فَيُنَبِّئُكُمْ بِمَا كُنْتُمْ تَعْمَلُوْنَ ﴿١٠٥﴾

Artinya: Katakanlah (Nabi Muhammad), "Bekerjalah! Maka, Allah, rasul-Nya, dan orang-orang mukmin akan melihat pekerjaanmu. Kamu akan dikembalikan kepada (Zat) yang mengetahui yang gaib dan yang nyata. Lalu, Dia akan memberitakan kepada kamu apa yang selama ini kamu kerjakan." (QS. at Taubah: 105).

Ayat tersebut menjelaskan bahwa sesama manusia harus memberikan kemaslahatan bagi orang banyak. Sebagaimana Islam telah mengajarkan kepada seluruh umat manusia agar selalu berbuat baik serta menggunakan akal pikirannya untuk memberikan kemanfaatan kepada sesama manusia. Hal tersebut dijelaskan dalam firman Allah Swt. pada al-Qur'an surah Al-Anbiya' ayat 107.

وَمَآ اَرْسَلْنٰكَ اِلَّا رَحْمَةً لِّلْعٰلَمِيْنَ ﴿١٠٧﴾

Artinya: Kami tidak mengutus engkau (Nabi Muhammad), kecuali sebagai rahmat bagi seluruh alam. (QS. Al- Anbiya': 107).

Ayat di atas menjelaskan bahwa ajaran yang dibawa oleh Rasulullah Saw. yaitu ajaran agama Islam. Di mana agama tersebut merupakan ajaran yang sempurna dan agama tersebut juga mengajarkan hal-hal yang baik, sehingga dapat dijadikan pedoman bagi seluruh umat manusia. Pada penelitian ini diharapkan dapat dijadikan salah satu alternatif bagi tenaga medis dalam mengklasifikasikan

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

kanker kulit dengan baik dan tepat. Hal tersebut bertujuan agar pasien dapat segera mendapatkan penanganan yang tepat sesuai dengan tingkat keparahannya. Tidak ada kata terlambat dalam setiap usaha, pernyataan tersebut dipertegas dalam hadis Rasulullah Saw. yaitu sebagai berikut.

حَدَّثَنَا الْمَكِّيُّ بْنُ إِبْرَاهِيمَ أَخْبَرَنَا عَبْدُ اللَّهِ بْنُ سَعِيدٍ هُوَ ابْنُ أَبِي هِنْدٍ عَنْ أَبِيهِ عَنْ ابْنِ عَبَّاسٍ رَضِيَ اللَّهُ عَنْهُمَا قَالَ قَالَ النَّبِيُّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ نِعْمَتَانِ مَغْبُونٌ فِيهِمَا كَثِيرٌ مِنْ النَّاسِ الصِّحَّةُ وَالْفَرَاغُ قَالَ عَبَّاسٌ الْعَنْبَرِيُّ حَدَّثَنَا صَفْوَانُ بْنُ عِيسَى عَنْ عَبْدِ اللَّهِ بْنِ سَعِيدِ بْنِ أَبِي هِنْدٍ عَنْ أَبِيهِ سَمِعْتُ ابْنَ عَبَّاسٍ عَنْ النَّبِيِّ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ مِثْلَهُ (رَوَاهُ الْبُخَارِيُّ)

Artinya: Telah menceritakan kepada kami al-Makki bin Ibrahim telah mengabarkan kepada kami Abdullah bin Sa'id yaitu Ibnu Abu Hind dari Ayahnya dari Ibnu Abbas r.a. dia berkata; Nabi Saw. bersabda: "Dua kenikmatan yang sering dilupakan oleh kebanyakan manusia adalah kesehatan dan waktu luang." 'Abbas al-'Anbari mengatakan; telah menceritakan kepada kami Shufwan bin Isa dari Abdullah bin Sa'id bin Abu Hind dari Ayahnya saya mendengar Ibnu Abbas dari Nabi Saw. seperti hadis di atas (HR. Bukhari).

Hadis tersebut merupakan suatu peringatana kepada umat manusia, agar selalu menjaga kesahatan dan memanfaatkan waktu dengan sebaik mungkin. Seseorang yang sehat adalah orang yang kuat, sehat atau tidaknya seseorang berdampak pada kegiatan spiritual yaitu beribadah kepada Allah Swt. Oleh sebab itu Allah Swt. menyegani seseorang yang kuat dan sehat seperti yang tertuang pada hadis berikut:

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

عُثْمَانَ عَنْ مُحَمَّدِ حَدَّثَنَا أَبُو بَكْرِ بْنُ أَبِي شَيْبَةَ وَابْنُ نُمَيْرٍ قَالَا حَدَّثَنَا عَبْدُ اللَّهِ بْنُ إِدْرِيسَ عَنْ رَبِيعَةَ بْنِ بْنِ يَحْيَى بْنِ حَبَّانَ عَنْ الْأَعْرَجِ عَنْ أَبِي هُرَيْرَةَ قَالَ قَالَ رَسُولُ اللَّهِ صَلَّى اللَّهُ عَلَيْهِ وَسَلَّمَ الْمُؤْمِنُ الْقَوِيُّ خَيْرٌ وَأَحَبُّ إِلَى اللَّهِ مِنْ الْمُؤْمِنِ الضَّعِيفِ وَفِي كُلٍّ خَيْرٌ احْرِصْ عَلَى مَا يَنْفَعُكَ وَاسْتَعِنْ بِاللَّهِ وَلَا تَعْجَزْ وَإِنْ أَصَابَكَ شَيْءٌ فَلَا تَقُلْ لَوْ أَنِّي فَعَلْتُ كَانَ كَذَا وَكَذَا وَلَكِنْ قُلْقَدَرُ اللَّهِ وَمَا شَاءَ فَعَلَ فَإِنَّ لَوْ تَفْتَحُ عَمَلَ الشَّيْطَانِ (رَوَاهُ مُسْلِمٌ)

Artinya: Telah menceritakan kepada kami Abu Bakr bin Abu Syaibah dan Ibnu Numair mereka berdua berkata; telah menceritakan kepada kami ’Abdullah bin Idris dari Rabi’ah bin ’Utsman dari Muhammad bin Yahya bin Habban dari Aa-A’raj dari Abu Hurairah dia berkata; ”Rasulullah Saw. bersabda: Orang mukmin yang kuat lebih baik dan lebih dicintai oleh Allah Swt. daripada orang mukmin yang lemah. Pada masing-masing memang terdapat kebaikan. Capailah dengan sungguh-sungguh apa yang berguna bagimu, mohonlah pertolongan kepada Allah Yang Mahamulia dan Mahaluhur dan janganlah kamu menjadi orang yang lemah. Apabila kamu tertimpa suatu kemalangan, maka janganlah kamu mengatakan; Seandainya tadi saya berbuat begini dan begitu, niscaya tidak akan menjadi begini dan begitu. Tetapi katakanlah; lni sudah takdir Allah Swt. dan apa yang dikehendaki-Nya pasti akan dilaksanakan-Nya. Karena sesungguhnya ungkapan kata ’law’ (seandainya) akan membukakan jalan bagi godaan setan.’” (HR. Muslim).

Berdasarkan hadis tersebut, Allah Swt. menyegani orang mukmin yang kuat. Kata kuat dalam konteks penyakit bermakna seseorang yang sehat. Seseorang yang sehat dapat beribadah dengan tenang, beraktivitas dengan baik dan lain sebagainya. Itulah sebabnya Allah Swt. menyegani orang yang kuat. Selain itu Allah Swt.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

membenci seseorang yang menyesali suatu hal tanpa ada memikirkan solusi terkait masalah yang dihadapi. Hadis tersebut juga diperkuat dengan kaidah fikih yang berbunyi sebagi berikut:

إِذَا تَزَاحَمَتِ الْمَصَالِحُ قُدِّمَ الأَعْلَى مِنْهَا وَإِذَا تَزَاحَمَتِ الْمَفَاسِدُ قُدِّمَ الأَخَفُّ مِنْهَا

Artinya: Jika ada beberapa kemaslahatan bertabrakan, maka maslahat yang lebih besar (lebih tinggi) harus didahulukan. Dan jika ada beberapa mafsadah (bahaya, kerusakan) bertabrakan, maka yang dipilih adalah mafsadah yang paling ringan.

Kaidah fikih tersebut menjelaskan bahwasannya seorang muslim sangat dianjurkan untuk lebih mengutamakan kemaslahatan yang lebih besar dari pada kemaslahatan yang lebih kecil. Contohnya penyakit kanker kulit yang merupakan topik dari penelitian ini, menghindari penyakit ini lebih diutamakan karena dapat memeberikan kemaslahatan yang besar yaitu kemaslahatan untuk diri sendiri dan juga anak turun kita. Karena penyakit kanker merupakan salah satu penyakit dapat yang diturunkan secara genetik. Melakukan suatu pencegahan kepada diri sendiri dapat mengurangi resiko anak turun kita terkena kanker. Terdapat beberapa cara untuk menghindari penyakit ini yaitu dengan membiasakan pola hidup sehat, menghindari paparan sinar matahari secara langsung, menggunakan tabir surya saat keluar ruangan, serta melakukan deteksi dini terkait penyakit kanker kulit.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

BAB V

PENUTUP

Bab ini berisi terkait kesimpulan dari penelitian ini dan juga terdapat saran bagi penelitian selanjutnya.

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari pengimplementasian metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan metode *Kernel Extreme Learning Machine* (KELM) dalam klasifikasi penyakit kanker kulit dapat ditarik kesimpulan bahwa:

1. Ekstraksi fitur menggunakan GLCM dapat menganalisis citra kanker kulit pada tiga kelas yaitu *melanoma, actinic keratosis* dan *nevus*. Hasil ekstraksi fitur GLCM dengan 5 fitur yaitu energi, korelasi, kontras homogenitas dan entropi pada tiga kelas yaitu, fitur energi pada kelas *melanoma* menghaSsilkan nilai minimal = 0.1136, maksimal = 0.4189, median = 0.2057. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.1223, maksimal = 0.4176, median = 0.2049. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.1444, maksimal = 0.6572, median = 0.2501. Pada fitur korelasi kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.9085, maksimal = 0.9946, median = 0.9762. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.9050, maksimal = 0.9825, median = 0.9524. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.9147, maksimal = 0.9928, median = 0.9763. Pada fitur kontras kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.0317, maksimal = 0.1564, median = 0.0845. Kelas *actinic keratosis*

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

menghasilkan nilai minimal = 0.0641, maksimal = 0.1650, median = 0.1207. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.0300, maksimal = 0.1265, median = 0.0781. Pada fitur homogenitas kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.9235, maksimal = 0.9842, median = 0.9584. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.9199, maksimal = 0.9683, median = 0.9404. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.9375, maksimal = 0.9858, median = 0.9623. Dan fitur entropi kelas *melanoma* mengahsilkan nilai minimal = 0.2001, maksimal = 1, median = 0.9483. Kelas *actinic keratosis* menghasilkan nilai minimal = 0.7261, maksimal=1, median = 0.9745. Sedangkan kelas *nevus* menghasilkan nilai minimal = 0.2006, maksimal = 1, median = 0.9652. Dari hasil ekstraksi fitur tersebut dapat disimpulkan bahwa, seluruh fitur dari kelas *nevus* beririsan dengan fitur kelas *melanoma*. Sedangkan pada fitur energi dan entropi nilai ketiga kelas tersebut saling beririsan. Oleh karenanya dapat disimpulkan bahwa dalam mengklasifikasikan kanker kulit pada kelas *melanoma, actinic keratosis*, dan *nevus* tidak bisa diklasifikasikan secara langsung, sehingga membutuhkan metode klasifikasi yang dapat mempelajari pola dengan baik seperti *Neural Network*.

2. Klasifikasi kanker kulit menggunakan metode KELM menunjukkan hasil yang baik. Hasil akurasi terbaik diperoleh dengan menggunakan orientasi sudut 45°, kernel yang digunakan yaitu kernel RBF dan wavelet, serta nilai regulasi ($c = 1$). Dimana kedua model tersebut menghasilkan nilai akurasi sensitivitas dan spensitifitas yang sama yaitu 95.12%, 95.24% dan 97.53%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode KELM mampu mengklasifikasikan citra kanker kulit tiga kelas dengan baik.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

5.2. Saran

Terdapat beberapa saran yang ingin disampaikan penilis untuk penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Pada tahapan *preprocessing* perlu menambahkan metode perbaikan citra seperti metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) .
2. Pada tahapan ekstraksi fitur dapat membandingkan dengan metode lain *Grey Level Run Length Matrix* (GLRLM).
3. Pada tahapan klasifikasi dapat membandingkan dengan metode pengembangan dari KELM seperti metode *Multilayer Extreme Learning Machine* (MLELM)

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

DAFTAR PUSTAKA

Adiza, M., Nasution, P., and Cholissodin, I. (2020). Prediksi Price Earning Ratio Saham Menggunakan Algoritme Kernel Extreme Learning Machine (Studi Kasus : PT TELKOM). 4(10):3455–3462.

Adyanti, D. A., Asyhar, A. H., Novitasari, D. C. R., Lubab, A., and Hafiyusholeh, M. (2017). Forecasts marine weather on java sea using hybrid methods: Ts-anfis. In *2017 4th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, pages 1–6. IEEE.

Alifa, N. and Juniati, D. (2019). Analisis Jenis Tumor Kulit Menggunakan Dimensi Fraktal Box Counting dan K-Means. *Jurnal Riset dan Aplikasi Matematika (JRAM)*, 3(2):71–77.

American Cancer Society (2019). What is melanoma skin cancer?

Anam, K. (2016). Gaya Hidup Sehat Mencegah Penyakit Hipertensi. *Jurnal Langsat*, 3(2).

Andono, P. N. and Sutojo, T. (2017). *Pengolahan citra digital*. Penerbit Andi.

Anwariyah, K. (2020). Deteksi Objek Nomor Kendaraan Pada Citra Kendaraan Bermotor. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 1(4):311–317.

Ardhiyah, N. (2019). Prediksi awal waktu shalat berdasarkan titik belok kecerahan langit menggunakan metode Support Vector Regression dan Restricted Cubic Spline.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Arofi, Z. (2021). Optimis di Tengah Pandemi: Cara Rasulullah Menyelesaikan Masalah Pandemi. *Community Empowerment*, 6(1):91–98.

Asad, A. (2021). Menyikapi Musibah dalam Pandangan Islam. *TAZKIYA*, 10(1).

Badawy, S. M., Hefnawy, A. A., Zidan, H. E., and GadAllah, M. T. (2017). Breast cancer detection with mammogram segmentation: a qualitative study. *International Journal of Advanced Computer Science and Application*, 8(10).

Bahri, R. S. (2012). Perbandingan algoritma template matching dan feature extraction pada optical character recognition. *KOMPUTA: Jurnal Komputer dan Informatika*, 1(1).

Batubara, N. P., Widiyanto, D., and Chamidah, N. (2020). Klasifikasi rempah rimpang berdasarkan ciri warna rgb dan tekstur glcm menggunakan algoritma naive bayes. *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, 16(3):156–163.

Cohen, J. D., Li, L., Wang, Y., Thoburn, C., Afsari, B., Danilova, L., Douville, C., Javed, A. A., Wong, F., and Mattox, A. (2018). Detection and localization of surgically resectable cancers with a multi-analyte blood test. *Science*, 359(6378):926–930.

Cuocolo, R., Stanzione, A., Ponsiglione, A., Romeo, V., Verde, F., Creta, M., La Rocca, R., Longo, N., Pace, L., and Imbriaco, M. (2019). Clinically significant prostate cancer detection on MRI: a radiomic shape features study. *European journal of radiology*, 116:144–149.

Darmawan, C. C., Jo, G., Montenegro, S. E., Kwak, Y., Cheol, L., Cho, K. H., and Mun, J.-H. (2019). Early detection of acral melanoma: A review of clinical,

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

dermoscopic, histopathologic, and molecular characteristics. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 81(3):805–812.

Ding, S., Zhang, N., Xu, X., Guo, L., and Zhang, J. (2015). Deep extreme learning machine and its application in EEG classification. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015.

El-Regaily, S. A., Salem, M. A., Abdel Aziz, M. H., and Roushdy, M. I. (2018). Survey of computer aided detection systems for lung cancer in computed tomography. *Current Medical Imaging*, 14(1):3–18.

Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., and Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *nature*, 542(7639):115–118.

Fathunnisa, N. (2019). Musibah dan kalimat istirja'perspektif tafsir corak kalam dan sufi (kajian surah al-baqarah ayat 155-157).

Fikriya, Z. A., Irawan, M. I., and Soetrisno, S. (2017). Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 6(1):A1–A6.

Foeady, A. Z. (2019). Sistem klasifikasi kanker kulit berdasarkan data citra dermoscopic dengan menggunakan metode deep extreme learning machine. page 144.

Hanseliani, R. and Adi, C. K. (2019). Klasifikasi berbagai jenis jamur layak konsumsi dengan metode backpropagation. *MEANS (Media Informasi Analisa dan Sistem)*, 4(2):200–209.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Haq, D. Z. (2021). Klasifikasi Citra Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network Model Googlenet.

Harmen, H. H. (2020). Pikiran Positif Ala Nabi Ayyub as. *Proyeksi: Jurnal Psikologi*, 15(1):22–34.

Himilda, R. and Johan, R. A. (2021). Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (Vehicle Classification Using Extreme Learning Machine Method). *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 2(4):237–243.

Hyperastuty, A. S. (2017). Artificial Neural Network Dalam Menentukan Grading Histopatologi Kanker Payudara. *Jurnal Biosains Pascasarjana*, 19(2):176–188.

Jahed Armaghani, D., Asteris, P. G., Askarian, B., Hasanipanah, M., Tarinejad, R., and Huynh, V. V. (2020). Examining hybrid and single SVM models with different kernels to predict rock brittleness. *Sustainability*, 12(6):2229.

Jamal, R. (2016). Maqashid Al-Syariah dan Relevansinya dalam Konteks Kekinian. *Jurnal Ilmiah Al-Syir'ah*, 8(1).

Jana, E., Subban, R., and Saraswathi, S. (2018). Research on Skin Cancer Cell Detection Using Image Processing. *2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, ICCIC 2017*, pages 1–8.

Joshi, A. V. (2020). *Machine learning and artificial intelligence*. Springer.

Katanskiy, A. (2019). Skin Cancer ISIC — Kaggle.

Kiani, K. and Sharafat, A. R. (2011). E-shaver: An improved DullRazor® for digitally removing dark and light-colored hairs in dermoscopic images. *Computers in biology and medicine*, 41(3):139–145.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Kuhn, M. and Johnson, K. (2013). *Applied predictive modeling*, volume 26. Springer.

Lattoofi, N. F., Al-Sharuee, I. F., Kamil, M. Y., Obaid, A. H., Mahidi, A. A., and Omar, A. A. (2019). Melanoma skin cancer detection based on ABCD rule. In *2019 First International Conference of Computer and Applied Sciences (CAS)*, pages 154–157. IEEE.

Li, B., Rong, X., and Li, Y. (2014). An improved kernel based extreme learning machine for robot execution failures. *The Scientific World Journal*, 2014.

Lu, J., Huang, J., and Lu, F. (2020). Kernel extreme learning machine with iterative picking scheme for failure diagnosis of a turbofan engine. *Aerospace Science and Technology*, 96:105539.

Maftukhah, U., Amiroch, S., and Pradana, M. S. (2020). Implementasi Algoritma Greedy Pada Pewarnaan Wilayah Kecamatan Sukodadi Lamongan. *Unisda Journal of Mathematics and Computer Science (UJMC)*, 6(2):29–38.

Mahardika, F., Purwanto, K. A., and Saputra, D. I. S. (2017). Implementasi Metode Waterfall pada Proses Digitalisasi Citra Analog. *VOLT: Jurnal Ilmiah Pendidikan Teknik Elektro*, 2(1):63–72.

Mahesh, B. (2020). Machine Learning Algorithms-A Review. *International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet]*, 9:381–386.

Maulana, L. (2020). Ujian dalam Al-Qur'an (Studi Komparatif Tafsir Ibnu Katsir Dan M. Quraish Shihab Atas Surat Al Baqarah Ayat 155-157).

Maulani, I. R. (2012). Aspek molekuler pada metastasis sel kanker. *Makassar Dental Journal*, 1(1).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Mayo Clinic (2021a). Actinic keratosis - Symptoms and causes - Mayo Clinic.

Mayo Clinic (2021b). Skin cancer - Symptoms and causes - Mayo Clinic.

Miladitiya, A. (2018). Sensitivitas Dan Spesifisitas Lingkar Pinggang Dalam Mengidentifikasi Kelebihan Berat Badan Dan Obesitas Pada Wanita Dewasa. *Interest: Jurnal Ilmu Kesehatan*, 7(1):22–28.

Miller, K. D., Fidler-Benaoudia, M., Keegan, T. H., Hipp, H. S., Jemal, A., and Siegel, R. L. (2020). Cancer statistics for adolescents and young adults, 2020. *CA: a cancer journal for clinicians*, 70(6):443–459.

Munthe, T. L. D. (2018). Klasifikasi Citra Kanker Kulit Berdasarkan Tingkat Keganasan Kanker Pada Melanosit Menggunakan Deep Convolutional Neural Network (DCNN).

Murphy, A. E. and Charnay-Sonnek, F. (2019). Basis of Carcinogenesis. In *Principle of Nursing in Oncology*, pages 1–17. Springer.

Ningsih, S. A. (2017). Potensi gen nonstruktural (NS) virus zika sebagai sumber vaksin demam zika secara in silico.

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

Oliveira, R. B., Papa, J. P., Pereira, A. S., and Tavares, J. M. R. S. (2018). Computational methods for pigmented skin lesion classification in images: review and future trends. *Neural Computing and Applications*, 29(3):613–636.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Phiadelvira, B. Y. (2021). Klasifikasi Kanker Serviks berdasarkan Citra Kolposkopi menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Model Alexnet.

Priya, K. M., Kavitha, S., and Bharathi, B. (2016). Brain tumor types and grades classification based on statistical feature set using support vector machine. In *2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, pages 1–8. IEEE.

Punitha, S., Amuthan, A., and Joseph, K. S. (2018). Benign and malignant breast cancer segmentation using optimized region growing technique. *Future Computing and Informatics Journal*, 3(2):348–358.

Ren, Q., Li, M., and Han, S. (2019). Tectonic discrimination of olivine in basalt using data mining techniques based on major elements: a comparative study from multiple perspectives. *Big Earth Data*, 3(1):8–25.

Rifin, M. (2019). Karakteristik Syukur dalam Al-Qur'an (Kisah Nabi Ayyub dan Sulaiman).

Risdayanti, R. and Herlina, N. (2020). Hubungan Antara Faktor Psikososial dan Faktor Lingkungan dengan Kualitas Hidup Pasien Kanker yang Menjalani Kemoterapi di RSUD Abdul Wahab Sjahranie Samarinda. *Borneo Student Research (BSR)*, 1(3):2118–2129.

Ritonga, K. (2020). Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Kanker Kulit Melanoma Menggunakan Metode Case Based Reasoning. *Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI)*, 7(3):247–252.

Roeti, R. (2020). Segmentasi citra Medis Magnetic Resonance Imaging (MRI) dengan menggunakan metode Clustering di dalam Algoritma Fuzzy C-Means.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Ruuska, S., Hämäläinen, W., Kajava, S., Mughal, M., Matilainen, P., and Mononen, J. (2018). Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle. *Behavioural Processes*, 148:56–62.

Saba, T., Khan, M. A., Rehman, A., and Marie-Sainte, S. L. (2019). Region Extraction and Classification of Skin Cancer: A Heterogeneous framework of Deep CNN Features Fusion and Reduction. *Journal of Medical Systems*, 43(9).

Sakai, Y., Takemoto, S., Hori, K., Nishimura, M., Ikematsu, H., Yano, T., and Yokota, H. (2018). Automatic detection of early gastric cancer in endoscopic images using a transferring convolutional neural network. In *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 4138–4141. IEEE.

Saroja, B. and SelwinMich Priyadharson, A. (2019). Adaptive pillar K-means clustering-based colon cancer detection from biopsy samples with outliers. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging and Visualization*, 7(1):1–11.

Sebastian V, B., Unnikrishnan, A., and Balakrishnan, K. (2012). Gray level co-occurrence matrices: generalisation and some new features. *arXiv preprint arXiv:1205.4831*.

Sholado, R. M. (2021). LKP: Deteksi Kanker Kulit Menggunakan Deep Learning.

Situmorang, G. T., Widodo, A. W., and Rahman, M. A. (2019). Penerapan Metode Gray Level Cooccurence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548:964X.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Srividya, T. D. and Arulmozhi, V. (2018). Feature selection classification of skin cancer using genetic algorithm. In *2018 3rd International conference on communication and electronics systems (ICCES)*, pages 412–417. IEEE.

Sudaryanto, A. (2018). Inpanting Citra Biner Menggunakan Metode Modus Matrik Metode. 03(01):22–26.

Sulistiani, S. L. (2019). Analisis Maqashid Syariah Dalam Pengembangan Hukum Industri Halal di Indonesia. *Law and Justice*, 3(2):91–97.

Sumiyati, S. (2018). Penggunaan Ayat-ayat Alquran Sebagai Pengobatan (Studi Living Quran di Pesantren Riyadhul Wildan Desa Gabus Kecamatan Kopo Kabupaten Serang).

Surono, R. S. L. (2019). Tinjauan hukum pidana Islam dan hukum positif terhadap penjatuhan sanksi pidana dalam tindak pidana Dumping Limbah B3: studi Putusan Mahkamah Agung Nomor: 526/Pid. Sus-LH/2017/PN Trg.

Surya, R. A., Fadlil, A., and Yudhana, A. (2017). Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor untuk Klasifikasi citra Batik Pekalongan. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 2(2):23–26.

Utomo, D. P. and Mesran, M. (2020). Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(2):437–444.

Widodo, R., Widodo, A. W., and Supriyanto, A. (2018). Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (Citrus reticulata Blanco) untuk Klasifikasi Mutu. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548:964X.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

Widyaningsih, M. (2017). Identifikasi Kematangan Buah Apel Dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). *Jurnal saintekom*, 6(1):71–88.

William, W., Harahap, M., Sihombing, J. P., and Lubis, A. R. (2020). Deblurring Citra Dengan Metode Lucy Richardson Deconvolution. *JURNAL TEKNOLOGI DAN ILMU KOMPUTER PRIMA (JUTIKOMP)*, 3(1):441–454.

Winangun, P. P., Widyantara, I. M. O., and Hartati, R. S. (2020). Pendekatan Diagnostik Berbasis Extreme Learning Machine dengan Kernel Linear untuk Mengklasifikasi Kelainan Paru-Paru. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 19(1):83.

Wiryadinata, R., Adli, M. R., Fahrizal, R., and Alfanz, R. (2019). Klasifikasi 12 Motif Batik Banten Menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal EECCIS*, 13(1):60–64.

World Health Organization (2020). The World Health Organization recommends that no person under 18 should use a sunbed.

Ya'cub, M. (2020). Peran Pendidikan Islam Dalam Menghadapi Ujian Covid 19 (Studi Kritis Adanya Pendemi Covid 19). *CENDEKIA: Jurnal Studi Keislaman*, 6(1):114–132.

Zhao, D., Huang, C., Wei, Y., Yu, F., Wang, M., and Chen, H. (2017). An effective computational model for bankruptcy prediction using kernel extreme learning machine approach. *Computational Economics*, 49(2):325–341.

Zhu, M., Song, Y., Guo, J., Feng, C., Li, G., Yan, T., and He, B. (2017). PCA and Kernel-based extreme learning machine for side-scan sonar image classification.

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id

2017 IEEE OES International Symposium on Underwater Technology, UT 2017, (238).

digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id digilib.uinsby.ac.id