



Pengembangan Metode Identifikasi untuk Pra-Diagnosis
Penyakit Kulit Manusia melalui Pemanfaatan Algoritma
Kecerdasan Buatan dalam Optimalisasi Aplikasi
Medical Dermatology

UJIAN KUALIFIKASI

ALFHARIZKY FAUZI

99223115

PROGRAM DOKTOR TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS GUNADARMA

2024

DAFTAR ISI

COVER	1
DAFTAR ISI	2
BAB 1 PENDAHULUAN	5
1.1 Latar Belakang	5
1.2 Batasan Masalah Penelitian	8
1.3 Rumusan Masalah Penelitian	8
1.4 Tujuan Penelitian	10
1.5 Manfaat Penelitian dan Kontribusi	11
BAB 2 TELAAH PUSTAKA	12
2.1 Pencitraan Medis	12
2.2 Pengertian Citra	13
2.3 Digitalisasi Citra	14
2.3.1. Citra Skala Keabuan	15
2.3.2. Citra Biner	16
2.3.3. Ketetangaan Antar Piksel	17
2.4 Visi Komputer	20
2.5 Akuisisi Citra Penyakit Kulit	22
2.6 Pre-Processing Citra	22
2.6.1. Resize Data	23
2.6.2. Normalisasi Data	25
2.6.3. Peningkatan Kontras Data	25
2.6.4. Penghapusan Noise	26
2.7 Segmentasi Citra	28
2.7.1. Thresholding	30
2.7.2. Active Contour	30

2.8	Ekstraksi Fitur Citra	33
2.8.1.	Ekstraksi Fitur Bentuk	34
2.8.2.	Ekstraksi Fitur Warna	34
2.8.3.	Ekstraksi Fitur Tekstur	36
2.9	Natural Language Processing	43
2.9.1.	Morphological Stages.....	46
2.9.2.	Syntactic Stages	46
2.9.3.	Semantic Stages	47
2.10	Text Mining.....	47
2.10.1.	Tokenizing.....	47
2.10.2.	Filtering.....	48
2.10.3.	Stemming	48
2.10.4.	Tagging and Analyzing.....	51
2.11	Klasifikasi.....	51
2.11.1.	Convolutional Neural Network	53
2.11.2.	Char-CNN-RNN.....	54
2.11.3.	Bi-Directional Image-Text Matching	56
2.13	Organ Kulit.....	57
2.12.1.	Penyakit pada kulit.....	59
2.12.2.	Penyakit Kulit Menular	61
2.12.3.	Penyakit Kulit Tidak Menular	64
2.12.4.	Karakteristik Penyakit Kulit pada Citra Digital	66
2.13	Peta Penelitian.....	67
2.14	Tinjauan Penelitian	70
2.14.1.	Perbandingan Tinjauan Penelitian.....	75
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....		78
3.1	Tahapan Penelitian	78
3.2	Analisis Kebutuhan	79
3.2.1.	Analisis Kebutuhan Perangkat Keras	79

3.2.2. Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak	80
3.2.3. Analisis Objek	80
3.3 Akuisisi Dataset.....	81
3.3.1. Dataset Penyakit Kulit.....	82
3.4 Pre-Processing Data	84
3.4.1. Preprocessing Data Gambar	84
3.4.2. Preprocessing Data Teks	99
3.5 Training Model.....	100
3.7 Evaluasi Model.....	101
3.8 Implementasi Model.....	101
3.9 Time Table Penelitian.....	102
DAFTAR PUSTAKA	103

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kulit adalah organ terbesar dalam tubuh, dan memainkan peran penting dalam pertahanan terhadap ancaman lingkungan seperti bakteri, virus, dan zat berbahaya. Penyakit kulit merupakan masalah kesehatan yang tersebar luas dan menyerang orang-orang dari segala usia, dan penyakit ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor seperti genetika, gaya hidup, dan paparan lingkungan. Kelainan kulit merupakan hal yang umum terjadi di seluruh dunia, termasuk di Indonesia dimana penyakit ini menimbulkan tantangan besar terhadap kesehatan masyarakat karena tingginya angka kejadiannya (J. Zhang et al., 2023).

Indonesia adalah rumah bagi lebih dari 270 juta orang yang terkena berbagai penyakit kulit, menjadikannya salah satu negara yang paling terkena dampaknya secara global. Penyakit kulit yang umum termasuk psoriasis, eksim, acne vulgaris, vitiligo, dan melanoma. Penyakit-penyakit ini tidak hanya menimbulkan gejala fisik tetapi juga mempunyai dampak psikologis yang mendalam, mempengaruhi kualitas hidup pasien dan interaksi sosial. Diagnosis yang tepat dan efisien dari penyakit kulit menjadi kunci dalam penanganan yang efektif. Namun, proses diagnosis yang tergantung pada pengalaman klinis dan pengetahuan medis yang mendalam dari dermatolog sering kali membatasi akses terhadap perawatan yang berkualitas.

Diagnosis penyakit kulit secara tradisional memerlukan pemeriksaan langsung oleh seorang dokter spesialis kulit, yang kemudian dianalisis berdasarkan pengalaman klinis dan pengetahuan medis yang dimilikinya. Dengan perkembangan teknologi, terutama di bidang kecerdasan buatan (artificial intelligence atau AI), ada potensi untuk mengoptimalkan proses diagnosis penyakit kulit. Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan dalam bidang kecerdasan buatan

telah membuka peluang baru dalam peningkatan diagnosis penyakit kulit. Pemanfaatan algoritma kecerdasan buatan telah terbukti efektif dalam mendukung identifikasi penyakit kulit, yang dapat meningkatkan akurasi dan kecepatan diagnosis. Namun, tantangan utama yang masih dihadapi adalah integrasi teknologi ini ke dalam praktik klinis sehari-hari dengan cara yang efisien dan aman.

Penelitian sebelumnya telah menyoroti potensi pengembangan metode identifikasi pra-diagnosis penyakit kulit melalui pemanfaatan algoritma kecerdasan buatan. Pengenalan metode ini diharapkan dapat mengoptimalkan aplikasi medical dermatology dengan memperkenalkan pendekatan yang sistematis dan terstruktur dalam pengenalan gejala penyakit kulit. Pada penelitian (Wei et al., 2018) membahas tentang pengenalan penyakit kulit berbasis Image Color dan fitur tekstur. Metode yang digunakan meliputi GLCM untuk analisis tekstur, SVM untuk klasifikasi. Hasil akhir fitur warna dan tekstur yang digabungkan meningkatkan akurasi pengenalan hingga lebih dari 90%.

Pada penelitian (Fauzi Dzulfikar Wibowo et.al, 2022) membahas tentang Deteksi penyakit kulit di Indonesia menggunakan CNN dan pembelajaran ensemble. Dataset mencakup 1203 gambar penyakit kulit untuk klasifikasi. Metode Pembelajaran CNN dan Ensemble untuk deteksi gambar penyakit kulit. Validasi Silang K-Fold untuk pemisahan data dan hasil yang optimal. Pra-pemrosesan data dengan arsitektur CNN Resnet50 untuk pelatihan. Hasil akhir adalah Gambar RGB memiliki akurasi 49%, gambar Grayscale memiliki akurasi 47%.

Pada Penelitian (Raghav Agarwal et.al, 2023) membahas tentang Artificial Intelligence untuk deteksi gangguan kulit menggunakan model Deep Learning Convolutional Neural Network. Dataset mencakup 25000 gambar warna dari delapan gangguan kulit umum. Metode yang digunakan merupakan ResNet 152 turunan CNN dalam pemrosesan klasifikasi citra. Hasil akhir yang didapat pada penelitian ini dengan menggunakan ResNet152 adalah 74.24% pada validation and 73.01% pada test dataset.

Pada Penelitian (Yue Shen et.al, 2024) membahas tentang mengoptimalkan diagnosis penyakit kulit: memanfaatkan data komunitas daring dengan teknik ontrastive learning dan clustering. Metode Pendekatan contrastive learning untuk mempelajari representasi umum dari gambar yang tidak berlabel. Menggunakan metode clustering dengan gambar validasi standar untuk meningkatkan anotasi. Hasil akhir adalah model dapat ditransfer ke tugas baru dengan akurasi 61,76%.

Dan pada Penelitian (Archana et.al, 2019) membahas klasifikasi model deteksi penyakit kulit menggunakan pemrosesan gambar untuk aksesibilitas pedesaan. Transformasi DCT, DWT, dan SVD digunakan untuk deteksi penyakit kulit. Hasil akhir akurasi adalah 80 persen.

Pada penelitian ini mengusulkan pendekatan baru terhadap pra-diagnosis penyakit kulit manusia di Indonesia melalui pengembangan metode identifikasi berbasis AI yang memanfaatkan data klinis dan non-klinis. Dengan mengintegrasikan data dari berbagai sumber, termasuk rekam medis pasien, informasi genetik, paparan lingkungan, dan kebiasaan gaya hidup, metode yang diusulkan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan diagnosis penyakit kulit, sehingga memberikan hasil yang lebih baik bagi pasien. Metode yang diusulkan juga mempertimbangkan karakteristik unik penduduk Indonesia, termasuk variasi penyakit kulit dan preferensi pasien, untuk memastikan relevansi dan efektivitasnya dalam konteks ini. Pendekatan ini merupakan perubahan signifikan dari metode diagnostik tradisional dan berpotensi merevolusi bidang dermatologi medis di Indonesia dan berbagai negara lain.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan pengetahuan dengan mengembangkan pendekatan ilmiah yang lebih sistematis dalam pra-diagnosis penyakit kulit menggunakan algoritma kecerdasan buatan. Melalui investigasi yang komprehensif, diharapkan dapat dihasilkan metode identifikasi yang efisien dan akurat, yang mampu mendukung praktik klinis dan non-klinis dalam menghadapi berbagai tantangan dalam diagnosis penyakit kulit.

Pengembangan metode identifikasi ini diharapkan dapat meningkatkan aksesibilitas terhadap perawatan kesehatan kulit, mengurangi waktu tunggu untuk konsultasi, serta memberikan kontribusi signifikan dalam peningkatan kualitas perawatan pasien. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan landasan bagi pengembangan teknologi medis yang lebih lanjut dalam bidang dermatologi, serta memberikan dampak positif dalam perluasan cakupan layanan kesehatan kulit secara global.

1.2 Batasan Masalah Penelitian

Dari berbagai penelitian diketahui bahwa untuk mengidentifikasi jenis penyakit kelainan kulit pada manusia dapat menggunakan analisis pengolahan citra dan teks. Pada penelitian ini fokus diskusi penelitian dibatasi pada hal;

1. Dataset citra penyakit kulit pada manusia yang digunakan untuk penelitian ini berasal dari website lembaga penelitian resmi The International Skin Imaging Collaboration (isic-archive.com, 2023) dan website khusus pembelajaran untuk penelitian penyakit kulit international DermNet all about the skin (dermnetnz.org, 2023). Dari website tersebut, citra yang didapat sangat bervariasi dan sudah dalam pelabelan kelas sebagai Eczema, Melanoma, Candidiasis, Molluscum. Dengan kategori penyakit tidak menular seperti Eczema dan Melanoma, sedangkan untuk penyakit menular seperti Candidiasis dan Molluscum.
2. Proses komputasi pengolahan citra dan teks menggunakan software Jupyter lab dengan Bahasa pemrograman python dan kemudian diimplementasikan kedalam sebuah aplikasi medical dermatology berbasis smartphone.
3. Sistem yang telah dibangun akan diukur performansinya berdasarkan waktu running dan akurasi sistem yang dihitung berdasarkan Confusion Matrix.

1.3 Rumusan Masalah Penelitian

Berbagai penelitian yang telah dilakukan belum terdapat identifikasi penyakit kulit pada manusia dengan teknis pendekatan data klinis dan non-klinis. Dengan

mengintegrasikan data dari berbagai sumber, termasuk rekam medis pasien, informasi genetik, paparan lingkungan, dan kebiasaan gaya hidup serta image dari kulit yang terinfeksi virus penyakit kulit dengan bantuan analisis pengolahan citra berbasis komputer, padahal dalam mendiagnosa penyakit kulit pada manusia para ahli sering mengalami kesulitan untuk mendeteksi adanya perbedaan dimana setiap kali terdeteksi selalu menunjukkan hasil yang berbeda dengan diagnosis sebenarnya. Maka terdapat peluang untuk melakukan penelitian pada permasalahan ini yang menjadi topik penelitian. Merujuk pada penelitian yang telah banyak dilakukan, proses kerja rangkaian pembangunan sistem dalam mengidentifikasi adanya penyakit kulit untuk mengenalinya sebagai suatu jenis penyakit maupun kelainan pada kulit menggunakan pengolahan citra akan berisi tiga langkah utama yaitu; segmentasi citra, ekstraksi fitur dan klasifikasi objek. Problem yang ada pada segmentasi citra penyakit kulit adalah; (1) segmentasi pada wilayah terlihat tidak jelas karena citra penyakit kulit direpresentasikan dalam citra sangat kecil yang memiliki karakter yang khas yaitu hanya memiliki intensitas warna lebih terang sehingga sulit membedakan kemiripannya dengan beberapa penyakit kulit, dengan demikian akan sulit mendefinisikan bentuk penyakit kulit secara spesifik. (2) Ketidakteraturan bentuk dari kelainan kulit dan ukuran serta rendahnya intensitas kontras antar penyakit kulit yang juga mirip dengan jaringan kulit di sekitarnya. (3) Citra penyakit kulit memiliki resolusi rendah, kontras yang lemah, dan memiliki banyak noise yang dapat mengubah intensitas piksel sehingga klasifikasi maupun identifikasi menjadi tidak pasti. (4) Warna kulit pada manusia terbilang sangat berbeda antara manusia yang satu dengan lainnya sehingga warna pada kelainan kulit juga dapat berubah yang menyebabkan identifikasi penyakit kulit menjadi sangat sulit untuk dibedakan. (5) Identifikasi penyakit kulit di banyak penelitian hanya menunjukkan jenis penyakit kulit tanpa adanya deskripsi yang jelas untuk dilakukan penanganan dini. (6) Sistem identifikasi penyakit kulit pada umumnya hanya menggunakan data citra sebagai acuan identifikasi jenis penyakit kulit namun tidak menggunakan keluhan maupun rekam medis pasien sebagai identifikasi penyakit kulit secara dini. Padahal pra-diagnosis serta penanganan dini merupakan tindakan

pencegahan dan pengobatan yang dapat menyelamatkan pasien-pasien yang terkena kelainan pada kulit sebelum dilakukan tindakan lebih lanjut.

Maka diperlukan model algoritma identifikasi handal yang dapat mengidentifikasi penyakit kulit sebagai pra-diagnosis dengan menggabungkan dua metode pengolahan data yaitu pengolahan data citra dan pengolahan data teks untuk dapat menangani permasalahan tersebut. Berdasarkan batasan masalah yang telah ditetapkan, uraian rumusan masalah agar fokus penelitian lebih terarah dan sesuai dengan yang diharapkan dengan berbagai pendekatan metode yang telah diusulkan oleh beberapa peneliti dapat diuraikan sebagai berikut;

1. Bagaimana mengembangkan algoritma identifikasi Image dan Teks agar lebih baik dan dapat melakukan prediksi identifikasi terhadap image untuk mengenali teks hasil sebagai penyakit kulit serta penanganannya maupun sebaliknya teks untuk mengenali image sebagai penyakit kulit serta penanganannya?
2. Bagaimana membangun model identifikasi penyakit kulit berdasarkan gabungan pengolahan image dan teks agar tercipta hybrid modelling untuk mengidentifikasi penyakit kulit melalui image-teks maupun sebaliknya teks-image (Usulan Bi-Directional Image-Text Matching)?
3. Bagaimana membangun prototype system aplikasi berbantuan komputer yang tepat dan akurat untuk identifikasi adanya kelainan kulit yang diderita pasien sebagai tindakan pra-diagnosis sehingga dapat diidentifikasi berdasarkan jenis penyakit kulit menggunakan usulan Bi-Directional Image-Text Matching?

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan umum penelitian ini adalah mengembangkan prototype sistem identifikasi berbasis aplikasi yang dapat mengidentifikasi penyakit kelainan pada kulit manusia dan mengenalinya sebagai jenis penyakit kulit serta dapat

memberikan keterangan dan penanganan dalam pengobatan menggunakan metode pengolahan citra dan teks. Tujuan khusus penelitian adalah;

1. Mengembangkan metode identifikasi penyakit kulit sebagai pra-diagnosis dengan menggabungkan dua metode pengolahan data yaitu pengolahan gambar dan pengolahan teks menjadi Bi-Directional Image-Text Matching untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dalam identifikasi image to teks maupun sebaliknya teks to image.
2. Menghasilkan model identifikasi Bi-Directional Image-Teks Matching yang dapat digunakan untuk identifikasi penyakit kulit yang dapat digunakan untuk prototype system identifikasi penyakit kulit berbasis aplikasi sebagai pra-diagnosis pasien.

1.5 Manfaat Penelitian dan Kontribusi

Hasil akhir penelitian ini dapat memberikan kontribusi dan manfaat keilmuan dalam bidang teknologi informasi untuk aplikasi medis yang dapat digunakan oleh ahli dalam bentuk prototype aplikasi. Alat ini bekerja sebagai alat bantu untuk fasilitas penunjang dan bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan dan penyampaian informasi hasil diagnosis dengan cepat, akurat dan dapat dipertanggung jawabkan tentang keadaan penyakit kelainan kulit pada manusia. Dengan demikian akan lebih mudah dalam melakukan langkah-langkah tindakan yang akan di laksanakan untuk pengobatan selanjutnya. Jadi, sistem bekerja bukan untuk menggantikan peran ahli dalam menganalisis citra, akan tetapi hanya bertindak memberikan pendapat lain (*second opinion*) dan memberikan dukungan kepada ahli untuk menentukan hasil diagnosis diawal maupun diakhir pengobatan.

Pada sisi pengembangan ilmu, penelitian ini mengembangkan suatu metode dan algoritma berbasis gabungan pengolahan image dan teks untuk membangun model identifikasi, dan menghasilkan model Bi-Directional Image-Teks Matching untuk identifikasi penyakit kulit pada manusia sebagai pra-diagnosis.

BAB 2

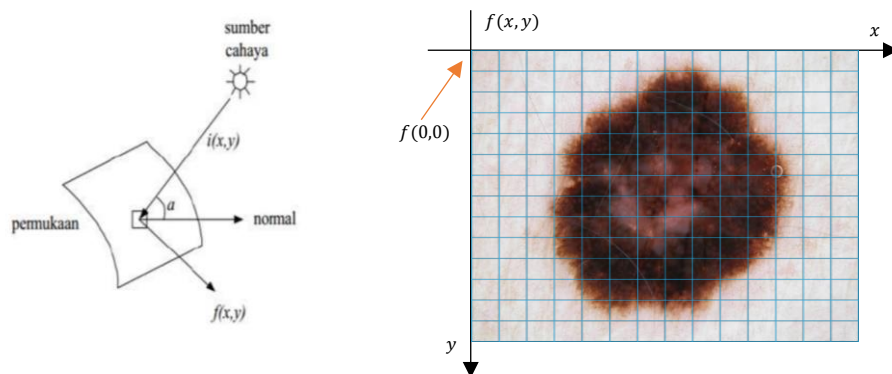
TELAAH PUSTAKA

2.1 Pencitraan Medis

Pencitraan medis (medical imaging) merupakan metode untuk membuat representasi visual (berbentuk citra digital) dari bagian tubuh manusia yang menampilkan struktur jaringan pada tubuh manusia secara non-invasif untuk tujuan klinis (mendiagnosis dan mengungkapkan jenis penyakit) (Madenda, 2015). Teknologi informasi pada pencitraan medis adalah pengaplikasian teknik dan prinsip teknik dalam bidang medis, yaitu desain dan pemecahan masalah dalam teknologi informasi pada bidang medis dan kedokteran seperti diagnosis, pengawasan dan terapi, untuk selanjutnya dapat dilakukan rehabilitasi (Mahesh, 2011; Suetens, 2017). Kemampuan manusia dalam mengamati untuk mendeteksi dan menggambarkan adanya kelainan pada organ misalnya organ kulit dapat dibantu dengan pemrosesan citra digital yang dapat digunakan untuk proses menemukan dan mengenalinya (Heimbach et al., 2017). Dalam bidang medis dan kedokteran masalah akurasi diagnosis dan penaksiran suatu penyakit tergantung pada akuisisi citra dan interpretasinya. Interpretasi terhadap citra medis pada umumnya dilakukan dengan cara manual. Cara manual sangat rentan terhadap kesalahan. Keduanya dipengaruhi oleh subjektivitas manusia yang terkait dengan durasi pengalaman dan tingkat kepakarannya. Hal itu sangat menentukan akurasi dan konsistensi hasil. Pada titik ini, potensi kesalahan akibat interpretasi secara manual sangat mungkin terjadi, baik dipicu oleh internal individu observer (intra-observer) maupun perbedaan interpretasi antara observer yang berpengalaman dan belum berpengalaman (inter-observer) (Arifin, 2019; Deserno, 2011; Lestari, 2015; Mahesh, 2011).

2.2 Pengertian Citra

Citra didefinisikan sebagai fungsi dari dua variabel misalnya $a(x, y)$ dimana a sendiri sebagai amplitudo (misalnya kecerahan) citra pada koordinat (x, y) (Permata Sari et al., 2017). Citra merupakan salah satu komponen multimedia yang memegang peranan penting sebagai bentuk informasi visual yang merepresentasikan kemiripan atau imitasi dari suatu objek atau benda. Setiap citra mempunyai beberapa karakteristik yang menggambarkan objek, antara lain ukuran citra, resolusi, dan format nilai citra tersebut (Munir, 2004). Citra yang dapat dilihat oleh mata manusia terdiri dari berkas-berkas cahaya yang dipantulkan oleh benda-benda di sekitarnya seperti yang terlihat pada gambar 2.1. yang memperlihatkan citra kelainan pada kulit manusia. Citra dapat dinyatakan sebagai fungsi kontinu dari intensitas cahaya dalam bidang dua dimensi $f(x, y)$ dimana x dan y menyatakan koordinat ruang spasial pada bidang 2 dimensi dan nilai f pada suatu koordinat menyatakan kecerahan (intensitas cahaya) dan informasi warna citra (Kadir & Susanto, 2012; Putra, 2010). Apabila nilai f dari sebuah citra bersifat diskret maka citra tersebut disebut sebagai citra digital (Gonzalez & Eugene Woods, 2004; Kadir & Susanto, 2012).



Gambar 2. 1: Citra kelainan kulit dengan objek Melanoma (Munir, 2004; Nazarian, 2017 dan Dokumentasi Peneliti)

Citra digital dapat disajikan sebagai matriks berdimensi M yang menyatakan tinggi dan N menyatakan lebar dari citra dimana perpotongan antara baris dan kolom

disebut piksel, yaitu elemen terkecil dari sebuah citra, dengan jumlah elemennya berhingga seperti persamaan 2.1.

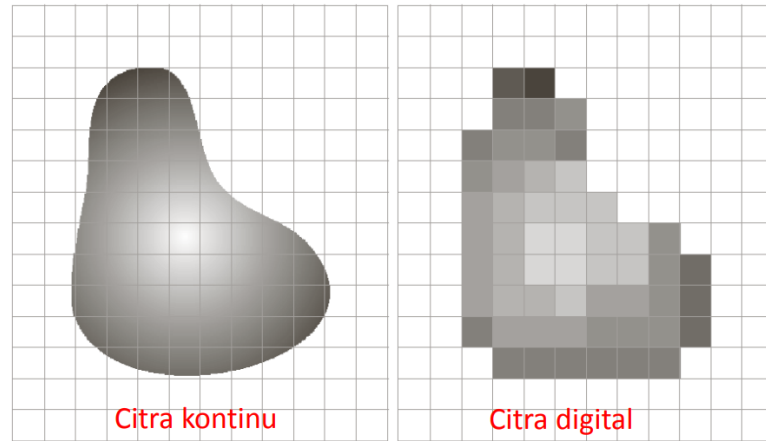
$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \cdots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Seperti pada layar monitor, koordinat citra dimulai dari pojok kiri atas. Secara matematis dimulai dari (0,0) dan berakhir di (M-1, N-1), dimana M menunjukkan tinggi, dan N menunjukkan panjang.

2.3 Digitalisasi Citra

Suatu citra agar dapat diolah dengan komputer digital harus direpresentasikan secara numerik dengan nilai-nilai diskrit yang disebut sebagai citra digital. Suatu citra digital $a(m,n)$ dideskripsikan dalam ruang diskrit dua dimensi yang diturunkan dari citra analog $a(x,y)$ di ruang kontinu 2D melalui proses sampling (proses digitalisasi) yaitu yang biasa disebut sebagai digitalisasi diilustrasikan pada Gambar 2.2. Sedangkan, menurut Maria citra digital adalah citra $f(x,y)$ yang telah didiskritkan oleh pada koordinat spasial dan kecerahan. Citra digital direpresentasikan oleh array dua dimensi atau sekumpulan array dua dimensi dimana setiap array merepresentasikan satu kanal warna. Nilai kecerahan yang didigitalkan dinamakan nilai tingkat keabuan (Hidayatullah, 2017; McAndrew, 2004). Representasi citra dari fungsi kontinu menjadi nilai-nilai diskrit disebut digitalisasi. Citra yang dihasilkan inilah yang disebut citra digital (*digital image*). Pada umumnya citra digital berbentuk empat persegi panjang, dan dimensi ukurannya dinyatakan sebagai tinggi * lebar. Berdasarkan jenis warnanya, citra digital dapat dibedakan menjadi tiga jenis yaitu citra RGB, citra grayscale, dan citra biner. Citra RGB merupakan citra yang nilai intensitas pikselnya tersusun oleh tiga kanal warna yaitu merah atau red, hijau atau green, dan biru atau blue. Citra grayscale adalah citra yang nilai intensitas pikselnya berdasarkan derajat keabuan.

Sedangkan citra biner adalah citra yang hanya memiliki dua nilai intensitas yaitu 0 (hitam) dan 1 (putih) (Pamungkas, 2017).



Gambar 2. 2: Proses digitalisasi dari suatu citra kontinu (Nazarian, 2017)

2.3.1. Citra Skala Keabuan

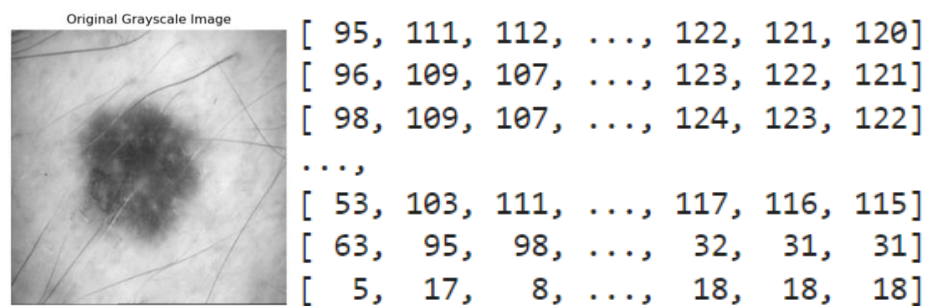
Citra keabuan (grayscale image) adalah citra yang merupakan kombinasi antara hitam dan putih. Nilai piksel dapat dikodekan dalam $8bit$ yang memiliki nilai berkisar dari 0 sampai dengan 255 sehingga memberikan $2^8 = 256$ tingkat keabuan dari warna hitam sampai warna putih yang merupakan nilai intensitas dari piksel citra. Pada persamaan 2.2, dengan $I(x,y)$ adalah level keabuan pada suatu koordinat (x,y) yang diperoleh dengan mengatur komposisi warna merah (R), hijau (G) dan biru (B), yang ditunjukkan oleh parameter α , β , dan γ . Nilai yang diberikan untuk ketiga parameter $\alpha\beta\gamma$ bisa secara acak asalkan total keseluruhan nilainya adalah sama dengan satu (1) (Putra, 2010).

$$I(x,y) = \alpha R + \beta G + \gamma B \quad (2.2)$$

Proses greyscaling mengubah citra RGB yang mempunyai 3 komponen warna menjadi citra gray-level yang hanya mempunyai 1 komponen warna. Nilai piksel tidak langsung dibagi menjadi 3 melainkan terdapat prosentase dari masing-masing nilai yaitu 29, 9 persen warna R, 58, 7 persen warna G, dan 11, 4 persen B (Prasetyo, 2011, 2012), sehingga untuk membuat nilai intensitas dari warna dasar citra abu - abu menjadi sama digunakan persamaan 2.3 berikut.

$$\text{Nilai Grey} = \left(\frac{R + G + B}{3} \right) \quad (2.3)$$

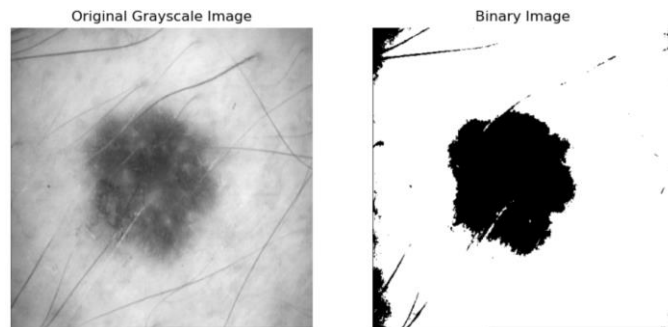
Jika Nilai Grey telah didapat, maka nilai tersebut digunakan sebagai intensitas unsur warna dasar R, G, B dan disubstitusikan seperti (GRAY, GRAY, GRAY), sehingga akan terbentuklah data untuk citra abu-abu seperti representasi visual dan nilai diskrit intensitas keabuan yang terlihat pada gambar 2.3.



*Gambar 2. 3: Nilai Diskrit Intensitas Keabuan Pada citra digital.
(dokumentasi peneliti)*

2.3.2. Citra Biner

Metode binarisasi citra adalah proses untuk menampilkan bagian tertentu saja dari sebuah citra (Munir, 2004). Fungsi dari binerisasi adalah untuk mempermudah proses pengenalan pola, karena pola akan lebih mudah terdeteksi pada citra yang mengandung lebih sedikit warna (representasi 1 bit yang berisi nilai 0 atau 1) hanya membutuhkan ruang memori yang kecil sehingga akan mempercepat waktu proses. Citra biner dapat mengidentifikasi keberadaan objek, yang direpresentasikan sebagai daerah (region) di dalam citra yaitu dengan memisahkan (segmentasi) objek dari citra latar belakangnya. Pada gambar 2.4 diperlihatkan penampilan citra biner dari citra kelainan kulit.

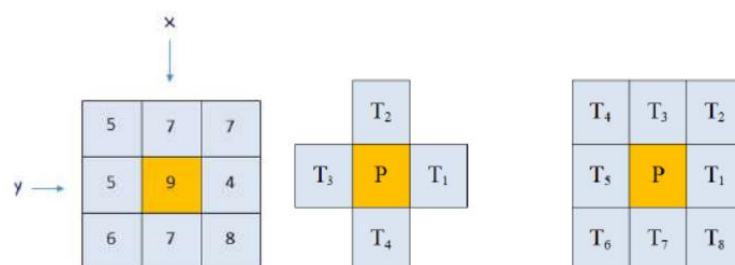


Gambar 2. 4: Representasi Citra Biner Dari Citra digital (dokumentasi peneliti)

Penghitungan terhadap atribut-atribut yang menjadi ciri karakteristik yang melekat pada suatu objek dalam citra digital secara sederhana dapat dilakukan dengan cara mengkonversi citra asli (RGB ataupun greyscale) menjadi citra biner terlebih dahulu untuk menunjukkan keabuan hitam (nilai derajat = 0) untuk piksel *background* dan keabuan putih (nilai derajat = 1) untuk piksel objek *foreground* (Gonzalez & Eugene Woods, 2004; Munir, 2004; Putra, 2010).

2.3.3. Ketetangaan Antar Piksel

Piksel-piksel di dalam citra membentuk suatu matriks tertentu yang nantinya akan digunakan dalam proses analisis yang lebih lanjut. Setiap elemen matriks tersebut memiliki hubungan ketetangaan dengan elemen-elemen yang berada disekitarnya. Hal ini cukup berguna untuk beberapa aplikasi bidang pengolahan citra (Munir, 2004) misalnya digunakan untuk membentuk suatu matriks cooccurrence. Pada pengolahan citra, ketetangaan piksel banyak dipakai terutama pada analisis bentuk objek. Ketetangaan piksel yang umum dipakai adalah 4 dan 8-ketetangaan seperti yang terlihat pada gambar 2.5 berikut.



Gambar 2. 5: Piksel dan tetangga serta dua macam ketetanggaan piksel, 4 dan 8 (Kadir and Susanto, 2012)

Pada 4-ketetanggaan, T_1 , T_2 , T_3 , dan T_4 merupakan tetangga terdekat piksel P. Bila P mempunyai koordinat (b, k) dengan b baris dan k kolom, dengan orientasi horisontal dan vertikal hubungan piksel tetangga terhadap P terlihat pada persamaan 2.4 sebagai berikut.

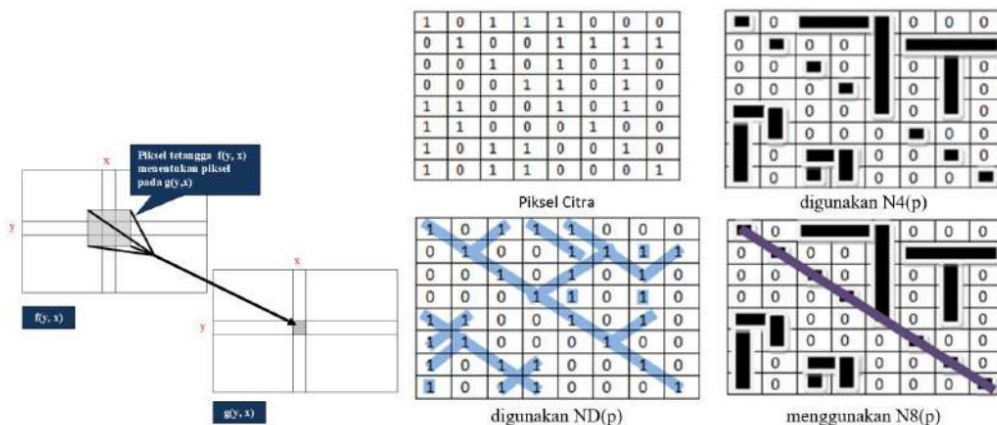
$$T_1 = (b, k + 1), T_2 = (b - 1, k), T_3 = (b, k - 1), T_4 = (b + 1, k) \quad (2.4)$$

Pada 8-ketetanggaan, tetangga piksel P yaitu piksel-piksel yang berada di sekitar P. Totalnya sebanyak 8 buah dengan hubungan piksel tetangga terhadap P yang terlihat pada persamaan 2.5 sebagai berikut.

$$\begin{aligned} T_1 &= (b, k + 1), T_2 = (b - 1, k - 1), T_3 = (b, k - 1), T_4 = (b - 1, k - 1), \\ T_5 &= (b, k - 1), T_6 = (b + 1, k - 1), T_7 = (b + 1, k - 1), T_8 = (b + 1, k + 1) \end{aligned} \quad (2.5)$$

2.3.3.1. Operasi Ketetanggaan

Operasi ketetanggaan piksel adalah operasi pengolahan citra untuk mendapatkan nilai suatu piksel yang melibatkan nilai piksel-piksel tetangganya. Hal ini didasarkan kenyataan bahwa setiap piksel pada umumnya tidak berdiri sendiri, melainkan terkait dengan piksel tetangga, karena merupakan bagian suatu objek tertentu di dalam citra. Sebagai contoh, suatu citra yang berderau dapat dihaluskan melalui pererataan atas piksel-piksel tetangga. Pada gambar 2.6 terlihat ilustrasi 8 piksel tetangga terdekat dengan piksel $f(y, x)$ digunakan untuk memperbaikinya menjadi $g(y, x)$ di tempat yang sama (Kadir & Susanto, 2012).



Gambar 2. 6: Operasi ketetanggaan piksel
(Kadir and Susanto, 2012)

2.3.3.2. Jarak Antar Piksel

Kesamaan atau kemiripan citra yang biasa disebut dengan jarak merupakan aspek penting dalam pengembangan metode pengelompokan maupun regresi. Sebelum dilakukan pengelompokan data atau objek untuk dideteksi, terlebih dahulu ditentukan ukuran jarak kedekatan antar elemen data. Jarak antar piksel digunakan untuk menentukan nilai setiap elemen filter yang digunakan untuk pengolahan citra. Terdapat 2 piksel p dan q dengan koordinat (x_0, y_0) dan (x_1, y_1) , jarak antara kedua piksel dapat dihitung menggunakan rumus Euclidean distance (Madenda, 2015) terlihat pada persamaan 2.6 ini.

$$D = (|x_0 - x_1|^a + |y_0 - y_1|^a)^{1/a} \quad (2.6)$$

Metode Euclidean membandingkan jarak minimum image pengujian, dengan database image pelatihan. Semakin kecil nilai $d(x, y)$, maka semakin mirip kedua vektor yang dicocokkan/dibandingkan. Sebaliknya semakin besar nilai $d(x, y)$ maka semakin berbeda kedua vektor yang dicocokkan. Representasi jarak antar piksel berdasarkan Euclidean dapat dilihat pada gambar 2.7 berikut (Madenda, 2015).

$2\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{5}$	$2\sqrt{2}$
$\sqrt{5}$	$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$

2	1	0	1	2
$\sqrt{5}$	$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$
$2\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{5}$	$2\sqrt{2}$

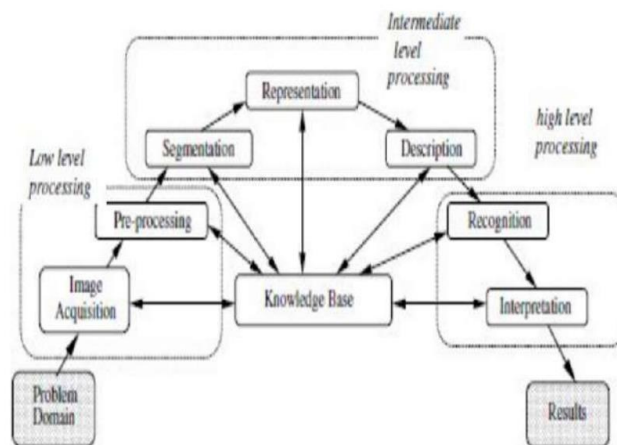
Gambar 2. 7: Jarak piksel tetangga berdasarkan Euclidean (Madenda, 2015)

2.4 Visi Komputer

Computer Vision adalah kombinasi dari pengolahan citra digital dan pengenalan pola. Keluaran dari proses visi komputer adalah pemahaman terhadap citra. Tujuan visi komputer adalah untuk membuat model dan mengekstraksi data serta informasi dari citra, sehingga mendapatkan pemahaman tentang apa yang terkandung dalam suatu citra, seperti misalnya mendeteksi dan mengenali objek yang terdapat dalam citra (Wiley & Lucas, 2018). Visi komputer bekerja dengan menggunakan algoritma dan sensor optik untuk mensimulasikan visualisasi manusia untuk secara otomatis mengekstraksi informasi berharga dari suatu objek. Ini juga dikombinasikan dengan sistem pencahayaan untuk memfasilitasi akuisisi citra dilanjutkan dengan analisis citra. Pengolahan citra dan analisis citra merupakan inti dari visi komputer. Pengolahan citra dan analisis citra mencakup serangkaian langkah yang secara garis besar dibagi menjadi tiga tingkatan yaitu pengolahan tingkat rendah, pengolahan tingkat menengah, dan pengolahan tingkat tinggi yang ditunjukkan pada gambar 2.8 (Gonzalez & Eugene Woods, 2004). Proses- proses pengolahan analisis citra pada masing-masing tingkatan adalah;

1. Image Acquisition, adalah tahap awal untuk mengambil, mengumpulkan serta menyiapkan data citra menggunakan alat perekaman citra dan memprosesnya menjadi data yang diinginkan menggunakan peralatan rekam antara lain kamera video, kamera digital, scanner.
2. Pre-processing, adalah langkah yang dilakukan untuk menyiapkan citra untuk diproses lebih lanjut, bisa berupa ekstraksi fitur maupun kebutuhan klasifikasi. Teknik pre-processing citra yang umum digunakan antara lain adalah cropping dan perubahan ukuran citra.

3. Image Segmentation, yaitu membagi sebuah citra menjadi beberapa bagian penyusunnya. Proses segmentasi dilakukan sampai objek yang diinginkan dalam suatu aplikasi terpisah dari objek aslinya. Tingkat kesuksesan dari sebuah sistem pengenalan citra juga dipengaruhi oleh segmentasi yang akurat.
4. Feature Extraction and Selection, memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada yang dapat membedakan kelas-kelas obyek secara baik. ekstraksi ciri mengukur besaran kuantitatif dari ciri setiap piksel.
5. Representasi dan Deskripsi. Representasi yaitu menyatakan data piksel ke dalam bentuk data yang mampu diolah oleh komputer. Sementara proses deksripsi dilakukan untuk mengekstrak atribut (ekstraksi fitur) yang menghasilkan informasi kuantitatif yang diinginkan atau merupakan fitur untuk membedakan citra antar kelas.
6. Pengenalan Pola (Pattern Recognition), yaitu proses pemberian label pada objek sesuai dengan fitur yang dimiliki objek.
7. Interpretasi Citra (Image Interpretation), memberikan arti pada obyek yang sudah berhasil dikenali.
8. Penyusunan Basis Data, digunakan sebagai referensi pada proses template matching/object recognition.



Gambar 2. 8: Tingkatan proses pengolahan citra (Gonzalez and Woods, 2004)

2.5 Akuisisi Citra Penyakit Kulit

Pemeriksaan kelainan kulit manusia bertujuan untuk melihat adanya ketidaknormalan pada kulit manusia, misalnya bintik merah untuk kemudian diadakan perekaman citra mikro yang akan digunakan sebagai alat analisis oleh ahli pakar. Cara pemeriksaan pasien adalah dengan merekam kulit yang terdapat kelainan atau penyakit yang menyebabkan kulit menjadi kelainan. Fungsi dari perekaman kulit adalah untuk menentukan jenis apakah penyakit yang diderita oleh pasien yang bermasalah dengan kulitnya. Gambar yang dihasilkan akan sangat tergantung dari kecakapan/keterampilan seorang operator untuk dapat menentukan area kulit mana yang terdapat kelainan pada kulit dari segala posisi pemeriksaan dengan pengambilan gambar. Alur perekaman citra dapat diperlihatkan pada gambar 2.9 berikut.



*Gambar 2. 9: Alur perekaman citra penyakit kulit
(Dokumen Peneliti)*

Penelitian ini difokuskan pada citra RGB yang dimana citra dengan pengambilan melalui jarak terkecil pada kulit manusia sering digunakan untuk menggambar struktur bentuk kelainan pada kulit manusia.

2.6 Pre-Processing Citra

Preprocessing bertujuan untuk meningkatkan kualitas suatu citra. Proses ini dapat dilalui jika citra hasil akuisisi sudah dapat tersegmentasi dengan baik. Perbaikan kualitas citra dapat dikatakan tahapan yang bersifat opsional dan bersifat subjektif dan eksperimentatif karena tidak ada algoritma yang baku untuk meningkatkan kualitas citra. Perbaikan kualitas citra dapat dilakukan melalui operasi titik, operasi spasial, maupun operasi transformasi. Metode perbaikan kualitas citra di antaranya

adalah: intensity adjustment, contrast stretching, filtering (median filter, low pass filter, high pass filter (Pamungkas, 2017).

2.6.1. Resize Data

Resizing atau penyesuaian ukuran sangat penting dalam pengolahan citra penyakit kulit. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa semua gambar memiliki ukuran yang konsisten, misalnya 256x256 piksel, sehingga memudahkan analisis yang akurat. Dengan ukuran yang seragam, dapat mengurangi variasi dalam resolusi gambar dan mempercepat proses komputasi. Penting untuk melakukan resizing dengan hati-hati agar tidak kehilangan detail penting seperti fitur struktural yang relevan dalam interpretasi medis. Proses resizing juga mendukung standarisasi data untuk penelitian dan pengembangan model AI, memastikan model diberi data yang konsisten dan dapat dipercaya (Gonzalez & Eugene Woods, 2004). Pada dasarnya, resizing membantu dalam mencapai beberapa tujuan utama:

1. **Konsistensi Ukuran:** Gambar yang dikumpulkan untuk analisis penyakit kulit seringkali bervariasi dalam resolusi dan ukuran. Dengan menyesuaikan ukuran gambar menjadi standar tertentu, seperti 256x256 piksel, kita dapat memastikan bahwa setiap citra memiliki dimensi yang seragam. Ini membantu mengurangi variabilitas yang mungkin timbul dari perbedaan skala citra.
2. **Efisiensi Komputasi:** Ukuran citra yang konsisten juga meningkatkan efisiensi dalam pengolahan dan analisis citra. Resizing dapat mengurangi beban komputasi, memungkinkan algoritma pengolahan citra berjalan lebih cepat dan efisien tanpa mengorbankan kualitas hasil.
3. **Pemeliharaan Informasi Penting:** Meskipun mengubah ukuran citra, resizing harus dilakukan dengan hati-hati untuk mempertahankan informasi penting seperti fitur anatomi atau struktural yang relevan dalam analisis penyakit kulit. Proses ini harus mempertimbangkan metode resizing yang meminimalkan distorsi atau kehilangan detail yang mungkin penting dalam interpretasi klinis.

4. **Konsistensi Analisis:** Dalam analisis citra medis, konsistensi ukuran memfasilitasi perbandingan yang adil dan akurat antara berbagai citra. Ini penting dalam pengembangan model AI/ML untuk klasifikasi penyakit kulit, di mana konsistensi ukuran memastikan model dilatih dan dievaluasi dengan data yang seragam.
5. **Penerapan Standar:** Resizing juga memungkinkan implementasi standar dalam pengumpulan data dan protokol penelitian. Dalam konteks klinis, standarisasi ukuran gambar dapat mempermudah kolaborasi lintas-institusi dan memfasilitasi integrasi data yang lebih baik untuk analisis populasi yang luas.

Untuk mereshize data citra menjadi ukuran 256x256 piksel, terdapat beberapa pendekatan yang dapat digunakan, tergantung pada preferensi interpolasi dan algoritma yang digunakan. Salah satu pendekatan yang umum adalah menggunakan metode bilinear interpolation. Berikut adalah persamaan umum untuk mereshize citra menjadi 256x256 piksel.

Misalkan I adalah citra dengan lebar W dan tinggi H , dan I' adalah citra hasil resize dengan lebar 256 dan tinggi 256. Dalam metode bilinear interpolation, nilai piksel baru dihitung sebagai kombinasi linear dari empat piksel tetangga terdekat di sekitarnya. Untuk menghitung nilai piksel $I'(x', y')$ pada citra yang diresize, di mana (x', y') adalah koordinat piksel baru dalam citra yang diresize, kita menggunakan persamaan berikut:

$$x' = \frac{x \cdot (W - 1)}{256 - 1}$$
$$y' = \frac{y \cdot (H - 1)}{256 - 1}$$
(2.7)

Di mana x dan y adalah koordinat piksel asli dalam citra I . Kemudian, nilai piksel di $I'(x', y')$ dihitung menggunakan persamaan interpolasi bilinear $I'(x', y') = (1 - f)(1 - g)I(x, y) + f(1 - g)I(x + 1, y) + g(1 - f)I(x, y + 1) + fgI(x +$

$1, y + 1)$ Di mana $f = x' - \lfloor x' \rfloor$ dan $g = y' - \lfloor y' \rfloor$ adalah faktor proporsi antara koordinat piksel asli dan piksel yang diresize, dan $\lfloor \cdot \rfloor$ menunjukkan fungsi pembulatan ke bawah. Proses ini akan menghasilkan citra I' dengan ukuran 256×256 piksel yang sudah diresize dari citra asli I dengan mempertahankan detail seoptimal mungkin menggunakan interpolasi bilinear (Gonzalez & Eugene Woods, 2004).

2.6.2. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah proses kritis dalam pengolahan data dan analisis statistik yang bertujuan untuk mengubah nilai-nilai data ke dalam skala yang seragam atau standar. Tujuan utama dari normalisasi adalah untuk menghilangkan bias yang mungkin timbul dari perbedaan dalam satuan ukuran, rentang nilai, atau distribusi data, sehingga memungkinkan perbandingan atau analisis yang lebih akurat dan bermakna antara data-data yang berbeda (Gonzalez & Eugene Woods, 2004).

$$x_{normalisasi} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2.8)$$

Dalam konteks pengolahan data gambar, seperti dalam bidang pengolahan citra medis, normalisasi memiliki aplikasi yang penting. Misalnya, dalam analisis citra MRI atau CT scan, normalisasi dapat dilakukan untuk memastikan bahwa intensitas piksel di seluruh gambar berada dalam rentang yang seragam, sehingga tidak ada bagian dari gambar yang terlalu gelap atau terlalu terang. Hal ini memungkinkan dokter atau peneliti untuk lebih mudah mengidentifikasi struktur atau anomali yang mungkin ada dalam citra medis tersebut.

2.6.3. Peningkatan Kontras Data

Peningkatan kontras adalah suatu teknik dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk memperkuat perbedaan antara nilai intensitas piksel dalam citra, sehingga detail-detail yang lebih halus atau kurang terlihat dapat menjadi lebih jelas dan lebih mudah dikenali. Dalam konteks ini, peningkatan kontras membantu meningkatkan ketajaman dan kejelasan gambar, membuatnya lebih sesuai untuk

analisis visual atau interpretasi oleh manusia atau algoritma. Secara umum, terdapat beberapa metode untuk meningkatkan kontras dalam citra

2.6.3.1. Transformasi Histogram

Transformasi ini mengubah distribusi histogram citra, sehingga memperlebar atau menajamkan rentang intensitas piksel. Salah satu contoh transformasi yang umum digunakan adalah kontras linier, di mana nilai intensitas piksel I_{New} dihitung berdasarkan nilai intensitas piksel asli I_{Old} dengan persamaan $I_{New} = \alpha \cdot I_{Old} + \beta$. Di mana α adalah faktor kontras yang mengatur seberapa besar perbedaan intensitas ditingkatkan, dan β adalah bias.

2.6.3.2. Penggunaan Fungsi Transfer

Fungsi transfer, seperti fungsi sigmoid atau power law, digunakan untuk mengubah respons piksel terhadap nilai inputnya. Misalnya, fungsi power law didefinisikan sebagai $I_{New} = c \cdot (I_{Old})^\gamma$. Di sini, c adalah konstanta skala dan γ adalah parameter yang mengontrol kecuraman kurva.

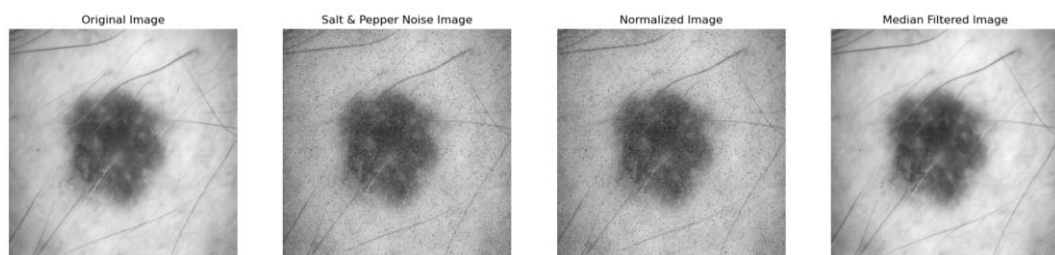
Penerapan peningkatan kontras harus dilakukan dengan hati-hati untuk menghindari over-enhancement yang dapat menghasilkan citra yang terlalu keras atau noise yang meningkat. Selain itu, pemilihan metode peningkatan kontras harus disesuaikan dengan karakteristik khusus dari citra yang sedang diproses, seperti jenis citra dan tujuan aplikasi akhir.

2.6.4. Penghapusan Noise

Penghapusan noise adalah langkah penting dalam pengolahan data yang bertujuan untuk menghilangkan gangguan atau sinyal acak yang tidak diinginkan yang terdapat dalam data. Dalam konteks pengolahan citra, noise dapat muncul sebagai variasi kecil yang tidak relevan atau gangguan visual, seperti kotoran pada sensor kamera, distorsi akibat kompresi data, atau gangguan elektromagnetik. Tujuan utama dari penghapusan noise adalah untuk memperbaiki kualitas data dengan cara mengurangi atau menghilangkan gangguan tersebut tanpa mengurangi informasi penting dalam citra.

2.6.4.1. Median Filter

Median filter adalah salah satu filtering non-linear yang mengurutkan nilai intensitas sekelompok piksel kemudian mengganti nilai piksel yang diproses dengan nilai mediannya. Median filter telah digunakan secara luas untuk memperhalus dan mengembalikan bagian citra yang mengandung noise berbentuk bintik putih. Hasil proses median filter pada citra kelainan kulit terlihat pada gambar 2.10, dengan penambahan noise bintik putih.



Gambar 2. 10: Hasil Proses Median Filter (Dokumentasi peneliti)

Filter bekerja dengan menggantikan nilai tengah dari piksel yang dicakup oleh area filter dengan sebuah nilai tengah (median) setelah diurutkan terlebih dahulu dari yang terkecil ke yang terbesar. Biasanya ukuran filter adalah ganjil karena akan memberikan poros tengah, sehingga akan lebih mudah dalam mengolah citra. Nilai yang lebih baik digunakan untuk suatu piksel ditentukan oleh nilai median dari setiap piksel dan kedelapan piksel tetangga pada 8 - ketetanggaan (Kadir & Susanto, 2012). Cara kerja dari filter ini dirumuskan pada persamaan 2.9 berikut;

$$y(n) = \text{med}[x(n - k), x(n - k + 1), \dots, x(n), \dots, x(n + k - 1), x(n + k)] \quad (2.9)$$

2.6.4.2. Gaussian Filter

Gaussian filter adalah salah satu jenis filter yang digunakan dalam pengolahan citra untuk menghaluskan atau mengurangi noise dalam citra dengan cara memberikan bobot lebih tinggi pada piksel-piksel di sekitarnya berdasarkan distribusi Gaussian. Filter ini bekerja dengan mengambil rata-rata tertimbang dari nilai piksel dalam sebuah jendela yang berada di sekitar piksel yang sedang

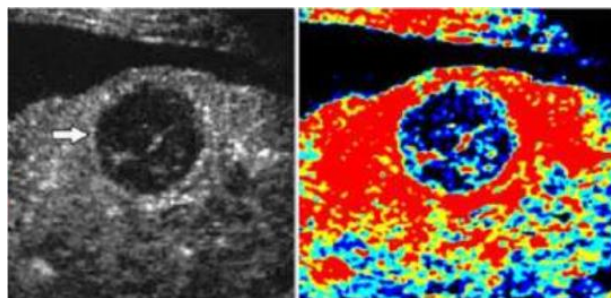
diproses. Bobot dari setiap piksel dihitung berdasarkan distribusi Gaussian, di mana piksel yang lebih dekat memiliki bobot yang lebih besar dibandingkan dengan piksel yang lebih jauh (Gonzalez & Eugene Woods, 2004).

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.10)$$

Penggunaan Gaussian filter dalam pengolahan citra memiliki beberapa keunggulan, di antaranya adalah kemampuannya untuk menghaluskan citra dengan lebih alami tanpa mengorbankan detail yang penting. Hal ini karena filter Gaussian memberikan preferensi pada tetangga-tetangga piksel yang lebih dekat, yang secara teoritis mencerminkan sifat alami dari objek dalam dunia nyata yang sering kali memiliki variasi intensitas yang lembut.

2.7 Segmentasi Citra

Segmentasi citra mempunyai arti membagi suatu citra menjadi wilayahwilayah yang homogen berdasarkan kriteria keserupaan tertentu antara tingkat keabuan suatu piksel dengan tingkat keabuan piksel – piksel tetangganya sehingga menjadi daerah yang tidak tumpang tindih dengan demikian citra akan menjadi lebih bermakna dan lebih mudah untuk di analisis lebih lanjut pada tahap berikutnya (Huang et al., 2018). Tiap piksel dalam suatu wilayah mempunyai kesamaan karakteristik atau properti yang dapat dihitung, seperti warna, intensitas, dan tekstur, dengan demikian dapat merepresentasikan karakteristik sebuah objek atau bagian dari sebuah objek dari citra (Madenda, 2015). Implementasi segmentasi berbasis dapat ditunjukkan pada gambar 2.11 berikut ini.



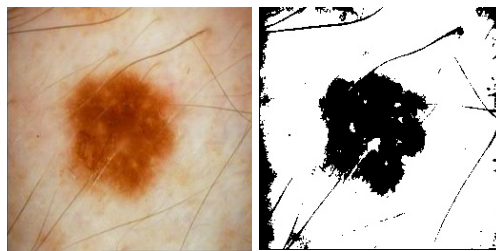
Gambar 2. 11: Hasil segmentasi (Dokumentasi penulis)

Algoritma segmentasi didasarkan pada 2 buah karakteristik nilai derajat kecerahan citra, yaitu: diskontinuitas dan similaritas (Kaur & Kaur, 2014; Matta, 2014). Diskontinuitas, citra dipisahkan/dibagi atas dasar perubahan yang mencolok dari derajat kecerahannya. contohnya adalah titik, garis, area, dan sisi citra (tepi citra). Similaritas adalah kesamaan-kesamaan sifat atau kriteria yang ada pada citra misalnya segmentasi berbasis , yaitu pengelompokan piksel citra ke dalam beberapa klaster.

Pendekatan yang digunakan pada algoritma segmentasi adalah teknik thresholding, teknik region-growing, shape-based dan teknik klasterisasi. Algoritma segmentasi yang paling efektif diperoleh dengan menyesuaikan kombinasi komponen-komponen yang ada dan disesuaikan dengan kebutuhan dari segmentasi itu sendiri (Kadir & Susanto, 2012; Kaur & Kaur, 2014; Matta, 2014; Zuva & Olugbara, 2011). Klasterisasi disebut sebagai metode statistik yang didasarkan pada distribusi parameter tertentu. Selama proses klasterisasi, piksel berusaha menarik piksel yang terdekat dan memiliki intensitas yang hampir sama ke dalam klaster yang sama sehingga robush terhadap noise. Segmentasi dengan metode statistik atau klasterisasi adalah melakukan estimasi definisi awal dari parameter sehingga bagus tidaknya segmentasi tergantung pada seberapa baik distribusi yang diasumsikan mendekati distribusi dari data. Metode segmentasi statistik mengklasifikasi dan melakukan pengelompokan piksel citra ke dalam wilayah terpadu menurut kriteria tertentu dengan menggunakan pattern-classifier tertentu dan teknik postprocessing semisal filter morfologi. Keberhasilan proses segmentasi berbasis klaster ditentukan oleh keberhasilan dalam mengelompokkan fitur-fitur yang berdekatan ke dalam satu klaster. Metode-metode dalam segmentasi berbasis klaster salah satunya adalah iterasi yang mencari pusat dan batas-batas melalui proses perulangan (iterasi). Kedekatan atau kemiripan (similaritas) suatu objek dengan objek lain atau dengan pusat dihitung dengan menggunakan fungsi jarak (Lussiana & Widodo, 2013).

2.7.1. Thresholding

Thresholding adalah teknik dasar dalam pengolahan citra yang digunakan untuk memisahkan objek atau area tertentu dalam citra berdasarkan ambang batas tertentu yang ditentukan. Tujuan utama dari segmentasi thresholding adalah untuk mempermudah identifikasi dan analisis area yang menarik dalam citra dengan mengkonversi citra grayscale atau citra warna menjadi citra biner, di mana piksel-pikselnya hanya memiliki nilai 0 atau 1 (hitam atau putih), tergantung pada apakah mereka melebihi atau kurang dari nilai ambang tertentu. (Adnyana & Darmaputra, 2015) Teknik ini sangat bermanfaat dalam banyak aplikasi, termasuk deteksi tepi objek, segmentasi foreground dari background dalam citra medis, pemrosesan teks dalam pengolahan dokumen, dan banyak lagi (Gonzalez & Eugene Woods, 2004).



Gambar 2. 12: Ilustrasi proses Thresholding (Dokumentasi Peneliti)

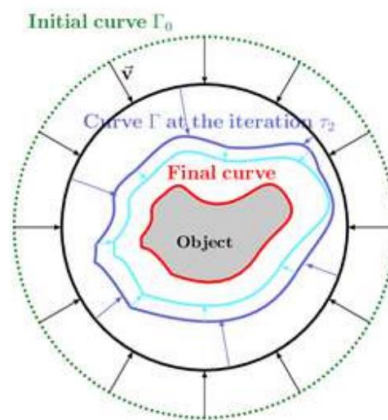
Terdapat beberapa teknik thresholding yang umum digunakan dalam pengolahan citra, dan masing-masing memiliki persamaan atau cara perhitungan yang berbeda. Salah satunya merupakan global thresholding yang umum digunakan. Berikut adalah persamaan dari global thresholding dapat dilihat pada persamaan 2.11

$$\text{Output}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } I(x, y) > T \\ 0, & \text{jika } I(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.11)$$

2.7.2. Active Contour

Active contour menggunakan prinsip energi minimizing yang mendeteksi fitur tertentu dalam image, merupakan kurva (surface/permukaan) fleksibel yang dapat beradaptasi secara dinamik menuju edge (batas tepi) yang diinginkan atau obyek didalam image (dapat digunakan untuk segmentasi obyek secara otomatis). Active

Contour memanfaatkan edge detection, yaitu mendeteksi garis tepi suatu bagian dalam citra, karena umumnya garis tepi dari suatu bagian memiliki intensitas yang cukup berbeda dari intensitas piksel di sekitarnya. Metode ini dapat diimplementasikan dengan sebuah fungsi energi E yang dikaitkan dengan kurva dan memiliki variabel pengkoreksian (error) apabila terjadi kesalahan, maka didapatkan hasil yang akurat (Y. Zhang et al., 2013) Active contour, atau snake, dapat digunakan untuk mendeteksi pinggiran suatu bagian dari citra dan mensegmentasi citra menjadi beberapa region seperti yang terlihat pada gambar 2.15 berikut ini.



Gambar 2. 13: Ilustrasi Active Contour (Histace and Meziou, 2013)

Sistem ini terdiri dari sekumpulan titik yang saling berhubungan dan terkontrol oleh garis lurus. Active contour sebagai sekumpulan titik koordinat terkontrol pada contour dimana parameternya didefinisikan pada persamaan 2.12 berikut sebagai berikut;

$$\vec{v}(s) = (\vec{x}(s), \vec{y}(s)) \quad (2.12)$$

Dimana $x(s)$ dan $y(s)$ adalah koordinat x dan y pada kontur dan s adalah indeks normalisasi dari titik kontrol. Penentuan objek dalam citra melalui active contour merupakan proses interaktif. Pengguna harus memperkirakan initial contour, contour yang ditentukan hampir mendekati bentuk fitur objek. Fungsi energi yang digambarkan active contour terdiri dari dua komponen, yaitu energi internal dan energi eksternal. Gaya internal membuat kurva kompak (gaya elastis)

dan batasannya berbelok sangat tajam (gaya lentur). Gaya eksternal cenderung membuat kurva bergerak ke arah batas objek. Energi internal sebagai penjumlahan dari energi elastis dan energi kelenturan dapat dinyatakan pada persamaan 2.13 berikut;

$$E_{int} = E_{elastict} + E_{bend} = \alpha(s) \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2v}{ds^2} \right|^2 \quad (2.13)$$

Dimana α adalah konstanta variabel elastisitas dan β adalah konstanta variabel belokan (kelenturan) kurva kontur. Energi elastisitas dan kelenturan dapat didefinisikan pada persamaan 2.14 berikut;

$$E_{elastict} = \int_s \alpha(\vec{v}(s) - \vec{v}(s - 1))^2 . ds \quad (2.14)$$

$$E_{bend} = \int_s \beta(\vec{v}(s - 1) - \vec{v}(s) + \vec{v}(s - 1))^2 . ds \quad (2.15)$$

Fungsi energi minimalisasi dari snake terdapat pada persamaan 2.16 berikut;

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) . ds = \int_0^1 \{E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))\} . ds \quad (2.16)$$

Di mana $v(s)$ adalah kurva untuk mendeteksi pinggiran bagian dalam citra. E_{int} adalah energi internal dari kurva yang mempertahankan kemulusan dari kurva yang dinyatakan sebagai persamaan 2.17 berikut;

$$E_{int} = \frac{(\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2)}{2} \quad (2.17)$$

E_{image} adalah energi eksternal yang menarik kurva mendekati pinggiran dari obyek. Gradien dari sebuah gambar dapat digunakan sebagai energi tersebut. E_{con} adalah energi tambahan yang dapat ditambahkan oleh pengguna untuk menarik kurva ke suatu bagian gambar tertentu. Implementasi inisialisasi kurva dapat diterapkan pada deteksi tepi yang cukup dekat dengan pinggiran suatu obyek yang akan dideteksi.

2.8 Ekstraksi Fitur Citra

Ekstraksi fitur digunakan untuk mengekstrak fitur baru dari fitur asli yang ditetapkan melalui beberapa pemetaan fungsional dengan menyimpan sebanyak mungkin informasi yang ada di dalam data (Ahmad et al., 2014; Khalid, 2014). Ekstraksi fitur objek-objek citra secara umum didasarkan pada dua karakteristik piksel yaitu similaritas dan perbedaan kedekatan nilai-nilai piksel, yaitu bagaimana diskontinuitas nilai piksel abu-abu diperlakukan dan kapan perubahan nilai intensitas yang didasarkan pada kriteria tertentu sesuai atau tidak untuk mengindikasikan suatu batas di antara fitur-fitur citra yang berbeda (Murinto & Hartati, 2013).

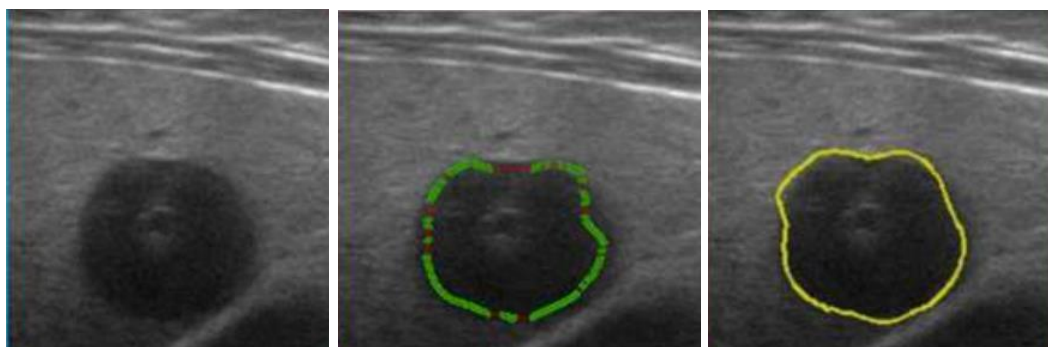
Ekstraksi fitur bertujuan untuk mencari daerah fitur (ciri) yang signifikan pada citra tergantung pada karakteristik intrinsik dan aplikasi. Wilayah tersebut dapat didefinisikan dalam lingkungan global atau lokal dan dibedakan oleh bentuk, tekstur, ukuran, intensitas dan sifat statistik. Untuk mengenali atau mengklasifikasikan objek dalam citra, harus terlebih dahulu mengekstraksi beberapa fitur citra dan kemudian menggunakan fitur ini di dalam pola untuk memperoleh classifier final kelas (Dhanashree et al., 2016). Fitur dibedakan menjadi dua yaitu fitur alami merupakan bagian dari citra, misalnya kecerahan dan tepi objek. Dan fitur buatan merupakan fitur yang diperoleh dengan operasi tertentu pada citra, misalnya histogram tingkat keabuan (Gualtieri et al., 1985). Menurut (Kadir & Susanto, 2012; Putra, 2010) karakteristik fitur yang baik dapat memenuhi syarat sebagai berikut seperti: (1) Membedakan suatu objek dengan yang lainnya, (2) Memperhatikan kompleksitas komputasi (3) Tidak terikat (independence), bersifat invarian terhadap berbagai transformasi (rotasi, penskalaan, pergeseran, dan lain sebagainya). (4) Jumlahnya sedikit.

Ekstraksi fitur untuk mengidentifikasi ciri-ciri yang dapat membentuk representasi yang baik dari objek sehingga dapat membedakan di kategori objek dengan variasi toleransi (Buana and Hidayat, 2017). Tujuan lain dari ekstraksi fitur

adalah memperkecil jumlah data, mengambil informasi yang penting dari data yang diolah dan mempertinggi presisi pengolahan. Hasil ekstraksi fitur dari citra kemudian digunakan sebagai parameter atau nilai masukan untuk membedakan antara objek satu dengan lainnya pada tahapan identifikasi atau klasifikasi. Dalam melakukan proses pengolahan ekstraksi fitur terdapat 3 komponen fitur yang bisa digunakan sebagai identifikasi suatu objek yaitu ekstraksi fitur warna, ekstraksi fitur tekstur dan ekstraksi fitur bentuk (Putra, 2010).

2.8.1. Ekstraksi Fitur Bentuk

Fitur bentuk merupakan suatu fitur yang diperoleh melalui bentuk objek dan dapat dinyatakan melalui kontur (tepi), area, dan transformasi yang digunakan untuk kepentingan identifikasi objek atau bayas wilayah. Definisi bentuk menurut D.G. Kendall dalam (Stegmann & Delgado Gomez, 2002) adalah informasi geometris yang tetap ketika efek lokasi, skala, pemutaran dilakukan terhadap sebuah objek. Deskriptor adalah seperangkat parameter yang mewakili karakteristik tertentu objek, yang dapat digunakan untuk menyatakan fitur objek. Fitur dinyatakan dengan susunan bilangan yang dapat dipakai untuk mengidentifikasi objek (Kadir & Susanto, 2012).



Gambar 2. 14: Contoh fitur bentuk pada citra penyakit kulit

2.8.2. Ekstraksi Fitur Warna

Ekstraksi fitur warna adalah proses penting dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk mengambil informasi yang relevan dari komponen warna dalam sebuah citra. Warna merupakan atribut visual yang kuat dan sering kali digunakan

untuk membedakan objek, mengidentifikasi pola, atau melakukan klasifikasi dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan pola, pengolahan citra medis, dan visi komputer (Madenda, 2015).

Terdapat berbagai metode untuk melakukan ekstraksi fitur warna dari citra, tergantung pada jenis analisis yang ingin dilakukan dan karakteristik citra yang dihadapi. Salah satu pendekatan yang umum adalah konversi ruang warna, di mana citra dikonversi dari ruang warna RGB ke ruang warna lain yang lebih sesuai untuk analisis tertentu, seperti HSV (Hue, Saturation, Value). Konversi ini memungkinkan pemisahan komponen warna menjadi dimensi yang lebih intuitif dan independen, sehingga mempermudah ekstraksi fitur warna yang lebih efektif (Gonzalez & Eugene Woods, 2004; Madenda, 2015).

Selain konversi ruang warna, ekstraksi fitur warna juga dapat dilakukan dengan cara menghitung histogram warna dari citra. Histogram warna adalah distribusi frekuensi dari intensitas warna dalam citra, yang memberikan gambaran visual tentang sebaran warna dalam citra tersebut. Histogram warna dapat digunakan untuk menganalisis dominasi warna tertentu, tekstur, atau untuk membandingkan citra berbeda dalam konteks klasifikasi atau deteksi objek.

Pada ekstraksi fitur warna terdapat istilah Color channel yang menyimpan sebuah informasi warna dalam salah satu komponen warna utama. Color channel yang digunakan pada penelitian ini adalah RGB. Fitur warna yang digunakan menggunakan fitur color moment yang terdiri dari mean dan standard deviation pada masing-masing channel RGB. Menurut (Gonzalez & Eugene Woods, 2004) mean adalah nilai rata-rata piksel yang akan dicari pada setiap channel RGB. Rumus untuk memperoleh fitur mean digunakan Persamaan 2.18.

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (2.18)$$

Sedangkan Standard Deviation Untuk memperoleh fitur ini menurut (Gonzalez & Eugene Woods, 2004) digunakan rumus pada Persamaan 2.19

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X_{ij} - \bar{X}_i)^2} \quad (2.19)$$

2.8.3. Ekstraksi Fitur Tekstur

Tekstur merupakan karakteristik dari suatu citra yang terkait dengan Tingkat kekasaran (*roughness*), ganularitak (*granulation*), dan keteraturan (*regularity*) susunan structural piksel. Tekstur tidak memiliki kemampuan untuk menemukan kesamaan citra namun dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra bertekstur dan non-tektur serta dapat dikombinasikan dengan fitur lainnya, missal fitur warna atau fitur bentuk untuk menghasilkan informasi yang akan lebih berperan sebagai alat bantu untuk memahami dasar dari persepsi visual manusia. Tekstur dapat didefinisikan sebagai fungsi dari variasi spasial intensitas piksel (nilai keabuan) dalam citra.

Ekstraksi fitur tekstur merupakan metode membangun kombinasi variable yang ada sehingga penggambaran data tetap akurat. Menggunakan tekstur dalam penelitian ekstraksi ciri merupakan hal yang tepat, karena tekstur memiliki variable yang kompleks dan juga karena ekstraksi ciri tekstur harus efisien dalam mewujudkan informasi tekstur dari suatu citra. Proses ekstraksi fitur tekstur akan menyederhanakan variable-variable Pembangunan (Mohanaiah & Sathyanarayana, 2013).

Hasil pengolahan ekstraksi fitur aspek tekstural dari sebuah citra dapat dimanfaatkan sebagai dasar dari segmentasi, klasifikasi maupun interpretasi citra (Ahmad et al., 2014; Murinto & Hartati, 2013; Putra, 2010).

2.8.3.1. Analisis Tekstur

Analisis tekstur bekerja dengan mengamati pola ketetanggaan antar piksel dalam domain spasial. Dua persoalan yang seringkali berkaitan dengan analisis tekstur adalah sebagai berikut: (Nailon, 2010).

1. Ekstraksi ciri yang merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai.
2. Segmentasi citra merupakan proses yang bertujuan untuk memisahkan suatu daerah pada citra dengan daerah lainnya. Berbeda dengan citra non tekstural, segmentasi citra tekstural tidak dapat didasarkan pada intensitas piksel per piksel, tetapi perlu mempertimbangkan perulangan pola dalam suatu wilayah ketetanggaan lokal.

Beberapa aplikasi yang berhubungan dengan analisis tekstur adalah ekstraksi fitur, segmentasi tekstur, klasifikasi tekstur, dan pembentukan objek dari tekstur (Roumi, 2009).

- Ekstraksi fitur : menghitung suatu karakteristik dari citra digital yang dapat mendeskripsikan sifat-sifat teksturalnya secara numerik.
- Segmentasi tekstur : memisahkan suatu area citra dari wilayah lainnya, dimana satu area tersebut saling terhubung karena adanya tekstur-tekstur yang homogen.
- Klasifikasi tekstur : menentukan kelompok citra dengan tekstur yang homogen ke dalam kelas yang sudah didefinisikan.
- Pembentukan objek dari tekstur : untuk merekonstruksi geometri permukaan tiga dimensi (atau objek dengan dimensi yang lebih tinggi) dari berbagai informasi tekstural.

Hasil dari proses analisis citra tekstural akan digunakan untuk proses selanjutnya sebagai fitur citra. Objek yang sudah diketahui masing-masing fiturnya dapat diproses lebih lanjut, seperti pengenalan objek menggunakan metode klasifikasi. Penggunaan fitur lainnya misalnya adalah segmentasi citra yang bertujuan untuk memisahkan suatu daerah pada citra dengan daerah lainnya. Oleh

karena itu tahapan analisis tekstur melalui proses ekstraksi memegang peranan penting dalam proses analisis citra secara menyeluruh.

2.8.3.2. Analisis Tekstur dengan matriks Co-occurrence

Matriks co-occurrence (CM) merupakan satu dari sejumlah metode analisis tekstur. Gray level co-occurrence matrices (GLCM) yang dikembangkan oleh Robert Haralick (Haralick & Shanmugam, 1973) merupakan metode yang paling sering digunakan. Ukuran matriks co-occurrence sangat tergantung pada nilai minimum dan nilai maksimum dari piksel-piksel dalam area tekstur yang dianalisis, sedangkan nilai setiap elemen matriks ini merupakan jumlah frekuensi munculnya nilai dua piksel yang saling bertetangga. Pembacaan nilai dari dua piksel bertetangga akan tergantung pada definisi jarak $d = \{d_y, d_x\}$ antara kedua piksel tersebut dan sudut θ sebagai arah tetangga tersebut (horizontal, vertikal, atau diagonal). Maka, secara matematis sebuah matriks co-occurrence berukuran $G \times G$ dari sebuah area citra berukuran $N \times M$ dapat didefinisikan sebagai (Madenda, 2015).

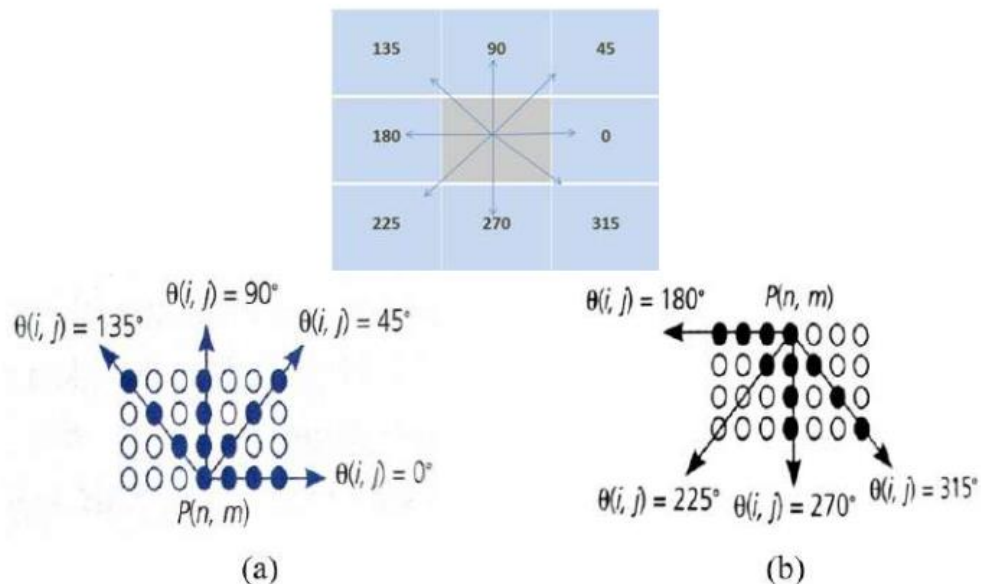
$$CM_{d,\theta}(i, j) = |\{(n, m), (n + d_y, m + d_x); I(n, m) = i, I(n + d_y, m + d_x) = j\}| \quad (2.20)$$

dimana $(n, m), (n + d_y, m + d_x) \in N \times M$, i adalah nilai piksel pada posisi (n, m) yaitu baris ke- n dan kolom ke- m , j adalah nilai piksel dari posisi $(n + d_y, m + d_x)$, $|\cdot|$ adalah kardinalitas dari set data piksel dan G adalah selisih antara nilai maksimum dan nilai minimum dari piksel dalam area citra yang dianalisis (untuk citra graylevel 8 bit, $G=256$) (Madenda, 2015).

2.8.3.3. Matriks Co-Occurrence Sudut Tunggal (Madenda, 2015)

Dalam membentuk matriks co-occurrence ada tiga hal yang harus dilakukan: (1) menghitung nilai G dan membentuk matriks co-occurrence CM berukuran $G \times G$, (2) menghitung nilai elemen matriks CM (frekuensi munculnya urutan) dan (3) menentukan arah pergerakan vector d . Gambar 2.20 memperlihatkan gambar arah dari tetangga piksel untuk penghitungan matriks co-

occurrence. Menunjukkan posisi tetangga piksel (n, m) menurut arah sudut $0, 45, 90, 135$ derajat.



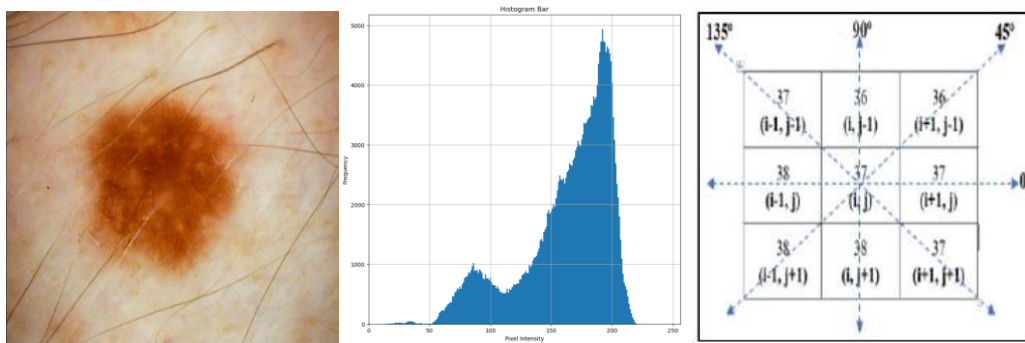
Gambar 2. 15: Sudut Arah Tetangga Piksel (a) untuk sudut $0, 45, 90$, dan 135 derajat, (b) untuk sudut $180, 225, 270$, dan 315 derajat

2.8.3.4. Ekstraksi Ciri Statistik

Ekstraksi ciri statistik analisa tekstur lazim dimanfaatkan sebagai proses antara untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan ekstraksi ciri, yang dapat terbagi dalam empat macam metode yaitu statistik, heometri, Model based dan signal processing. Pada penelitian ini yang digunakan adalah metode statistical yaitu metode yang menganalisa distribusi spasial pada nilai keabuan dan turunan dari kumpulan statistik. Contoh metode adalah **Gray level cooccurrence matrix (GLCM)**.

Dua buah citra yang memiliki tekstur dapat dibedakan dengan menggunakan metode statistik. Metode ini menghitung parameter yang termasuk kedalam statistik orde pertama dan orde ke-dua. Ekstraksi ciri statistik orde pertama dilakukan berdasarkan histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas

kemunculan nilai derajat keabuan (intensitas) piksel suatu citra, seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.21. Nilai-nilai tersebut hanya bergantung pada nilai piksel secara individual dan bukan merupakan hasil interaksi/keterhubungan antar nilai-nilai piksel tetangga. Sedangkan metode ekstraksi ciri statistik untuk orde ke-dua menggunakan matriks co-occurence. Matriks tersebut merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel citra pada berbagai arah dan jarak spasial seperti dilihat pada gambar 2.21 (Pathak & Barooah, 2013).



Gambar 2. 16: Contoh metode ekstraksi ciri statistik (dokumentasi peneliti)

Telah diketahui bahwa tekstur citra yang memiliki sifat statistik orde pertama yang serupa, tetapi memiliki sifat statistik orde ke-dua yang berbeda dapat dengan mudah dibedakan. Hal tersebut memberi sebuah kesimpulan bahwa sifat statistik orde ke-dua lebih baik digunakan untuk membedakan citra tekstural (Emambakhsh et al., 2010; Geng, 2014).

Pada beberapa citra metode ekstraksi ciri orde pertama tidak dapat digunakan untuk mengetahui perbedaan tekstur antar citra. Oleh karena itu, dapat digunakan metode ekstraksi ciri orde ke-dua dengan menghitung suatu hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan arah tertentu. Berdasarkan hubungan antar piksel tersebut dapat dibangun matriks co-occurence dari nilai piksel citra dan dilanjutkan dengan menentukan beberapa ciri sebagai fungsi dari matriks tersebut.

2.8.3.5. Grey Level Co-occurrence Matriks

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah teknik untuk memperoleh tekstur citra dengan menggunakan perhitungan pada orde kedua (Albregtsen, 2008) GLCM, yang disebut juga (Grey Level Co-occurrence Matrix) adalah tabulasi mengenai frekuensi atau seberapa sering kombinasi nilai kecerahan piksel yang berbeda posisi terjadi dalam suatu citra (Hall-Beyer, 2007). Pengukuran tekstur pada orde pertama menggunakan perhitungan statistika didasarkan pada nilai piksel citra asli semata, seperti varians, dan tidak memperhatikan hubungan ketetanggaan piksel. Pada orde kedua, hubungan antar pasangan dua piksel citra asli diperhitungkan (Kadir & Susanto, 2012).

$$GLCM_{\vec{r}}(i, j) = |I(X_i, Y_j), I(X_i, Y_j)|_{\vec{r}} = \sqrt{(X_j - X_i) + (Y_j - Y_i)^2}, i, j \in N \quad (2.21)$$

Untuk $0 \leq I(x, y) \leq 255$

2.8.3.6. Parameter gray-level co-occurrence matrix

Citra harus disarikan lagi agar didapatkan angka-angka yang bisa digunakan untuk mengklasifikasi tekstur. Ciri pengukuran nilai tekstur didasarkan pada persamaan Robert Haralick yang didefinisikan sebagai berikut (Ahmad et al., 2014; Haralick & Shanmugam, 1973).

1. Kontras

Perhitungan kontras berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra (Dendy et al., 2013) dan merupakan variasi intensitas lokal dalam matriks co-occurrence. Jika piksel tetangga memiliki intensitas yang mirip, maka kontras tekstur sangat rendah. Nilai kontras tinggi menunjukkan tekstur dengan variasi intensitas yang tinggi, untuk nilai kontras rendah menunjukkan tekstur yang halus atau lembut (Madenda, 2015).

$$\text{Contrast} = \sum_{j=0}^{G-1} \sum_{i=0}^{G-1} (i - j)^2 P(i, j) \quad (2.22)$$

2. Homogenitas

Secara matematis, homogenitas GLCM adalah invers dari kontras GLCM, yaitu keseragaman intensitas keabuan pada citra (Dendy et al., 2013). Mengukur tingkat homogenitas perulangan struktur tekstur, dimana bobot nilainya merupakan invers dari kontras. Tingkat homogenitas tekstur sangat tinggi bila nilai matriks co-occurrence terkonsentrasi sepanjang diagonal matriks. Ini menunjukkan bahwa ada banyak piksel dengan perulangan pasangan nilai intensitas yang sama sebagai pembentuk struktur tekstur. Homogenitas memiliki kisaran nilai $(0,1)$. Untuk nilai homogenitas sama dengan 1 menunjukkan bahwa tekstur memiliki struktur perulangan yang ideal, sedang bila nilainya rendah menunjukkan bahwa elemen tekstur memiliki variasi yang tinggi dan tersebar secara merata dalam area teksur (Madenda, 2015).

$$Homogenitas = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{P_{i_1, i_2}}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (2.23)$$

3. Energi

Energi merupakan ukuran homogenitas local fitur ini digunakan untuk melihat tingkat keseragaman tekstur. Semakin tinggi nilai energi, semakin tinggi tingkat homogenitas tekstur atau tekstur semakin halus jika nilai lebih rendah maka tekstur menjadi kasar. Nilai energi ada pada $[0, 1]$, dimana 1 menggambarkan area yang homogeny (Madenda, 2015) dan dirumuskan sebagai berikut:

$$Energy = \sum_{i_1} \sum_{i_2} P_{i_1, i_2}^2 \quad (2.24)$$

4. Korelasi

Korelasi menunjukkan ukuran keterhubungan linier derajat keabuan satu piksel relative terhadap piksel lainnya pada posisi tertentu (Sugimoto et al., 2009). Persamaan korelasi dirumuskan sebagai berikut:

$$Correlation = \sum_{i_1} \sum_{i_2} P_{i_1 i_2} \left[\frac{(i_1 - \mu_{i_1})(i_2 - \mu_{i_2})}{\sqrt{(\sigma_{i_1}^2)(\sigma_{i_2}^2)}} \right] \quad (2.25)$$

2.9 Natural Language Processing

Natural Language Processing (NLP) adalah cabang dari kecerdasan buatan yang mencakup semua hal yang terlibat dalam bahasa alami manusia (Cawsey, 1997). Dalam Natural Language Processing, yang dipelajari adalah masalah pengembangan dan pemahaman bahasa manusia secara umum. Penelitian besar-besaran dalam pemrosesan bahasa alami selama bertahun-tahun telah membawa kemajuan dalam aplikasi kecerdasan buatan yang sangat berguna: penerjemahan mesin atau penerjemah otomatis. Secara khusus, penelitian dalam pemrosesan bahasa alami juga mempelajari pengenalan suara (speech recognition).

NLP adalah upaya untuk mengekstrak representasi makna yang lebih lengkap dari teks bebas. Ini dapat diuraikan secara kasar sebagai upaya untuk mengetahui siapa yang melakukan apa kepada siapa, kapan, di mana, bagaimana, dan mengapa. NLP biasanya menggunakan konsep linguistik seperti bagian dari ujaran (kata benda, kata kerja, kata sifat, dll.) dan struktur gramatikal (baik yang direpresentasikan sebagai frasa seperti frasa kata benda atau frasa preposisional, atau hubungan ketergantungan seperti subjek atau objek) (Kao & Poteet, 2007).

Selain itu, bidang penelitian lain yang dipelajari adalah pemahaman cerita (story understander), yang mencakup chatbot. Berkomunikasi dengan bahasa alami, baik dalam bentuk teks atau percakapan, tergantung pada satu hal utama: pengetahuan tentang bidang percakapan. Pemahaman tidak hanya sekadar menerjemahkan kata demi kata, tetapi juga membutuhkan kesimpulan mengenai tujuan percakapan atau kata-kata pembicara dan asumsi mengenai masalah tersebut, serta konteks interaksi yang digunakan. Mengimplementasikan program natural language understanding memerlukan banyak informasi tentang pengetahuan dan alasan yang efektif mengenai bahasa alami. Harus disadari adanya masalah seperti

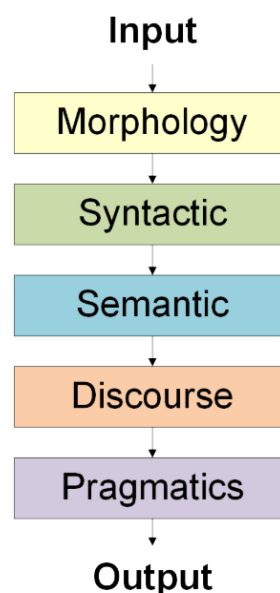
revisi kepercayaan, metafora, perencanaan, pembelajaran, dan praktik interaksi kompleks antar manusia.

Selain masalah-masalah utama ini, natural language processing juga menghadapi segmentasi pengucapan dan penulisan (speech and text segmentation) di mana dalam sebagian besar bahasa, suara mewakili huruf yang disusun dan dicampur, sehingga mengubah percakapan dari sinyal analog ke karakter uniknya adalah proses yang rumit. Selain itu, dalam bahasa sehari-hari, jarang ditemukan jeda antara kata-kata yang berurutan. Dalam tulisan, beberapa bahasa seperti Tionghoa dan Thailand tidak memiliki batasan kata yang jelas, sehingga parsing teks menjadi penting dan diperlukan untuk menentukan batasan kata, yang sering kali merupakan tugas yang sangat rumit. Kemudian, terdapat juga ambiguitas.

NLP berupaya menyelesaikan masalah untuk memahami bahasa alami manusia dengan semua aturan tata bahasa dan semantik, serta mengubah bahasa tersebut menjadi representasi formal yang dapat diproses oleh komputer (Pustejovsky & Stubbs, 2012). Dalam natural language processing, terdapat dataset untuk natural language text processing, yaitu korpus dan leksikon. Korpus adalah bagian dari teks yang digunakan sebagai informasi tambahan seperti tag untuk setiap kata yang menunjukkan bagian untuk setiap kalimat. Sementara itu, leksikon adalah kumpulan informasi tentang kata-kata yang telah dikelompokkan menurut kriteria tertentu (Wilson, 2012). Menurut Rich dan Knight (Rich & Knight, 2009), terdapat beberapa tahap dalam NLP, termasuk:

1. **Analisis Leksikal (Morphology):** Mengidentifikasi dan memproses kata-kata individual dalam teks. Ini melibatkan tokenisasi dan pengenalan kata, termasuk penghilangan kata-kata umum yang tidak signifikan (stop words).
2. **Analisis Sintaksis (Parsing):** Memeriksa struktur gramatikal kalimat untuk memastikan kata-kata terstruktur dengan benar sesuai aturan tata bahasa. Ini sering melibatkan pembuatan pohon parse atau diagram dependensi.

3. **Analisis Semantik:** Mengambil makna dari kata-kata dan kalimat. Tahap ini mencoba memahami apa yang sebenarnya dikatakan, melibatkan pemetaan kata-kata ke dalam representasi semantik seperti logika predikat atau kerangka kerja ontologi.
4. **Analisis Pragmatik:** Memahami konteks dan tujuan penggunaan bahasa. Ini melibatkan penentuan maksud pembicara, konteks interaksi, dan penafsiran implikatur percakapan.
5. **Analisis Diskursif:** Menangani struktur teks yang lebih besar dari satu kalimat, seperti paragraf atau dokumen lengkap. Ini mencakup analisis koherensi, koreferensi, dan hubungan antar kalimat.
6. **Generasi Bahasa Alami:** Menghasilkan teks atau ucapan dari representasi semantik. Ini mencakup pembuatan kalimat yang benar secara gramatikal dan dapat dipahami oleh manusia berdasarkan data yang diolah.
7. **Integrasi dengan Pengetahuan Dunia Nyata:** Memanfaatkan pengetahuan umum dan spesifik domain untuk meningkatkan pemahaman dan analisis teks. Ini mencakup penggunaan basis pengetahuan, ontologi, dan informasi kontekstual lainnya.



Gambar 2. 17: Natural Language Processing Stages

Gambar 2.22 menggambarkan langkah-langkah yang dilakukan oleh NLP, dimulai dari kalimat input yang dikonversi menjadi potongan kata atau token dengan analisis morfologi. Selanjutnya, dilakukan analisis sintaksis dan semantik terhadap token tersebut. Setelah melewati proses Diskursus dan kesimpulan pragmatis, dan yang terakhir menggenerasi Bahasa alami dan intergrasi dengan pengetahuan dunia nyata, yang akan dihasilkan output dari kalimat tersebut.

Sebagian besar algoritma NLP modern berbasis pembelajaran mesin di mana data yang diterima sering disebut sebagai pembelajaran mesin. Algoritma NLP modern menggunakan analisis statistik pada data untuk menentukan properti distribusi yang ada dalam data tersebut. Implementasi pemrosesan bahasa melibatkan sejumlah besar aturan yang diprogram sebelumnya. Sebagian besar algoritma NLP modern melibatkan inferensi statistik untuk mempelajari aturan-aturan tersebut melalui analisis dokumen-dokumen dalam bahasa alami.

2.9.1. Morphological Stages

Tahap morfologis adalah tahap-tahap dalam pembentukan kata yang digunakan untuk membedakan satu kata dengan kata lainnya. Langkah pertama dalam analisis ini adalah menentukan bentuk dasar dari setiap kata. Kata-kata adalah komponen yang didefinisikan dan pemisah tanda baca (atau bagian lain dari kalimat yang bukan kata) dari kata-kata dalam sebuah kalimat (Rich & Knight, 2009). Untuk memisahkan setiap kata, proses tokenisasi akan dilakukan. Analisis leksikal digunakan untuk menentukan fitur gramatikal dari kata-kata dalam kamus (leksikon).

2.9.2. Syntactic Stages

Tahap sintaksis adalah tahap pemahaman tentang urutan kata dalam pembentukan kalimat dan hubungan antara kata-kata dalam proses mengubah bentuk kalimat menjadi bentuk yang sistematis. Ini mencakup proses pengaturan tata letak kata dalam sebuah kalimat yang akan membentuk kalimat yang dapat dikenali. Pemahaman sintaksis membutuhkan informasi mengenai peraturan

pengaturan kata-kata dalam sebuah kalimat dan struktur kata dan kalimat, serta efektivitas representasi dan implementasinya yang membawa efektivitas dalam memanipulasi bahasa namun tetap dalam konteks bahasa yang tepat (Cawsey, 1997). Semua itu diimplementasikan dengan menggunakan parser.

Dalam perangkat lunak ini, fungsi parser agak berbeda karena token akan diproses semuanya dalam bentuk kata yang sama. Urutan kemunculan token dalam bentuk kata akan diproses dengan referensi ke urutan brainfile untuk mendapatkan makna sebenarnya dari frasa tersebut. Dengan kata lain, tahap analisis semantik terjadi dalam brain file. Sintaksis membantu memahami bagaimana kata-kata digabungkan untuk membuat kalimat kompleks, namun, itu memberikan titik awal untuk memahami seluruh kalimat.

2.9.3. Semantic Stages

Tahap Semantik adalah fase pemetaan struktur sintaksis dengan memanfaatkan bentuk setiap kata dalam bentuk yang lebih dasar dan tidak bergantung pada struktur kalimat. Tahap semantik adalah pemrosesan makna kata yang membentuk makna dari seluruh kalimat. Tujuan semantik adalah menggabungkan makna kata-kata yang ada dengan menggunakan informasi struktur kalimat yang ada dan untuk mendapatkan makna sebenarnya dari seluruh kalimat (Rich & Knight, 2009).

2.10 Text Mining

Text mining adalah proses penemuan dan ekstraksi pengetahuan menarik dan tidak trivial dari teks bebas atau tidak terstruktur. Ini mencakup segala hal mulai dari pencarian informasi (misalnya, pencarian dokumen atau situs web) hingga klasifikasi teks dan pengelompokan, hingga (relatif baru-baru ini) ekstraksi entitas, hubungan, dan peristiwa (Kao & Poteet, 2007).

2.10.1. Tokenizing

Tokenisasi adalah proses dekomposisi deskripsi yang awalnya berbentuk kalimat yang berisi kata-kata dan pemisah antara kata-kata sebagai titik (.), Koma

(,), spasi, dan tanda pemisah lainnya menjadi hanya kata-kata, baik dalam bentuk kata-kata penting maupun kata-kata tidak penting (Kao & Poteet, 2007).

2.10.2. Filtering

Sebagian besar bahasa resmi di berbagai negara memiliki fungsi kata-kata seperti artikel dan kata sambung yang hampir selalu muncul dalam dokumen teks. Biasanya, kata-kata ini memiliki makna yang lebih dalam dalam memenuhi kebutuhan seorang Pencari dalam menemukan informasi (Kao & Poteet, 2007).

Kata-kata ini (seperti a, an, the dalam bahasa Inggris) disebut sebagai stopwords. Dalam bahasa Indonesia, stopwords dapat disebut sebagai kata-kata tidak penting, seperti "di", "oleh", "pada", "sebuah", "karena". Sebelum proses penghapusan stopwords dilakukan, pertama-tama dibuat daftar stopwords (stoplist). Kata-kata depan, kata sambung, dan partikel biasanya merupakan kandidat dalam stoplist.

Penghapusan atau penyaringan stopwords adalah proses menghapus kata-kata yang tidak penting dalam sebuah deskripsi dengan memeriksa hasil parsing kata-kata deskripsi yang termasuk dalam daftar kata-kata tidak penting (stoplist) atau tidak. Jika kata-kata tersebut termasuk dalam stoplist, maka kata-kata tersebut akan dihapus dari deskripsi sehingga kata-kata yang tersisa di dalam deskripsi dianggap sebagai kata-kata penting atau kata kunci.

2.10.3. Stemming

Stemming adalah proses pemetaan dan dekomposisi berbagai bentuk (Varian) dari sebuah kata untuk membentuk kata dasar (stem). Proses ini juga disebut sebagai konflasi (Kao & Poteet, 2007). Proses stemming telah banyak digunakan dalam Pemulihan Informasi (information retrieval) untuk meningkatkan kualitas informasi yang diperoleh. Kualitas informasi yang dimaksud, misalnya untuk mendapatkan hubungan antara kata-kata varian satu sama lain. Sebagai contoh, kata "diculik", "menculik" (tindakan penculikan), dan "penculik" (orang yang menculik) yang pada awalnya memiliki makna yang berbeda dapat

disederhanakan menjadi satu kata "culik" yang memiliki makna yang sama sehingga kata-kata tersebut saling terhubung.

Selain digunakan untuk mengurangi jumlah kata, stemming juga dapat digunakan untuk mengurangi ukuran file indeks. Sebagai contoh, jika terdapat variasi kata dalam deskripsi seperti "memberikan", "diberikan", "memberi", dan "diberi", semua kata tersebut dapat disederhanakan menjadi satu kata dasar (stem) yaitu "beri". Dengan demikian, ukuran daftar indeks yang awalnya terdiri dari lima catatan akan berkurang, sehingga menjadi hanya satu catatan saja.

Confix Stripping (CS) adalah metode stemming untuk Bahasa Indonesia yang diperkenalkan oleh Jelita Asian. Stemmer adalah pengembangan metode stemming untuk Bahasa Indonesia yang diperkenalkan oleh Nazief dan Adriani. Algoritma stemming Nazief dan Adriani dikembangkan berdasarkan aturan morfologi. Stemmer CS menambahkan proses pemeriksaan Aturan Precedence dalam tahap-tahap proses stemming. Proses pemeriksaan Aturan Precedence akan menentukan apakah proses penghilangan akhiran atau awalan stemming sebelumnya akan terjadi (Asian, 2007).

Algoritma Stemmer Enhanced Confix Stripping (ECS) adalah algoritma stemming dalam Bahasa Indonesia dengan kinerja terbaik (memiliki jenis kesalahan stemming yang paling sedikit) (Arifin et al., 2009). Algoritma ECS Stemmer adalah peningkatan algoritma Confix Stripping (CS) Stemmer. Peningkatan yang dilakukan oleh ECS Stemmer adalah memperbaiki beberapa aturan pada tabel referensi stemming. Selain itu, algoritma ECS Stemmer juga mengembalikan langkah-langkah penambahan akhiran jika penghapusan akhiran seharusnya tidak dilakukan. Aturan Awalan Pembuangan ECS dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Aturan Awalan Pemenggalan "Enhanced Confix Stripping Stemmer"

No	Format Kata	Pemenggalan Kata
1	berV. . .	ber-V. . . ber-rV. . .

2	berCAP. . .	ber-CAP. . . where C!=’r’ & P!=’er’
3	berCAerV. . .	ber-CaerV. . . where C!=’r’
4	belajar	bel-ajar
5	beC 1erC 2 . . .	be-C1erC 2. . . where C1 !={’r’ ’l’}
6	terV. . .	ter-V. . . te-rV. . .
7	terCerV. . .	ter-CerV. . . where C!=’r’
8	terCP. . .	ter-CP. . . where C!=’r’ dan P!=’er’
9	teC 1erC 2. . .	te-C1erC2. . . where C1!=’r’
10	me{l r w y}V. . .	me-{l r w y}V. . .
11	mem{b f v}. . .	mem-{b f v}. . .
12	mempe. . .	mem-pe. . .
13	mem{rV V}. . .	me-m{rV V}. . . me-p{rV V}. . .
14	men{c d j s z}. . .	men-{c d j s z}. . .
15	menV. . .	me-nV. . . me-tV
16	meng{g h q k}. . .	meng-{g h q k}. . .
17	mengV. . .	meng-V. . . meng-kV. . . (mengV-. . . if V=’e’)
18	menyV. . .	meny-sV. . .
19	mempA. . .	mem-pA. . . where A!=’e’
20	pe{w y}V. . .	pe-{w y}V. . .
21	perV. . .	per-V. . . pe-rV. . .
22	perCAP. . .	per-CAP. . . where C!=’r’ and P!=’er’
23	perCAerV. . .	per-CAerV. . . where C!=’r’
24	pem{b f V}. . .	Pe-m-{b f V}. . .
25	pem{rV V}. . .	Pe-m{rV V}. . . pe-p{rV V}. . .
26	pen{c d j z}. . .	pen{c d j z}. . .
27	penV. . .	pe-nV. . . pe-tV. . .
28	pengC. . .	peng-C. . .
29	pengV. . .	peng-V. . . peng-kV. . . (pengV-. . . if V=’e’)

30	penyV. . .	peny-sV. . .
31	peIV. . .	pe-IV. . . except “pelajar” which produces “ajar”
32	peCerV. . .	per-erV. . . where $C! = \{r w y l m n\}$
33	peCP. . .	pe-CP. . . where $C! = \{r w y l m n\}$ and $P! = 'er'$
34	terC 1erC 2 . . .	ter-C1erC 2. . . where $C1! = 'r'$
35	peC 1erC 2 . . .	pe-C1erC 2. . . where $C1! = \{r w y l m n\}$
<p style="text-align: center;">Description a letter symbol:</p> <p>C : consonant</p> <p>V : vocal</p> <p>A : consonant and vocal</p> <p>P : particle or fragment of a word, for example “er”</p>		

2.10.4. Tagging and Analyzing

Tagging adalah tahap pencarian bentuk awal atau dasar dari setiap kata yang telah dilewati atau hasil dari stemming kata, sedangkan Analisis adalah tahap penentuan sejauh mana hubungan antara kata-kata dengan dokumen yang ada (Kao & Poteet, 2007).

2.11 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses pengelompokan piksel ke dalam kelas-kelas tertentu dengan mempelajari fitur-fitur yang disajikan oleh hasil ekstraksi sehingga dapat diinterpretasikan sebagai suatu kepemilikan yang spesifik berdasarkan kemiripan antar citra secara visual maupun kata secara textual. Sebuah model classifier pada klasifikasi data dibentuk berdasarkan data yang sudah ada, dan kemudian model tersebut digunakan untuk klasifikasi dan prediksi data baru yang belum pernah ada. Klasifikasi adalah salah satu bentuk dari teknik atau metode data mining yang termasuk dalam kategori predictive mining yaitu suatu teknik yang dapat digunakan untuk meramalkan atau memprediksi kecenderungan data di masa depan. Proses yang terjadi dalam klasifikasi adalah proses penggolongan data ke

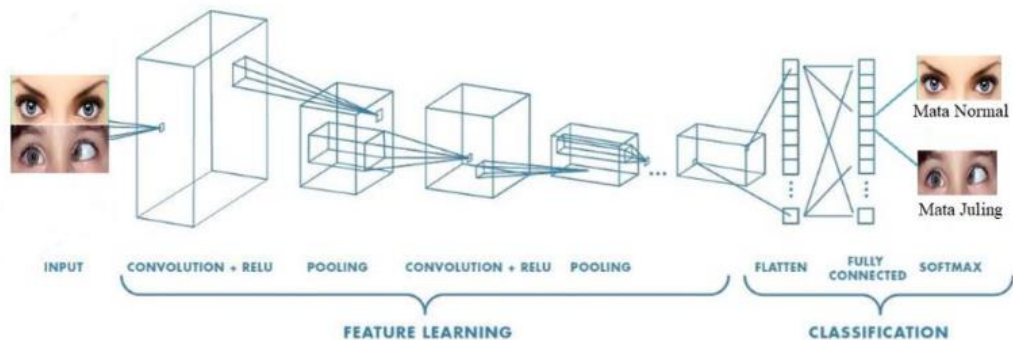
dalam variabel target atau variabel tujuan dengan membangun sebuah model penyelesaian dengan memperhatikan atribut yang paling berpengaruh (Han & Jian Pei, 2011).

Menurut (Santosa, 2007), klasifikasi dibagi menjadi dua macam yakni klasifikasi dua kelas dan multi kelas. Pada klasifikasi dua kelas misalkan kita memiliki set data training $(x_i, y_i), i = 1, \dots, l$, dengan data input $X = \{x_1, x_2, \dots, x_l\} \subseteq \mathcal{R}^N$ dan output yang bersangkutan $Y = y_1, \dots, y_l \subseteq \{\pm\}^1$. Tujuan dari klasifikasi dua kelas adalah menemukan suatu fungsi Keputusan (decision function) $f(x)$ yang secara akurat memprediksi kelas dari data test (x, y) yang berasal dari fungsi distribusi yang sama dengan data untuk training.

Komponen-komponen utama dari proses klasifikasi antara lain: 1). **Kelas**, merupakan variable tidak bebas yang merupakan label dari hasil klasifikasi. 2). **Prediktor**, merupakan variable bebas suatu model berdasarkan dari karakteristik atribut data yang diklasifikasi, 3). **Set data pelatihan (Training set)**, merupakan sekumpulan data lengkap yang berisi kelas dan predictor untuk dilatih agar model dapat mengelompokkan ke dalam kelas yang tepat. Pada fase pelatihan sekumpulan data input, termasuk berbagai label kelas yang aktual, digunakan. Setelah suatu fase uji (pengujian), model tersebut di-tes terhadap sampel data yang tersisa untuk penilaian akurasi dan pada akhirnya diimplementasikan untuk penggunaan riil yang digunakan untuk memprediksi kelas-kelas dari instans data baru (dimana label kelas tidak diketahui). 4). **Set data uji (Testing set)**, berisi data-data baru yang akan dikelompokkan oleh model guna mengetahui akurasi dari model yang telah dibuat (Dey & Ashour, 2016; Kumara & Catur Supriyanto, 2017). Set pengujian digunakan untuk mengukur sejauh mana classifier berhasil melakukan klasifikasi dengan benar. Karena itu, data yang ada pada set pengujian seharusnya tidak boleh ada pada set pelatihan sehingga dapat diketahui apakah model classifier sudah akurat dalam melakukan klasifikasi (Dey & Ashour, 2016).

2.11.1. Convolutional Neural Network

Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) merupakan sebuah Multi-Layer Perceptron (MLP) yang didesain secara khusus untuk mengidentifikasi image atau gambar dua dimensi. CNN meniru cara kerja otak manusia untuk mengenali objek yang dilihatnya. Dengan bantuan CNN, kini komputer dapat “melihat” dan “membedakan berbagai objek”. Fitur ini disebut Image Recognition. Secara garis besar CNN tidak jauh berbeda dengan neuron network biasa. CNN terdiri dari neuron-neuron yang memiliki weight, bias dan activation function (Gerald & Lubis, 2020).



Gambar 2. 18: Arsitektur CNN. (Dhruv and Naskar, 2020)

Convolutional Neural Network adalah salah satu jenis Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang berfokus pada mempelajari citra. Sama seperti Jaringan Saraf Tiruan (JST), CNN memiliki beberapa lapisan jaringan saraf, pada umumnya CNN memiliki 4 jenis lapisan yaitu:

1. Convolutional Layer

Lapisan yang melakukan proses filter menggunakan kernel yang telah dibuat. Tiap kernel memiliki ukuran dan bobot (weight) dengan nilai acak yang akan disesuaikan bobotnya seiring berjalannya proses pelatihan.

2. Pooling Layer

Tugas utama dari lapisan ini adalah untuk mengambil sampel (fitur) yang lebih kecil dari sampel yang lebih besar dengan cara max pooling, tree

pooling, gated pooling, average pooling, min pooling, dan lain-lain. Namun terkadang lapisan ini dapat mengurangi performa dari CNN.

3. Activation Function

Bertugas untuk memetakan input (hasil dari konvolusi dan pooling) ke output. Terdapat beberapa fungsi aktivasi yang dapat digunakan diantaranya adalah Sigmoid, Tanh, ReLU, Leaky ReLU, Noisy ReLU, dan Parametric Linear Units

4. Fully Connected Layer

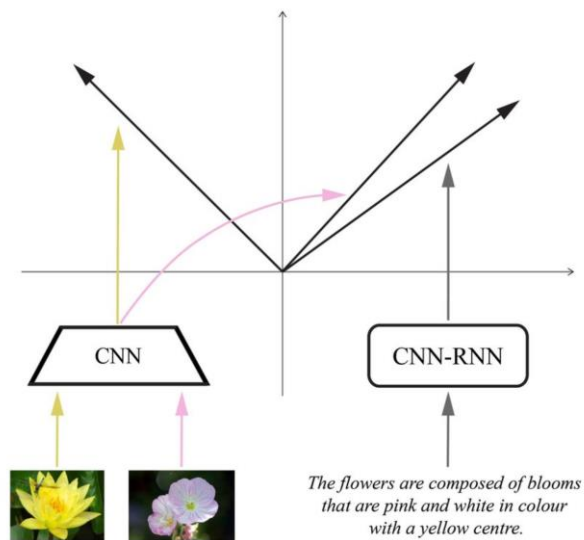
Lapisan yang berada pada akhir dari arsitektur CNN. Pada lapisan ini terdapat neuron yang saling terhubung, yang menopang hasil akhir klasifikasi.

5. Loss Function

Untuk layer terakhir adalah output layer, dimana pada umumnya terhubung dengan fully connected layer. Beberapa loss function digunakan pada output layer untuk mengkalkulasi error selama proses pelatihan berjalan. Error berfungsi untuk melihat perbedaan antara output yang seharusnya dan output yang diprediksi.

2.11.2. Char-CNN-RNN

Char-CNN-RNN (Character-level Convolutional Neural Network - Recurrent Neural Network) adalah algoritma yang digunakan untuk memproses teks dan gambar secara bersamaan, terutama dalam tugas bi-directional image-text matching. Algoritma ini menggabungkan kekuatan CNN untuk ekstraksi fitur lokal dari karakter dalam teks dan RNN untuk menangkap dependensi jangka panjang dalam teks (Bodnar, 2018).



Gambar 2. 19: Pendekatan Char-CNN-RNN (Bodnar, 2018)

Langkah-langkah dalam arsitektur Char-CNN-RNN dimulai dengan preprocessing teks, di mana teks diubah menjadi urutan karakter dan setiap karakter dikodekan menjadi vektor one-hot atau embedding karakter. Selanjutnya, dalam tahap Character-level CNN, beberapa lapisan konvolusi diterapkan pada urutan karakter untuk menangkap pola lokal, diikuti oleh lapisan pooling untuk mengurangi dimensi dan mempertahankan fitur yang paling penting. Fitur-fitur yang diekstraksi oleh Char-CNN ini kemudian dimasukkan ke dalam Recurrent Neural Network (RNN), di mana RNN memproses urutan fitur untuk menangkap dependensi jangka panjang dan menghasilkan representasi teks akhir yang kaya konteks.

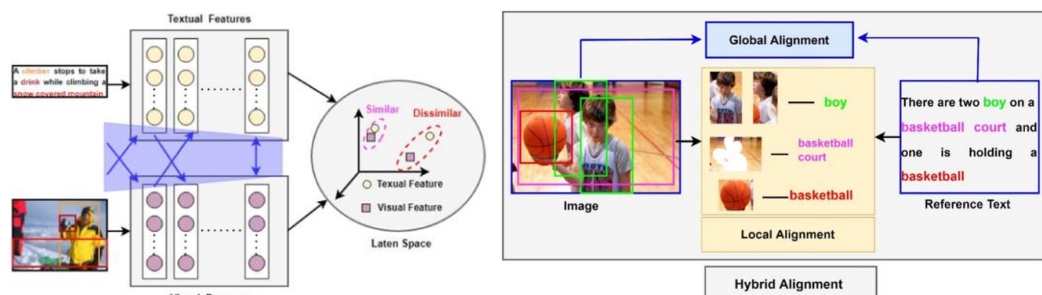
Fitur-fitur yang telah diekstraksi oleh Char-CNN ini kemudian dimasukkan ke dalam Recurrent Neural Network (RNN), biasanya menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) atau Gated Recurrent Unit (GRU). RNN ini berfungsi untuk menangkap dependensi jangka panjang dan konteks sekuensial dalam teks, mengolah informasi urutan karakter dari awal hingga akhir. Hasil dari proses ini adalah representasi teks yang kaya konteks, yang mencakup baik fitur lokal yang ditangkap oleh CNN maupun dependensi sekuensial yang diproses oleh RNN.

Arsitektur ini memungkinkan pemahaman yang mendalam tentang teks, membuatnya sangat efektif untuk berbagai aplikasi pemrosesan teks dan gambar (Bodnar, 2018).

Setelah fitur-fitur dari teks dan gambar telah diekstraksi, tahap pencocokan bi-directional dilakukan. Dalam tahap ini, untuk mencocokkan teks ke gambar, representasi teks yang dihasilkan oleh Char-CNN-RNN dibandingkan dengan representasi fitur gambar. Sebaliknya, untuk mencocokkan gambar ke teks, representasi fitur gambar dibandingkan dengan representasi teks yang dihasilkan oleh Char-CNN-RNN. Proses pencocokan ini memungkinkan untuk menghubungkan teks dan gambar secara efektif, mendukung berbagai aplikasi seperti pencarian gambar berbasis teks dan penjelasan gambar otomatis.

2.11.3. Bi-Directional Image-Text Matching

Bi-directional image-text matching mengacu pada proses mengaitkan gambar dengan deskripsi teks yang sesuai atau sebaliknya. Konsep ini sering digunakan dalam berbagai aplikasi seperti penjelasan gambar, pertanyaan visual, dan pencarian gambar (Ebaid et al., 2023a).



Gambar 2. 20: Bi-Directional Image-Text Matching Approach (Ebaid et al., 2023)

Dalam bi-directional image-text matching, sistem belajar untuk memahami hubungan antara gambar dan teks dalam kedua arah. Misalnya:

1. **Pencocokan Gambar ke Teks:** Diberikan sebuah gambar, sistem bertujuan untuk menghasilkan deskripsi teks yang relevan atau mengambil potongan teks yang akurat menggambarkan isi atau konteks gambar.
2. **Pencocokan Teks ke Gambar:** Sebaliknya, diberikan deskripsi teks atau pertanyaan, sistem berupaya mengambil gambar yang paling relevan dengan teks atau dapat merepresentasikan skenario yang dijelaskan dengan baik.

Pendekatan ini memungkinkan pemahaman dan pemanfaatan data multimodal secara komprehensif, di mana baik gambar maupun teks berkontribusi terhadap konteks dan makna keseluruhan. Ini sangat berguna dalam tugas-tugas di mana memahami aspek visual dan tekstual sama-sama penting, seperti dalam mesin pencari multimedia, sistem rekomendasi konten, dan antarmuka interaksi manusia-komputer (Ebaid et al., 2023a).

2.13 Organ Kulit

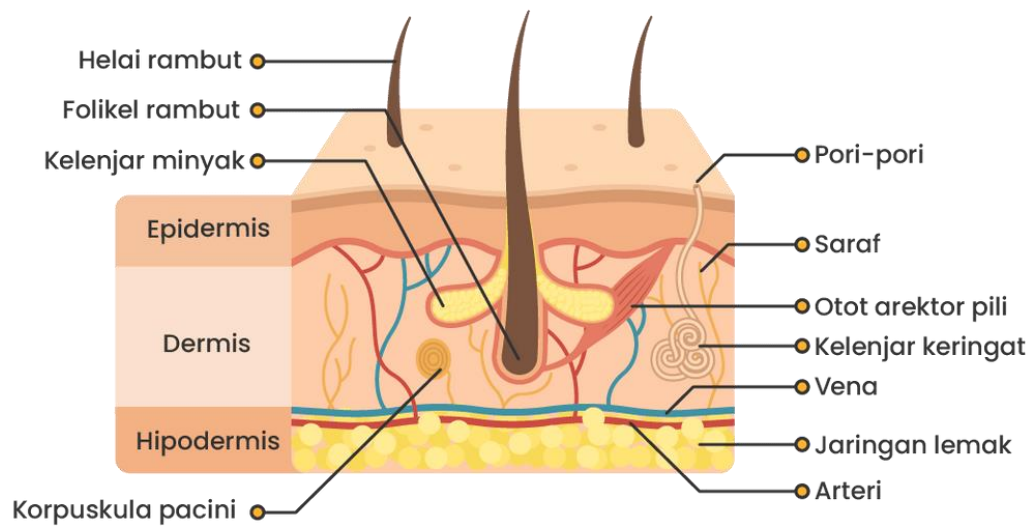
Kulit adalah organ terbesar dan salah satu yang paling penting pada tubuh manusia, memainkan peran krusial dalam perlindungan, regulasi, dan komunikasi tubuh dengan lingkungan eksternal. Organ ini terdiri dari tiga lapisan utama: epidermis, dermis, dan hipodermis. Epidermis adalah lapisan terluar yang bertindak sebagai penghalang terhadap mikroorganisme, bahan kimia, dan radiasi ultraviolet (UV). Lapisan ini juga mengandung sel melanosit yang menghasilkan melanin, pigmen yang memberikan warna pada kulit dan melindungi dari kerusakan akibat sinar UV. Dermis, lapisan tengah yang terdiri dari jaringan ikat, memberikan kekuatan dan elastisitas pada kulit serta mendukung berbagai fungsi sensorik dan termoregulasi melalui adanya pembuluh darah, folikel rambut, kelenjar keringat, dan ujung saraf. Hipodermis, lapisan terdalam yang terdiri dari jaringan lemak dan ikat longgar, berfungsi sebagai penyimpan energi, insulasi termal, dan bantalan pelindung untuk organ-organ dalam.

Fungsi protektif kulit sangat penting untuk menjaga homeostasis tubuh. Melalui proses keratinisasi di epidermis, kulit mampu memperbaharui dirinya

secara terus-menerus, menjaga integritas dan fungsinya sebagai penghalang fisik dan kimia. Selain itu, kulit memainkan peran penting dalam sistem kekebalan tubuh dengan adanya sel-sel imun yang aktif dalam merespon patogen dan cedera. Kulit juga terlibat dalam sintesis vitamin D, yang esensial untuk kesehatan tulang dan fungsi metabolisme. Mekanisme regulasi suhu melalui keringat dan aliran darah di dermis memungkinkan tubuh untuk mempertahankan suhu internal yang stabil meskipun kondisi lingkungan eksternal berubah.

Penelitian tentang kulit melibatkan berbagai disiplin ilmu, termasuk biologi, kedokteran, dan ilmu material, karena kompleksitas struktur dan fungsinya. Misalnya, studi tentang penghalang kulit telah menunjukkan bagaimana epidermis dapat mencegah kehilangan air berlebihan dan melindungi terhadap serangan mikroorganisme patogen (Proksch et al., 2008). Penelitian lain menunjukkan bahwa perubahan atau kerusakan pada fungsi penghalang ini dapat menyebabkan atau memperburuk berbagai kondisi kulit seperti dermatitis atopik dan psoriasis (Madison, 2003). Selain itu, studi tentang sistem imun kulit telah mengungkapkan peran sentral kulit dalam mengatur respons imun lokal dan sistemik, memberikan wawasan penting tentang bagaimana kulit berinteraksi dengan sistem kekebalan tubuh untuk menjaga kesehatan dan melawan penyakit (Nestle et al., 2009).

Pemahaman mendalam tentang struktur dan fungsi kulit tidak hanya penting untuk ilmu dasar tetapi juga memiliki implikasi praktis yang signifikan dalam dermatologi klinis, kosmetik, dan rekayasa jaringan. Penelitian berkelanjutan di bidang ini diharapkan dapat menghasilkan strategi baru untuk pengobatan penyakit kulit, pengembangan produk perawatan kulit yang lebih efektif, dan teknik rekayasa kulit yang lebih baik untuk aplikasi klinis. Referensi-referensi kunci seperti (Madison, 2003; Nestle et al., 2009; Proksch et al., 2008) menyediakan dasar pengetahuan yang kuat untuk memahami kompleksitas dan multifungsi kulit, serta memberikan arahan bagi penelitian masa depan yang berpotensi mengubah pendekatan kita terhadap kesehatan dan penyakit kulit.



Gambar 2. 21: Anatomi organ kulit (ruangguru.com)

2.12.1. Penyakit pada kulit

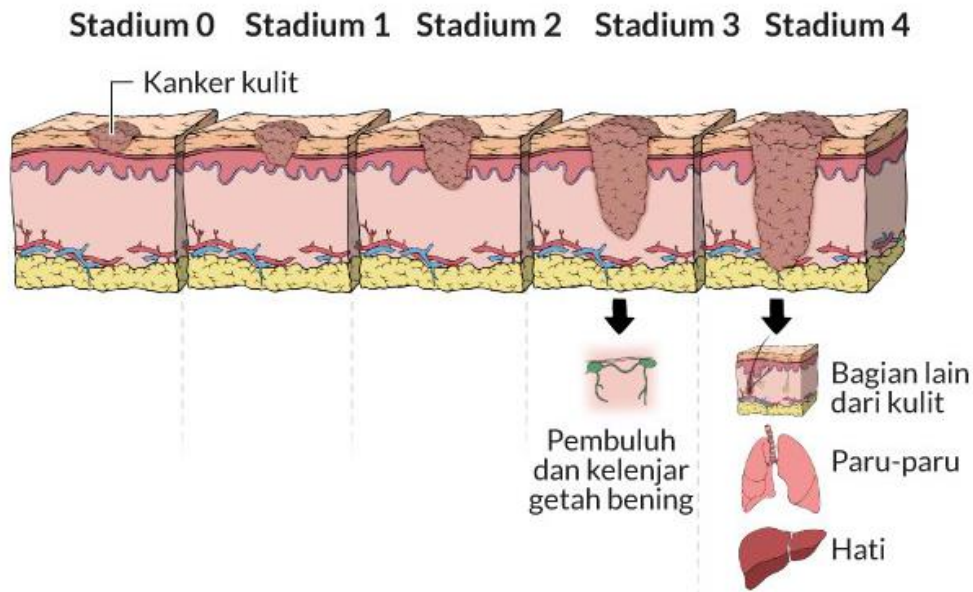
Penyakit kulit adalah gangguan yang mempengaruhi kulit, yang merupakan organ terbesar pada tubuh manusia. Penyakit ini dapat berkisar dari kondisi ringan dan sementara hingga kondisi parah dan kronis. Penyakit kulit dapat disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk infeksi, gangguan autoimun, alergi, genetik, dan faktor lingkungan. Setiap jenis penyakit kulit memiliki karakteristik yang unik dan memerlukan pendekatan diagnosis dan pengobatan yang berbeda.

Salah satu jenis penyakit kulit yang umum adalah **dermatitis atopik (eksim)**, yang ditandai oleh kulit kering, gatal, dan merah. Kondisi ini sering dimulai pada masa kanak-kanak dan dapat berlanjut hingga dewasa. Dermatitis atopik sering berhubungan dengan asma dan rinitis alergi, menunjukkan komponen alergi dan imunologis dalam patogenesisnya (Thomas, 2024). **Psoriasis** adalah penyakit kulit kronis lain yang ditandai dengan penebalan kulit yang berwarna merah dan bersisik, sering ditemukan di siku, lutut, dan kulit kepala. Psoriasis disebabkan oleh kelainan pada sistem kekebalan tubuh yang memicu regenerasi kulit yang berlebihan (Nestle et al., 2009).

Acne vulgaris, atau jerawat, adalah kondisi kulit yang sangat umum terutama di kalangan remaja. Jerawat ditandai dengan munculnya komedo, pustula, dan kista, yang disebabkan oleh penyumbatan dan peradangan pada folikel rambut dan kelenjar sebaceous (Rieder et al., 2016). **Rosacea** adalah penyakit kulit kronis yang menyebabkan kemerahan dan bengkak pada wajah. Gejala rosacea termasuk pembuluh darah yang terlihat, benjolan kecil yang berisi nanah, dan sering kali terasa panas atau sensasi terbakar pada kulit (Concha et al., 2018).

Vitiligo adalah penyakit kulit yang menyebabkan hilangnya pigmentasi pada kulit, menghasilkan bercak-bercak putih. Penyebab pasti vitiligo tidak diketahui, tetapi diduga melibatkan faktor autoimun di mana sistem kekebalan tubuh menyerang melanosit, sel yang menghasilkan pigmen kulit (Krüger & Schallreuter, 2012). **Melanoma**, sejenis kanker kulit yang sangat agresif, ditandai dengan perubahan pada ukuran, bentuk, atau warna tahi lalat. Melanoma terjadi ketika melanosit berkembang secara abnormal dan tidak terkendali (Garbe & Leiter, 2009).

Herpes zoster (cacar ular) adalah infeksi virus yang disebabkan oleh reaktivasi virus varicella-zoster, virus yang sama yang menyebabkan cacar air. Herpes zoster ditandai dengan ruam kulit yang menyakitkan dan dapat menyebabkan komplikasi jangka panjang seperti neuralgia (Cohen Jeffrey, 2024). **Urtikaria (biduran)** adalah reaksi kulit yang menyebabkan bintik-bintik merah yang gatal dan menonjol. Urtikaria dapat dipicu oleh alergi, infeksi, stres, atau paparan terhadap suhu ekstrem (Zuberbier et al., 2018).



Gambar 2. 22: Ilustrasi perjalanan penyakit kulit “Melanoma” hingga menjadi kanker kulit (Zuberbier et al., 2018)

Lembaga riset penyakit kulit di seluruh dunia memainkan peran penting dalam memahami, mendiagnosis, dan mengobati berbagai macam penyakit kulit. Penelitian yang dilakukan oleh lembaga-lembaga ini sering kali dipublikasikan dalam jurnal ilmiah yang terkemuka, memberikan kontribusi besar terhadap pemahaman kita tentang etiologi, patofisiologi, dan terapi penyakit kulit.

Salah satu contoh lembaga riset yang terkenal adalah **American Academy of Dermatology (AAD)**, yang secara aktif terlibat dalam penelitian dan pendidikan di bidang dermatologi. Jurnal-jurnal seperti *Journal of the American Academy of Dermatology* dan *JAMA Dermatology* sering menjadi tempat publikasi penelitian terbaru dalam bidang ini. Misalnya, penelitian oleh (Guttman-Yassky et al., 2020) yang diterbitkan dalam *Journal of the American Academy of Dermatology* menyoroti perkembangan terbaru dalam pemahaman dan pengobatan dermatitis atopik.

2.12.2. Penyakit Kulit Menular

Penyakit kulit menular adalah kondisi kulit yang disebabkan oleh infeksi mikroorganisme seperti bakteri, virus, jamur, atau parasit, yang dapat ditularkan dari satu individu ke individu lainnya melalui kontak langsung atau tidak langsung. Infeksi kulit menular seringkali dapat menyebabkan gejala yang mengganggu dan dapat mempengaruhi kualitas hidup individu yang terinfeksi. Berbagai jenis penyakit kulit menular memiliki karakteristik unik serta metode penanganan dan pencegahan yang berbeda.

Salah satu jenis penyakit kulit menular yang umum adalah **Candidiasis**, yang disebabkan oleh infeksi jamur *Candida*, terutama *Candida albicans* (Feldmeier, 2014). Infeksi jamur *Candida* dapat menular dari satu individu ke individu lainnya melalui kontak langsung dengan area yang terinfeksi, atau melalui kontak dengan benda-benda yang terkontaminasi, seperti pakaian, handuk, atau perlengkapan mandi.

Candidiasis dapat mempengaruhi berbagai bagian tubuh, termasuk mulut (yang dikenal sebagai sariawan), kulit, vagina, saluran pencernaan, dan area lainnya yang lembap dan hangat. Gejala candidiasis dapat bervariasi tergantung pada lokasi infeksi, tetapi umumnya termasuk ruam merah, gatal, sensasi terbakar, dan keputihan yang tidak normal pada kasus infeksi vagina. Gambar 2.28 memperlihatkan penyakit kulit Candidiasis.



Gambar 2. 23: Penyakit Kulit Candidiasis

Penanganan candidiasis sering melibatkan penggunaan antijamur topikal seperti krim atau salep, atau dalam kasus infeksi yang lebih parah, penggunaan obat antijamur oral. Pencegahan candidiasis melibatkan menjaga kebersihan dan

kekeringan area yang rentan terhadap infeksi jamur, menghindari faktor risiko seperti kelembaban berlebihan, dan menghindari kontak dengan individu yang terinfeksi.

Berikutnya penyakit kulit menular yang umum adalah **Molluscum Contagiosum**, Infeksi ini disebabkan oleh virus Molluscum contagiosum, yang dapat menginfeksi kulit dan menyebabkan pertumbuhan benjolan kecil, berwarna putih atau kekuningan, yang biasanya terasa keras dan tidak menyakitkan (Feldmeier, 2014).

Molluscum contagiosum biasanya terjadi pada anak-anak, tetapi juga dapat mempengaruhi orang dewasa, terutama individu dengan sistem kekebalan tubuh yang lemah. Benjolan-benjolan ini dapat muncul di berbagai bagian tubuh, termasuk wajah, leher, lengan, dan daerah genital. Mereka dapat menyebar dengan cepat ke area kulit yang berdekatan melalui kontak langsung atau melalui berbagai barang-barang pribadi seperti handuk atau mainan. Gambar 2.29 memperlihatkan penyakit kulit Candidiasis.



Gambar 2. 24: Penyakit Kulit Molluscum Contagiosum

Penanganan molluscum contagiosum seringkali melibatkan penggunaan metode pengobatan yang bertujuan untuk menghilangkan benjolan-benjolan tersebut, seperti pembedahan, krioterapi (penghilangan dengan nitrogen cair), atau penggunaan obat topikal. Penting untuk menghindari menggaruk atau memencet benjolan-benjolan ini, karena hal itu dapat menyebabkan penyebaran infeksi ke area kulit yang lain (Feldmeier, 2014).

Selain itu, langkah-langkah pencegahan juga penting untuk mencegah penyebaran molluscum contagiosum. Ini termasuk menjaga kebersihan kulit, menghindari kontak langsung dengan individu yang terinfeksi, tidak berbagi barang-barang pribadi, dan menghindari berenang di kolam renang umum jika seseorang terinfeksi.

2.12.3. Penyakit Kulit Tidak Menular

Penyakit kulit tidak menular adalah kondisi kulit yang tidak disebabkan oleh infeksi mikroorganisme dan tidak dapat ditularkan dari satu individu ke individu lainnya. Penyakit-penyakit ini seringkali dipicu oleh faktor internal atau eksternal seperti alergi, genetika, lingkungan, atau gaya hidup. Berbagai jenis penyakit kulit tidak menular memiliki karakteristik unik serta metode penanganan dan pencegahan yang berbeda.

Salah satu contoh penyakit kulit tidak menular adalah **Dermatitis Atopik (Eczema)**, yang merupakan kondisi kronis yang ditandai oleh kulit kering, gatal, dan merah. Dermatitis atopik sering terjadi pada bayi dan anak kecil, meskipun juga dapat mempengaruhi orang dewasa. Faktor-faktor genetik, lingkungan, dan kekebalan tubuh diyakini berperan dalam perkembangan dermatitis atopik (Thomas, 2024). Penanganan dermatitis atopik sering melibatkan penggunaan pelembap dan krim steroid topikal untuk mengurangi peradangan dan gatal, serta menghindari pemicu yang dapat memperburuk kondisi seperti alergen dan iritan (Sidbury et al., 2014). Gambar 2.30 memperlihatkan penyakit kulit Dermatitis Atopik (Eczema).



Gambar 2. 25: penyakit kulit Dermatitis Atopik (Eczema)

Meskipun dermatitis atopik tidak menular, kondisi ini dapat memiliki faktor genetik yang mendasari, yang berarti bahwa ada kemungkinan risiko terkena kondisi ini meningkat jika ada riwayat keluarga dengan kondisi serupa. Namun, kondisi ini tidak ditularkan dari satu individu ke individu lainnya melalui kontak fisik atau udara seperti penyakit menular.

Berikutnya penyakit kulit menular yang umum adalah Melanoma adalah jenis kanker kulit yang berasal dari melanosit, sel yang menghasilkan pigmen melanin. Melanoma tidak termasuk dalam kategori penyakit kulit menular. Melanoma disebabkan oleh pertumbuhan sel-sel kulit yang abnormal dan tidak terkendali, biasanya dipicu oleh paparan sinar ultraviolet (UV) dari matahari atau lampu UV buatan (Sidbury et al., 2014).

Meskipun melanoma tidak menular seperti penyakit kulit menular lainnya yang disebabkan oleh infeksi mikroorganisme, penting untuk diingat bahwa paparan sinar UV dari sumber eksternal seperti sinar matahari atau mesin penyamakan tidak hanya meningkatkan risiko seseorang untuk mengembangkan melanoma, tetapi juga dapat menyebabkan kerusakan kulit lainnya seperti kanker kulit non-melanoma dan penuaan kulit yang dini. Gambar 2.31 memperlihatkan penyakit kulit Melanoma.



Gambar 2. 26: penyakit kulit Melanoma

Oleh karena itu, pencegahan melanoma melibatkan praktik-praktik perlindungan kulit seperti penggunaan tabir surya, menghindari paparan sinar matahari berlebihan terutama pada saat-saat dengan intensitas UV tinggi, serta

memeriksa diri secara teratur kepada dokter kulit untuk pemantauan dan deteksi dini perubahan kulit yang mencurigakan.

2.12.4. Karakteristik Penyakit Kulit pada Citra Digital

Penggunaan citra kamera digital dalam diagnosis penyakit kulit telah menjadi semakin umum dalam praktik klinis modern. Citra kamera digital menawarkan kemudahan dan kecepatan dalam mendokumentasikan kondisi kulit pasien, serta memungkinkan dokter untuk menganalisis dan memantau perkembangan penyakit kulit dengan lebih rinci. Beberapa karakteristik penyakit kulit yang dapat terlihat pada citra kamera digital mencakup perubahan warna dan tekstur kulit, pola distribusi lesi, serta gejala tambahan seperti gatal atau nyeri. Citra kamera digital juga memungkinkan dokter untuk memperhatikan perubahan seiring waktu dalam ukuran, bentuk, atau warna lesi, yang dapat membantu dalam diagnosis dan pemantauan penyakit kulit yang tepat (Lyakhov et al., 2022). Penelitian telah menunjukkan bahwa penggunaan citra kamera digital dapat meningkatkan akurasi diagnosis penyakit kulit, mengurangi kebutuhan akan biopsi kulit yang invasif, dan memberikan dukungan visual yang berguna dalam konsultasi pasien. Berikut adalah beberapa karakteristik umum dari penyakit kulit yang dapat terlihat pada citra kamera digital:

1. **Warna dan Konsistensi Kulit:** Penyakit kulit seringkali mempengaruhi warna dan konsistensi kulit. Pada citra kamera digital, perubahan warna seperti kemerahan, kehitaman, atau perubahan warna kulit lainnya dapat terlihat dengan jelas. Selain itu, konsistensi kulit seperti kerak, sisik, atau tekstur yang tidak normal juga dapat terlihat.
2. **Bentuk dan Ukuran Lesi:** Lesi atau area yang terpengaruh oleh penyakit kulit sering memiliki bentuk dan ukuran yang khas. Dalam citra kamera digital, lesi ini dapat muncul sebagai bercak, bintik, benjolan, atau area yang terdistorsi.
3. **Pola atau Distribusi:** Penyakit kulit seringkali memiliki pola atau distribusi tertentu pada kulit. Misalnya, beberapa penyakit kulit mungkin menyebar

secara luas di seluruh tubuh, sementara yang lain mungkin terlokalisasi hanya pada area tertentu. Pola-pola ini dapat dikenali dalam citra kamera digital.

4. **Gejala Tambahan:** Penyakit kulit sering disertai dengan gejala tambahan seperti gatal, nyeri, atau sekret. Dalam citra kamera digital, tanda-tanda ini mungkin tidak terlihat secara langsung, tetapi dapat diindikasikan oleh perilaku pasien, seperti menggaruk atau merasa tidak nyaman.
5. **Perubahan Seiring Waktu:** Beberapa penyakit kulit dapat menunjukkan perubahan seiring waktu, baik dalam ukuran, bentuk, atau warna lesi. Citra kamera digital yang diambil secara berkala dapat digunakan untuk memantau perubahan ini dan membantu dalam diagnosis dan penanganan penyakit kulit.

Sebagai contoh, sebuah studi yang diterbitkan dalam jurnal *Dermatologic Surgery* menunjukkan bahwa penggunaan citra kamera digital dalam diagnosis melanoma memiliki sensitivitas dan spesifisitas yang tinggi, serta dapat membantu dalam identifikasi karakteristik visual yang khas dari lesi melanoma (Lyakhov et al., 2022). Studi lain yang diterbitkan dalam jurnal *JAMA Dermatology* menyoroti peran penting citra kamera digital dalam memantau perkembangan lesi kulit pasien dengan psoriasis dan dermatitis atopik, serta dalam mengevaluasi respons terhadap terapi yang diberikan (Croce et al., 2022). Dengan demikian, penggunaan citra kamera digital dalam praktik dermatologi dapat memberikan manfaat signifikan dalam diagnosis, pemantauan, dan penanganan penyakit kulit yang tepat.

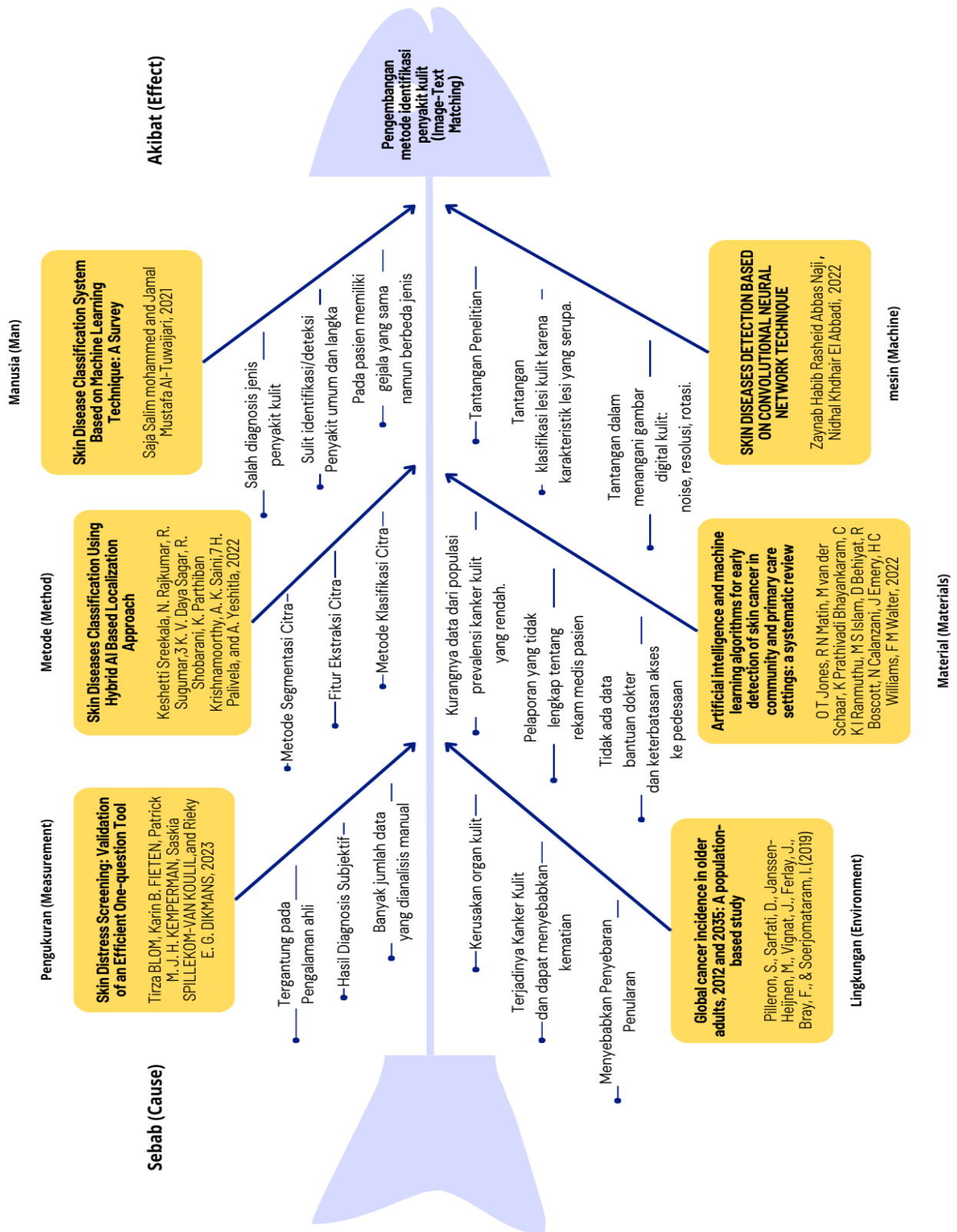
2.13 Peta Penelitian

Literatur jurnal yang menjadi bahan rujukan pada penelitian disertasi ini, menguraikan bahwa pembangunan pengembangan algoritma segmentasi dan pengembangan algoritma klasifikasi yang akan diimplementasikan pada kasus mengidentifikasi adanya penyakit kulit menggunakan pencitraan medis digital untuk mengenali jenis penyakit kulit sangat diperlukan. Hal ini disebabkan karena adanya keterbatasan dalam hal; rendahnya mutu citra pada citra yang dihasilkan dari peralatan pemeriksaan medis, kurangnya kecakapan ahli dalam

mengoperasikan peralatan pemeriksaan medis, meningkatnya beban kerja pada ahli, penampilan karakteristik penyakit yang tidak jelas pada citra, sehingga untuk membedakan tipe penyakit kulit menjadi tidak pasti dan menyebabkan kesalahan diagnosis yang akan berdampak pada keputusan diagnosa yang diambil oleh ahli. Padahal hasil diagnosa yang pasti digunakan untuk kelanjutan pemeriksaan pasien.

Meluasnya penyebaran penyakit ini menandakan populasi penyakit kulit yang terus meningkat dengan resiko yang mematikan atau berkurangnya kualitas hidup dikarenakan fungsi organ kulit pada tubuhnya menurun. Deteksi awal bisa dilakukan dengan adanya pembangunan sistem identifikasi penyakit kulit berbantuan komputer dan mengenalinya sebagai suatu tipe penyakit kulit menular dan tidak menular menggunakan pencitraan medis digital. Citra digital merupakan alat investigasi pertama dalam pemeriksaan, murah dan tersedia di berbagai rumah sakit bahkan diluar rumah sakit.

Berdasarkan alasan yang dikemukakan diatas maka untuk kepentingan pembangunan sistem identifikasi jenis kanker hati berbantu komputer dibuat peta penelitian seperti yang terlihat pada gambar 2.32 dibawah ini dengan para peneliti (Tirza Blom et. al, 2023; Keshetti Sreekala et.al, 2022; Saja Salim mohammed and Jamal Mustafa Al-Tuwaijari, 2021; Pilleron, S. et al, 2019; O T Jones. et. al, 2022; Zaynab Habib Rasheid Abbas Naji and Nidhal Khdhair El Abbadi, 2022). Pembangunan sistem akan menggunakan metode pengolahan citra yaitu dengan mengintegrasikan metode segmentasi berbasis clustering Affinity Propagation dengan metode berbasis area Active Contour dan juga metode klasifikasi dengan menggabungkan Image dan Text Processing dengan Bi-Directional Image-Text Matching sebagai alat identifikasi jenis penyakit kulit yang akan memudahkan ahli dalam menghasilkan keputusan diagnosis.



Gambar 2. 27: Peta Penelitian (Fishbone Diagram)

2.14 Tinjauan Penelitian

Penelitian analisis dengan metode untuk mengidentifikasi penyakit kulit pada organ kulit dan mengklasifikannya sebagai jenis penyakit kulit atau kanker kulit dengan pengolahan citra medis dan natural language processing berbantuan komputer telah banyak dilakukan. Beberapa penelitian ini yang akan menjadi rujukan penelitian ini adalah;

Penelitian (**Li-sheng Wei et.al, 2018**) membahas tentang pengenalan penyakit kulit berbasis Image Color dan fitur tekstur. Metode yang digunakan meliputi GLCM untuk analisis tekstur, SVM untuk klasifikasi. Hasil akhir fitur warna dan tekstur yang digabungkan meningkatkan akurasi pengenalan hingga lebih dari 90%.

Penelitian (**Archana et.al, 2019**) membahas klasifikasi model deteksi penyakit kulit menggunakan pemrosesan gambar untuk aksesibilitas pedesaan. Transformasi DCT, DWT, dan SVD digunakan untuk deteksi penyakit kulit. Hasil akhir akurasi adalah 80 persen.

Penelitian (**Bin Zhang et.al, 2021**) membahas pembelajaran mendalam dalam klasifikasi penyakit kulit menggunakan tinjauan teknologi gambar. Tantangan dan peluang dalam diagnosis dermatologis dengan deep learning. Metode identifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Deep Learning. Segmentasi yang digunakan Segmentasi lesi kulit Hasil akhir yang didapat pada penelitian ini adalah Pembelajaran mendalam mengurangi pekerjaan berulang untuk dokter kulit, membantu diagnosis. Deep learning dalam diagnosis penyakit kulit menunjukkan prospek masa depan yang menjanjikan.

Penelitian (**Sona Nova Ria et.al, 2022**) membahas Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Jenis Penyakit Kulit. Metode identifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN). Hasil akhir akurasi adalah 85 persen.

Penelitian (**Fauzi Dzulfikar Wibowo et.al, 2022**) membahas tentang Deteksi penyakit kulit di Indonesia menggunakan CNN dan pembelajaran ensemble. Dataset mencakup 1203 gambar penyakit kulit untuk klasifikasi. Metode Pembelajaran CNN dan Ensemble untuk deteksi gambar penyakit kulit. Validasi Silang K-Fold untuk pemisahan data dan hasil yang optimal. Pra-pemrosesan data dengan arsitektur CNN Resnet50 untuk pelatihan. Hasil akhir adalah Gambar RGB memiliki akurasi 49%, gambar Grayscale memiliki akurasi 47%.

Penelitian (**Martin Chileshe dan Mayumbo Nyirenda, 2022**) membahas tentang mendiagnosis penyakit kulit menggunakan analisis gambar dan natural language processing (NLP). Metode Pelatihan dengan model deteksi objek SSD, R-CNN, dan YOLO untuk analisis gambar serta NLP untuk text processing. Hasil akhir adalah analisis gambar dengan NLP mencapai akurasi tinggi dalam diagnosis penyakit kulit. Analisis gambar dan NLP untuk mengurangi beban kerja praktisi medis di Zambia.

Penelitian (**Jie Sun et.al, 2023**) membahas metode machine learning dalam pengenalan penyakit kulit pada manusia. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah ML tradisional dan metode deep learning untuk pengenalan penyakit kulit. Fuzzy Logic, jaringan saraf, dan perhitungan evolusioner untuk segmentasi lesi kulit. Metode segmentasi berbasis piksel, wilayah, dan tepi untuk diagnosis lesi kulit. Hasil akhir sebagai kesimpulan, tren masa depan terkait segmentasi gambar dan klasifikasi lesi kulit memerlukan pengembangan kumpulan data yang lebih komprehensif, investigasi model yang lebih kuat, terutama untuk pengenalan gambar makroskopik, dan metode untuk diagnosis otomatis yang semakin andal.

Penelitian (**Jack A. Cummins et.al, 2023**) membahas tentang Natural language Processing menganalisis komentar Reddit tentang perawatan eksim dan psoriasis. Komentar Reddit dianalisis menggunakan alat NLP untuk tren dan sentimen. Data difilter, diproses sebelumnya, dan diberi token menggunakan Python untuk analisis. Hasil akhir adalah Penurunan komentar tentang terapi

antibakteri, perubahan gaya hidup pada eksim. Peningkatan komentar terapi psoriasis yang lebih baru setelah persetujuan FDA. Peningkatan komentar untuk terapi biologis pada psoriasis. Komentar fototerapi yang stabil di subreddit eksim.

Penelitian **(Raghav Agarwal et.al, 2023)** membahas tentang Artificial Intelligence untuk deteksi gangguan kulit menggunakan model Deep Learning Convolutional Neural Network. Dataset mencakup 25000 gambar warna dari delapan gangguan kulit umum. Metode yang digunakan merupakan ResNet 152 turunan CNN dalam pemrosesan klasifikasi citra. Hasil akhir yang didapat pada penelitian ini dengan menggunakan ResNet152 adalah 74.24% pada validation and 73.01% pada test dataset.

Penelitian **(Yue Shen et.al, 2024)** membahas tentang mengoptimalkan diagnosis penyakit kulit: memanfaatkan data komunitas daring dengan teknik ontrastive learning dan clustering. Metode Pendekatan contrastive learning untuk mempelajari representasi umum dari gambar yang tidak berlabel. Menggunakan metode clustering dengan gambar validasi standar untuk meningkatkan anotasi. Hasil akhir adalah model dapat ditransfer ke tugas baru dengan akurasi 61,76%.

Berdasarkan uraian penelitian dengan topik bagaimana mengidentifikasi bagian kulit yang terdapat penyakit kulit teridentifikasi sebagai penyakit kulit jenis penyakit kulit melalui alat pencitraan medis, maka pada Table 2.2 berikut diuraikan penelitian mendeteksi adanya kelainan pada organ kulit secara dini sangatlah diperlukan untuk tindak lanjut langkah berikut yang akan dilakukan ahli terhadap pasien dengan bantuan komputer yaitu dengan cara menganalisis citra yang berasal dari pencitraan medis. Uraian penelitian identifikasi penyakit hati dengan citra medis adalah peneliti (Archana Ajith, Priyanka Vazirani, Vrinda Goel, Dr. M. Mani Roja, 2017; Saja Salim Mohammed and Jamal Mustafa Al-Tuwaijari, 2021; Bin Zhang et al. 2021; Sona Nova Ria, Miftahul Walid, Busro Akramul Umam, 2022)

Tabel 2. 2: Penelitian Penyakit kulit dengan Citra Medis

Peneliti- Tahun	Dataset	Metode			Hasil	Kontribusi
		Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi		
Yue Shen, Huanyu Li, dkk 2024	Kumpulan data DDI, FitzPatrick17k	Resize, Cropping, Clarity Check	Ekstraksi Warna, Bentuk, Tekstur	ImageNet, ResNet	Akurasi: 45,05%, akurasi 61,76% menggunakan 50 gambar tambahan	Menunjukkan kemampuan generalisasi pada kumpulan data tolak ukur untuk diagnosis penyakit kulit.
Baba Kaju, dkk, 2024	Dataset mencakup gambar Dermatitis Atopik, Herpes, Eksim, dan Vitiligo. Total 3.808 gambar penyakit kulit	-	-	MobileNet	Akurasi: 96%	Aplikasi meningkatkan kesadaran kesehatan kulit dan tindakan pencegahan bagi masyarakat.
Jie Sun, Kai Yao, Guangyao Huang, Chengrui Zhang, Mark Leach, Kaizhu Huang, Xi Yang Tahun: 2023	Arsip ISIC: 71.066 gambar, 24 kelas penyakit kulit Dataset PH2:200 gambar dermoskopi, lesi tersegmentasi, catatan klinis.	GrabCut, SkinNet, FRcN segmentasi berbasis tepi	Ekstraksi Bentuk Tepi	You Only Look Once (YOLO)	Akurasi: 95,69%%	Penelitian diagnosis lesi kulit yang digerakkan oleh AI memiliki ruang untuk perbaikan.
Fatema-Tuz-Zohra Khanam Tahun: 2023	Dataset 1:20 gambar bayi kuning 3D (Variasi) Dataset 2:511 gambar bayi kuning dan normal	Region of Interest (ROI)	Ekstraksi Fitur Warna RGB dan YCbCr	Random Forest (RF)	accuracy = 0.9922, precision = 0.9974, recall = 0.9920 F1-score = 0.994	Mengembangkan sistem non-invasif untuk deteksi ikterus neonatal menggunakan pembelajaran mesin.

Peneliti- Tahun	Dataset	Metode			Hasil	Kontribusi
		Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi		
Sona Nova Ria, Miftahul Walid, Busro Akramul Umam, 2022	70 jenis citra penyakit kulit data validasi dan 35 jenis citra penyakit kulit untu data testing dan 137 data pelatihan	Tidak diuraikan	K-Nearest Neighbor (k-NN)	Convolutional Neural Network (CNN)	Akurasi: 85%	Aplikasi membantu mendiagnosis penyakit kulit yang disebabkan oleh jamur
Jones, dkk., 2022	Kumpulan data ISIC	-	-	ANN, Support vector machine	melanoma: 89,5%. karsinoma sel skuamosa: 85,3%. karsinoma sel basal: 87,6%.	Daftar periksa metodologis yang diusulkan untuk mengembangkan algoritma AI/ML untuk kanker kulit.
Dzulfiqar Fauzi, Irma Wibowo, Palupi, Ari Bambang, Wahyudi., 2022	Dataset mencakup 1203 gambar berbagai penyakit kulit	Resize, Normalisasi, Fuzzy	-	Validasi Silang K-Fold	Akurasi: Validasi Silang F1-Skor: 0,446 hingga 0,522.	Meningkatkan pengenalan penyakit kulit melalui teknologi canggih seperti Convolutional Neural Network.
Mostafiz Ahammed, Md Al Mamun, Mohammad Uddin, 2022	Dataset ISIC 2019 Dataset HAM10000	Segmentasi Grabcut otomatis, wilayah	GLCM	SVM, KNN, DT	SIC 2019 SVM: 52.00 KNN 42.00 DT 40.00 HAM10000 SVM 71.00 KNN 55.00 DT 57.00	Deteksi penyakit kulit sangat penting untuk mengurangi angka kematian.

Peneliti- Tahun	Dataset	Metode			Hasil	Kontribusi
		Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi		
Martin Chileshe dan Mayumbo Nyirenda, 2022	Mycoses, Eczema, Angioedema, Folliculitis, Acne, psoriasis	-	-	SSD, R-CNN and YOLO	Akurasi: 50%	Meneksplorasi analisis gambar untuk diagnosis klinis dan mengurangi beban kerja medis.
Saja Salim Mohammed and Jamal Mustafa Al-Tuwaijari, 2021	366 Pasien menderita penyakit kulit	Segmentasi Area	Fitur Fraktal dan fitur Rekursif	ANN, CNN, KNN	Akurasi: 94%	Pemanfaatan bioinformatika untuk klasifikasi penyakit kulit.
Bin Zhang et al. 2021	129450 clinical images	Segmentasi Bentuk Lesi Kulit	Ekstraksi Fitur Warna, Tekstur, Tepi	Deep Learning CNN	Akurasi: 86%	Konfirmasi keunggulan metode pembelajaran mendalam dibandingkan dokter kulit profesional dalam skenario tertentu.
Alhanoof Althnain, Nada Almane, Nourah Aloboud, 2021	62 laki-laki, 38 neonatus perempuan.	Tidak diuraikan	K-Nearest Neighbor (k-NN)	Transfer Learning MLP, SVM, RF	Akurasi: 0.75	Fitur yang menyatu menghasilkan kinerja yang sama di semua model

Peneliti- Tahun	Dataset	Metode			Hasil	Kontribusi
		Segmentasi	Ekstraksi	Klasifikasi		
K Muhaba, Dese, Aga, Zewdu, Simegn, 2021	Dataset dikumpulkan dari klinik Dr. Gerbi dan Rumah Sakit Umum Boru-meda.	-	-	CNN Deep Learning	Akurasi: 97,5%	Diagnosis otomatis berbasis smartphone dari lima penyakit kulit umum.
Stephen Ali, Tom Dobbs, Adib Tarafdar, Huw Strafford, 2021.	Data pasien anonim dari InterSystems TrakCare Lab untuk BCC.	Tokenisasi, Stemming, Stop Word	-	NLP	Akurasi: 99,23%	MDT virtual dapat meningkatkan komunikasi, pengambilan keputusan, dan kerahasiaan pasien.
Li-sheng Wei, Quan Gan, and Tao Ji, 2018	90 gambar untuk klasifikasi herpes, dermatitis, dan psoriasis.	Resize, Normalisasi	GLCM	SVM	Akurasi: 75%	Fokus masa depan untuk mengenali berbagai jenis penyakit kulit.
Archana Ajith, Priyanka Vazirani, Vrinda Goel, Dr. M. Mani Roja, 2017	warts, tinea corporis, acne, vitiligo, nail psoriasis and eczema.	Tidak diuraikan	Discrete Wavelet Transform (DWT), Singular Value Decomposition (SVD)	Discrete Cosine Transform (DCT)	Akurasi: 80%	Memfaatkan transformasi DWT dan SVD untuk deteksi penyakit yang akurat.

Dalam melakukan penelitian, beberapa rujukan penelitian yang menjadi pedoman penelitian terlihat pada table 2.3 berikut ini dengan para peneliti yang telah meneliti terlebih dahulu. Pedoman ini menjadi acuan dalam penelitian ini sebagai dasar landasan teori yang digunakan (Ebaid et al., 2023b; Mohammed & Al-Tuwaijari, 2021; Shen et al., 2024; Wei et al., 2018)

Tabel 2. 3 Penelitian yang menjadi pedoman penelitian

Judul-Peneliti-Tahun	Tujuan dan Metode	Kontribusi	Peluang Pengembangan
Optimizing skin disease diagnosis: harnessing online community data with contrastive learning and clustering techniques Yue Shen, dkk., 2024	Kembangkan model AI untuk diagnosis penyakit kulit menggunakan gambar forum online. Meningkatkan akurasi diagnostik dan intervensi dini untuk penyakit kulit. Metode: Segmentasi, Ekstraksi Fitur, dan Klasifikasi	Menunjukkan kemampuan generalisasi pada kumpulan data tolak ukur untuk diagnosis penyakit kulit.	Memfaatkan AI untuk diagnosis penyakit kulit dini pada populasi yang beragam. Tingkatkan model untuk mendeteksi penyakit langka dengan data pelatihan minimal. Implementasi ke dalam aplikasi.
Bi-directional Image-Text Matching Deep Learning-Based Approaches: Concepts, Methodologies, Benchmarks and Challenges Doaa B. Ebaid, dkk. 2023	Pencocokan gambar-teks dengan memberikan studi ekstensif tentang model pencocokan yang ada, arsitektur saat ini, dataset benchmark, dan metode evaluasi. Metode: Bi-Directional Image-Text Matching	Klasifikasikan model ITM dua arah berdasarkan DL dengan pendekatan pembelajaran. Meringkas pencocokan gambar-teks menggunakan DL, metode saat ini, tantangan, dan tren masa depan.	Tantangan pengukuran kesamaan antara modalitas teks dan gambar. Kembangkan kumpulan data baru atau modifikasi yang sudah ada untuk penelitian yang lebih baik. Kembangkan dengan menggunakan data yang berbeda
Skin Disease Classification System Based on Machine Learning Technique: A Survey Saja dan Jamal. 2021.	Untuk mensurvei metode klasifikasi penyakit kulit menggunakan teknik pembelajaran mesin. Menganalisis akurasi diagnostik dan kesenjangan dalam studi klasifikasi penyakit kulit yang ada. Metode: Segmentasi, Ekstraksi Fitur, dan Klasifikasi	Pembelajaran mesin membantu dokter dalam diagnostik dermatologi real-time. Deteksi dini membantu perawatan dan pemulihan pasien.	Memfaatkan beragam kumpulan data untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Menerapkan algoritma pembelajaran mesin canggih untuk presisi diagnostik yang ditingkatkan.
Skin Disease Recognition Method Based on Image Color and Texture Features Li-sheng Wei, dkk., 2018	Identifikasi penyakit kulit menggunakan fitur warna dan tekstur untuk akurasi klasifikasi. Gunakan pemrosesan gambar untuk mengenali penyakit kulit umum secara akurat. Metode: Segmentasi, Ekstraksi Fitur, dan Klasifikasi	Penyakit kulit dapat diidentifikasi secara akurat menggunakan fitur warna dan tekstur. Fokus masa depan untuk mengenali berbagai jenis penyakit kulit.	Penelitian tentang diagnosis dan klasifikasi penyakit kulit menawarkan peluang ekspansi. Dengan percobaan data selain image

2.14.1. Perbandingan Tinjauan Penelitian

Dalam tinjauan penelitian ini, terdapat perbandingan mendalam antara berbagai pendekatan yang digunakan untuk pencocokan gambar-teks berbasis pembelajaran mendalam. Penelitian ini mengidentifikasi dan mengklasifikasikan pendekatan-pendekatan utama berdasarkan keselarasan antara gambar dan teks serta metode pembelajarannya. Beberapa penelitian terkait tentang pengolahan citra dan teks penyakit kulit untuk menentukan klasifikasi jenis penyakit pada kulit yang terdeteksi pada organ kulit menggunakan metode algoritma pengolahan image, teks maupun keduanya yang menjadi rujukan penelitian. Dalam keseluruhan perbandingan ini, penelitian ini memberikan wawasan yang komprehensif tentang kelebihan dan kekurangan masing-masing pendekatan, serta tantangan dan peluang pengembangan di masa depan, memberikan dasar yang kuat bagi peneliti baru untuk mengeksplorasi dan berkontribusi dalam bidang pencocokan gambar-teks berbasis pembelajaran mendalam. diuraikan pada tabel 2.4 berikut ini yaitu peneliti (Ebaid et al., 2023b; Mohammed & Al-Tuwaijari, 2021; Shen et al., 2024; Wei et al., 2018)

Tabel 2. 4 Perbandingan Tinjauan Penelitian

Judul-Peneliti-Tahun	Metode	Kelebihan	Kekurangan
Optimizing skin disease diagnosis: harnessing online community data with contrastive learning and clustering techniques (Yue Shen, dkk., 2024)	ImageNet, ResNet	Memanfaatkan data online untuk diagnosis penyakit kulit, meningkatkan intervensi dini. Meningkatkan efisiensi waktu, akurasi diagnostik, dan manajemen pasien dalam dermatologi.	Kumpulan data khusus membatasi cakupan model, penyakit kulit sehari-hari membutuhkan lebih banyak generalisasi.
Design and development of skin disease detection application in humans using computer vision (Baba Kaju, dkk, 2024)	MobileNet	Meningkatkan kesehatan masyarakat melalui deteksi dini dan pengobatan yang cepat.	Variasi di antara para ahli mempengaruhi akurasi dalam diagnosis penyakit kulit.
Bi-directional Image–Text Matching Deep Learning-Based Approaches: Concepts, Methodologies, Benchmarks and Challenges (Doaa B. Ebaid, dkk. 2023)	Bi-directional Image–Text Matching	Memberikan wawasan tentang teknik pencocokan gambar-tekst berbasis Deep Learning.	Perhitungan tinggi yang terlibat dalam pendekatan pembelajaran interaksi.
Machine Learning Methods in Skin Disease Recognition: A Systematic Review (Jie Sun, dkk.,2023)	You Only Look Once (YOLO), GrabCut, SkinNet, FRcN	Mendorong sistem diagnosis penyakit kulit otomatis untuk pengaturan klinis.	Kekokohan terbatas dalam diagnosis gambar makroskopik karena kualitas yang tidak konsisten. Kurangnya inferensi langsung antara gambar makroskopik dan dermoskopik.
Non-invasive and non-contact automatic jaundice detection of infants based on random forest (Fatema-Tuz-Zohra Khanam,2023)	Random Forest (RF)	Deteksi ikterus non-invasif mengurangi stres dan rasa sakit pada bayi. Pemilihan ROI otomatis meningkatkan akurasi dan keandalan sistem deteksi.	Penilaian visual tergantung operator, tidak dapat diandalkan karena warna kulit bayi. Teknik TcB mahal, tidak efektif untuk bayi yang lahir sebelum 35 minggu.

Judul-Peneliti-Tahun	Metode	Kelebihan	Kekurangan
Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Jenis Penyakit Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) (Sona Nova Ria, Miftahul Walid, Busro Akramul Umam, 2022)	K-Nearest Neighbor (k-NN) Convolutional Neural Network (CNN)	Pengenalan penyakit kulit dengan CNN: akurasi 98% dalam pengujian validasi. Identifikasi penyakit kulit yang efisien: akurasi 85% dalam proses pengujian	Kurangnya keragaman gambar penyakit kulit untuk akurasi pengujian
Artificial intelligence and machine learning algorithms for early detection of skin cancer in community and primary care settings: a systematic review (Jones, dkk., 2022)	ANN, SVM	Meningkatkan deteksi dini kanker kulit dalam pengaturan perawatan primer.	Data terbatas dari populasi prevalensi rendah untuk pelatihan algoritma. Pelaporan tidak lengkap tentang demografi pasien dan metode pengumpulan data. Kurangnya data penerimaan ekonomi kesehatan, pasien, dan dokter.
Image Detection for Common Human Skin Diseases in Indonesia Using CNN and Ensemble Learning Method (Dzulfiqar Fauzi, Irma Wibowo, Palupi, Ari Bambang, Wahyudi., 2022)	K-Fold	Meningkatkan klasifikasi penyakit kulit dengan pembelajaran ansambel dan metode CNN.	Dataset yang tidak seimbang mempengaruhi pelatihan model dan hasil akhir. Kurangnya data validasi menyebabkan overfitting dalam metode ensemble.
A machine learning approach for skin disease detection and classification using image segmentation (Mostafiz Ahammed, Md Al Mamun, Mohammad Uddin, 2022)	GLCM, SVM, KNN, DT	Prediksi penyakit kulit otomatis untuk perencanaan perawatan yang lebih cepat.	Kesalahan segmentasi otomatis menyebabkan kesalahan klasifikasi, mempengaruhi hasil studi.

Judul-Peneliti-Tahun	Metode	Kelebihan	Kekurangan
Skin Disease Diagnosis Using Image Analysis and Natural Language Processing (Martin Chileshe dan Mayumbo Nyirenda, 2022)	SSD, R-CNN and YOLO	Meningkatkan aksesibilitas medis di Zambia melalui diagnosis klinis berbasis AI.	Skor pembelajaran mesin yang buruk di bawah akurasi 50%. Data pelatihan dan kelas terbatas karena kendala Kolaborasi antara image dan teks
Skin Disease Classification System Based on Machine Learning Technique: A Survey (Saja and Jamal, 2021)	ANN, CNN, KNN	Penelitian berkontribusi pada peningkatan akurasi diagnostik dan hasil pengobatan.	Akurasi diagnostik yang tidak merata dalam metode pemrosesan gambar (50% hingga 100%). Ketidakseimbangan data antara penyakit kulit langka dan umum.
Opportunities and Challenges: Classification of Skin Disease Based on Deep Learning (Bin Zhang et al. 2021)	Deep Learning CNN	Pembelajaran mendalam dapat mengungguli dokter kulit dalam skenario tertentu.	Diagnosis penyakit kulit masih bergantung pada persepsi visual.
Neonatal Jaundice Diagnosis Using a Smartphone Camera Based on Eye, Skin, and Fused Features with Transfer Learning (Alhanoof, Almanea, Aloboud, 2021)	Transfer Learning MLP, SVM, RF	Peningkatan akurasi diagnostik dengan fitur kulit, mata, dan gambar yang menyatu.	Kurangnya perpaduan fitur mata dan kulit dalam penelitian sebelumnya.
Automatic skin disease diagnosis using deep learning from clinical image and patient information (K Muhaba, Dese, Aga, Zewdu, Simegn, 2021)	Deep Learning CNN	Potensi untuk digunakan sebagai sistem pendukung keputusan dalam pengaturan sumber daya rendah.	Diskusi terbatas tentang tantangan potensial dalam implementasi dunia nyata.

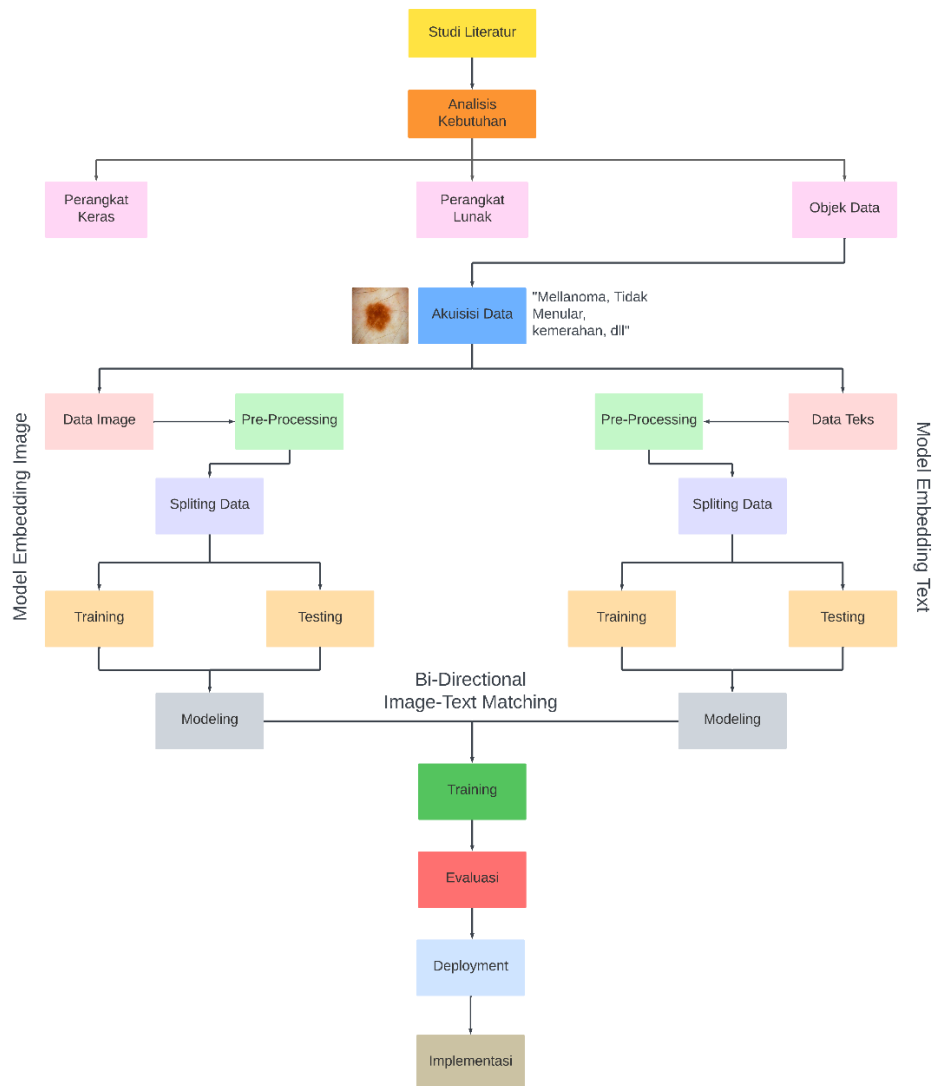
Judul-Peneliti-Tahun	Metode	Kelebihan	Kekurangan
Natural language processing to automate a web-based model of care and modernize skin cancer multidisciplinary team meetings (Stephen Ali, Tom Dobbs, Adib Tarafdar, Huw Stafford, 2021)	Natural Language Processing (NLP)	Meningkatkan pengambilan keputusan klinis dengan model layanan virtual berbasis web. Mendukung streaming yang diprotokolkan dan membantu keputusan manajemen untuk kasus 'sederhana'.	Skor sensitivitas untuk rekomendasi spesifik sangat rendah.
(Li-sheng Wei, Quan Gan, and Tao Ji, 2018)	GLCM, SVM	Metode identifikasi penyakit kulit yang efisien menggunakan fitur warna dan tekstur. Peningkatan akurasi dalam mendiagnosis penyakit kulit multipe. Identifikasi tiga penyakit kulit: herpes, dermatitis, dan psoriasis.	Kesalahan pengenalan dapat terjadi dengan herpes parah karena perubahan area.
(Archana Ajith, Priyanka Vazirani, Vrinda Goel, Dr. M. Mani Raja, 2017)	Discrete Wavelet Transform (DWT), Singular Value Decomposition (SVD), Discrete Cosine Transform (DCT)	Berbasis seluler, dapat diakses di daerah terpencil, metode deteksi penyakit kulit noninvasif. Memberikan diagnosis diri, pengetahuan sebelumnya, dan akses ke dermatologi di daerah pedesaan.	Biaya komputasi tinggi, implementasi perangkat lunak yang tidak akurat. Kurangnya dokter kulit di daerah pedesaan karena konsentrasi perkotaan.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada metodologi penelitian ini menjelaskan mengenai bagaimana proses dari analisis system, perancangan, dan analisis program yang dilakukan pada penelitian ini. Berikut analisis dan perancangan pada penelitian ini.

3.1 Tahapan Penelitian



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian (Dokumentasi Peneliti)

Tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 3.1. Tahapan penelitian yang dilakukan terdiri dari 9 tahapan, yaitu dimulai dari studi literatur sebagai dasar penelitian, analisis kebutuhan pada system yang akan dibangun, Pengumpulan dataset, preprocessing data, membangun model, training model, evaluasi model, deployment model, dan implementasi model yang telah dibuat ke dalam smartphone. Saat program telah dijalankan, program akan mengakuisisi dataset kemudian dataset akan melalui tahap preprocessing untuk menormalkan data kemudian setelah melalui tahap preprocessing selanjutnya mentraining dataset yang sudah didapatkan jika dataset berhasil dilatih dan juga divalidasi maka berlanjut ke tahap berikutnya yaitu tahapan testing dengan menerapkan model yang dibuat kedalam mobile phone atau smartphone. tahap selanjutnya jika camera telah menyala maka artinya sudah siap untuk mendeteksi objek jenis penyakit kulit. Pada tahap terakhir yaitu saat ada objek jenis penyakit kulit yang masuk atau terdeteksi oleh camera, maka citra tersebut sudah dapat dilakukan proses klasifikasi kemudian divalidasikan bahwa data tersebut sama dengan yang ada pada database untuk memunculkan label nama pada dataset serta memunculkan nilai confidence pada citra jenis penyakit kulit yang terdeteksi.

3.2 Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan merupakan menganalisis komponen yang diperlukan dalam pembuatan dan menjalankan program, Proses ini mencakup evaluasi, identifikasi, dan pemetaan kebutuhan dari berbagai perangkat yang terlibat dalam pembuatan system dan program pada penelitian ini. berikut analisis kebutuhan dari penelitian yang dibuat.

3.2.1. Analisis Kebutuhan Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian identifikasi penyakit kulit pada manusia menggunakan laptop Acer Predator Helios Neo 16 dan mobile phone atau smartphone Xiaomi Redmi Note 7 dengan bahasa pemrograman python, dengan spesifikasi yang dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Daftar Perangkat Keras

No	Perangkat	Qty	Spesifikasi
1	Laptop Acer Predator Helios Neo 16	1	13 th Gen Intel(R) Core (TM) i7-13700HX (24 CPUs), ~ 2.1GHz. Random Acces Memory 8GB. Graphics Card Nvidia GeForce RTX 4060 8GB Solid State Drive 2TB.
2	Mobile Phone / Smartphone	1	Camera HD 48MP 16:9 (1280x720) f/1.8 (wide) Dual-LED flash, HDR, panorama RGB (Red, Green, Blue)

3.2.2. Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian identifikasi penyakit kulit pada manusia menggunakan Operating System Windows Jupyter Lab dengan bahasa pemrograman python, dan Visual Studio sebagai text editor, yang dapat dilihat pada tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Daftar Perangkat Keras

No	Perangkat Lunak	Version
1	Operating System	Windows 11 Pro Single Language 64-bit (10.0, Build 22631)
2	Python	3.7.0
3	Jupyter Notebook / labs	7.2.1 / 4.2.2
4	Visual Studio Code	May 2024 (version 1.90)

3.2.3. Analisis Objek

Program dengan menggunakan Metode Bi-Directional Image-Text Matching Deep Learning ini mempunyai beberapa objek yang diterapkan pada penelitian ini, yaitu:

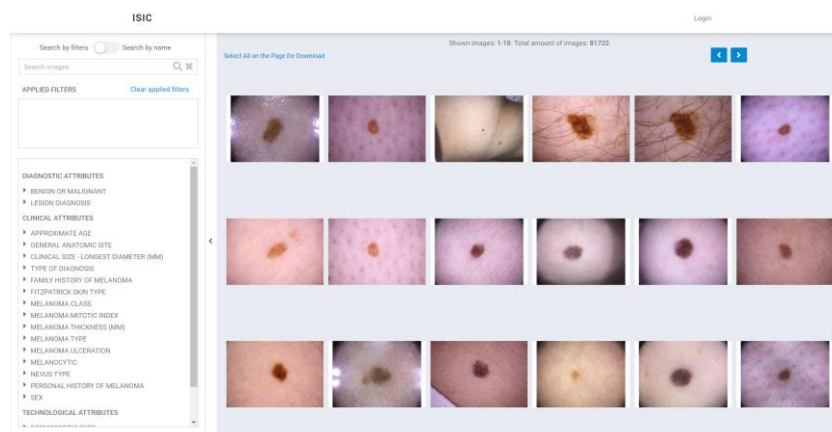
1. Identifikasi berbagai macam jenis penyakit kulit dengan memunculkan citra gambar yang didapat dan deskripsi mengenai penyakit kulit yang teridentifikasi dibawah citra gambar untuk setiap objek penyakit kulit yang terdeteksi, data yang digunakan memiliki variasi jenis penyakit kulit dengan kategori 2 penyakit kulit menular (Candidiasis dan Molluscum) dan 2 penyakit kulit tidak

menular (Eczhema dan Melanoma) dengan masing masing kelas memiliki 1000 citra penyakit kulit yang di dapat pada website international Dermnet NZ (dermnetnz.org, 2024) dan The International Skin Imaging Collaboration (ISIC) (isic-archive.com, 2024).

2. Program identifikasi berbagai macam objek penyakit kulit pada manusia ditampilkan secara real-time menggunakan file upload kamera mobile phone.

3.3 Akuisisi Dataset

Proses akuisisi citra dilakukan dengan melakukan pengunduhan data dari berbagai sumber online international skin disease, seperti pada website **dermnetnz.org** dan **www.isic-archive.com** yang merupakan referensi gratis berbasis website untuk informasi tentang berbagai kondisi kulit. Website ini menyediakan gambar-gambar resolusi tinggi dari berbagai penyakit kulit, baik yang menular maupun tidak menular, serta memberikan deskripsi lengkap tentang penyakit tersebut meliputi gejala dan pengobatan. Citra yang diperoleh kemudian diseleksi berdasarkan fokus penelitian, yaitu identifikasi penyakit kulit menular (Candidiasis dan Molluscum) dan tidak menular (Eczhema dan Melanoma). Data citra yang digunakan berasal dari pasien dewasa dan anak-anak dengan kondisi kulit yang jelas menunjukkan gejala atau kelainan, seperti lesi atau ruam. Contoh citra yang akan digunakan pada penelitian seperti terlihat pada Gambar 3.2



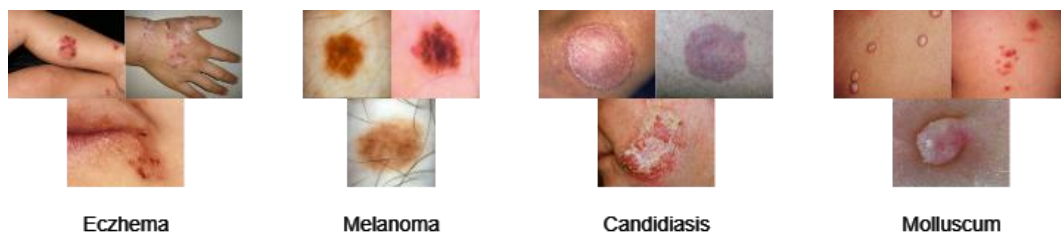
Gambar 3. 2: Citra penyakit kulit yang berasal dari website ISIC (isic-archive.com, 2024)

3.3.1. Dataset Penyakit Kulit

Dataset pada penelitian ini dibagi menjadi 2 bagian yaitu 80% data training, dan 20% data testing objek jenis penyakit kulit. Dataset bersumber dari citra (data image) dan deskripsi (data teks) beberapa jenis penyakit kulit sejumlah 4000 citra dengan 4 jenis penyakit kulit yang terdiri dari Eczema, Melanoma, Candidiasis, dan Molluscum dengan memiliki 1000 citra berbeda setiap jenis penyakit kulit. Dari keempat jenis penyakit kulit tersebut dibagi menjadi 2 kelompok sebagai penyakit kulit menular dan tidak menular.

3.3.1.1. Data Gambar

Data image ini mencakup berbagai jenis gambar yang menampilkan gejala dan karakteristik penyakit kulit yang digunakan pada penelitian ini (Eczema, Melanoma, Candidiasis, dan Molluscum) seperti ruam, bintik-bintik, lepuhan, atau lesi kulit lainnya. Ukuran citra asli yang didapat berukuran 294 x 222 yang akan diproses menjadi 256 x 256 sehingga ukuran gambar menjadi presisi dan pengambilan gambar diambil dari berbagai posisi yang berbeda sehingga posisi dalam proses training data akan mendapat banyak posisi pengenalan 1 jenis penyakit kulit dengan format citra JPEG (Joint Photographic Experts Group) serta pengambilan gambar dengan kamera. Penggunaan data gambar sangat penting dalam penelitian ini untuk membandingkan dan mempelajari pola visual yang terkait dengan berbagai penyakit kulit. Data image pada penelitian ini terdiri 4000 gambar dari 4 jenis penyakit kulit yaitu Eczema, Melanoma, Candidiasis, dan Molluscum yang dibagi menjadi 2 kelompok menular dan tidak menular. Data gambar dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Data gambar penyakit kulit

3.3.1.2. Data Teks

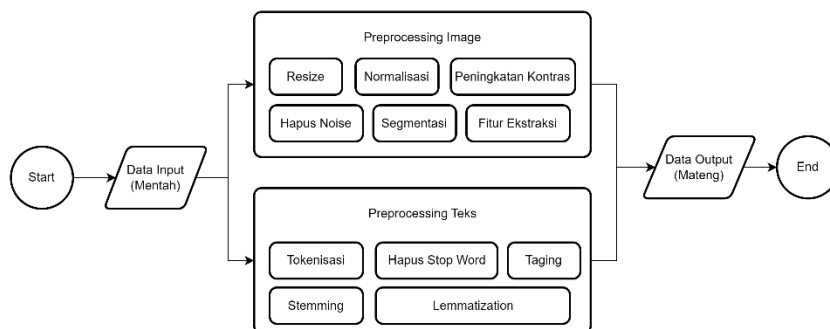
Data teks penyakit kulit merujuk kepada informasi tertulis yang berisi deskripsi dan karakteristik berbagai kondisi dermatologis. Data pada penelitian ini meliputi penjelasan tentang gejala-gejala khas seperti gatal-gatal, perubahan warna kulit, tekstur, dan lokasi lesi serta penjelasan mengenai cara penanganan maupun pengobatan yang dapat dilakukan pasien. Informasi ini penting untuk diagnosis dan pemahaman lebih lanjut tentang berbagai penyakit kulit seperti dermatitis, eksim, psoriasis, dan infeksi jamur kulit. Pada penelitian ini data teks diproses menggunakan teknik pengolahan bahasa alami atau natural language processing (NLP) untuk mengidentifikasi kata kunci dan pola yang terkait dengan setiap kondisi kulit. Berikut data teks yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.3

Tabel 3. 3 Data teks penyakit kulit

Jenis	Tipe	Daerah + Populasi	Penanganan + Pengobatan	Obat	Karakteristik	Sebab/Akibat
Eczhema	Tidak Menular	Daerah perkotaan dengan polusi tinggi Anak-anak, Orang dengan riwayat alergi	Medis: 1. Konsultasi dengan dokter kulit 2. Terapi kortikosteroid topikal 3. Fototerapi Non Medis: 1. Menghindari alergen dan iritan 2. Menjaga kelembapan kulit	1. Kortikosteroid topikal 2. Emolien 3. Moisturizer 4. Antihistamin	1. Kulit kering dan bersisik 2. Kemerahan dan peradangan 3. Gatal intens 4. Ruam di wajah, leher, tangan, kaki 5. Lepuhan kecil mungkin pecah dan mengeluarkan cairan	Sebab: 1. Faktor genetic 2. Lingkungan (polusi, iklim) 3. Sistem imun Akibat: 1. Gangguan tidur 2. Infeksi kulit sekunder 3. Gangguan psikologis (stres, kecemasan)
Melanoma	Tidak Menular	Daerah dengan paparan sinar matahari tinggi Orang dengan kulit putih	Medis: 1. Operasi pengangkatan tumor 2. Terapi radiasi 3. Kemoterapi 4. Terapi target 5. Imunoterapi Non Medis: 1. Menghindari paparan sinar matahari langsung 2. Menggunakan tabir surya	1. Kemoterapi (Dacarbazine) 2. Imunoterapi (Pembrolizumab, Nivolumab) 3. Terapi target (Vemurafenib)	1. Munculnya tahi lalat baru atau perubahan pada tahi lalat yang ada 2. Tepi tahi lalat tidak rata 3. Warna tahi lalat tidak seragam (campuran hitam, coklat, merah, biru, atau putih) 4. Diameter lebih dari 6 mm 5. Tahi lalat gatal atau berdarah	Sebab: 1. Paparan sinar UV berlebihan 2. Usia lanjut Akibat: 1. Penurunan estetika wajah 2. Risiko metastasis
Candidiasis	Menular	Umumnya tersebar di seluruh wilayah Indonesia Bayi (terutama bayi baru lahir)	Medis: 1. Krim atau salep antijamur (klotrimazol, mikonazol) 2. Obat antijamur oral dalam kasus yang parah Non Medis: Menjaga kebersihan dan kekeringan area yang terkena	1. Krim antijamur (klotrimazol, mikonazol) 2. Obat antijamur oral (flukonazol) dalam kasus yang parah	1. Ruam merah, berlekuk, atau berbintik-bintik di area lipatan kulit 2. Gatal intens 3. Kelembapan yang berlebihan dan kerak putih pada kulit	Sebab: 1. Kelembaban berlebihan di area lipatan kulit 2. Faktor genetic Akibat: 1. Infeksi sekunder jika tidak ditangani dengan baik 2. Ketidaknyamanan yang signifikan pada bayi atau individu yang rentan
Molluscum	Menular	Umumnya tersebar di seluruh wilayah Indonesia Anak-anak, terutama usia 1-10 tahun	Medis: 1. Pemakaian kuretase atau pemetikan 2. Krioterapi (pengobatan dingin) Non Medis: Monitoring dan kebersihan kulit	1. Krioterapi (pengobatan dingin) 2. Kuretase (pengangkatan dengan pisau bedah) 3. Obat antiviral dalam kasus yang parah	1. Lesi bulat atau kubah, berwarna putih atau merah muda 2. Ukuran berkisar dari 2-5 mm 3. Biasanya tidak menimbulkan rasa sakit atau gatal	Sebab: Infeksi virus Molluscum contagiosum Akibat: 1. Potensi untuk penyebaran ke area kulit lain jika tidak ditangani dengan baik 2. Kecemasan atau ketidaknyamanan estetika pada pasien dan orang tua anak-anak

3.4 Pre-Processing Data

Pada tahapan ini data gambar penyakit kulit, preprocessing mencakup berbagai teknik seperti pengubahan ukuran gambar, normalisasi piksel, peningkatan kontras, penghapusan noise serta melakukan segmentasi dan fitur ekstraksi. Teknik ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar dan memastikan konsistensi data, sehingga fitur-fitur penting dapat diekstraksi dengan lebih efektif oleh algoritma analisis atau model kecerdasan buatan. Sedangkan pada data teks penyakit kulit, preprocessing melibatkan beberapa tahap seperti tokenisasi, penghapusan stop words, stemming, lemmatization, dan tagging. Langkah-langkah ini membantu dalam menyederhanakan teks, mengurangi dimensionalitas, dan meningkatkan efisiensi analisis teks. Dengan preprocessing yang tepat, data gambar dan teks menjadi lebih bersih dan terstruktur, memungkinkan model machine learning untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan andal. Tahapan preprocessing dapat dilihat pada Gambar 3.4.

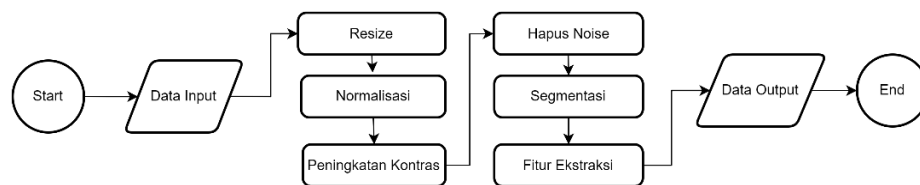


Gambar 3. 4. Tahapan Preprocessing Data

3.4.1. Preprocessing Data Gambar

Proses ini melibatkan beberapa teknik utama. Pertama, pengubahan ukuran (resizing) gambar dilakukan untuk memastikan bahwa semua gambar memiliki dimensi yang seragam yaitu 256 x 256, yang penting untuk pengolahan batch dan integrasi dalam model. Kedua, normalisasi piksel diterapkan untuk mengatur nilai piksel dalam rentang tertentu, biasanya antara 0 dan 1, guna meningkatkan stabilitas dan kecepatan konvergensi model. Ketiga, peningkatan kontras (contrast

enhancement) dan penghapusan noise bertujuan untuk memperjelas fitur-fitur penting dalam gambar, seperti tepi atau tekstur, yang mungkin relevan untuk diagnosis penyakit kulit. Keempat, segmentasi data untuk memisahkan area kulit yang terkena penyakit dari bagian yang sehat. Kelima, fitur ekstraksi memungkinkan identifikasi karakteristik spesifik dari kondisi kulit, seperti ukuran dan bentuk lesi, distribusi warna, dan tekstur permukaan kulit. Preprocessing data gambar dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3. 5 Preprocessing data gambar

3.4.1.1. Resizing Data

Pada tahap resize data ini bertujuan untuk mengubah ukuran citra penyakit kulit menjadi resolusi tetap 256x256 piksel. Langkah ini penting untuk memastikan bahwa semua citra memiliki ukuran yang konsisten sebelum digunakan dalam proses analisis data atau pelatihan model pembelajaran mesin. Skrip ini menggunakan pustaka OpenCV untuk memuat, mengubah ukuran, dan menyimpan citra. Dapat dilihat pada Algoritma 3.1.

Algoritma 3.1 Algoritma Resize Citra

Input:

- Citra penyakit kulit dengan ukuran asli

Ouput:

- Citra penyakit kulit dengan ukuran sama 256x256

Proses:

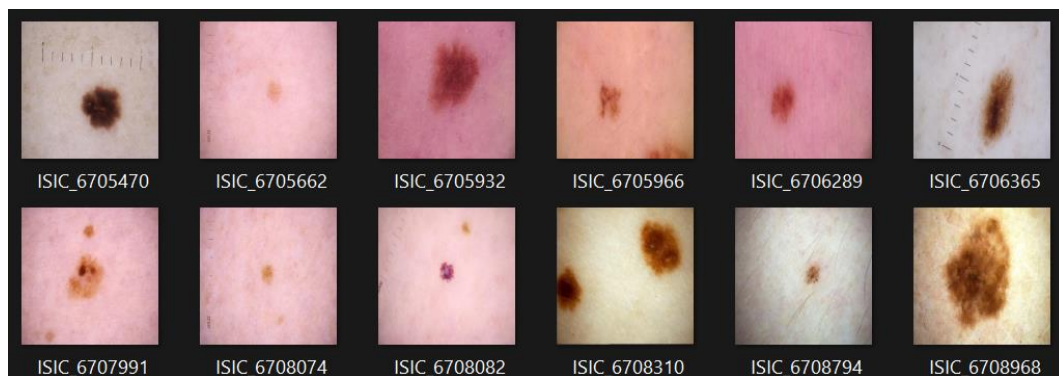
1. Inisialisasi citra
 2. Periksa dan buat direktori output
 3. Iterasi Melalui Citra dalam Direktori Input
 4. Muat Citra
 5. Ubah Ukuran Citra
 6. Simpan Citra yang Telah Diubah Ukurannya
-

Ukuran dan bentuk citra hasil resizing disimpan pada folder output masing-masing penyakit kulit, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.1 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 1 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 1. Resize Citra

```
def resize_image(image, size=(256, 256)):  
    resized_image = cv2.resize(image, size,  
    interpolation=cv2.INTER_AREA)  
    return resized_image
```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.6 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses resize ditujukan pada ukuran gambar yang terlihat presisi dan sama yaitu 256x256.



Gambar 3. 6. Hasil Resize Data Gambar

3.4.1.2. Normalisasi Data

Pada tahapan ini data yang telah di resize pada tahap sebelumnya dinormalisasi. Melalui tahap normalisasi data bertujuan untuk mengubah nilai piksel citra ke dalam rentang yang konsisten, biasanya antara 0 dan 1 atau -1 dan 1. proses ini membantu dalam mengurangi variasi yang tidak diinginkan antar citra, seperti perbedaan pencahayaan dan kontras, sehingga fitur yang relevan menjadi lebih menonjol. Normalisasi dilakukan dengan membagi nilai piksel setiap citra dengan nilai maksimum piksel (biasanya 255 untuk citra 8-bit), sehingga setiap piksel memiliki nilai yang proporsional dalam rentang yang diinginkan. Langkah-langkah normalisasi data dapat di lihat pada Algoritma 3.2.

Algoritma 3.2 Algoritma Normalisasi Citra

Input:

- Citra penyakit kulit hasil resize

Ouput:

- Citra penyakit kulit dengan hasil normalisasi

Proses:

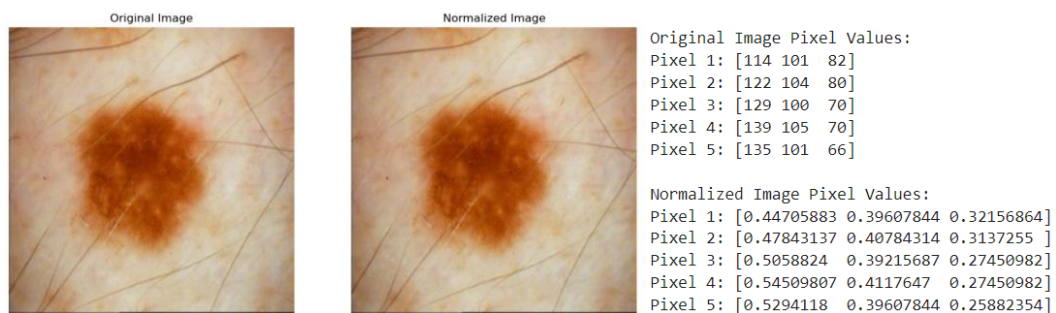
1. Inisialisasi citra
 2. Muat data citra
 3. Ubah tipe data citra
 4. Normalisasi nilai piksel
 5. Simpan dan gunakan hasil normalisasi
-

Citra hasil normalisasi disimpan, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.2 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 2 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 2. Normalisasi Citra

```
def normalize_image(image):  
    # Convert image to float32 type for normalization  
    image = image.astype(np.float32)  
    # Normalize the image  
    normalized_image = image / 255.0  
    return normalized_image
```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.7 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses normalisasi ditujukan mengubah nilai piksel citra ke dalam rentang yang konsisten, biasanya antara 0 dan 1 atau -1 dan 1.



Gambar 3. 7 Hasil Normalisasi Data Citra

3.4.1.3. Peningkatan Kontras Data

Pada tahap ini dilakuakn peningkatan kontras pada data citra yang telah di normalisasi bertujuan untuk meningkatkan perbedaan antara nilai intensitas piksel yang berdekatan. Dengan meningkatkan perbedaan antara nilai intensitas piksel, proses ini membantu dalam meningkatkan ketajaman citra dan membuatnya lebih mudah untuk dianalisis. Proses ini tidak hanya membuat citra lebih tajam dan lebih jelas, tetapi juga dapat meningkatkan kemampuan sistem analisis citra, seperti deteksi objek atau segmentasi yang lebih baik. Langkah-langkah peningkatan kontras dapat dilihat pada Algoritma 3.3.

Algoritma 3.3 Algoritma Peningkatan Kontras

Input:

- Citra penyakit kulit hasil normalisasi

Ouput:

- Citra penyakit kulit dengan peningkatan kontras

Proses:

1. Inisialisasi citra
 2. Muat data citra
 3. Ubah tipe data citra
 4. Hitung Rata-rata Intensitas Piksel
 5. Peningkatan Kontras
 6. Simpan hasil Peningkatan Kontras
-

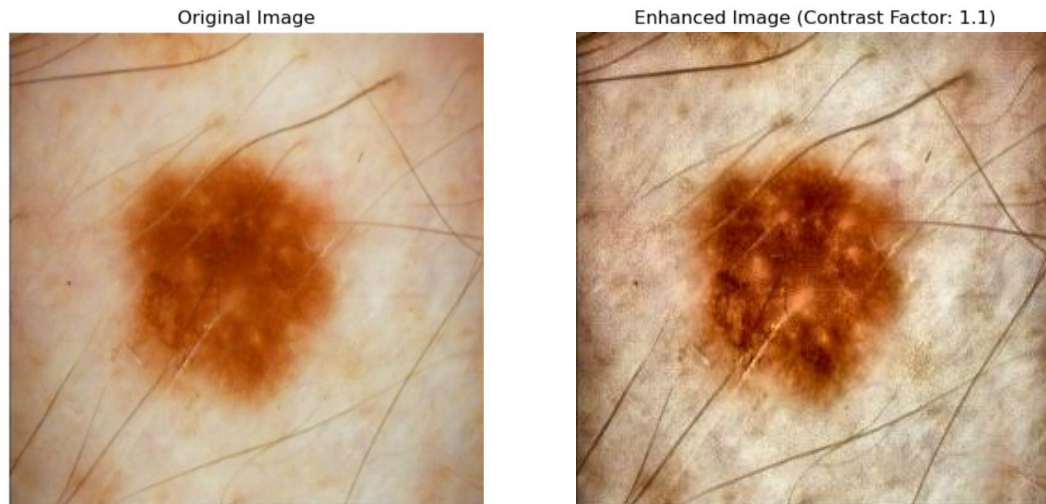
Citra hasil peningkatan kontras disimpan, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.3 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 3 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 3. Peningkatan Kontras Citra

```
def normalize_image(image):  
    # Convert image to float32 type for normalization  
    image = image.astype(np.float32)  
    # Normalize the image  
    normalized_image = image / 255.0  
    return normalized_image
```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.8 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses peningkatan kontras ditujukan untuk meningkatkan perbedaan

antara nilai intensitas piksel yang berdekatan. Dengan meningkatkan perbedaan antara nilai intensitas piksel, proses ini membantu dalam meningkatkan ketajaman citra dan membuatnya lebih mudah untuk dianalisis.



Gambar 3. 8 Hasil Peningkatan Kontras

3.4.1.4. Penghapusan Noise Data

Pada tahap ini dilakukan penghapusan noise yang bertujuan untuk menghilangkan noise pada citra. Noise pada citra kulit dapat muncul karena berbagai alasan, seperti kualitas kamera yang rendah, kondisi pencahayaan yang buruk, atau bahkan gangguan selama pengambilan gambar. Untuk membersihkan gambar dari gangguan ini, digunakan berbagai teknik penghapusan noise. Filter median, misalnya, sangat baik untuk mengatasi noise jenis salt-and-pepper dengan menggantikan nilai setiap piksel dengan median dari piksel-piksel sekitarnya, sementara filter Gaussian menghaluskan gambar dengan mempertahankan tepi dan detail penting. Dengan menghilangkan noise, gambar kulit menjadi lebih bersih dan detail penting seperti warna, bentuk, dan tekstur lesi menjadi lebih jelas. Ini sangat membantu dokter atau sistem analisis otomatis untuk mengidentifikasi dan mengevaluasi kondisi kulit dengan lebih akurat, memastikan diagnosis dan rencana perawatan yang lebih efektif. Langkah-langkah penghapusan noise menggunakan median dan gaussian filter dapat dilihat pada Algoritma 3.4.

Algoritma 3.4 Algoritma Penghapusan Noise

Input:

- Citra penyakit kulit hasil peningkatan kontras

Ouput:

- Citra penyakit kulit dengan penghapusan noise

Proses:

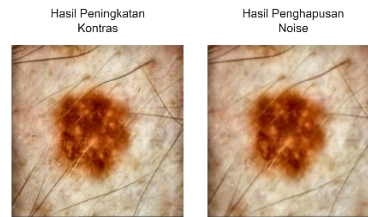
1. Inisialisasi citra
 2. Muat data citra
 3. Penghapusan Noise Menggunakan Filter Median
 4. Penghapusan Noise Menggunakan Filter Gaussian
 5. Tampilkan dan Simpan hasil
-

Citra hasil penghapusan noise menggunakan median filter dan gaussian filter disimpan, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.4 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 4 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 4. Penghapusan Noise

```
def denoise_median(image, kernel_size=3):  
    denoised_image = cv2.medianBlur(image, kernel_size)  
    return denoised_image  
  
def denoise_gaussian(image, kernel_size=3):  
    denoised_image = cv2.GaussianBlur(image, (kernel_size,  
    kernel_size), 0)  
    return denoised_image
```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.9 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses penghapusan noise menggunakan gabungan median filter dan gaussian filter ditujukan untuk menghilangkan objek-objek yang tidak terpakai dengan menggunakan kernel rendah citra yang dihasilkan tidak terlalu mendapatkan blur yang sangat signifikan, sehingga objek suatu penyakit kulit masih dapat terlihat jelas tanpa adanya noise yang tidak terpakai. Dengan menghapus noise maka citra yang dihasilkan menjadi lebih bersih, proses ini membantu dalam meningkatkan fokus citra terhadap penyakit kulit dan membuatnya lebih mudah untuk dianalisis.



Gambar 3. 9 Hasil Penghapusan Noise

3.4.1.5. Segmentasi Data

Pada tahap ini dilakukan Segmentasi dengan thresholding atau penghapusan bagian yang tidak diperlukan seperti background untuk mendapatkan objek penyakit kulit yang digunakan pada penelitian serta menambahkan active contour untuk mendapatkan objek yang ditandai sebagai penyakit kulit. Proses ini melibatkan beberapa tahapan penting. Pertama, citra awal dimuat dan mungkin diubah menjadi citra skala abu-abu untuk mempermudah analisis intensitas piksel. Selanjutnya, nilai ambang dipilih atau dihitung berdasarkan karakteristik citra seperti histogram intensitas piksel. Pada tahap thresholding, piksel dalam citra yang melebihi nilai ambang akan diberi warna atau nilai putih (255), sementara piksel yang lebih rendah akan diberi warna atau nilai hitam (0), menghasilkan citra biner. Langkah-langkah segmentasi menggunakan thresholding atau penghapusan bagian yang tidak dibutuhkan dapat dilihat pada Algoritma 3.5.

Algoritma 3.5 Algoritma Segmentasi

Input:

- Citra penyakit kulit hasil penghapusan noise

Ouput:

- Citra penyakit kulit hasil segmentasi thresholding

Proses:

1. Inisialisasi citra
 2. Muat data citra
 3. Konversi ke citra grayscale
 4. Tentukan nilai threshold
 5. Segmentasi dengan thresholding
 6. Inversi citra hasil thresholding
 7. Pemulihan warna asli
 8. Simpan Hasil
-

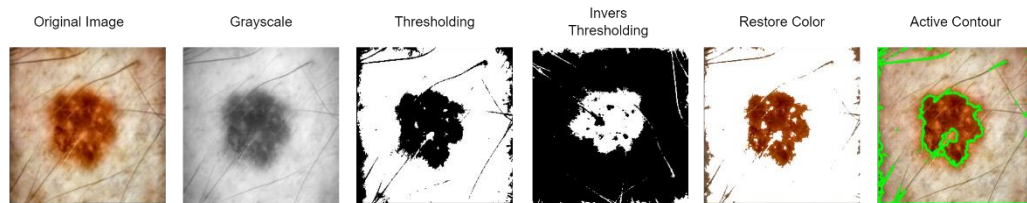
Citra hasil segmentasi menggunakan thresholding disimpan, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.5 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 5 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 5. Segmentasi

```
def segment_with_threshold(image, threshold_value):  
    _, segmented_image = cv2.threshold(image, threshold_value,  
255, cv2.THRESH_BINARY)  
    return segmented_image  
  
def invert_image(image):  
    inverted_image = cv2.bitwise_not(image)  
    return inverted_image  
  
def find_contours(image):  
    contours, _ = cv2.findContours(image, cv2.RETR_EXTERNAL,  
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)  
    return contours  
  
def draw_contours(image, contours):  
  
    image_with_contours = image.copy()  
    cv2.drawContours(image_with_contours, contours, -1, (0, 255,  
0), 2)  
    return image_with_contours  
  
def restore_color(original_image, inverted_segmented_image):  
    mask = cv2.merge([inverted_segmented_image,  
inverted_segmented_image, inverted_segmented_image])  
  
    inverted_mask = cv2.bitwise_not(mask)  
  
    restored_image = cv2.bitwise_or(original_image,  
inverted_mask)  
  
    return restored_image
```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.10 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses segmentasi menggunakan thresholding dan active contour ditujukan untuk menghilangkan objek-objek yang tidak digunakan dan memberi tanda pada objek yang digunakan untuk proses selanjutnya. Dengan menghapus nilai-nilai pada citra yang tidak terpakai maka citra yang dihasilkan menjadi lebih

bersih, proses ini membantu dalam menentukan focus objek terhadap penyakit kulit dan membuatnya lebih mudah untuk dianalisis.



Gambar 3. 10 Hasil Segmentasi

3.4.1.6. Ekstraksi Fitur

Tahapan ini melibatkan pengambilan informasi relevan dari citra yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan dan mendiagnosis kondisi kulit. Setelah citra tersegmentasi dengan baik, langkah berikutnya yaitu mengekstraksi fitur-fitur yang relevan dari setiap area tersegmentasi. Fitur-fitur ini berupa tekstur, bentuk, dan warna yang dapat membedakan antara lesi kulit yang berbeda. Dalam beberapa kasus, tidak semua fitur yang diekstraksi diperlukan. Proses seleksi fitur membantu dalam memilih subset fitur terbaik yang paling bermakna untuk klasifikasi atau diagnosa yang akurat.

3.4.1.6.1. Ekstraksi Fitur Warna

Tahap ini dimulai dengan memuat citra dalam format yang sesuai, seperti JPEG atau PNG, dan memisahkan informasi warna menjadi tiga kanal utama: merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue). Setiap kanal ini mewakili intensitas cahaya pada panjang gelombang yang berbeda dan memiliki rentang nilai dari 0 hingga 255 dalam skala 8-bit. Langkah-langkah ekstraksi fitur warna dapat dilihat pada Algoritma 3.6.

Algoritma 3.6 Ekstraksi Fitur Warna

Input:

- Citra penyakit kulit hasil segmentasi

Ouput:

- Nilai Fitur Ekstraksi Warna

Proses:

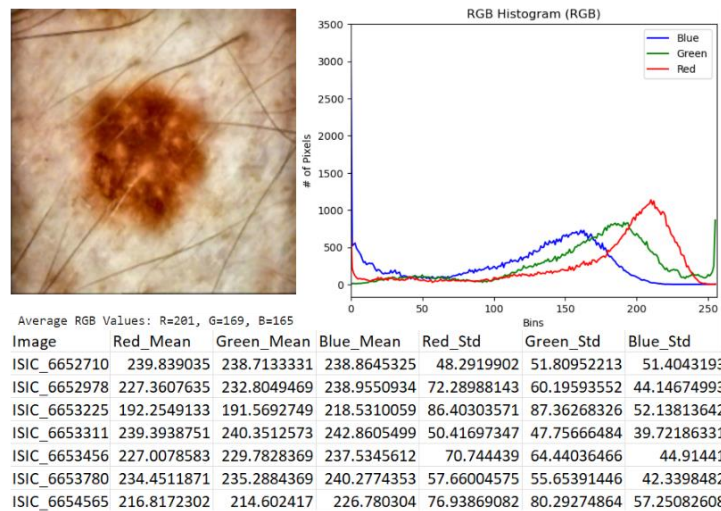
-
1. Inisialisasi citra
 2. Muat data citra
 3. Pisahkan Kanal Warna (R, G, B)
 4. Hitung Statistik Kanal
 - a) Rata-rata (Mean)
 - b) Standar Deviasi (Standard Deviation)
 5. Simpan Fitur
-

Nilai hasil Ekstraksi fitur warna menggunakan RGB disimpan, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.6 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 6 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 6. Ekstraksi Fitur Warna

```
def extract_rgb_features(image):  
    # Split the image into RGB channels  
    b, g, r = cv2.split(image)  
  
    # Calculate mean and standard deviation for each channel  
    r_mean = b.mean()  
    g_mean = g.mean()  
    b_mean = r.mean()  
    r_std = b.std()  
    g_std = g.std()  
    b_std = r.std()  
  
    return r_mean, g_mean, b_mean, r_std, g_std, b_std
```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.11 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses ekstraksi fitur menggunakan RGB dan menunjukkan hasil histogram ditujukan untuk memisahkan informasi warna menjadi tiga kanal utama: merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue). Dengan mendapatkan nilai-nilai pada setiap kanal RGB maka informasi yang didapat akan semakin kompleks, proses ini membantu dalam menentukan setiap warna yang paling dominan pada objek terhadap penyakit kulit dan membuatnya lebih mudah untuk dianalisis.



Gambar 3. 11 Hasil Ekstraksi Fitur Warna

3.4.1.6.2. Ekstraksi Fitur Bentuk

Tahapan ini dimulai dengan pra-pemrosesan citra untuk meningkatkan kualitas dan mempersiapkannya untuk ekstraksi fitur. Langkah pertama biasanya melibatkan segmentasi objek dari latar belakang, yang dapat dilakukan dengan metode seperti thresholding atau deteksi tepi. Setelah objek tersegmentasi, berbagai fitur geometris seperti luas, keliling, bentuk, dan orientasi dapat diekstraksi. Langkah-langkah ekstraksi fitur bentuk dapat dilihat pada Algoritma 3.7.

Algoritma 3.7 Ekstraksi Fitur Bentuk

Input:

- Citra penyakit kulit hasil segmentasi

Ouput:

- Nilai Fitur Ekstraksi Bentuk

Proses:

1. Inisialisasi citra
 2. Muat data citra
 3. Ekstraksi Kontur
 4. Ekstraksi Fitur Geometris
 5. Simpan Hasil
-

Nilai hasil Ekstraksi fitur bentuk menggunakan Contour dan Geometris disimpan, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.7 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 7 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 7. Ekstraksi Fitur Bentuk

```
def extract_shape_features(image):
    gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    _, thresh = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY +
cv2.THRESH_OTSU)

    contours, _ = cv2.findContours(thresh, cv2.RETR_EXTERNAL,
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)

    areas = []
    perimeters = []
    circularities = []
    eccentricities = []

    for contour in contours:
        area = cv2.contourArea(contour)
        perimeter = cv2.arcLength(contour, True)

        circularity = 4 * np.pi * area / (perimeter ** 2) if
perimeter > 0 else 0

        if len(contour) >= 5:
            ellipse = cv2.fitEllipse(contour)
            (center, axes, orientation) = ellipse
            major_axis = max(axes)
            minor_axis = min(axes)
            eccentricity = np.sqrt(1 - (minor_axis ** 2) /
(major_axis ** 2)) if major_axis > 0 else 0
        else:
            eccentricity = 0

        areas.append(area)
        perimeters.append(perimeter)
        circularities.append(circularity)
        eccentricities.append(eccentricity)

    avg_area = np.mean(areas)
    avg_perimeter = np.mean(perimeters)
```

```

avg_circularity = np.mean(circularities)
avg_eccentricity = np.mean(eccentricities)

return avg_area, avg_perimeter, avg_circularity,
avg_eccentricity

```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.12 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses ekstraksi fitur menggunakan bentuk contour dan geometris menunjukkan hasil nilai untuk setiap citra ditujukan untuk memisahkan informasi bentuk menjadi area, perimeter, circularity, dan exccentricity. Dengan mendapatkan nilai-nilai bentuk maka informasi yang didapat akan semakin kompleks, proses ini membantu dalam menentukan setiap bentuk yang paling dominan pada objek terhadap penyakit kulit dan membuatnya lebih mudah untuk dianalisis.

Image	Area	Perimeter	Circularity	Eccentricity
ISIC_6652710	630.9414894	28.13814949	0.098386711	0.210447387
ISIC_6652978	3038.8	71.68305145	0.111515514	0.094880682
ISIC_6653225	503.5934579	37.26525368	0.086272686	0.179074318
ISIC_6653311	1727.041667	44.64887538	0.158894203	0.095374179
ISIC_6653456	21619.66667	347.1323229	0.251475665	0.273191407
ISIC_6653780	967.7142857	36.20865767	0.081031771	0.110748532
ISIC_6654565	1919.981481	168.057358	0.256298259	0.605321865
ISIC_6654619	65024	1020.828427	0.784111882	0.985304283
ISIC_6654875	805.3472222	46.39103696	0.113139165	0.172580208
ISIC_6655383	933.8103448	98.2960011	0.233751268	0.41060552

Gambar 3. 12 Hasil Ekstraksi Fitur Bentuk

3.4.1.6.3. Ekstraksi Fitur Tekstur

Pada Tahapan ekstraksi fitur tekstur melibatkan beberapa langkah kunci untuk menggambarkan dan menganalisis tekstur citra secara sistematis. Tahap awal mencakup pemilihan GLCM sebagai metode utama untuk mengekstraksi fitur tekstur. Setelah GLCM terbentuk, tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur-fitur statistik dari matriks GLCM. Fitur-fitur ini mungkin mencakup energi, kontras, homogenitas, dan korelasi, yang masing-masing memberikan informasi tentang struktur dan pola tekstur dalam citra yang dianalisis. Langkah-langkah ekstraksi fitur tekstur dengan menggunakan metode GLCM sebagai acuan tekstur dapat dilihat pada Algoritma 3.8.

Algoritma 3.8 Ekstraksi Fitur Tekstur

Input:

- Citra penyakit kulit hasil segmentasi

Ouput:

- Nilai Fitur Ekstraksi Tekstur

Proses:

1. Inisialisasi citra
 2. Muat data citra
 3. Pembentukan GLCM
 4. Normalisasi GLCM
 5. Ekstraksi Fitur Statistik
 6. Simpan Hasil
-

Nilai hasil Ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM disimpan, yang selanjutnya akan diproses pada tahap berikutnya. Algoritma 3.8 diatas dapat dikonversi kedalam Pseudo-code 8 yang dapat diimplementasikan pada pemrograman Python.

Pseudocode 8. Ekstraksi Fitur Tekstur

```
def calculate_glcm_features(image_path):  
    # Load gambar dan konversi ke grayscale  
    image = io.imread(image_path)  
    gray_image = color.rgb2gray(image)  
    gray_image = img_as_ubyte(gray_image) # Konversi ke tipe  
    data uint8  
  
    # Hitung GLCM dengan jarak dan arah yang ditentukan  
    distances = [1, 2, 3] # Jarak (d)  
    angles = [0, np.pi/4, np.pi/2, 3*np.pi/4] # Arah ( $\theta$ )  
    glcm = graycomatrix(gray_image, distances=distances,  
    angles=angles, symmetric=True, normed=True)  
  
    # Ekstraksi fitur tekstur dari GLCM  
    contrast = graycoprops(glcm, 'contrast')  
    dissimilarity = graycoprops(glcm, 'dissimilarity')  
    homogeneity = graycoprops(glcm, 'homogeneity')  
    energy = graycoprops(glcm, 'energy')  
    correlation = graycoprops(glcm, 'correlation')  
  
    # Mengembalikan hasil fitur sebagai tuple  
    return (contrast.mean(), dissimilarity.mean(),  
    homogeneity.mean(), energy.mean(), correlation.mean())
```

Sehingga tampilan hasil program terlihat pada gambar 3.13 berikut. Seperti terlihat pada gambar, proses ekstraksi fitur menggunakan GLCM menunjukkan hasil nilai untuk setiap citra ditujukan untuk memisahkan informasi tekstur menjadi contrast, dissimilarity, homogeneity, energy dan correlation. Dengan mendapatkan nilai-nilai tekstur maka informasi yang didapat akan semakin kompleks, proses ini membantu dalam menentukan setiap tekstur yang paling dominan pada objek terhadap penyakit kulit dan membuatnya lebih mudah untuk dianalisis.

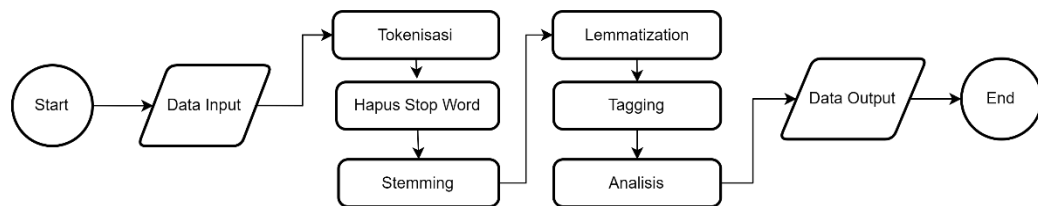
Image	Contrast	Dissimilarity	Homogeneity	Energy	Correlation
ISIC_6652710.jpg	1231.65463	8.447259836	0.844691317	0.787181691	0.762224524
ISIC_6652978.jpg	944.1924863	7.08935974	0.791081669	0.686836622	0.850783147
ISIC_6653225.jpg	3604.234732	26.91911272	0.336917064	0.147973877	0.715209388
ISIC_6653311.jpg	857.3144884	6.386740505	0.815364722	0.715389835	0.791955224
ISIC_6653456.jpg	505.5689637	4.482941353	0.828913533	0.77733306	0.931810018
ISIC_6653780.jpg	1647.801379	11.42836698	0.700051823	0.532937453	0.698027801
ISIC_6654565.jpg	2451.078761	16.59014094	0.561026828	0.345212699	0.783161192
ISIC_6654619.jpg	255.1038341	1.813032452	0.941287488	0.89935909	0.738916829
ISIC_6654875.jpg	2896.625517	22.42471018	0.310133985	0.122962482	0.838327483
ISIC_6655383.jpg	3235.334625	20.20172999	0.62546341	0.452300406	0.61042744
ISIC_6655446.jpg	2937.584838	22.46001243	0.402843556	0.212558734	0.775834964

Gambar 3. 13 Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur dengan GLCM

3.4.2. Preprocessing Data Teks

Tahap pre-processing data teks dilakukan serangkaian langkah penting dalam pengolahan informasi teks yang bertujuan untuk membersihkan, merapikan, dan mempersiapkan data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Proses ini krusial karena data teks sering kali tidak terstruktur dan dapat mengandung berbagai jenis noise atau informasi yang tidak relevan yang dapat mempengaruhi hasil analisis. Beberapa tahap yang dilakukan pada preprocessing data teks ini meliputi Pertama, **Tokenisasi** dilakukan untuk memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil seperti kata-kata atau kalimat. Setelah itu, langkah **Pembersihan (cleaning)** dilakukan untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan seperti, karakter khusus, atau token seperti stopwords yang tidak memberikan banyak informasi. Selanjutnya, **Stemming atau Lemmatisasi** Proses ini mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya (lemmas) atau akar kata (stems) untuk mengurangi variasi kata yang memiliki arti yang sama. Contohnya,

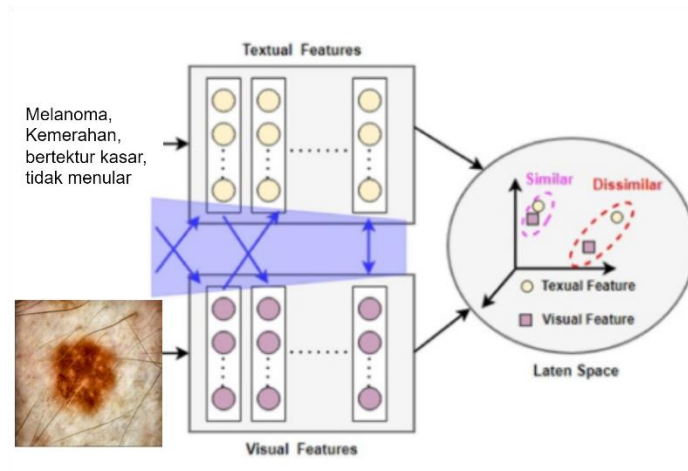
mengubah kata-kata seperti "berlari", "berlari", dan "berlari" menjadi bentuk dasar "lari". Terakhir **Tagging** proses ini menandai atau menempatkan label pada kata-kata atau token dalam teks untuk mengidentifikasi informasi tertentu atau untuk mempersiapkan data untuk analisis lebih lanjut. Preprocessing data teks dapat dilihat pada Gambar 3.14.



Gambar 3. 14 Preprocessing data gambar

3.5 Training Model

Sebelum memulai pelatihan model, data yang telah diproses melalui tahap preprocessing, seperti segmentasi dan ekstraksi fitur, menjadi input yang sangat penting. Segmentasi membantu dalam memisahkan area lesi kulit dari bagian yang tidak relevan, sedangkan ekstraksi fitur membantu dalam mengidentifikasi karakteristik spesifik dari lesi kulit tersebut. Data yang telah dipreproses ini kemudian digunakan untuk melatih model pembelajaran mesin, khususnya deep learning dengan arsitektur Convolutional Neural Networks (CNNs), yang terkenal mampu mengenali pola kompleks dalam data citra dan dengan menggunakan Char-CNN-RNN untuk mengenali pola kompleks pada text untuk mengenali citra menggunakan kata per kata. Setelah melakukan 2 pemodelan antara modelling gambar dan modelling teks, maka tahapan selanjutnya menggabungkan ke 2 model tersebut dengan metode Bi-Directional Image-Text Matching untuk menghasilkan algoritma yang dapat mengidentifikasi melalui kedua jenis objek data. Gambaran Bi-Directional Image-Text Matching dapat dilihat pada gambar berikut



Gambar 3. 15 Arsitektur Metode Usulan

3.7 Evaluasi Model

Evaluasi terhadap model dilakukan untuk melihat akurasi model saat mengidentifikasi penyakit. Proses evaluasi dimulai dengan penerapan model pada set uji, yang terdiri dari data yang belum pernah dilihat oleh model selama fase pelatihan. Set uji ini dirancang untuk mensimulasikan kondisi dunia nyata, di mana model harus membuat prediksi tanpa bias dari data pelatihan.

3.8 Implementasi Model

Tahap ini melibatkan integrasi model yang telah dilatih ke dalam lingkungan klinis atau aplikasi yang akan digunakan oleh para profesional medis untuk mendukung diagnosis dan pengobatan penyakit kulit. Implementasi model membutuhkan pemikiran yang cermat dan strategi yang terkoordinasi untuk memastikan keberhasilannya dalam praktik medis.

3.9 Time Table Penelitian

SEMESTER 1						
Task Yang Dilakukan	1	2	3	4	5	6
Studi Literatur						
Pembuatan Proposal SBK & Kualifikasi						
Pengumpulan Dataset						
Pembuatan Penulisan Disertasi (Bab 1 dan Bab 2)						
SEMESTER 2						
Pembentukan dataset (Eczema, Melanoma, Candidiasis, dan Molluscum)						
Pengolahan Data Citra						
Pembuatan Penulisan Disertasi (Bab 1, Bab 2, dan Bab 3 (Progress sampai pengolahan citra))						
Pengolahan Data Teks						
Pembuatan Jurnal Pertama (Literatur Review)						
SEMESTER 3						
Revisi + Submit Jurnal Pertama						
Pembangunan model identifikasi						
Pelatihan, Pengujian, Evaluasi, Tuning Model						
Penulisan Disertasi (Bab 3 dan Bab 4)						
Deployment + Implementasi Model Kedalam Aplikasi						
SEMESTER 4						
Pengujian Aplikasi secara real						
Evaluasi Aplikasi						
Penulisan Disertasi (Bab 4 dan Bab 5)						
Pembuatan Jurnal Kedua (Bi-Directional Image-Text Matching)						
SEMESTER 5						
Revisi + Submit Jurnal Kedua						

DAFTAR PUSTAKA

- Adnyana, I. M. B., & Darmaputra, I. K. G. (2015). Segmentasi Citra Berbasis Clustering Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*.
- Ahmad, J., Sajjad, M., Mehmood, I., Rho, S., & Baik, S. W. (2014). Describing Colors, Textures and Shapes for Content Based Image Retrieval-A Survey. In *JOURNAL OF PLATFORM TECHNOLOGY* (Vol. 2, Issue 4).
- Albregtsen, F. (2008). *Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Coocurrence Matrices*.
- Arifin, A. Z. (2019). *Guru Besar ITS Kembangkan Kecerdasan Artifisial untuk Deteksi Osteoporosis*.
- Arifin, A. Z., Mahendra, I. P. A. K., & Ciptaningtyas, H. T. (2009). Enhanced confix stripping stemmer and ants algorithm for classifying news document in indonesian language. *Proceeding of International Conference on Information & Communication Technology and Systems (ICTS)*.
- Asian, J. (2007). *Effective Techniques for Indonesian Text Retrieval, PhD thesis*.
- Bodnar, C. (2018). *Text to Image Synthesis Using Generative Adversarial Networks*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.35817.39523>
- Cawsey, A. (1997). *The Essence of Artificial Intelligence*. Prentice Hall.
- Cohen Jeffrey. (2024). Herpes Zoster. *New England Journal of Medicine*, 369(3), 255–263. <https://doi.org/10.1056/NEJMcp1302674>
- Concha, J. S. S., Merola, J. F., Fiorentino, D., & Werth, V. P. (2018). Re-examining mechanic's hands as a characteristic skin finding in dermatomyositis. *Journal*

of the American Academy of Dermatology, 78(4), 769-775.e2.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jaad.2017.10.034>

Croce, E. A., Rathouz, P. J., Lopes, F. C. P. S., Leszczynska, M., Diaz, L. Z., Levy, M. L., Ruth, J. S., Varshney, P., Rew, L., & Matsui, E. C. (2022). Validation of remote atopic dermatitis severity assessment with the Eczema Area and Severity Index in children using caregiver-provided photos and videos. *Pediatric Dermatology*, 39(4), 547–552. <https://doi.org/10.1111/pde.15003>

Dendy, M., Agaputra, Retno, K. R., Wardani, & Siswanto, E. (2013). Pencarian Citra Digital Berbasis Konten dengan Ekstraksi Fitur HSV, ACD, dan GLCM. *Jurnal Telematika*, 8(2). <http://wang.ist.psu.edu/docs/related/>.

Deserno, T. (2011). *Fundamentals of Biomedical Image Processing* (pp. 1–51). https://doi.org/10.1007/978-3-642-15816-2_1

Dey, N., & Ashour, A. S. (2016). *Classification and Clustering in Biomedical Signal Processing*.

Dhanashree, M., Kalel, S., Pooja, M., Pisal, M., Ramdas, M., Bagawade, P., & Scholar, B. E. (2016). IJARCCE Color, Shape and Texture feature extraction for Content Based Image Retrieval System: A Study. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 5. <https://doi.org/10.17148/IJARCCE.2016.5477>

Ebaid, D. B., Madbouly, M. M., & El-Zoghbi, A. A. (2023a). Bi-directional Image–Text Matching Deep Learning-Based Approaches: Concepts, Methodologies, Benchmarks and Challenges. In *International Journal of Computational Intelligence Systems* (Vol. 16, Issue 1). Springer Science and Business Media B.V. <https://doi.org/10.1007/s44196-023-00260-3>

Ebaid, D. B., Madbouly, M. M., & El-Zoghbi, A. A. (2023b). Bi-directional Image–Text Matching Deep Learning-Based Approaches: Concepts, Methodologies, Benchmarks and Challenges. In *International Journal of*

Computational Intelligence Systems (Vol. 16, Issue 1). Springer Science and Business Media B.V. <https://doi.org/10.1007/s44196-023-00260-3>

Emambakhsh, M., Ebrahimnezhad, H., & Sedaaghi, M. (2010). Integrated region-based segmentation using color components and texture features with prior shape knowledge. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 20(4), 711–726. <https://doi.org/doi:10.2478/v10006-010-0054-y>

Feldmeier, H. (2014). Treatment of Pediculosis Capitis: A Critical Appraisal of the Current Literature. *American Journal of Clinical Dermatology*, 15(5), 401–412. <https://doi.org/10.1007/s40257-014-0094-4>

Garbe, C., & Leiter, U. (2009). Melanoma epidemiology and trends. *Clinics in Dermatology*, 27(1), 3–9. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.clindermatol.2008.09.001>

Geng, K. (2014). Image Recognition Based on Shape and Texture Features. *Applied Mechanics and Materials*, 536–537, 127–130. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.536-537.127>

Gerald, C., & Lubis, C. (2020). *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi PENDETEKSIAN DAN PENGENALAN JENIS MOBIL MENGGUNAKAN ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*.

Gonzalez, R. C., & Eugene Woods, R. (2004). *Digital Image Processing 2nd edition*. Pearson.

Gualtieri, P., Barsanti, L., & Coltelli, P. (1985). Computer processing of optical microscope images. *Micron and Microscopica Acta*, 16(3), 159–172. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0739-6260\(85\)90060-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0739-6260(85)90060-7)

- Guttman-Yassky, E., Blauvelt, A., Eichenfield, L. F., Paller, A. S., Armstrong, A. W., Drew, J., Gopalan, R., & Simpson, E. L. (2020). Efficacy and Safety of Lebrikizumab, a High-Affinity Interleukin 13 Inhibitor, in Adults With Moderate to Severe Atopic Dermatitis: A Phase 2b Randomized Clinical Trial. *JAMA Dermatology*, 156(4), 411–420. <https://doi.org/10.1001/jamadermatol.2020.0079>
- Hall-Beyer, M. (2007). *The GLCM Tutorial Home Page* (Vol. 2). Current Version.
- Han, J., & Jian Pei. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>
- Haralick, R. M., & Shanmugam, K. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973(6), 610–621.
- Heimbach, J. K., Kulik, L. M., Finn, R. S., Sirlin, C. B., Abecassis, M. M., Roberts, L. R., Zhu, A. X., Hassan Murad, M., & Marrero, J. A. (2017). *AASLD Guidelines for the Treatment of Hepatocellular Carcinoma*. <https://doi.org/10.1002/hep.29086/supinfo>
- Hidayatullah, P. (2017). *Pengolahan Citra Digital: Teori dan Aplikasi Nyata*. Informatika.
- Huang, Q., Zhang, F., & Li, X. (2018). Machine Learning in Ultrasound Computer-Aided Diagnostic Systems: A Survey. In *BioMed Research International* (Vol. 2018). Hindawi Limited. <https://doi.org/10.1155/2018/5137904>
- Kadir, A., & Susanto, A. (2012). *Pengolahan Citra teori and aplikasi*. Penerbit Andi.
- Kao, A., & Poteet, S. (2007). Natural Language Processing and Text Mining. In *ACM SIGKDD Explorations Newsletter* (Vol. 7). <https://doi.org/10.1145/1089815.1089816>

- Kaur, D., & Kaur, Y. (2014). International Journal of Computer Science and Mobile Computing Various Image Segmentation Techniques: A Review. In *International Journal of Computer Science and Mobile Computing* (Vol. 3, Issue 5). www.ijcsmc.com
- Khalid, S. (2014). *A Survey of Feature Selection and Feature Extraction Techniques in Machine Learning* (Vol. 372). www.conference.thesai.org
- Krüger, C., & Schallreuter, K. U. (2012). A review of the worldwide prevalence of vitiligo in children/adolescents and adults. *International Journal of Dermatology*, 51(10), 1206–1212.
- Kumara, R., & Catur Supriyanto. (2017). *Klasifikasi Data Mining Untuk Penerimaan Seleksi Calon PegawaiNegeri Sipil 2014 Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5*. 1–10.
- Lestari, D. P. (2015). *Pengembangan Metode Segmentasi Dan Algoritma Ekstraksi Fitur Bentuk Untuk Pengenalan Jenis Tumor Payudara Pada Citra Ultrasonograf*.
- Lussiana, E., & Widodo, S. (2013). *Klasifikasi Citra Mammogram Berbasis Tekstur Menggunakan SVM*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:70375341>
- Lyakhov, P. A., Lyakhova, U. A., & Nagornov, N. N. (2022). System for the Recognizing of Pigmented Skin Lesions with Fusion and Analysis of Heterogeneous Data Based on a Multimodal Neural Network. *Cancers*, 14(7). <https://doi.org/10.3390/cancers14071819>
- Madenda, S. (2015). *Pengolahan Citra and Video Digital* (Vol. 16). Erlangga.
- Madison, K. (2003). Barrier Function of the Skin: “La Raison d’Être” of the Epidermis. *The Journal of Investigative Dermatology*, 121, 231–241. <https://doi.org/10.1046/j.1523-1747.2003.12359.x>

- Mahesh, M. (2011). Fundamentals of Medical Imaging. *Medical Physics*, 38(3), 1735–1735.
- Matta, S. (2014). *Review: Various Image Segmentation Techniques*. www.ijcsit.com
- McAndrew, A. (2004). *An Introduction to Digital Image Processing with Matlab : Notes for SCM2511 Image Processing I*. School of Computer Science and Mathematics, Victoria University of Technology.
- Mohammed, S. S., & Al-Tuwaijari, J. M. (2021). Skin Disease Classification System Based on Machine Learning Technique: A Survey. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1076(1), 012045. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1076/1/012045>
- Mohanaiah, P., & Sathyanarayana, P. (2013). Image Text Feature Extraction using GLCM. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 3(5).
- Munir, R. (2004). *Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik*. Informatika.
- Murinto, & Hartati, S. (2013). Analisis Citra Untuk Pengenalan Fitur Pada Perangkat Sistem Informasi Geografis. *Proceedings of KNASTIK*.
- Nailon, W. H. (2010). *Texture Analysis Methods for Medical Image Characterisation*. Biomedical imaging.
- Nestle, F. O., Di Meglio, P., Qin, J.-Z., & Nickoloff, B. J. (2009). Skin immune sentinels in health and disease. *Nature Reviews Immunology*, 9(10), 679–691. <https://doi.org/10.1038/nri2622>
- Pamungkas, B. (2017). *Pengolahan Citra Digital (RGB, Grayscale, dan Biner) Menggunakan GUI Matlab*. <https://pemrogramanmatlab.com/2015/12/27/pengolahan-citra-digitalrgb-grayscale-biner-menggunakan-gui-matlab/>

- Pathak, B., & Barooah, D. (2013). *Texture Analysis Based on the Gray-Level Co-occurrence Matrix Considering Possible Orientations*. 2, 4206–4212.
- Permata Sari, D., Rasyad, S., Teknik Elektro, J., Studi DIII Teknik Elektronika, P., Negeri Sriwijaya, P., & Srijaya Negara Palembang, J. (2017). *IDENTIFIKASI HURUF BRAILLE BERBASIS IMAGE PROCESSING SECARA REAL TIME*.
- Prasetyo, E. (2011). *Pengolahan Citra Digital and Aplikasinya Menggunakan Matlab*. Penerbit Andi.
- Prasetyo, E. (2012). *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Penerbit Andi.
- Proksch, E., Brandner, J. M., & Jensen, J.-M. (2008). The skin: an indispensable barrier. *Experimental Dermatology*, 17(12), 1063–1072.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1600-0625.2008.00786.x>
- Pustejovsky, J., & Stubbs, A. (2012). *Natural Language Annotation for Machine Learning*. O'Reilly Media.
- Putra, D. (2010). *Pengolahan citra digital*. Penerbit Andi.
- Rich, E., & Knight, K. (2009). *Artificial Intelligence*. McGraw-Hill Education, 3rd edition.
- Rieder, E. A., Nagler, A. R., & Leger, M. C. (2016). In response to Ginsberg et al: “A potential role for the dermatologist in the physical transformation of transgender people: A survey of attitudes and practices within the transgender community.” *Journal of the American Academy of Dermatology*, 75(2), e73.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jaad.2016.01.064>
- Roumi, M. (2009). *Implementing Texture Feature Extraction Algorithms on FPGA*.
<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:14916401>
- Santosa, B. (2007). *Data Mining : Teori dan Aplikasi*. Graha Ilmu.

- Shen, Y., Li, H., Sun, C., Ji, H., Zhang, D., Hu, K., Tang, Y., Chen, Y., Wei, Z., & Lv, J. (2024). Optimizing skin disease diagnosis: harnessing online community data with contrastive learning and clustering techniques. *Npj Digital Medicine*, 7(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01014-x>
- Sidbury, R., Davis, D. M., Cohen, D. E., Cordoro, K. M., Berger, T. G., Bergman, J. N., Chamlin, S. L., Cooper, K. D., Feldman, S. R., Hanifin, J. M., Krol, A., Margolis, D. J., Paller, A. S., Schwarzenberger, K., Silverman, R. A., Simpson, E. L., Tom, W. L., Williams, H. C., Elmets, C. A., ... Eichenfield, L. F. (2014). Guidelines of care for the management of atopic dermatitis: Section 3. Management and treatment with phototherapy and systemic agents. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 71(2), 327–349. <https://doi.org/10.1016/j.jaad.2014.03.030>
- Stegmann, M. B., & Delgado Gomez, D. (2002). *A Brief Introduction to Statistical Shape Analysis*. <http://www.imm.dtu.dk/>
- Suetens, P. (2017). *Fundamentals of Medical Imaging* (3rd ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/DOI: 10.1017/9781316671849>
- Sugimoto, K., Shiraishi, J., Moriyasu, F., & Doi, K. (2009). Computer-aided Diagnosis of Focal Liver Lesions by Use of Physicians' Subjective Classification of Echogenic Patterns in Baseline and Contrast-enhanced Ultrasonography. *Academic Radiology*, 16(4), 401–411. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.acra.2008.09.018>
- Thomas, B. (2024). Atopic Dermatitis. *New England Journal of Medicine*, 358(14), 1483–1494. <https://doi.org/10.1056/NEJMr074081>
- Wei, L. S., Gan, Q., & Ji, T. (2018). Skin Disease Recognition Method Based on Image Color and Texture Features. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/8145713>

- Wiley, V., & Lucas, T. (2018). Computer Vision and Image Processing: a paper review. *International Journal of Artificial Intelligence Research*, 2(1), 29–36.
- Wilson, B. (2012). *The natural language processing dictionary*. [Http://Www.Cse.Unsw.Edu. Au/~billw/Nlpdict.Html](http://www.cse.unsw.edu.au/~billw/Nlpdict.html).
<http://www.cse.unsw.edu.au/~billw/nlpdict.html> .
- Zhang, J., Zhong, F., He, K., Ji, M., Li, S., & Li, C. (2023). Recent Advancements and Perspectives in the Diagnosis of Skin Diseases Using Machine Learning and Deep Learning: A Review. In *Diagnostics* (Vol. 13, Issue 23). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI).
<https://doi.org/10.3390/diagnostics13233506>
- Zhang, Y., Matuszewski, B. J., Histace, A., & Precioso, F. (2013). Statistical Model of Shape Moments with Active Contour Evolution for Shape Detection and Segmentation. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 47(1), 35–47.
<https://doi.org/10.1007/s10851-013-0416-9>
- Zuberbier, T., Aberer, W., Asero, R., Abdul Latiff, A. H., Baker, D., Ballmer-Weber, B., Bernstein, J. A., Bindslev-Jensen, C., Brzoza, Z., Buense Bedrikow, R., Canonica, G. W., Church, M. K., Craig, T., Danilycheva, I. V., Dressler, C., Ensina, L. F., Giménez-Arnau, A., Godse, K., Gonçalo, M., ... Maurer, M. (2018). The EAACI/GA²LEN/EDF/WAO guideline for the definition, classification, diagnosis and management of urticaria. *Allergy: European Journal of Allergy and Clinical Immunology*, 73(7), 1393–1414.
<https://doi.org/10.1111/all.13397>
- Zuva, T., & Olugbara, O. O. (2011). Image Segmentation, Available Techniques, Developments And Open Issues. *Canadian Journal on Image Processing and Computer Vision*, 2(3), 20–29.