

**KLASIFIKASI JENIS *ACNE VULGARIS* MENGGUNAKAN METODE
SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) BERDASARKAN FITUR
TEKSTUR *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* (GLCM)**

PROPOSAL SKRIPSI



Oleh :

MOCHAMMAD SULTAN ARDIANSYAH
NPM. 19081010174

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL "VETERAN"

JAWA TIMUR

2024

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi ALLAH S.W.T. atas kehadirannya yang telah memberikan Rahmat dan hidayat-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Klasifikasi Jenis *Acne Vulgaris* Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)”**. Skripsi saya tujukan sebagai salah satu syarat pemenuhan dalam penyelesaian Pendidikan Strata-1 program studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.”

Dalam penyusunan skripsi tidak akan berjalan dengan lancar dan berwujud baik tanpa adanya dukungan ataupun bantuan dari berbagai pihak. Terutama penulis ingin mengucapkan banyak terimakasih kepada Bapak Dr. Basuki Rahmat, S.Si. MT. dan Bapak Hendra Maulana, S.Kom. M.Kom selaku dosen pembimbing skripsi yang telah bersedia memberikan arahan dan masukan dengan penuh kesabaran, perhatian dan motivasi serta meluangkan waktu demi terselesaikannya skripsi ini.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan yang terdapat pada penelitian ini mengingat keterbatasan kemampuan serta pengetahuan penulis. Oleh karena itu, penulis menerima segala bentuk kritik dan saran yang membangun dari semua pihak dalam penyempurnaan skripsi ini.

UCAPAN TERIMA KASIH

Pada kesempatan kali ini, penulis mengucapkan terimakasih kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini, diantaranya :

1. Ibu Dr. Novirina Hendrasarie, M.T selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
2. Ibu Fetty Tri Anggraeny. S.Kom M.Kom selaku Koordinator Program Studi S1 Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
3. Bapak Dr. Basuki Rahmat, S.Si. MT. selaku dosen pembimbing dari Program Studi S1 Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, yang telah membimbing kami dalam hal penyusunan laporan skripsi ini.
4. Bapak Hendra Maulana, S.Kom. M.Kom selaku dosen pembimbing dari Program Studi S1 Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, yang telah membimbing kami dalam hal penyusunan laporan skripsi ini.
5. Orang tua dan Adik yang selalu mendoakan dan memberi dukungan dalam proses penelitian dan penyusunan skripsi ini.
6. Teman-teman seperjuangan Teknik Informatika yang telah memberi dukungan dan bantuan dalam penyusunan skripsi ini.

Penyusunan skripsi ini telah diusahakan semaksimal mungkin, namun sebagaimana manusia biasa tentu masih terdapat kesalahan. Untuk itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan.

Surabaya, 10 Agustus 2024

Penulis

DAFTAR ISI

| | |
|--|-----|
| Cover | |
| KATA PENGANTAR | ii |
| DAFTAR ISI..... | iv |
| DAFTAR GAMBAR..... | vi |
| DAFTAR TABEL..... | vii |
| BAB I PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1 Latar Belakang..... | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah | 5 |
| 1.3 Batasan Masalah..... | 5 |
| 1.4 Tujuan Penelitian..... | 6 |
| 1.5 Manfaat Penelitian..... | 6 |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA..... | 8 |
| 2.1 Penelitian Terdahulu..... | 8 |
| 2.2 Landasan Teori | 11 |
| 2.2.1 Klasifikasi | 11 |
| 2.2.2 <i>Acne Vulgaris</i> / Jerawat..... | 12 |
| 2.2.2.1 Pengertian <i>Acne Vulgaris</i> | 12 |
| 2.2.2.2 Jenis-Jenis <i>Acne Vulgaris</i> | 12 |
| 2.2.2.3 Penyebab <i>Acne Vulgaris</i> | 13 |
| 2.2.3 Citra Digital..... | 14 |
| 2.2.3.1 Citra Berwarna..... | 15 |
| 2.2.3.2 Citra Grayscale | 15 |
| 2.2.4 <i>Image Processing</i> | 15 |
| 2.2.5 <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> (GLCM)..... | 16 |
| 2.2.5.1 Pengertian GLCM | 16 |
| 2.2.5.2 Matriks GLCM | 16 |
| 2.2.5.3 Parameter Tekstur GLCM | 18 |
| 2.2.5.4 Tahapan GLCM..... | 19 |
| 2.2.5.5 Kelebihan dan Kekurangan GLCM..... | 19 |
| 2.2.6 <i>Support Vector Machine</i> (SVM) | 20 |
| 2.2.6.1 Pengertian SVM | 20 |

| | | |
|---------------------------------|-----------------------------------|-----------|
| 2.2.6.2 | Cara Kerja SVM..... | 21 |
| 2.2.6.3 | Kelebihan dan Kekurangan SVM..... | 21 |
| 2.2.7 | <i>Confusion Matrix</i> | 23 |
| BAB III METODOLOGI | | 25 |
| 3.1 | Jenis Penelitian | 25 |
| 3.2 | Sumber Data Penelitian | 25 |
| 3.3 | Metode Penelitian..... | 25 |
| 3.2.1 | Dataset..... | 26 |
| 3.2.2 | <i>Preprocessing</i> | 27 |
| 3.2.3 | Ekstraksi Fitur | 28 |
| 3.2.4 | Pembagian Dataset | 30 |
| 3.2.5 | Pemodelan dengan SVM..... | 31 |
| 3.2.6 | Evaluasi | 31 |
| DAFTAR PUSTAKA | | 32 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| Gambar 1. 1 Lapisan Kulit..... | 1 |
| Gambar 2. 1 <i>Support Vector Machine</i> (SVM) | 21 |
| Gambar 3. 1 Metode Penelitian | 26 |
| Gambar 3. 2 Sampel Dataset | 26 |
| Gambar 3. 3 <i>Preprocessing</i> | 27 |
| Gambar 3. 4 Ekstraksi Fitur..... | 29 |

DAFTAR TABEL

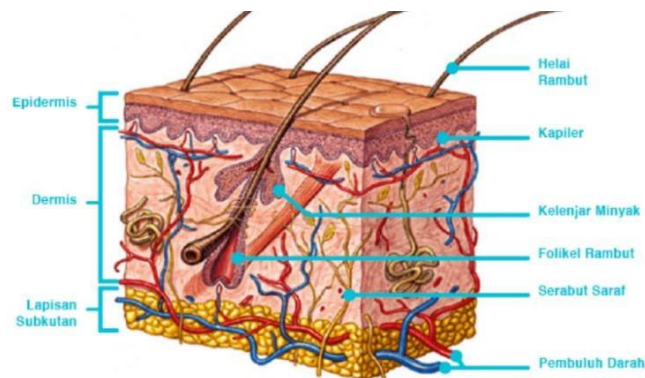
| | |
|--|----|
| Tabel 2. 1 Contoh Citra Grayscale 4x4 | 17 |
| Tabel 2. 2 Matriks GLCM untuk Arah Horizontal..... | 17 |
| Tabel 2. 4 <i>Confusion Matrix</i> | 23 |
| Tabel 3. 1 Pembagian Data Training dan Data Testing | 31 |

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kulit atau integumen adalah organ terluar dari tubuh yang membungkus bagian luar tubuh (integere berarti “menutupi”) mencapai 16% dari berat badan dimana tidak hanya berfungsi sebagai barrier mekanis antara lingkungan eksternal dan jaringan di bawahnya, tetapi secara dinamis juga terlibat dalam mekanisme pertahanan dan fungsi penting lain termasuk estetika (Drs. H. Kinanoro,dkk 2021). Rambut, kuku, kelenjar keringat, kelenjar minyak, pembuluh darah, pembuluh getah bening, saraf, dan otot merupakan bagian dari kulit. Kulit merupakan indikator perubahan seseorang; misanya kult akan menjadi pucat, kekuningan, dan berwarna kemerahan. Suhu kulit meningkat ketika ada kelainan pada kulit atau ketika seseorang menderita gangguan psikologis seperti stres, ketakutan, atau kemarahan yang dapat menyebabkan perubahan pada kulit. (Widowati & Rinata, 2020).



Gambar 1. 1 Lapisan Kulit

Secara umum, kulit terdiri dari beberapa lapisan yang memiliki fungsi dan struktur berbeda dimana terbagi menjadi tiga lapisan utama. Antara lain :

1. Epidermis.

Epidermis atau lapisan terluar tersusun atas lapisan epitel pipih yang mengandung unsur utama yaitu sel tanduk (keratinosit) dan sel melanosit. Epidermis merupakan lapisan kulit manusia yang paling atas

dan bervariasi ketebalannya, dengan tebal kulit pada telapak tangan dan kaki berukuran 400-600 m dan kulit tipis berukuran 75-150 m. Jaringan epidermis terdiri dari sel-sel epidermis yang mengandung serat kolagen dan beberapa serat elastis. (Widowati & Rinata, 2020).

2. Dermis.

Dermis, juga dikenal sebagai corium, adalah lapisan bawah epidermis yang terletak di atas jaringan subkutan. Dermis terdiri dari jaringan ikat yang terjalin rapat di bagian atas (*pars papillaris*) dan terjalin longgar di bagian bawah dermis (*pars reticularis*). Pembuluh darah, saraf, rambut, kelenjar keringat, dan kelenjar sebacea semuanya pada terdapat lapisan pars reticularis (Sunarto et al., 2019). Kehadiran ujung saraf sensorik di kulit memungkinkan untuk membedakan antara rangsangan yang berbeda dari luar. Setiap saraf pengecap melakukan fungsi tertentu, seperti mendeteksi rasa sakit, sentuhan, tekanan, panas, dan dingin. (Widowati & Rinata, 2020).

3. Hipodermis.

Hipodermis adalah lapisan yang terletak tepat di bawah dermis. Perbedaan antara jaringan subkutan dan dermis kabur. Sebagian besar sel adalah liposit, yang menghasilkan banyak lemak. Jaringan subkutan mengandung saraf, pembuluh darah dan getah bening, rambut, dan kelenjar keringat di lapisan atas jaringan subkutan. Fungsi jaringan subkutan adalah untuk mengisolasi panas, melindungi dari trauma, dan berfungsi sebagai tempat penyimpanan energi (Sunarto et al., 2019). Hipodermis adalah lapisan terdalam kulit, yang berisi pembuluh darah, kelenjar getah bening, dan sistem saraf yang sejajar dengan permukaan kulit (Maulidasari, M. Rezki Muamar, 2020).

Pada saat ini, bagian terpenting dalam pada kulit sehingga menjadi sumber kecantikan, daya pikat dan watak seseorang adalah kulit bagian wajah. Terbukti dari lapisan kulit pada wajah berbeda dengan kulit anggota tubuh lainnya yang mana cenderung lebih tipis jika dibandingkan pada bagian tangan maupun kaki. Itulah mengapa gangguan pada kulit wajah sering terjadi seperti bercak merah, komedo sampai timbul nya jerawat.

Jerawat atau *Acne Vulgaris* merupakan permasalahan yang paling umum pada kalangan remaja bisa terjadi baik wanita ataupun pria. *Acne vulgaris* sering muncul saat terjadi perubahan hormon pada awal memasuki usia produktif. Namun, kondisi ini juga sangat umum terjadi pada saat memasuki usia dewasa, sering dikaitkan dengan fluktuasi hormon selama siklus menstruasi dan kehamilan. Meskipun tidak mengancam jiwa, tetapi dapat menjadi suatu gangguan yang serius karena jerawat dapat bertahan selama bertahun-tahun. Maka, jerawat dianggap sebagai suatu permasalahan yang serius dan mengganggu penampilan. (Hajratul Aswad, 2019).

Menurut Kelompok Studi Dermatologi Kosmetik Indonesia (PERDOSKI) pada tahun 2017, jerawat merupakan penyakit kesehatan dan peradangan kulit ketiga yang paling banyak ditemui di rumah sakit dan klinik dermatologi di Indonesia. Sebagian besar penyakit ini menyerang usia 14-17 tahun dan persen di negara bagian tersebut. 83-85% pada wanita dan sekitar. 95-100% pada pria berusia 16-19 tahun (Youssef et al., 2020). Selain itu, hasil penelitian oleh El – Akawi dkk (2006) menyebutkan bahwa dari 166 pria dan wanita jordania yang menderita akne memiliki penyebab memakan kacang (89%), coklat (62%), cake/biscuit (57%), makanan berminyak (53%), makanan gorengan (52%), telur (42%), susu, yogurt, keju (23%) hal demikian menunjukkan bahwa makanan merupakan salah satu penyebab timbulnya acne vulgaris (Hafianty, 2020). Prevalensi acne vulgaris tertinggi terdapat pada usia di atas 13- 18 tahun pada wanita. Sedangkan pada pria usia di atas 15-20 tahun. Secara persentase pada wanita lebih rendah dibandingkan pada laki-laki. Pada wanita mencapai >80% sedangkan pada pria mencapai >90%. Pada pasien laki-laki faktor pencetus adalah makanan (23,2%) dan stres (23,9%), sedangkan pada pasien perempuan faktor pencetusnya adalah hormon (89%) dan kosmetik (89,1%). Faktor hormon pada pasien perempuan sangat berhubungan dengan siklus menstruasi sehingga dapat memicu munculnya akne sebelum dan sesudah menstruasi (Hafianty, 2020).

Terlihat dari data diatas, klasifikasi acne vulgaris sangat penting karena membantu dalam mengklasifikasikan jenis dan tingkat keparahan jerawat yang merupakan langkah awal dalam menentukan perawatan yang efektif. Standar klasifikasi yang digunakan secara luas membantu dalam komunikasi yang jelas dan konsisten antara dokter, apoteker, dan profesional kesehatan lainnya, yang penting untuk manajemen pasien yang optimal. Dengan klasifikasi yang konsisten, dokter dapat memantau perkembangan jerawat pasien menggunakan cara manual menandai titik jerawat pada lokasi jerawat yang terlihat.

Namun, pengamatan manual dan penghitungan jerawat adalah metode diagnosis tradisional yang kurang efektif, dikarenakan memakan banyak waktu dan bersifat subjektif, dimana hasil diagnosis tergantung pada pengalaman dan kemampuan ahli. Oleh karena itu metode yang terkomputerisasi sangat diperlukan, antara lain dengan teknik pengolahan citra (*image processing*) dan teori pembelajaran mesin (*machine learning*).

Untuk ekstraksi fitur dilakukan dengan teknik pengolahan citra atau *image processing* menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM adalah matriks yang dirancang untuk mengukur tekstur dan bentuk gambar yang berbeda dalam pengenalan pola dan visi komputer) dan menggunakan probabilitas dua titik 1 dan 2 pada tingkat abu-abu pada jarak tertentu dan arah sudut mana pun yang digunakan dalam perhitungan ini. (Ayu Larasati dan Kunci), 2021). Orientasi sudut terbagi dalam 4 arah yaitu 0°, 45°, 90° dan 135° serta jarak ditetapkan sebesar 1 pixel, 2 pixel dan seterusnya (Hall & Beyer, 2017) (Agustina & Ardiansyah, 2020).

Sedangkan teori pembelajaran mesin atau algoritma *Machine learning* telah banyak digunakan dalam bidang medis untuk menganalisa dataset medis. Salah satu metode machine learning adalah *Support Vector Machine* (SVM). Ciri dari metode ini adalah menemukan fungsi pemisah (classifier) yang optimal yang bisa memisahkan dua set data dari dua kelas yang berbeda (Munawarah, et al. 2016).

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode dalam supervised learning yang biasanya digunakan untuk klasifikasi

(seperti Support Vector Classification) dan regresi (Support Vector Regression). Dalam pemodelan klasifikasi, SVM memiliki konsep yang lebih matang dan lebih jelas secara matematis dibandingkan dengan teknik-teknik klasifikasi lainnya. SVM juga dapat mengatasi masalah klasifikasi dan regresi dengan linear maupun non linear.

Dari latar belakang diatas, penelitian ini berfokus untuk mengembangkan sebuah pendekatan yang dapat mengklasifikasikan jenis *acne vulgaris* menggunakan 2 metode secara *hybrid*. Yaitu bisa dengan *Gray Level Co- occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai proses klasifikasi akhir yang dimana data milik kelas yang berbeda dipisahkan oleh *hyperplane*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan dari latar belakang diatas, maka dapat dirumuskan beberapa rumusan masalah. Sebagai berikut :

1. Bagaimana menerapkan metode *Support Vector Machine* (SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dalam melakukan klasifikasi *acne vulgaris* berdasarkan jenis?
2. Bagaimana tingkat efektivitas Klasifikasi Jenis *Acne Vulgaris* Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)?
3. Bagaimana hasil akurasi dan performa *Support Vector Machine* (SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dalam melakukan klasifikasi *acne vulgaris* berdasarkan jenis?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah perlu ada di dalam sebuah penelitian agar penelitian yang berlangsung tidak melebar kemana-mana dan terfokus pada masalah yang dikaji. Oleh karena itu, Batasan masalah dari penelitian ini yaitu:

- a. Pendeteksian *acne vulgaris* hanya pada bagian wajah yang terkena *acne vulgaris*.
- b. Dataset yang digunakan untuk data *training* dan data *validation* berasal dari link berikut :

<https://www.kaggle.com/dinartas/skin90?resource=download>

- c. Jumlah data yang digunakan sebanyak 351 sampel yang terdiri dari 5 kelas, yaitu :
 1. 70 Pustula
 2. 70 Papula
 3. 70 *Acne Fulminans*
 4. 71 *Acne Nodules*
 5. 70 *Fungal Acne*
- d. Menggunakan citra digital dengan ekstraksi fitur *Gray-Level Co - occurrence Matrix* (GLCM).
- e. Mengklasifikasikan *acne vulgaris* dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan batasan masalah yang ada, adapun tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini. Sebagai berikut :

1. Untuk menerapkan pengetahuan metode *Support Vector Machine* (SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dalam melakukan klasifikasi *acne vulgaris* berdasarkan jenis.
2. Untuk mengukur tingkat efektivitas Klasifikasi Jenis *Acne Vulgaris* Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM).
3. Untuk mengetahui hasil akurasi dan performa *Support Vector Machine* (SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dalam melakukan klasifikasi *acne vulgaris* berdasarkan jenis.

1.5 Manfaat Penelitian

Penulis mengharapkan penelitian ini dapat memberi manfaat secara teoritis maupun secara praktisi. Antara lain :

- a. Secara Teoritis

Apa yang dicapai dalam penelitian ini semoga dapat memberikan kontribusi dan menjadi referensi, untuk penelitian selanjutnya khususnya di bidang informatika yang berkaitan dengan Klasifikasi Jenis *Acne Vulgaris* Menggunakan Metode *Support Vector Machine*

(SVM) Berdasarkan Fitur Tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM).

b. Secara Praktisi

Diharapkan dengan adanya hasil penelitian ini memberikan manfaat bagi *stakeholder* yang ingin mempelajari *acne vulgaris* dengan metode lainnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam melakukan suatu penelitian, mutlak diperlukan penelitian-penelitian terdahulu atau referensi-referensi dasar yang penting untuk dijadikan data pendukung dalam proses pelaksanaan penelitian. Penelitian terdahulu yang digunakan memuat sumber-sumber terdahulu dari hasil pencarian yang mempunyai unsur serupa atau berkaitan, yang kemudian digunakan untuk membandingkan dan melengkapi literatur. Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang bisa dipakai sebagai acuan tentunya sangat relevan dengan judul pada penelitian ini yaitu “Klasifikasi Jenis *Acne Vulgaris* Menggunakan Metode *Hybrid Gray Level Co-Occurance Matrix* dan *Support Vector Machine* (GLCM-SVM)”. Sebagai berikut :

1. Agus Supriyanto. R Rizal Isnanto. Oky Dwi Nurhayati. (2023). Program Studi Teknik Elektro Universitas Diponegoro, Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi e-ISSN: 2460-5719 Vol. 12, No. 4. Judul penelitian : Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Robusta Menggunakan Metode SVM Dengan Ekstraksi Ciri GLCM
Tanaman kopi merupakan sumber pendapatan bagi beberapa petani di Indonesia dan berperan penting sebagai penghasil devisa negara. Produksi tanaman kopi dapat menurun akibat serangan hama dan penyakit. Beberapa penyakit yang sering terjadi pada tanaman kopi adalah penyakit pada daun, berupa bercak daun (*Cercospora coffeicola*) dan karat daun (*Hemileia vastatrix*). Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk mengenali jenis penyakit pada daun kopi robusta dan mengetahui hasil klasifikasi. Penerapan teknologi pengolahan citra berbasis machine learning menggunakan metode klasifikasi support vector machine (SVM) berdasarkan ekstraksi ciri gray level co-occurrence matrix (GLCM) menjadi solusi yang diusulkan. Prapengolahan diperlukan sebelum dilakukannya pengolahan untuk meningkatkan kualitas citra supaya mudah dianalisis. Kemudian,

dilakukan segmentasi menggunakan k-means clustering. Proses segmentasi k-means clustering dengan tiga cluster digunakan untuk membedakan bagian yang terdampak penyakit bercak daun atau karat daun dengan bagian yang tidak terdampak penyakit. Metode GLCM digunakan sebagai ekstraksi ciri, berdasarkan fitur angular second moment (ASM) atau energi, kontras, korelasi, inverse different moment (IDM) atau homogenitas, dan entropi dengan sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° , serta jarak antar piksel 1 sampai 3 piksel. Metode SVM digunakan sebagai klasifikasi dengan kernel linear, polinomial, dan Radial Basis Function (RBF) Gaussian. Penelitian ini menggunakan citra bercak daun dan karat daun, dengan jumlah data latih 320 citra dan data uji 80 citra. Hasil pengujian terbaik diperoleh pada kernel RBF Gaussian dengan tingkat akurasi terbaik sebesar 97,5%, presisi 95,24%, recall 100%, dan F1-score 97,56%.

2. Asep Zainal Alfarizi. Enny Itje Sela. (2024). Program Studi Teknik Informatika, Sains dan Teknologi Universitas Teknologi Yogyakarta, Jurnal FASILKOM e-ISSN: 2808-9162 Vol. 14, No. 1. Judul penelitian : Klasifikasi Rimpang Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor* dan Ekstraksi Ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix*.

Rimpang merupakan modifikasi dari batang tumbuhan yang tumbuh dibawah tanah dan berfungsi sebagai tempat penyimpanan cadangan makanan. Tanaman ini memiliki ruas-ruas yang berfungsi menghasilkan tunas dan akar baru. Rimpang biasa digunakan oleh masyarakat sebagai bumbu dalam masakan dan juga sebagai obat herbal atau jamu.

Rimpang memiliki banyak jenis, seperti jahe, kencur, kunci, kunyit, laos, dan temulawak. Jenis-jenis tersebut memiliki kemiripan antara satu dengan lainnya seperti tekstur, bentuk, dan warna. Kemiripan tersebut dapat menimbulkan masalah seperti kesulitan untuk mengidentifikasi jenis rimpang. Solusi dari permasalahan tersebut adalah sebuah sistem komputer yang dapat mengklasifikasikan jenis rimpang. Sistem pada penelitian ini dibangun menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan ekstraksi ciri tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix. Data penelitian

berjumlah 500 citra dengan kelas jahe, kencur, kunci, kunyit, dan laos. Tahapan penelitian ini yaitu pengumpulan data, mengubah ukuran citra, konversi ke grayscale, ekstraksi ciri GLCM, menyimpan hasil ekstraksi kedalam dataframe, membagi data kedalam data train dan data test, klasifikasi dengan KNN, dan implementasi GUI untuk memudahkan dalam pengoperasian. Hasil akurasi pada sistem ini mendapatkan nilai sebesar 74% pada data test dan 64% pada data train dengan nilai $K=11$.

3. Enas Mohammed Hussein Saeed. Hayder Adnan Saleh. Enam Azez Khalel. (2020) Department of Computer Science Mustansiriya University Baghdad, Iraq. Computer Science and Information Technologies e-ISSN : 2772-3221 Vol. 2, No. 3. Judul penelitian : Classification of mammograms based on features extraction techniques using support vector machine.

Now mammography can be defined as the most reliable method for early breast cancer detection. The main goal of this study is to design a classifier model to help radiologists to provide a second view to diagnose mammograms. In the proposed system medium filter and binary image with a global threshold have been applied for removing the noise and small artifacts in the preprocessing stage. Secondly, in the segmentation phase, a Hybrid Bounding Box and Region Growing (HBBRG) algorithm are utilizing to remove pectoral muscles, and then a geometric method has been applied to cut the largest possible square that can be obtained from a mammogram which represents the ROI. In the features extraction phase three method was used to prepare texture features to be a suitable introduction to the classification process are first Order (statistical features), Local Binary Patterns (LBP), and Gray-Level CoOccurrence Matrix (GLCM), Finally, SVM has been applied in two-level to classify mammogram images in the first level to normal or abnormal, and then the classification of abnormal once in the second level to the benign or malignant image. The system was tested on the MAIS the Mammogram image analysis Society (MIAS) database, in addition to the image from the Teaching Oncology Hospital, Medical

City in Baghdad, where the results showed achieving an accuracy of 95.454% for the first level and 97.260% for the second level, also, the results of applying the proposed system to the MIAS database alone were achieving an accuracy of 93.105% for the first level and 94.59 for the second level.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Klasifikasi

Menurut Sato & Smith (2020), Klasifikasi adalah metode pengelompokan elemen-elemen berdasarkan karakteristik yang serupa untuk menciptakan struktur yang lebih sistematis dalam suatu set data atau informasi, sehingga meningkatkan efisiensi dalam pengolahan dan pemahaman data. Menurut Chin & Lee (2022) klasifikasi adalah proses untuk mengatur dan menyusun objek atau data berdasarkan kategori yang relevan, guna mencapai kejelasan dalam interpretasi dan pemanfaatan data untuk berbagai tujuan analitis atau praktis. Sedangkan menurut Zhang & Sun (2023) klasifikasi adalah langkah awal dalam data mining yang melibatkan pengelompokan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan menggunakan algoritma tertentu, yang kemudian dapat digunakan untuk prediksi, pengambilan keputusan, atau pembelajaran otomatis.

Dari ketiga definisi para ahli diatas dapat disimpulkan bahwa klasifikasi adalah proses pengelompokan atau pembagian objek, data, atau informasi ke dalam kategori atau kelompok berdasarkan karakteristik atau sifat tertentu yang dimiliki oleh objek tersebut. Tujuan dari klasifikasi adalah untuk menyederhanakan, mengorganisasikan, dan memudahkan pemahaman serta analisis terhadap data atau informasi tersebut. Dalam berbagai bidang seperti sains, pendidikan, manajemen data, dan teknologi, klasifikasi digunakan untuk mempermudah identifikasi, pemrosesan, dan pengambilan keputusan.

2.2.2 *Acne Vulgaris* / Jerawat

2.2.2.1 Pengertian *Acne Vulgaris*

Acne Vulgaris adalah kondisi peradangan kulit kronis yang sebagian besar menyerang remaja, menurut Chinese Guidelines for management of *acne vulgaris* (2019) yang dimana terutama menyerang wajah. *Acne vulgaris* dapat menyebabkan bekas luka permanen pada 3% - 7% pasien dan berdampak besar pada kesehatan fisik dan mental (Acne Group et al., 2019). Menurut penelitian Talanikaro & Upadhye (2019) menyatakan bahwa Jerawat disebut juga dengan *acne vulgaris*. Ini merupakan gangguan kulit kronis yang berkembang ketika minyak kulit dan sel kulit mati menyumbat folikel rambut. Sedangkan, menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), jerawat adalah bisul kecil berisi lemak, terutama di muka. Jerawat batu adalah jerawat yang besar dan keras. Jerawat nasi adalah jerawat yang kecil (apabila di pijit keluar benda kecil seperti butiran beras).

2.2.2.2 Jenis-Jenis *Acne Vulgaris*

Acne vulgaris dapat dibedakan menjadi dua jenis utama berdasarkan karakteristik klinisnya, yaitu *acne non-inflamasi* dan *acne inflamasi*. Kedua jenis ini memiliki ciri-ciri dan mekanisme pembentukan yang berbeda.

1. Non-inflamasi

Jenis *acne non-inflamasi* ditandai dengan komedo, yaitu sumbatan sebaseous di dalam folikel. Komedo dapat terbuka atau tertutup, tergantung pada apakah folikel melebar atau tertutup di permukaan kulit (Teresa, 2020). Pada komedo terbuka (*blackhead*), sumbatan lebih mudah keluar karena terbuka di permukaan kulit, sedangkan komedo tertutup (*whitehead*) lebih sulit dihilangkan karena folikel tertutup, dan kondisi ini sering kali berkembang menjadi jerawat inflamasi.

2. Inflamasi

Acne inflamasi terdiri dari papula, pustula, serta nodul dan kista (Teresa, 2020). Papula terjadi ketika penyumbatan pada pori-pori menyebabkan benjolan yang meradang tanpa nanah. Papula seringkali berkembang menjadi pustula, yaitu jerawat yang terbentuk ketika

bakteri di dalam pori yang tersumbat menyebabkan infeksi, sehingga timbul nanah di dalamnya. Jika peradangan parah, dapat terbentuk pustula yang sangat bernanah.

Nodul dan kista merupakan bentuk jerawat inflamasi yang lebih berat. Nodul adalah lesi yang terbentuk lebih dalam dan sering kali melibatkan lebih dari satu folikel. Sementara itu, kista adalah nodul yang lebih besar dan biasanya berfluktuasi, menunjukkan adanya infeksi yang lebih parah di bawah permukaan kulit.

2.2.2.3 Penyebab *Acne Vulgaris*

Secara umum, sel kulit mati mengalami pengelupasan secara alami dan akan digantikan dengan sel kulit yang baru. Sayangnya, proses pengelupasan sel kulit mati tidak berjalan dengan semestinya pada sebagian orang. yang Akhirnya, sel-sel kulit mati ini akan terus menempel dan menumpuk di permukaan kulit serta mengakibatkan timbulnya berbagai masalah kulit, termasuk jerawat.

Salah satu penyebab munculnya jerawat yang paling utama adalah produksi minyak atau sebum berlebih. Pada umumnya, sebum berfungsi untuk melembapkan dan melindungi kulit. Namun, produksi sebum yang berlebihan bisa menyumbat pori-pori dan memicu munculnya jerawat. Ada beberapa Faktor penyebab munculnya jerawat lainnya adalah infeksi bakteri *Propionibacterium acnes*, salah satu bakteri yang paling sering menyebabkan jerawat. Bakteri ini rentan menginfeksi pori-pori yang tersumbat oleh kotoran dan minyak, sehingga menyebabkan peradangan.

Hal-hal tertentu di lingkungan Anda berkontribusi terhadap timbulnya jerawat atau dapat memperburuk jerawat, termasuk:

- Mengenakan pakaian dan penutup kepala yang ketat, seperti topi dan helm olahraga.
- Polusi udara dan kondisi cuaca tertentu, terutama kelembaban tinggi.
- Menggunakan produk perawatan pribadi yang berminyak atau berminyak, seperti losion dan krim kental, atau bekerja di area yang

sering bersentuhan dengan minyak, seperti bekerja di restoran yang banyak minyak gorengnya.

- Stres, yang meningkatkan hormon kortisol. Efek samping dari suatu pengobatan. Mengatasi jerawat Anda.

2.2.3 Citra Digital

Citra digital merupakan representasi visual yang tersusun dari kumpulan elemen gambar terkecil yang disebut piksel (Medinah et al., 2020). Setiap piksel memiliki nilai intensitas yang merepresentasikan tingkat kecerahan atau warna tertentu pada gambar tersebut. Citra digital digunakan secara luas dalam berbagai bidang, seperti fotografi, industri kreatif, hingga bidang kesehatan. Pada pengolahan citra medis, citra digital sering digunakan untuk memvisualisasikan kondisi tubuh melalui teknologi pencitraan seperti X-ray, MRI, dan CT Scan. Informasi yang dihasilkan dari citra ini dapat membantu dokter dalam mendeteksi penyakit atau kondisi tertentu pada pasien. Citra digital juga sangat penting dalam aplikasi pengenalan wajah, pemetaan geografis, dan pengenalan objek, di mana analisis gambar digunakan untuk mengidentifikasi objek atau pola secara otomatis.

Komponen utama dari citra digital meliputi resolusi, kedalaman warna, dan dimensi citra. Resolusi mencerminkan jumlah piksel dalam suatu citra, yang menentukan seberapa detail citra tersebut. Kedalaman warna mengacu pada jumlah bit yang digunakan untuk merepresentasikan intensitas warna di setiap piksel, dengan semakin tinggi kedalaman warna, semakin banyak variasi warna yang dapat direpresentasikan. Dimensi citra, yang diukur dalam jumlah piksel horizontal dan vertikal, juga memengaruhi ukuran file dan ketajaman visual dari gambar.

Sebuah citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks, sebagai berikut :

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

Berdasarkan gambaran tersebut, secara matematis citra digital dapat dituliskan sebagai fungsi intensitas $f(x,y)$, dimana nilai x (baris) dan y (kolom) merupakan koordinat posisi dan $f(x,y)$ adalah nilai fungsi pada setiap titik (x,y) yang menyatakan besar intensitas citra atau tingkat keabuan atau warna dari piksel di titik tersebut. Pada proses digitalisasi (sampling dan kuantitas) diperoleh besar baris M dan kolom N hingga citra membentuk matriks $M \times N$ dan jumlah tingkat keabuan piksel (Fadjeri dkk., 2020).

2.2.3.1 Citra Berwarna

Pada citra berwarna, nilai intensitas dihasilkan dari kombinasi tiga saluran warna utama, yaitu merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue), atau yang dikenal sebagai model warna RGB (Ratna, 2020). Kombinasi dari ketiga warna ini menghasilkan berbagai variasi warna yang dapat dilihat dalam citra berwarna.

2.2.3.2 Citra Grayscale

Dalam citra grayscale, piksel hanya memiliki nilai intensitas antara 0 hingga 255, yang menunjukkan warna hitam hingga putih. Banyaknya warna tergantung pada jumlah bit yang disediakan di memori untuk menampung kebutuhan warna ini. Citra 2 bit mewakili 4 warna, citra 3 bit mewakili 8 warna, dan seterusnya. Semakin besar jumlah bit warna yang disediakan di memori, semakin halus gradasi warna yang terbentuk.

$$Grayscale = 0,2989 \times R + 0,5870 \times G + 0,1141 \times B \quad (2.2)$$

2.2.4 Image Processing

Pengolahan citra digital adalah ilmu yang mempelajari hal-hal berkaitan dengan perbaikan kualitas terhadap suatu gambar (meningkatkan kontras, perubahan warna, restorasi citra), transformasi gambar (translasi, rotasi transformasi, skala, geometrik), melakukan pemilihan citra ciri (feature images) yang optimal untuk tujuan analisis, melakukan penyimpanan data yang sebelumnya dilakukan reduksi dan kompresi, transmisi data, dan waktu proses data (Munantri dkk., 2019).

2.2.5 Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

2.2.5.1 Pengertian GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah metode yang digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur dari citra grayscale (Telaumbanua et al., 2021). Beberapa fitur penting dari tekstur, seperti kontras, homogenitas, energi, dan korelasi, yang dapat memberikan informasi tentang karakteristik permukaan atau pola di dalam citra. Metode ini banyak digunakan dalam aplikasi pengolahan citra (Rosiva Srg et al., 2022), termasuk klasifikasi gambar medis, pengenalan objek, dan analisis citra dalam penelitian biomedis.

2.2.5.2 Matriks GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan representasi dari hubungan spasial antara pasangan piksel dengan nilai intensitas tertentu dalam suatu citra grayscale. Matriks ini menghitung frekuensi kemunculan dua piksel dengan nilai intensitas spesifik pada jarak dan arah tertentu dalam sebuah citra. Hasil dari perhitungan ini membentuk sebuah matriks dua dimensi, di mana setiap elemen (i,j) dalam matriks menunjukkan seberapa sering piksel dengan intensitas i muncul bersama dengan piksel berintensitas j pada jarak dan arah yang ditentukan. Proses pembentukan matriks GLCM biasanya melibatkan beberapa parameter, yaitu:

1. Jarak (Distance): Jarak antar piksel yang dipertimbangkan dalam penghitungan. Misalnya, jarak 1 piksel berarti hanya piksel-piksel yang bersebelahan yang akan dihitung frekuensinya.
2. Arah (Direction): Arah pasangan piksel yang dihitung, yang biasanya mencakup empat orientasi: 0° (horizontal), 45° (diagonal), 90° (vertikal), dan 135° (diagonal lainnya).
3. Jumlah Level Keabuan (Gray Level): Jumlah level intensitas yang ada dalam citra grayscale. Pada citra 8-bit, misalnya, terdapat 256 level intensitas mulai dari 0 (hitam) hingga 255 (putih).
4. Setelah matriks GLCM terbentuk, beberapa fitur tekstur dapat dihitung dari matriks ini, seperti kontras, homogenitas, energi, entropi, dan

korelasi, yang memberikan informasi penting tentang karakteristik tekstur dari citra tersebut. Setiap fitur ini bergantung pada distribusi nilai intensitas piksel dalam matriks GLCM.

Sebagai contoh, jika suatu citra memiliki tekstur yang seragam, matriks GLCM akan menunjukkan frekuensi tinggi untuk nilai intensitas piksel yang serupa, sehingga menghasilkan nilai homogenitas yang tinggi. Sebaliknya, jika tekstur citra kasar atau memiliki perubahan intensitas yang tajam, nilai kontras dari matriks GLCM akan lebih besar.

Berikut adalah contoh sederhana pembentukan matriks GLCM dari citra kecil dengan nilai intensitas keabuan (gray levels) sebagai berikut:

| | 0 | 1 | 2 | 3 |
|----------|----------|----------|----------|----------|
| 0 | 0 | 1 | 1 | 2 |
| 1 | 0 | 1 | 2 | 3 |
| 2 | 1 | 2 | 3 | 3 |
| 3 | 2 | 3 | 3 | 3 |

Tabel 2. 1 Contoh Citra Grayscale 4x4

Dari citra di atas, kita bisa membangun matriks GLCM dengan jarak antar piksel = 1 dan arah horizontal (0°). Matriks ini akan menghitung seberapa sering piksel dengan nilai intensitas tertentu muncul berdampingan dengan piksel dengan nilai intensitas lainnya.

| | 0 | 1 | 2 | 3 |
|----------|----------|----------|----------|----------|
| 0 | 1 | 2 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 1 | 2 | 1 |
| 2 | 0 | 1 | 0 | 3 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 3 |

Tabel 2. 2 Matriks GLCM untuk Arah Horizontal

Matriks GLCM di atas menunjukkan bahwa terdapat 2 pasang piksel dengan intensitas 0 dan 1 yang muncul berdampingan secara horizontal, dan 3 pasang piksel dengan intensitas 3 dan 3 yang muncul berdampingan secara horizontal.

2.2.5.3 Parameter Tekstur GLCM

GLCM menentukan frekuensi kombinasi dari nilai kecerahan piksel yang ditentukan. Artinya, mewakili pembentukan frekuensi dari pasangan piksel. Properti GLCM dari sebuah gambar dinyatakan sebagai matriks dengan jumlah baris dan kolom yang sama seperti nilai abu-abu pada gambar. Elemen dari matriks ini tergantung pada frekuensi dua piksel yang ditentukan. Kedua pasangan piksel dapat bervariasi tergantung pada area terdekat mereka. Setelah mendapatkan hasil normalisasi matriks akan dijadikan sebagai input pengukuran probabilistic yang merepresentasikan fitur tekstur, terdapat empat Parameter tekstur yang sering digunakan dalam GLCM, adalah sebagai berikut (Agustina & Ardiansyah, 2020):

1. Kontras

Merupakan perhitungan yang berhubungan dari jumlah keberagaman intensitas *Grayscale*.

$$\sum_{x,y} (x - y)^2 p(x, y) \quad (2.3)$$

2. Korelasi

Memberikan petunjuk dengan adanya struktur linier dalam citra dengan menunjukkan ukuran ketergantungan linier derajat keabuan.

$$\sum_{x,y} \frac{(x - \mu_x)(y - \mu_y)p(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.4)$$

3. Homogen

Merupakan jumlah level keabuan sejenis dalam citra jika piksel semakin seragam maka *homogeneity* akan tinggi.

$$\sum_{x,y} \frac{p(x,y)}{1 + |x - y|} \quad (2.5)$$

4. Energi

Fitur tekstur dari Energi dipresentasikan terhadap ukuran konsentrasi dari pasangan intensitas dalam matriks. Semakin tinggi energi semakin tinggi juga nilai kemiripan.

$$\sum_{x,y} p(x,y)^2 \quad (2.6)$$

2.2.5.4 Tahapan GLCM

Tahapan yang dilakukan pada perhitungan GLCM adalah sebagai berikut:

1. Pembentukan matriks awal GLCM dari pasangan dua piksel yang berjajar sesuai dengan arah 0°, 45°, 90° atau 135°.
2. Membentuk matriks yang simetris dengan menjumlahkan matriks awal GLCM dengan nilai transposnya.
3. Menormalisasi matriks GLCM dengan membagi setiap elemen matriks dengan jumlah pasangan piksel.
4. Ekstraksi ciri.

2.2.5.5 Kelebihan dan Kekurangan GLCM

1. Kelebihan
 - Mendeteksi Pola Tekstur yang Halus: GLCM mampu mengidentifikasi pola tekstur yang tidak mudah dilihat oleh mata manusia, yang sangat berguna dalam analisis citra medis dan pengenalan objek.
 - Ekstraksi Fitur Tekstur yang Komprehensif: GLCM tidak hanya mendeteksi variasi intensitas, tetapi juga hubungan antara piksel-piksel yang berdekatan dalam arah dan jarak tertentu, memberikan gambaran tekstur yang lebih mendalam.
 - Banyak Digunakan dan Diterima Secara Luas: GLCM merupakan metode standar dalam pengolahan citra dan dikenal secara luas karena efektivitasnya dalam mengekstraksi fitur tekstur dari citra.
2. Kekurangan
 - Kompleksitas Perhitungan: Proses perhitungan GLCM dapat menjadi sangat kompleks dan memakan waktu, terutama jika ukuran citra besar atau terdapat banyak pasangan piksel yang harus dihitung.
 - Bergantung pada Parameter: Hasil dari GLCM sangat bergantung pada parameter seperti jarak antar piksel dan arah orientasi yang

digunakan, yang berarti hasil ekstraksi fitur dapat berbeda-beda tergantung pada pemilihan parameter.

- Tidak Efektif untuk Data Berwarna: GLCM biasanya diterapkan pada citra grayscale. Untuk citra berwarna, metode ini kurang optimal karena harus melakukan konversi ke grayscale, yang bisa menghilangkan informasi penting dari saluran warna lainnya.

2.2.6 Support Vector Machine (SVM)

2.2.6.1 Pengertian SVM

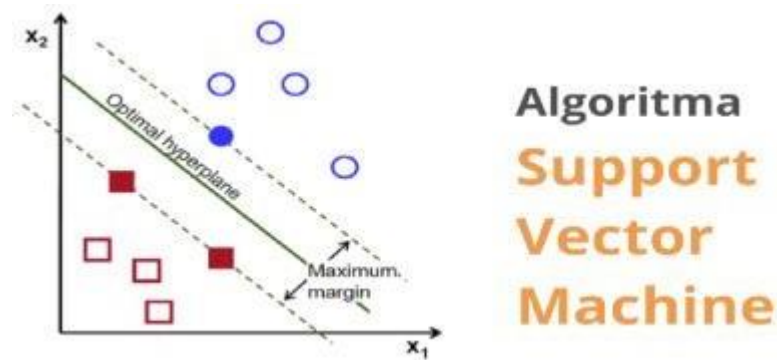
Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk masalah klasifikasi dan regresi. SVM bekerja dengan mencari hyperplane terbaik yang dapat memisahkan data ke dalam dua kelas atau lebih (Darmawan & Fauzan Dianta, 2023). Pada dasarnya, SVM bertujuan untuk menemukan hyperplane yang memaksimalkan margin atau jarak antara data dari kelas yang berbeda, sehingga data dari masing-masing kelas dapat dipisahkan dengan baik.

Hyperplane yang dipilih oleh SVM adalah yang memiliki margin maksimum, yaitu jarak terdekat antara hyperplane tersebut dengan titik-titik data dari kedua kelas (Adrian et al., 2021). Titik-titik data yang berada paling dekat dengan hyperplane disebut *support vectors*. *Support vectors* memainkan peran penting dalam menentukan posisi hyperplane yang optimal.

SVM tidak hanya dapat menangani data yang dapat dipisahkan secara linear, tetapi juga data yang tidak dapat dipisahkan secara linear. Untuk data non-linear, SVM menggunakan metode yang disebut kernel trick, yang mentransformasi data ke ruang dimensi yang lebih tinggi, sehingga memungkinkan data tersebut dipisahkan secara linear di ruang yang baru. Beberapa jenis kernel yang umum digunakan dalam SVM antara lain linear kernel, polynomial kernel, dan Radial Basis Function (RBF) kernel.

2.2.6.2 Cara Kerja SVM

Support Vector Machine (SVM) memiliki dua kelas, kelas pertama digambarkan dengan lingkaran berwarna biru dan kelas lainnya digambarkan dengan kotak merah. Namun, bidang pemisah terbaik tidak hanya dapat memisahkan data tetapi juga memiliki margin paling besar. Linearly separable data merupakan data yang dapat dipisahkan secara linier.



Gambar 2. 1 *Support Vector Machine (SVM)*

Untuk menentukan garis pemisah yang terbaik, algoritma SVM digunakan. Proses pertama yang dilakukan adalah menentukan titik-titik yang paling dekat dengan garis dari masing-masing kelas. Titik-titik tersebut dikenal dengan istilah support vector. Setelah support vector ditentukan, jarak antara garis dan support vector dihitung, di mana jarak ini disebut dengan margin. Tujuan utama dari algoritma SVM adalah untuk memaksimalkan margin tersebut, sehingga garis atau hyperplane yang dihasilkan dapat memisahkan kedua kelas secara optimal.

2.2.6.3 Kelebihan dan Kekurangan SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu algoritma yang sering digunakan dalam pemecahan masalah klasifikasi dan regresi (Obey Al Farobi, 2021). Meskipun SVM dikenal sebagai algoritma yang kuat dan efektif, ia juga memiliki kelebihan dan kekurangan yang perlu dipertimbangkan, terutama dalam konteks penerapannya pada berbagai jenis dataset.

1. Kelebihan SVM:

- Kinerja yang Efektif pada Data Berdimensi Tinggi

SVM sangat baik dalam menangani data berdimensi tinggi, di mana banyak algoritma lain kesulitan untuk menghasilkan model yang akurat. Dalam kasus di mana data memiliki banyak fitur, SVM mampu bekerja dengan baik tanpa risiko overfitting yang signifikan.

- Kemampuan Menangani Data yang Tidak Linear

Dengan penggunaan kernel trick, SVM dapat memetakan data non-linear ke ruang dimensi yang lebih tinggi sehingga menjadi linear dan dapat dipisahkan dengan hyperplane. Kernel seperti Radial Basis Function (RBF) dan polynomial memungkinkan SVM menangani masalah yang kompleks dengan lebih baik dibandingkan algoritma linear.

- Hyperplane dengan Margin Maksimum

SVM secara optimal memaksimalkan margin antara dua kelas, yang berarti bahwa garis pemisah atau hyperplane yang dihasilkan memiliki jarak maksimum dari titik-titik data yang paling dekat. Ini memberikan generalisasi yang lebih baik pada data yang tidak terlihat selama pelatihan.

- Efektif dalam Dataset dengan Kelas yang Terpisah Jelas

SVM menunjukkan performa yang sangat baik ketika dataset yang dihadapi memiliki kelas yang terpisah secara jelas. Algoritma ini secara efektif menghasilkan garis pemisah yang kuat antara kelas-kelas tersebut.

2. Kekurangan SVM:

- Waktu Komputasi yang Tinggi

SVM memerlukan waktu komputasi yang cukup lama, terutama ketika diterapkan pada dataset yang besar. Proses perhitungan yang melibatkan pengoptimalan margin dan pemilihan kernel dapat memakan waktu lebih lama dibandingkan algoritma lainnya.

- Tidak Efektif untuk Dataset Besar

Dalam skala yang besar, SVM dapat menjadi lambat, terutama ketika digunakan pada dataset dengan banyak sampel. Waktu pelatihan dan prediksi meningkat secara signifikan karena kompleksitas SVM tumbuh seiring dengan ukuran dataset.

- Sensitif terhadap Pemilihan Kernel

Kinerja SVM sangat bergantung pada pemilihan kernel yang tepat. Jika kernel yang digunakan tidak sesuai dengan karakteristik data, maka hasilnya mungkin kurang optimal. Proses pemilihan kernel yang tepat dapat menjadi tantangan dalam penerapan SVM.

2.2.7 *Confusion Matrix*

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi berdasarkan jumlah objek yang diprediksi dengan benar dan salah. Secara singkat, *confusion matrix* memberikan rincian tentang kesalahan dalam klasifikasi (Gorunescu, 2020).

| <i>Classification</i> | <i>Predicted Positive</i> | <i>Predicted Negative</i> |
|------------------------|----------------------------|----------------------------|
| <i>Actual Positive</i> | <i>True Positive (TP)</i> | <i>False Negative (FN)</i> |
| <i>Actual Negative</i> | <i>False Positive (FP)</i> | <i>True Negative (TN)</i> |

Tabel 2. 3 *Confusion Matrix*

Dalam pengukuran kinerja confusion matrix terdapat empat bagian untuk mengidentifikasi suatu prediksi, berikut diantaranya:

1. TP (*True Positive*) adalah jumlah data dengan nilai aktual positif dan nilai prediksi positif
2. TN (*True Negative*) adalah jumlah data dengan nilai actual positif dan nilai prediksi negatif
3. FP (*False Positive*) adalah jumlah data dengan nilai actual negatif dan nilai prediksi positif
4. FN (*False Negative*) adalah jumlah data dengan nilai actual negatif dan nilai prediksi negatif

Pada klasifikasi biner terdapat beberapa nilai evaluasi yang sering digunakan. Dapat dilihat berdasarkan nilai confusion matrix (Sokolova & Lapalme, 2021):

Accuracy (ACC) adalah efektivitas keseluruhan dari hasil klasifikasi

$$accuracy (\%) = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (2.7)$$

Precision (PREC) merupakan presentase dari label data dengan label positif yang diberikan oleh klasifikasi

$$precision (\%) = \frac{FN}{(FP+FN)} \quad (2.8)$$

Recall (REC) atau *sensitivity* adalah efektivitas dari pengklasifikasi dalam mengidentifikasi label positif

$$recall (\%) = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (2.9)$$

BAB III

METDEDOLOGI

3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimen. Menurut Sugiyono (2019: 111) metode penelitian eksperimen adalah metode penelitian yang dilakukan dengan percobaan, yang merupakan metode kuantitatif. Metode ini dipilih karena tujuan dari penelitian adalah untuk menguji dan menganalisis klasifikasi jenis Acne Vulgaris berdasarkan fitur tekstur dari citra yang diolah menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan diklasifikasikan menggunakan Support Vector Machine (SVM).

3.2 Sumber Data Penelitian

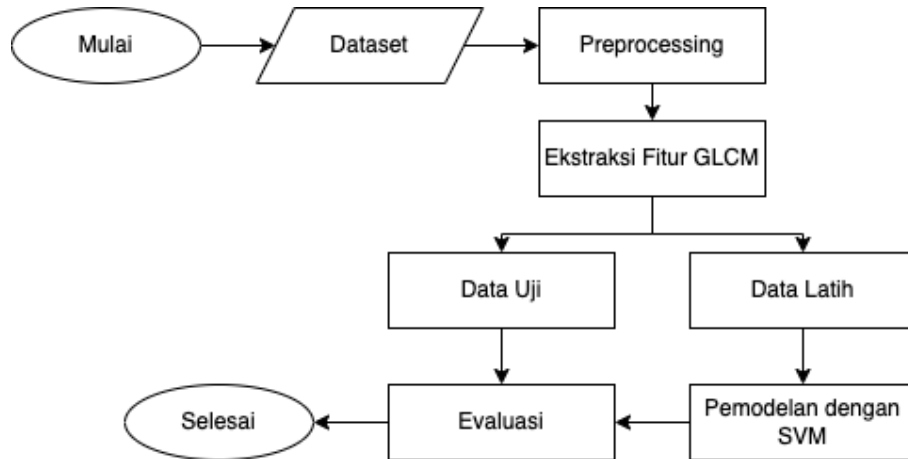
Dalam tahapan ini, banyak cara yang dapat dilakukan untuk mendapatkan data. Jenis data dapat dibedakan menjadi dua, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer adalah data yang dikumpulkan langsung oleh penulis melalui observasi, wawancara, kuesioner, atau hasil pengujian. Data sekunder adalah data yang diambil dari sumber yang sudah ada, seperti jurnal, buku, atau dokumen-dokumen resmi lainnya.

Pada penelitian ini sendiri menggunakan data sekunder. Diambil dari sumber berupa dataset dari Kaggle. Kaggle, anak perusahaan dari Google LLC, adalah komunitas online untuk para data scientist dan praktisi dari machine learning. Kaggle memungkinkan pengguna untuk menemukan dan menerbitkan dataset, menjelajahi dan membangun model dalam lingkungan data-science berbasis web, bekerja dengan para data scientist dan insinyur machine learning, dan mengikuti kompetisi untuk memecahkan tantangan data science.

3.3 Metode Penelitian

Menurut Sugiyono (2019:2), metode penelitian merupakan cara ilmiah untuk mendapatkan data dengan tujuan dan kegunaan tertentu. Metode Penelitian berhubungan erat dengan procedure, teknik, alat serta desain penelitian yang digunakan. Desain penelitian harus cocok dengan

pendekatan penelitian yang dipilih. Prosedur, teknik, serta alat yang digunakan dalam penelitian harus cocok pula dengan metode penelitian yang ditetapkan.



Gambar 3. 1 Metode Penelitian

3.2.1 Dataset

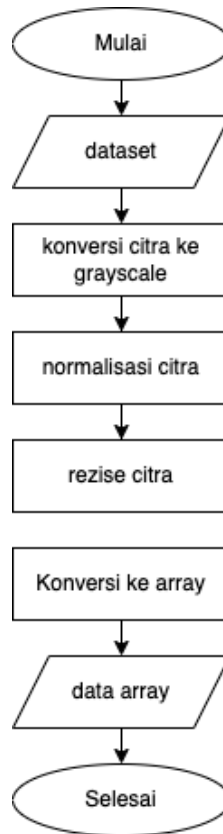
Penelitian ini menggunakan data citra acne vulgaris yang terdiri dari 351 citra dan 5 kelas. Adapun sumber dataset yang digunakan yaitu <https://www.kaggle.com/datasets/dinartas/skin90?resource=download>. Berikut merupakan sampel dataset yang akan digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 3. 2 Sampel Dataset

3.2.2 *Preprocessing*

Preprocessing merupakan tahap penting dalam penelitian ini karena memastikan bahwa data citra yang digunakan memiliki kualitas yang memadai untuk diekstraksi fitur-fitur teksturnya.



Gambar 3. 3 *Preprocessing*

Proses preprocessing dalam penelitian ini melibatkan beberapa langkah berikut:

1. Konversi Gambar ke Grayscale

Data citra yang diperoleh dari dataset terdiri dari gambar berwarna. Langkah pertama dalam *preprocessing* adalah mengkonversi citra tersebut menjadi grayscale. Konversi ini dilakukan karena fitur tekstur yang diukur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) lebih efektif ketika diterapkan pada citra grayscale, di mana intensitas piksel dinyatakan dalam satu kanal warna (0 hingga 255).

2. Normalisasi Citra

Setelah dikonversi menjadi grayscale, citra di-normalisasi untuk menyesuaikan rentang nilai piksel. Proses normalisasi ini bertujuan untuk mengurangi variasi yang tidak relevan dalam intensitas piksel akibat pencahayaan atau kualitas gambar yang bervariasi. Normalisasi dilakukan dengan mengatur rentang nilai piksel sehingga seluruh gambar memiliki distribusi intensitas yang seragam.

3. Resizing (Penyesuaian Ukuran Citra)

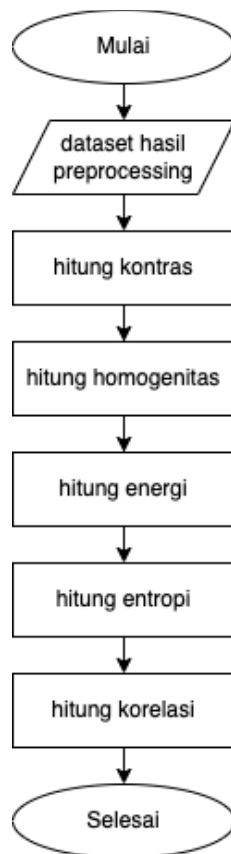
Setelah penghapusan noise, citra di-resize atau diubah ukurannya untuk memastikan semua gambar memiliki dimensi yang seragam. Tahapan resizing pada normalisasi dilakukan dengan tujuan menyesuaikan ukuran citra latih & citra uji. Perubahan ukuran citra dapat menghasilkan citra yang lebih besar maupun lebih kecil dari citra asli.

4. Konversi ke array

Setelah melakukan perubahan ukuran citra, selanjutnya yaitu citra di konversi ke array untuk mempermudah ekstraksi fitur.

3.2.3 Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur merupakan proses penting dalam penelitian ini untuk mengubah citra menjadi representasi numerik yang dapat dianalisis oleh algoritma klasifikasi. Fitur yang diekstraksi dalam penelitian ini didasarkan pada tekstur citra menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). GLCM adalah matriks yang menghitung frekuensi dua piksel dengan nilai intensitas tertentu yang muncul bersama pada jarak dan arah tertentu di dalam citra grayscale. Berikut merupakan tahapan dari ekstraksi fitur dengan GLCM.



Gambar 3. 4 Ekstraksi Fitur

1. Kontras

Fitur kontras mengukur perbedaan antara piksel yang berdekatan dalam sebuah citra. Nilai kontras yang tinggi menunjukkan perbedaan yang signifikan antara piksel tetangga, sedangkan nilai kontras rendah menunjukkan homogenitas antar piksel. Dalam studi kasus ini, area yang memiliki tekstur yang lebih kasar atau tidak rata akan memiliki nilai kontras yang tinggi

2. Homogenitas

Homogenitas mengukur seberapa seragam nilai piksel di dalam citra. Jika piksel yang berdekatan memiliki nilai yang mirip, nilai homogenitas akan tinggi. Pada gambar acne vulgaris, kulit yang halus dan rata akan memiliki nilai homogenitas yang lebih tinggi dibandingkan area yang memiliki bintik atau jerawat.

3. Energi

Energi adalah ukuran kehalusan citra, yang merepresentasikan keseragaman atau pola yang berulang dalam citra. Nilai energi yang tinggi menunjukkan adanya pola yang teratur dalam citra, sedangkan nilai yang rendah menunjukkan citra yang lebih acak. Area dengan tekstur yang halus atau berulang cenderung memiliki nilai energi yang tinggi.

4. Entropi

Entropi mengukur ketidakberaturan atau kompleksitas citra. Nilai entropi yang tinggi menunjukkan ketidakpastian atau kerumitan yang besar dalam distribusi piksel, sedangkan nilai yang rendah menunjukkan keteraturan. Pada citra acne vulgaris, area dengan jerawat yang meradang atau tidak teratur akan memiliki nilai entropi yang lebih tinggi dibandingkan kulit yang sehat.

5. Korelasi

Korelasi mengukur sejauh mana intensitas piksel dalam citra berkorelasi satu sama lain, khususnya antara piksel yang berdekatan. Nilai korelasi yang tinggi menunjukkan hubungan linier yang kuat antar piksel, sedangkan nilai rendah menunjukkan hubungan yang lemah atau acak. Pada kulit yang merata, nilai korelasi akan lebih tinggi dibandingkan dengan kulit yang memiliki tekstur tidak rata seperti acne vulgaris.

3.2.4 Pembagian Dataset

Dalam penelitian ini, dataset yang terdiri dari 351 citra Acne Vulgaris akan dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data). Pembagian ini penting untuk melatih model pembelajaran mesin serta mengevaluasi performanya. Dengan pemisahan ini, model dapat mempelajari pola dari data yang tersedia dan diuji menggunakan data yang tidak dilihat sebelumnya.

Data latih (training data) digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola-pola penting dalam citra Acne Vulgaris. Model memanfaatkan data ini untuk belajar dan menyesuaikan parameter-parameter yang digunakan dalam proses klasifikasi. Sedangkan data uji (testing data) berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model setelah pelatihan

selesai. Data uji ini tidak digunakan selama proses pelatihan, sehingga dapat memberikan gambaran yang objektif tentang seberapa baik model dapat menggeneralisasi prediksinya terhadap data baru.

| Proporsi | Data Latih | Data Uji |
|----------|------------|----------|
| 80:20 | 281 | 70 |
| 75:25 | 263 | 88 |
| 70:30 | 246 | 105 |

Tabel 3. 1 Pembagian Data Training dan Data Testing

3.2.5 Pemodelan dengan SVM

Pada tahap ini dilakukan pemodelan klasifikasi menggunakan SVM classifier dengan menggunakan *Grid Search Cross-Validation* (Grid Search CV) untuk optimasi parameter, di mana digunakan *cross-validation* (CV) sebanyak 5 kali (CV=5). Grid Search CV digunakan untuk menemukan kombinasi parameter yang optimal, termasuk parameter C (regularization) dan gamma (untuk kernel *Radial Basis Function* - RBF), sehingga model dapat memisahkan jenis acne vulgaris secara akurat. Penelitian ini menggunakan parameter default dari *jcopml svm.params*. Setelah parameter optimal ditemukan melalui proses ini, model dilatih menggunakan data latih dan dievaluasi menggunakan data uji untuk mendapatkan performa klasifikasi yang diukur melalui akurasi, precision, recall, dan F1-score.

3.2.6 Evaluasi

Pada tahapan ini, peneliti menggunakan confusion matrix untuk menentukan jumlah prediksi yang benar dan salah dari beberapa kelas yang digunakan. Selain itu, peneliti juga dapat menghitung akurasi, presisi, recall dan f1 score dari hasil matriks tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- Adrian, M. R., Putra, M. P., Rafialdy, M. H., & Rakhmawati, N. A. (2021). **Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB.** *Jurnal Informatika Upgris*, 7(1). <https://doi.org/10.26877/jiu.v7i1.7099>
- Anti Acne Series 1: Anatomi dan Jenis Kulit Wajah <http://blog.estetiderma.co.id/blog/anti-acne-series-1-anatomi-dan-jenis-kulit-wajah>
- Dadang Iskandar Mulyana, & Riyanti Wibowo, D. (2023). **Implementasi Tingkat Kematangan Buah Monk Dengan Menggunakan Ekstraksi Gray-Level Co-Occurrence Matrix (Glcm) Dan Support Vector Machine (Svm).** *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains (Jinteks)*, 5(3), 334–339. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v5i3.2512>
- Darmawan, Z. M. E., & Fauzan Dianta, A. (2023). **Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM.** *Online) Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 13(1).
- Medinah, Debi Razabni Erika, & Sinar Sinurat. (2020). **Analisa dan Perbandingan Algoritma Otsu Thresholding dengan Algoritma Region Growing Pada Segmentasi Citra Digital.** *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 2(1).
- Napulun, K., Rahman, A. Y., Informatika, T., Malang, U. W., Malang, K., Adat, S., & Ape, I. (2024). **Klasifikasi jenis sarung adat ile ape menggunakan glcm dan svm.** 8(4), 7196–7203.
- Obey Al Farobi. (2021). **Implementasi Metode Support Vector Machine (Svm) Untuk Mengetahui Respon Masyarakat Indonesia Terhadap Implementasi Metode Support Vector Machine (Svm) Untuk Mengetahui Respon Masyarakat Indonesia Terhadap.** *Repository.Uinjkt.Ac.Id*.
- Ratna, S. (2020). **Pengolahan Citra Digital dan Histogram dengan Phytion dan Text Editor Phycharm.** *Technologia: Jurnal Ilmiah*, 11(3). <https://doi.org/10.31602/tji.v11i3.3294>
- Rosiva Srg, S. A., Zarlis, M., & Wanayumini, W. (2022). **Identifikasi Citra Daun dengan GLCM (Gray Level Co-Occurence) dan K-NN (K-Nearest Neighbor).** *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(2), 477–488. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i2.1572>
- Sari, Y., Baskara, A. R., & Wahyuni, R. (2021). **Classification of Chili Leaf Disease Using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and the Support**

Vector Machine (SVM) Methods. 2021 6th International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2021.
<https://doi.org/10.1109/ICIC54025.2021.9632920>

Telaumbanua, K., Butar-Butar, F., & Shania Bilqis, P. (2021). **Identifikasi Sampah Berdasarkan Tekstur dengan Metode GLCM dan GLRLM Menggunakan Improved KNN.** In *Journal of Computer Science and Information Technology E-ISSN* (Vol. 1, Issue 2).

Teresa, A. (2020). *Akne Vulgaris Dewasa: Etiologi, Patogenesis dan Tatalaksana Terkini.*