

**PERBANDINGAN METODE LEARNING VECTOR QUANTIZATION
DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM MENGLASIFIKASI
PENYAKIT DAUN TEH MENGGUNAKAN
EKSTRAKSI FITUR SIFT**

SKRIPSI

OLEH :

MUTIA ULFA

178160063



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

MEDAN

2023

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 13/7/23

Access From (repository.uma.ac.id)13/7/23

**PERBANDINGAN METODE LEARNING VECTOR QUANTIZATION
DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM MENGLASIFIKASI
PENYAKIT DAUN TEH MENGGUNAKAN
EKSTRAKSI FITUR SIFT**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh

Gelar Sarjana (S1) di Fakultas Teknik

Universitas Medan Area

OLEH :

MUTIA ULFA

178160063

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

MEDAN

2023

ii

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 13/7/23

Access From (repository.uma.ac.id)13/7/23

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Perbandingan Metode Learning Vector Quantization dan Support Vector Machine Dalam Mendeteksi Penyakit Daun Teh Menggunakan Ekstraksi Fitur SIFT

Nama : Mutia Ulfa


NPM : 178160063

Fakultas : Teknik

Prodi : Informatika

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing


Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M.Kom
Pembimbing I


Muhathir, S.T, M.Kom
Pembimbing II


Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M.Kom
Dekan Fakultas Teknik


Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M.Kom
Ket. Ibbdi

Tanggal Lulus : 23 Februari 2023

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar sarjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah. Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksi-sanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku, apabila dikemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.



Medan, 9 Maret 2023



Mutia Ulfa

178160063

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai civitas akademika Universitas Medan Area, Saya yang bertanda tangan dibawah ini.

Nama : Mutia Ulfa
NPM : 178160063
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area Hak Bebas Royalti Noneksklusif (Non-exclusive Royalty-Free Right) atas karya ilmiah saya yang berjudul :

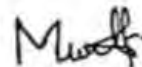
Perbandingan Metode Learning Vector Quantization dan Support Vector Machine dalam Mengklasifikasi Penyakit Daun Teh Menggunakan Ekstraksi Fitur SIFT

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan memublikasikan tugas akhir/skripsi/tesis saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan

Pada tanggal : 9 Maret 2023

Yang menyatakan

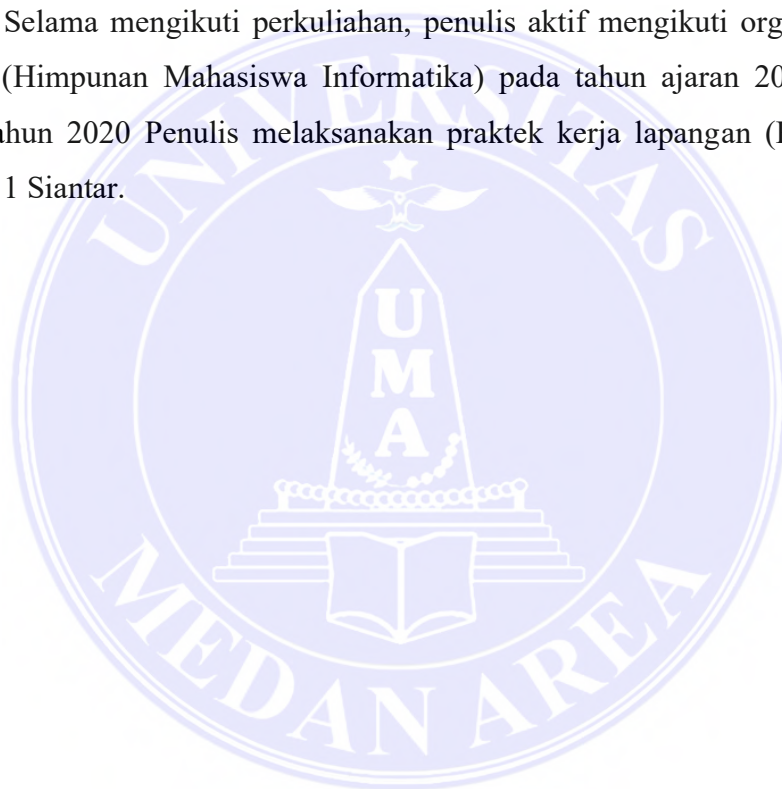


(Mutia Ulfa)

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Medan Pada tanggal 08 Juni 1999 dari Bapak Ahmad Zaidin Kamal dan Ibu Siti Mariam. Penulis merupakan anak ke-lima (5) dari lima (5) bersaudara. Tahun 2017 Penulis lulus dari SMK Swasta Imelda Medan dan pada tahun 2017 terdaftar sebagai mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Selama mengikuti perkuliahan, penulis aktif mengikuti organisasi seperti HMIF (Himpunan Mahasiswa Informatika) pada tahun ajaran 2019/2020. Dan pada tahun 2020 Penulis melaksanakan praktek kerja lapangan (PKL) di SMK Negeri 1 Siantar.



ABSTRAK

Produktifitas teh sangat bergantung pada daun teh sehat yang merupakan komponen utama pada olahan teh. Namun, tanaman teh sangat rentan terhadap segala jenis gangguan, salah satu gangguan tersebut adalah hama yang menyebabkan penyakit pada daun teh, hama tersebut yaitu helopeltis. Merupakan jenis hama yang menyerang pucuk daun muda dengan cara menusuk bagian yang akan diserang, kemudian bekas tusukan dari silet tersebut akan menunjukkan gejala berupa bercak- bercak yang tidak beraturan. Berdasarkan keunikan pola kerusakan pada daun teh tersebut maka pada penelitian ini mengujicoba klasifikasi jenis penyakit daun teh dengan metode *Support Vector Machine* dan *Learning Vector Quantization* serta memanfaatkan ekstraksi fitur SIFT. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan akurasi terbaik dengan perbandingan *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine* menggunakan ekstraksi fitur SIFT pada klasifikasi penyakit daun teh. Tingkat akurasi yang dihasilkan oleh metode *Support Vector Machine* adalah 98% dengan *Precision* 99%, *Recall* 98%, *F1-Score* 98%, *F2-Score* 98%, *Jacard Score* 97%. Sedangkan tingkat akurasi yang dihasilkan oleh *Learning Vector Quantization* yaitu akurasi sebesar 96%, *Precision* 98%, *Recall* 97%, *F1-Score* 97%, *F2-Score* 96%, *Jacard Score* 94%.

Kata Kunci : *Daun Teh, LVQ, SVM, SIFT.*

ABSTRACT

Tea Productivity is highly dependent on healthy tea leaves which are the main components of processed tea. However, the tea plants is very susceptibl to all kinds of disturbances, one of these disturbances is a pest that causes disease on tea leaves, the pest is helopeltis. Is a type pest that attacks young leaf shoots by piercing the part to be attacked, then the puncture mark from the razor wiil show symptoms in the form of irregular spots. Based on the uniqueness of the tea leaf damage pattern, this study tested the classification of tea leaf diseases using the Support Vector Machine method and Learning Vector Quantization and utilizing SIFT feature extraction. The purpose of this research is to find the best accuracy by comparing Learning Vector Quantization and Support Vector Machine using feature extraction in tea leaf disease classification. The level of accuracy produced by the Support Vector Machine method is 98%, Precision 99%, Recall 98%, F1-Score 98%, F2-Score 98%, Jacard Score 97%. While the level of accuracy produced by Learning Vector Quantization is an accuracy of 96%, Precision 98%, Recall 97%, F1-Score 97%, F2-Score 96%, Jacard Score 94%.

Keywords : *Tea Leaves, LVQ, SVM, SIFT.*

KATA PENGANTAR

Puji dan Syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas karunia dan hidayah-Nya, sehingga penulis bisa menyelesaikan Tugas Akhir dengan baik yang berjudul “ Perbandingan Metode Learning Vector Quantization Dan Support Vector Machine Dalam Mendeteksi Penyakit Daun Teh Menggunakan Ekstraksi Fitur SIFT”. Tujuan dari penulisan laporan ini adalah sebagai syarat dalam menyelesaikan Tugas Akhir Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.

Pada kesempatan ini, penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan, arahan serta bimbingan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan sebaik-baiknya. Oleh karena itu penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa, atas karunia dan hidayah-Nya skripsi ini dapat terselesaikan.
2. Kedua Orang Tua serta abang dan kakak-kakak saya yang telah mendukung, memberikan semangat, motivasi dan banyak perhatian serta memenuhi segala kebutuhan saya selama masa penyusunan Tugas Akhir/skripsi ini.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika.
4. Bapak Dr. Rahmad Syah, S.Kom., M.Kom., selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area Dan Pembimbing I Tugas Akhir.
5. Ibu Susilawati S.Kom, M.Kom selaku Wakil Dekan.
6. Bapak Muhathir, S.T, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II Tugas Akhir.
7. Seluruh dosen Teknik Informatika yang selama ini telah membekali penulis dengan ilmu-ilmu yang semoga di suatu hari nanti dapat digunakan dengan baik.
8. Teman-teman seperjuangan yang telah berupaya untuk membantu dan memberikan dukungan.

9. Seluruh Pihak yang tidak dapat saya sebutkan satu persatu yang terlibat dalam penyusunan Tugas Akhir ini hingga dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir dan penyusunan laporan ini masih belum sempurna dikarenakan pengetahuan dan pengalaman penulis, untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari pembaca untuk pengembangan selanjutnya.

Medan, 9 Maret 2023



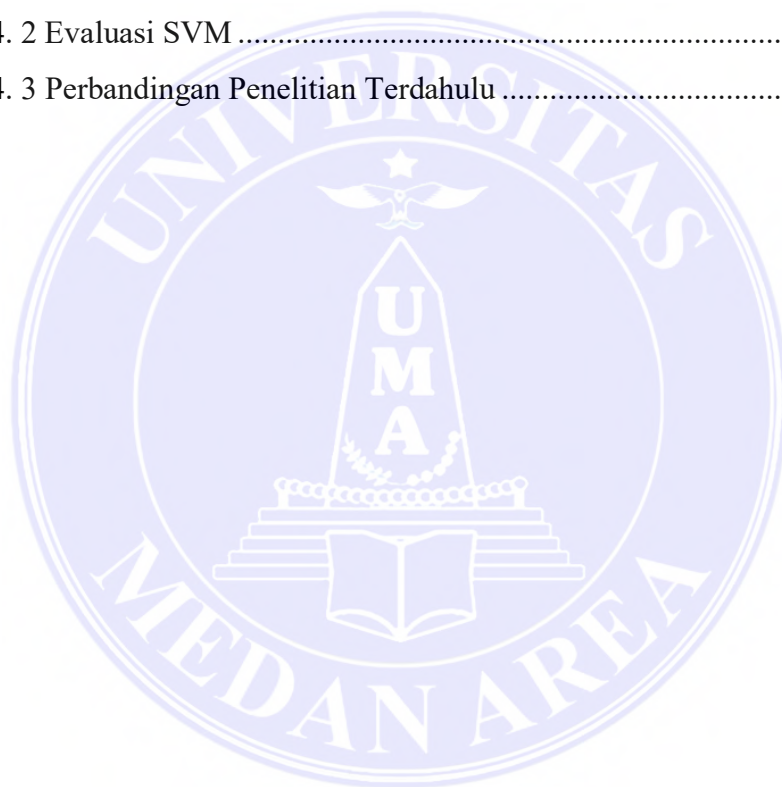
DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR.....	v
RIWAYAT HIDUP.....	vi
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	viii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB I.....	1
PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
1.6 Metodologi Penelitian.....	5
BAB II.....	7
LANDASAN TEORI.....	7
2.1 Jaringan Syaraf Tiruan.....	7
2.2 <i>Learning Vector Quantization</i>	8
2.3 <i>Support Vector Machine</i>	10
2.4 Scale Invariant Feature Transform (SIFT).....	12
2.5 Penyakit Daun Teh.....	14
2.5.1 Helopeltis.....	14
2.6 Penelitian Sebelumnya.....	15
BAB III.....	18
METODOLOGI PENELITIAN.....	18
3.1 Alat dan Bahan Penelitian.....	18
3.2 Diagram Alur Penelitian.....	19

3.3 Metode Pengumpulan Data	20
3.4 Pembagian Data	20
Tabel 3.4 Pembagian data <i>training</i> dan data <i>testing</i>	21
3.5 Analisis Data	21
3.6 Pra-pemrosesan Data	22
3.7 Confusion Matrix	23
3.8 Model Evaluasi	24
3.9 ROC Curve	25
BAB IV	26
HASIL DAN PEMBAHASAN	26
4.1 Hasil	26
4.1.1 Ilustrasi Data	26
4.1.2 Ekstraksi Fitur SIFT	26
4.1.3 Confusion Matrix	27
4.1.5 Klasifikasi ROC Curve	30
4.2 Pembahasan	31
BAB V	34
KESIMPULAN DAN SARAN	34
5.1 Kesimpulan	34
5.2 Saran	34
DAFTAR PUSTAKA	35

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Sebelumnya.....	15
Tabel 3. 1 Perangkat Keras	18
Tabel 3. 2 Perangkat Lunak	18
Tabel 3. 3 Pembagian Data Daun Teh	21
Tabel 3. 4 Pembagian Data Training dan Data Testing	21
Tabel 3. 5 Confusion Matrix	24
Tabel 4. 1 Evaluasi LVQ.....	29
Tabel 4. 2 Evaluasi SVM	29
Tabel 4. 3 Perbandingan Penelitian Terdahulu	32



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur LVQ	9
Gambar 2. 2 Ilustrasi pembagian SVM 1.....	10
Gambar 2. 3 Ilustrasi Pembagian SVM 2.....	11
Gambar 2. 4 Ilustrasi Keypoint SIFT	13
Gambar 2. 5 Daun terserang hama <i>helopeltis</i>	14
Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian.....	19
Gambar 3. 2 Data Daun.....	22
Gambar 3.3 Pengolahan Data Citra Daun.....	23
Gambar 4. 1 Ilustrasi gambar menjadi array.....	26
Gambar 4. 2 Daun teh <i>helopeltis</i>	26
Gambar 4. 3 Daun teh sehat	27
Gambar 4.4 Confusion Matrix LVQ.....	28
Gambar 4. 5 Confusion Matrix SVM.....	28
Gambar 4. 6 ROC Curve LVQ.....	30
Gambar 4. 7 ROC Curve SVM	31



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Teh (*Camelia Sinesis*) adalah salah satu minuman tertua di dunia yang telah ditemukan sekitar tahun 2700 sebelum masehi, merupakan jenis minuman yang sangat banyak dikonsumsi di seluruh dunia (Chang, 2015). Minuman yang sangat terkenal di berbagai negara ini diyakini oleh banyak masyarakat karena dengan mengkonsumsi teh maka akan mendapatkan nilai lebih untuk kesehatan mereka (Fadila, 2022).

Produktifitas teh sangat bergantung pada daun teh sehat yang merupakan komponen utama pada olahan teh. Namun, tanaman teh sangat rentan terhadap segala jenis gangguan, salah satu gangguan tersebut adalah hama yang menyebabkan penyakit pada daun teh. Hampir seluruh bagian tanaman teh menjadi sasaran infeksi dari sejumlah penyakit tanaman yang dapat menurunkan kualitas produksi, sehingga dibutuhkan usaha dalam pengendalian penyakit secara tepat (Prabowo, 2020).

Ada berbagai jenis penyebab dari rusaknya daun teh, salah satunya adalah dari hama. Hama merupakan hewan-hewan yang berukuran kecil merusak tanaman seperti ulat, serangga, keong dan lainnya (Monawati, Rhomadhoni, & Hanik, 2021). Hewan tersebut merusak tanaman dengan cara memakan bagian daun atau menghisap sari-sari pada daun. Terdapat berbagai jenis hama pada daun teh, salah satunya adalah *helopeltis*. *Helopeltis* merupakan jenis hama yang menyerang pucuk, daun muda serta ranting-ranting muda dengan cara memasukkan siletnya ke bagian yang akan diserang untuk menghisap sel daun kemudian mengeluarkan air liur yang beracun, menyebabkan kerusakan di sekitar jaringan tanaman yang ditusuknya. Bekas tusukan dari silet tersebut akan menunjukkan gejala berupa bercak-bercak yang tidak beraturan (Sacita & Naim, 2021).

Berdasarkan keunikan pola kerusakan pada daun teh yang disebabkan oleh hama *helopeltis*, maka pada penelitian ini mengujicoba klasifikasi jenis penyakit daun teh dengan membandingkan dua algoritma *machine learning* yaitu *Support*

Vector Machine dan *Learning Vector Quantization* serta memanfaatkan ekstraksi fitur SIFT.

Penggunaan metode LVQ dan SVM dikenal sangat unggul dalam mengklasifikasi suatu permasalahan dalam sebuah penelitian, oleh karena itu peneliti memilih kedua algoritma tersebut dalam mengklasifikasi penyakit daun teh dengan memanfaatkan ekstraksi fitur SIFT. Penelitian terkait sistem seperti ini telah dilakukan oleh beberapa penelitian sebelumnya. Pada penelitian (Awanda, Rismawan, & Midyanti, 2018) menggunakan metode LVQ dalam klasifikasi anggrek berdasarkan warna, mendapatkan hasil akurasi sebesar 73,33% menggunakan 30 data pengujian. Hasil penelitian dari (Kette, Sina, & Djah, 2017) mendapatkan tingkat akurasi tertinggi 90% dalam identifikasi tanda tangan tulisan tangan offline menggunakan pola biner lokal dan pola biner lokal invarian rotasional menggunakan LVQ. Penelitian serupa mengenai LVQ juga dilakukan oleh (Ningsih, Buono, Musthofa, & Haryanto, 2021) dalam Klasifikasi Citra Daging Campuran Berdasarkan Karakter Warna dan Tekstur menghasilkan persentase sebesar 85%.

Dalam penelitian sebelumnya menggunakan *Support Vector Machine* dilakukan oleh (Mawaddah, Aditama, Mufid, Islamiya, & Wulandari, 2022) pada klasifikasi pengenalan rimpang menghasilkan akurasi 85%. Penelitian selanjutnya mengenai SVM juga dilakukan oleh (Chusna, Salahuddin, Riyanto, & Alexander, 2022) dalam klasifikasi jamur yang layak dikonsumsi menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 83%. Dilanjut dengan penelitian dari (Peryanto, Yudhana, & Umar, 2022) dalam klasifikasi gambar bunga menghasilkan akurasi 78%.

Penelitian mengenai daun dilakukan oleh (Kaur & Devendran, 2021) mengenai deteksi penyakit daun. Pada penelitian ini menghasilkan Akurasi 92,13% telah diamati pada *Bell Pepper* (2 kategori), 95,66% pada Kentang (3 kategori) dan 90,23% pada Tomat (10 kategori). Berikutnya mengenai deteksi penyakit daun menggunakan *deep learning* yang dilakukan oleh (Ramkumar, T. M, Prabu, & Sabarivani, 2021) menunjukkan efisiensi algoritma bekerja dengan tingkat akurasi sekitar 99%. Peneliti (M. Roy & Bhaduri, 2021) juga membuat

penelitian mengenai deteksi penyakit tumbuhan mendapatkan hasil yaitu *precision* sebesar 91,2% dan *F1-Score* sebesar 95,9%.

Penelitian mengenai ekstraksi fitur SIFT telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya, seperti (Akbar & Sunarmi, 2018) dalam pengenalan produk dengan pencocokan citra menggunakan SIFT didapatkan hasil akurasi *precision* sebesar 48.89 dan tingkat akurasi *recall* dengan nilai 65.56%. Tingkat akurasi SIFT menurun apabila bertambah jumlah produk.

Penelitian lainnya mengenai bagian dalam mendeteksi citra daun, (Kusumadewa & Supatman, 2018) melakukan penelitian dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* menghasilkan kinerja terbaik sebesar 95,45%. Sedangkan menurut (Oktaria, Syafitri, Rafi, & Afendi, 2021) menggunakan metode *Support Vector Machine* dalam klasifikasi Enam Tumbuhan *Zingiberaceae* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%. Pada bagian Ekstraksi Fitur menggunakan metode SIFT (Miftahuddin, Fahrudin, & Prayoga, 2020) membuat penelitian mengenai deteksi kendaraan bermotor di jalan raya dan mendapatkan hasil kinerja sistem yaitu pada kondisi siang hari mendapat nilai presisi rata-rata 100%, nilai recall 54%, dan nilai akurasi 78%.

Berdasarkan penelitian terdahulu, fitur SIFT dapat mengekstrak data dengan baik, metode LVQ mampu mengklasifikasi data dengan hasil yang optimal serta metode SVM yang juga sangat baik dalam mengklasifikasi data. Maka dalam penelitian ini akan membandingkan dua algoritma *machine learning* yaitu SVM dan LVQ untuk menyelesaikan permasalahan dalam klasifikasi penyakit daun teh menggunakan ekstraksi fitur SIFT. Dengan demikian, deteksi pada penyakit daun teh dapat dikenali melalui tekstur dan diharapkan dapat menghasilkan metode yang lebih baik diantara keduanya dalam mendeteksi citra tersebut.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah :

Bagaimana menganalisis kinerja dari metode *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine* dengan memanfaatkan ekstraksi fitur SIFT ?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan akurasi terbaik dengan perbandingan *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine* menggunakan ekstraksi fitur SIFT pada klasifikasi penyakit daun teh.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dalam penelitian ini adalah :

1. Dapat memberi ide atau pengetahuan dalam menganalisis perbandingan metode LVQ dan SVM dengan ekstraksi fitur SIFT pada penyakit daun teh.
2. Mendapatkan wawasan dan pengalaman mengenai jenis penyakit pada daun teh.
3. Untuk pengembangan ilmu pengetahuan di bidang Teknik Informatika dan Ilmu Komputer serta dalam bidang Pertanian.
4. Sebagai salah satu bahan dalam penulisan skripsi, guna memenuhi persyaratan dalam mendapatkan gelar sarjana di Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

1.5 Batasan Masalah

Untuk lebih memfokuskan penelitian ini, maka diberikan batasan masalah sebagai berikut :

1. Citra yang digunakan adalah daun teh sehat dan yang terserang penyakit helopeltis dengan menggunakan jenis daun teh yaitu teh gambung.
2. Klasifikasi citra yang digunakan yaitu Algoritma *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine*.
3. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*).
4. *Tools* pemrograman menggunakan Jupyter Notebook (conda) dengan bahasa pemrograman Python.

5. Format sampel citra yang digunakan yaitu .JPG
6. Perangkat yang digunakan dalam pengambilan citra yaitu menggunakan kamera ponsel pintar Samsung Galaxy A10 dengan resolusi 13Mp dan jarak pengambilan citra daun teh kurang dari 30cm.

16 Metodologi Penelitian

1. *Planning*

Penyusunan jadwal mengenai pengambilan data, pembuatan sistem, pengolahan serta hasil akhir dan seluruhnya yang berhubungan dengan proposal ini

2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini meliputi hal-hal yang berkaitan dengan penyakit daun teh. Berikut beberapa jenis pengumpulan data yang akan dilakukan :

a. Pengamatan (*observasi*)

Melakukan pengamatan secara langsung ke tempat objek pembahasan yang ingin diperoleh dalam pengambilan data yang akan diperlukan berkaitan tentang penyakit daun teh.

b. Wawancara

Melakukan Tanya jawab secara langsung mengenai data yang akan diambil. Pada penelitian ini, pengumpulan data dilakukan dengan wawancara bersama pengawas lapangan afdeling II Sidamanik.

c. Studi Kepustakaan (*Library Research*)

Membaca serta mempelajari tentang penelitian sebelumnya yang berhubungan dengan proposal ini.

d. Perancangan

Melakukan perancangan sistem berdasarkan dari data-data yang sudah dikumpulkan pada proses sebelumnya.

e. Implementasi

Pada tahap implementasi, tugas akhir di uji cobakan dengan data sebenarnya yang digunakan pada sistem deteksi penyakit daun teh.

f. Output

Output adalah sebuah program yang dapat mengklasifikasi penyakit tersebut terhadap foto yang diproses. Dengan perbandingan metode LVQ dan SVM diharapkan dapat menghasilkan tingkat akurasi yang tepat pada citra daun yang dihasilkan.



BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yaitu model yang digunakan dalam menyelesaikan kasus permasalahan untuk membuat keputusan yang didasarkan pada pelatihan yang diberikan (Setyowati & Mariani, 2021). Menurut (Suhendra & Saputra, 2020) JST merupakan sistem yang digunakan dalam menghasilkan aturan atau operasi dari beberapa contoh masukan (*input*) kemudian membentuk prediksi mengenai kemungkinan keluaran (*output*) yang dihasilkan atau menyimpan karakteristik masukan (*input*) yang diberikan oleh JST. Dari penelitian (Rahmadani, Pardede, & Nurhayati, 2021) JST adalah model ilmu pemrosesan dari suatu informasi yang didapat dari sistem otak manusia dalam menerima informasi kemudian diselesaikan dengan membuat suatu proses pembelajaran melalui perubahan dari bobot sinapsinya. Berdasarkan hasil penelitian dari (Aziz, Warsito, & Prahutama, 2021) Jst merupakan sistem yang memproses suatu informasi berdasarkan kesamaan dari jaringan syaraf makhluk hidup. Pengamatan objek pada jst dapat dikenali melalui suatu pelatihan yang terbentuk secara terus menerus sampai pada sistem jaringan dapat mengenali objek tersebut.

Konsep JST dapat dilihat dari model kerjanya yaitu dari jumlah lapisan layer dan jumlah node. Lapisan JST dibagi menjadi 3 yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Kemampuan JST sangat baik terbukti dari beberapa aplikasi JST sangat cocok untuk diterapkan pada Klasifikasi, Asosiasi, *Self organizing* dan Optimasi. JST dibentuk untuk memecahkan suatu masalah seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran.

Algoritma untuk JST beroperasi langsung dengan angka sehingga data non-numerik harus diubah kedalam numerik. Semua output ditarik oleh jaringan berdasarkan dari pengalamannya selama proses pembelajaran. Dalam proses pembelajaran, pola input dan output dimasukkan ke dalam JST dan

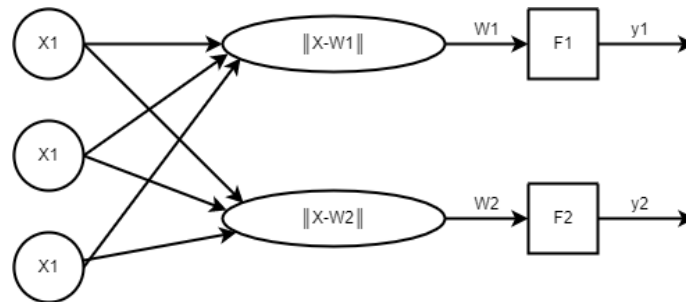
jaringan akan diajarkan untuk memberikan jawaban yang dapat diterima (Karim & Abidin, 2022).

Didalam JST terdapat beberapa metode yang terawasi, yaitu *Backpropagation* (waktu pelatihan lambat, waktu eksekusi cepat), *Boltzman* (waktu pelatihan dan eksekusi lambat), *Learning Vector Quantization* (waktu pelatihan dan eksekusi cepat), *Hopfield* (waktu pelatihan cepat dan waktu eksekusi sedang). Berdasarkan dari metode tersebut sangat terlihat kelebihan yang lebih unggul yaitu metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) (Suhendra & Saputra, 2020).

2.2 *Learning Vector Quantization*

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah sebuah metode klasifikasi yang melakukan pelatihan pada lapisan yang terawasi. Lapisan ini mampu mengklasifikasikan *input* vector yang diberikan secara otomatis. Beberapa dari vector *input* memiliki nilai bobot yang dekat, sehingga bobot tersebut akan menghubungkan lapisan input dengan lapisan kompetitif, yaitu lapisan yang menghasilkan kelas yang terhubung ke lapisan *output* dengan fungsi aktivasi (Fahmi, Apriyulida, Nasution, & Sawaluddin, 2020).

Dari penelitian (Awanda, Rismawan, & Midyanti, 2018) *Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan algoritma klasifikasi dimana sebuah kelas mempresentasikan setiap unit *output*. Sedangkan menurut (Indradewi & Ariantini, 2018) *Learning Vector Quantization* merupakan metode klasifikasi dalam jaringan syaraf tiruan, data yang telah dilatih akan mengklasifikasi *input* dengan berkelompok ke dalam kelas yang sudah ditentukan, merepresentasikan suatu kategori tertentu dengan menggunakan strategi pembelajaran yang kompetitif. berikut ini merupakan gambar dari arsitektur *Learning Vector Quantization* :



Gambar 2. 1 Arsitektur LVQ

Sumber : (Kusumadewa & Supatman, 2018)

Keterangan:

 X = Vektor masukan (X_1, X_2, \dots, X_n), W = Vektor bobot, $\|X-W\|$ = Selisih nilai jarak euclidian antara vector input dengan vector bobot, F = Lapisan Kompetitif, y_{in} = Masukan lapisan kompetitif, y = Output

Berdasarkan dari arsitektur *Learning Vector Quantization* tersebut dapat dikatakan bahwa data dari pelatihan akan dimulai dengan mencari jarak yang terdekat antara data latih dengan bobot awal dalam mendapatkan bobot akhir yang akan digunakan untuk melakukan pengujian.

Pada algoritma LVQ terdapat dua tahap pelatihan dan pengujian yang akan digunakan sebagai proses untuk pelatihan dan pengujian. Bobot awal nilai input X_1 hingga X_n menuju ke lapisan output yang mewakili dari semua kelas, epoch maksimum (MaxEpoch), parameter learning rate (α), pengurangan learning rate ($Dec\alpha$), dan error minimum (Eps) ditentukan. Pada tahap pelatihan, hasil dari perhitungan LVQ digunakan untuk menghasilkan nilai bobot yang akan disimpan dan digunakan pada tahap pengujian. Pada tahap pengujian, data input baru diklasifikasikan dengan menghitung nilai setiap bobot pada input dan memilih jarak terkecil dari dua bobot yang telah disimpan. Nilai pada jarak bobot terkecil

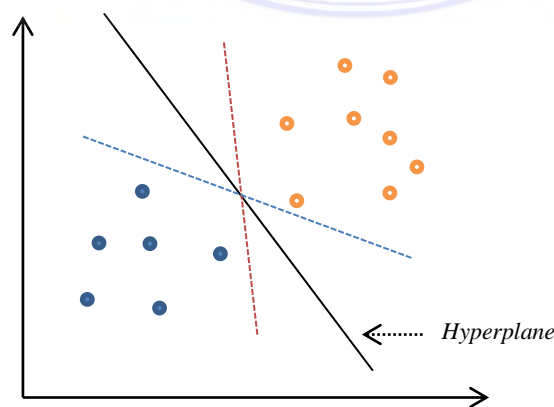
akan mewakili kelas pada citra masukan (Fahmi, Apriyulida, Nasution, & Sawaluddin, 2020).

2.3 Support Vector Machine

Menurut (Laia & Setyawan, 2020) SVM adalah satu metode klasifikasi dalam data mining. SVM merupakan algoritma yang bekerja menggunakan pemetaan nonlinear untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi. Dalam hal ini, dimensi baru akan mencari *hyperplane* untuk memisahkan secara linier dan dengan pemetaan nonlinier yang tepat ke dimensi lebih tinggi, data dari dua kelas selalu dapat dipisahkan dengan *hyperplane*.

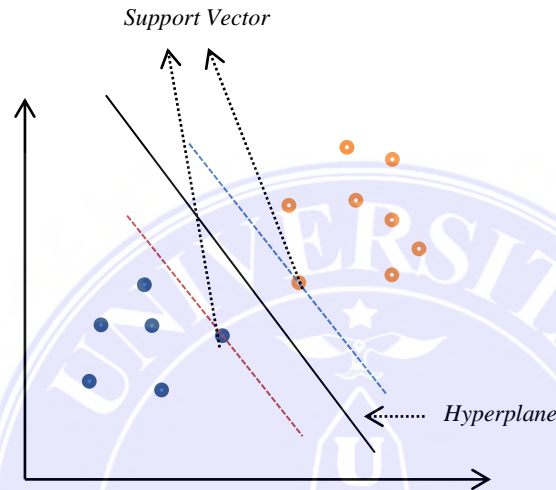
SVM digunakan untuk menyelesaikan masalah dalam klasifikasi biner. Tujuannya yaitu untuk menentukan *hyperplane* yang optimal, tidak hanya dapat memisahkan dua label kelas dari sampel pelatihan, tetapi juga dapat menentukan *hyperplane* ini dengan cara yang akan membuatnya sejauh mungkin dari anggota terdekat dari kedua kelas (Wang, Zhu, & Uwo, 2018). Dari penelitian (Tuhenay & Mailoa, 2021) SVM digunakan dalam membagi suatu data yang telah diketahui berdasarkan hasil dari klasifikasinya agar dapat menguji keakuratan data pada sistem. SVM berguna untuk pemisah dari dua vektor dalam pembagian data non linear kemudian dibagi kedalam *hyperplane* untuk pemisah pada titik vektor.

Cara kerja SVM secara umum dapat dilihat dari gambar 2.2 dan 2.3 berikut ini (Tuhenay & Mailoa, 2021) :



Gambar 2. 2 Ilustrasi pembagian SVM 1

Pada Gambar 2.2 memiliki 3 garis pembatas, garis yang berbeda warna adalah pembagi antara titik-titik vector yang ditandai dengan titik-titik biru dan kuning. Sedangkan garis yang berada ditengah adalah garis hyperplane. SVM melakukan pembagian dari titik-titik kelompok vector biru dan kuning dengan cara mencari vector titik terdekat dari kelompoknya yang mendekati garis dari hyperplane agar dapat mencari tingkat dari keakuratan.



Gambar 2. 3 Ilustrasi Pembagian SVM 2

Pada Gambar 2.3 titik-titik dari vector yang terdekat dengan garis *hyperplane* harus searah lurus dengan garis *hyperplane*. Dilihat dari gambar *hyperplane* dan titik-titik vector sudah searah lurus, titik-titik vector tersebut dinamai dengan *Support Vector*.

Konsep dasar dari SVM adalah *linear classifier*, yaitu hanya dapat memisahkan antara dua kelas. Prinsip ini kemudian dikembangkan untuk dapat menangani kasus nonlinear, yaitu dengan menambah konsep dari kernel SVM ke ruang yang lebih tinggi. Pengembangan dari kernel dilakukan dari urutan data dan grafik pada berbagai objek data (Murni, Widiyanto, & Dewi, 2022). Salah satu keuntungan dari metode SVM yaitu dapat meningkatkan kinerja pada generalisasi dengan pemilihan penggunaan fungsi kernel yang tepat. Oleh karena itu pemilihan kernel untuk aplikasi tertentu sangat penting.

Fungsi kernel merupakan suatu fungsi yang memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi dengan harapan data akan memiliki struktur yang lebih

baik sehingga lebih mudah dipisahkan. Pada data pelatihan kasus *non-separable*, klasifikasi yang diperoleh mungkin tidak memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi meskipun *hyperplane* ditentukan secara optimal. Sehingga dapat diatasi dengan cara *input space* dipetakan ke dalam *dot-product space* berdimensi tinggi yang disebut *feature space*. Rumus dasar dari fungsi kernel dapat dinyatakan dalam persamaan :

$$F(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (2.1)$$

Keterangan :

m = jumlah support vector

α_i = nilai bobot setiap data

$K(x_i, x)$ = fungsi kernel

Fungsi kernel yang umum digunakan pada SVM adalah kernel *Linear*, *Radial Basic Function* (RBF) dan *Polynomial*. Fungsi kernel dan parameter yang digunakan dalam analisis SVM sangat berpengaruh pada akurasi yang akan dihasilkan. Prinsip dari SVM adalah *classifier linier* kemudian dikembangkan untuk bekerja pada kasus *non-linear* (Tanjung & Muhathir, 2020). Jenis Kernel yang digunakan adalah *Radial Basic Function* (RBF).

Persamaan fungsi kernel RBF adalah :

$$k(x_1, x) = \exp(-\gamma |x_1 - x|^2), \gamma > 0 \quad (2.2)$$

2.4 Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

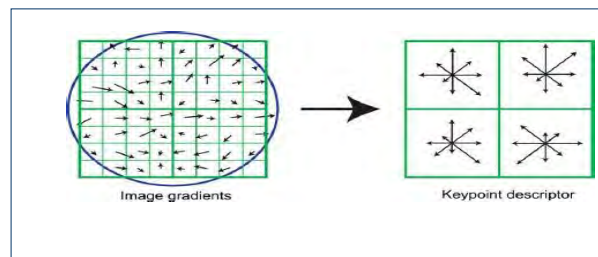
Scale Invariant Feature Transform pada tahun 2004 dikembangkan oleh David Lowe sebagai kelanjutan atas penelitian sebelumnya mengenai fitur deteksi *invariant* (*Invariant Feature Detection*) (Zuliarso, Sulastri, & Anis, 2022). *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) adalah metode yang digunakan untuk mendeteksi fitur lokal pada suatu citra (Muhima, Nugroho, & Chasan, 2022). Menurut penelitian dari (Nanda & Prabowo, 2022) SIFT adalah salah satu metode ekstraksi fitur yang bekerja dengan menentukan *interest point* / *keypoint* dalam suatu citra. Ekstraksi fitur menggunakan SIFT memiliki sifat *invariant* terhadap

perubahan skala, pencahayaan, rotasi dan sudut pandang. Hasil dari fitur SIFT yaitu *descriptor* berupa *vector* yang memiliki ukuran 128, digunakan oleh setiap *keypoint* yang akan dideteksi pada citra. Umumnya fitur SIFT ini digunakan untuk melakukan *matching* dalam pengenalan objek dan pada citra.

Penggunaan algoritma SIFT memerlukan dua langkah, yaitu ekstraksi karakteristik pada objek serta menghitung deskriptornya (mendeteksi karakteristik yang sangat mungkin mewakili objek tersebut) dan menempatkan langkah-langkah pencocokan sebagai tujuan akhir pada metode ini (Akbar & Kurniawan, 2022). Proses utama dalam ekstraksi fitur SIFT adalah (Devella, Yohannes, & Rahmawati, 2020):

- a.) *scale-space extrema detection* yaitu skala pada setiap ruang, secara terus-menerus gambar dihubungkan dengan *Gaussian* guna menghasilkan skala gambar pada ruang.
- b.) *keypoint descriptor* yaitu panah-panah yang dihasilkan kemudian diakumulasi kedalam histogram orientasi dengan cara menjumlahkan *magnitude gradient* yang saling mendekati.
- c.) *keypoint localization* yaitu titik tujuan yang diberi tanda dengan X di suatu level dengan 26 titik hijau. Jika X memiliki nilai lebih kecil atau lebih besar dari seluruh titik hijau, maka dianggap sebagai nilai ekstrema lokal (kandidat *keypoint*).
- d.) *keypoint adaptation assignment* menghasilkan *keypoint* maksimal dan minimal dari DoG *Keypoint* tersebut dapat dilihat dari vector sebagai orientasi, ukuran dan lokasi. Kemudian menerapkan *threshold* pada *minimum contrast*, lalu melakukan penambahan di *threshold* pada *ratio*.

Ilustrasi perhitungan *keypoint* pada SIFT ditunjukkan dalam Gambar.



Gambar 2. 4 Ilustrasi Keypoint SIF

(Darma, Fauzia, & Suparta, 2021)

Gambar merupakan perhitungan descriptor Keypoints. Fungsi dari pembobotan *Gaussian* dengan σ berada pada sebelah kiri yang terdapat lingkaran. Hasil perhitungan *descriptor keypoint* diperlihatkan pada gambar sebelah kanan. Wilayah orientasi 4x4 dengan memungkinkan pergeseran posisi *gradient* yang signifikan.

2.5 Penyakit Daun Teh

Penyakit daun merupakan dampak yang ditimbulkan akibat serangan dari hama. Hama tersebut merusak daun dengan cara memakan atau mengambil sari-sari yang terdapat dalam daun kemudian menimbulkan dampak seperti daun tidak utuh atau bercak-bercak pada daun. Penyakit pada tanaman teh bisa ditemukan pada daun dan batang daun teh tersebut dengan berbagai jenis, diantaranya yaitu helopeltis yang disebabkan oleh hama perusak daun terutama pada pucuk teh.

2.5.1 Helopeltis

Jenis hama ini akan menyerang pucuk, daun muda serta ranting-ranting muda dengan cara memasukkan siletnya untuk menghisap isi dari sel daun serta mengeluarkan air liur yang beracun menyebabkan kerusakan di sekitar jaringan tanaman yang ditusuknya. Bekas dari tusukan silet akan menunjukkan gejala berupa bercak-bercak yang tidak beraturan. Pada titik tempat tusukan silet akan terbentuk lingkaran transparan yang tidak beraturan kemudian berubah warna menjadi coklat terang, akhirnya akan berubah menjadi coklat kehitaman. Daun tersebut menjadi rusak, mengering dan rapuh (Sacita & Naim, 2021).



Gambar 2. 5 Daun terserang hama *helopeltis*

2.6 Penelitian Sebelumnya

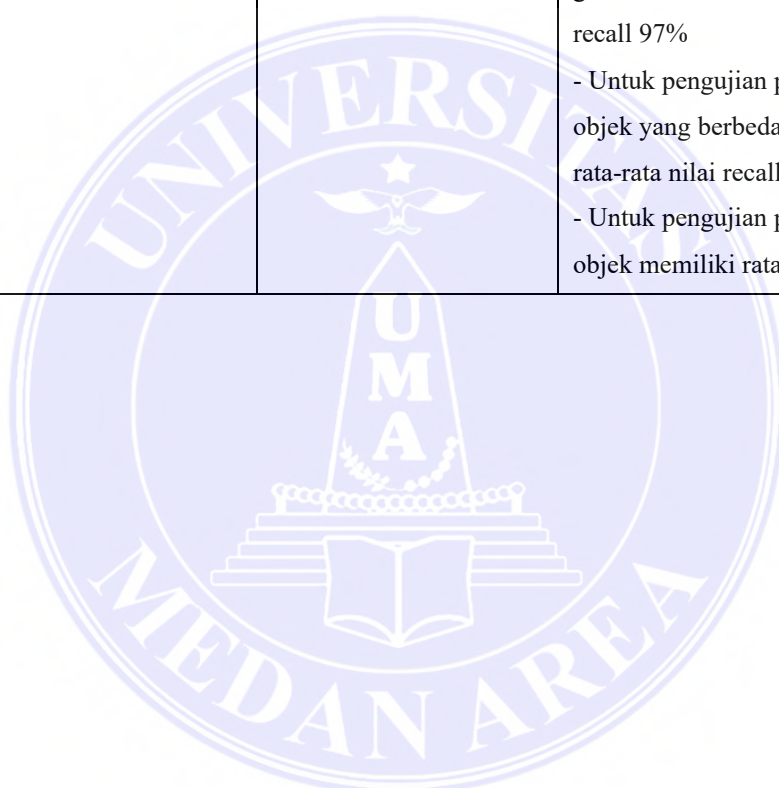
Berikut adalah beberapa jurnal penelitian terdahulu terkait dengan judul penelitian tugas akhir pada tabel 2.1. dibawah ini :

Tabel 2. 1 Penelitian Sebelumnya

No	Peneliti dan Tahun	Metode dan Kasus	Hasil
1	(Kusumadewa & Supatman, 2018)	Metode Histogram, Deteksi Dini Serangan Hama Empoasca	Identifikasi Citra Daun teh dengan Metode Histogram dalam Deteksi Serangan Hama Empoasca Menggunakan 44 data uji memperoleh hasil unjuk kerja sebesar 95,45% pada parameter alfa 0,1 dan dec alfa 0,5.
2	(Awanda, Rismawan, & Midyanti, 2018)	Metode LVQ, klasifikasi anggrek berdasarkan warna	Metode LVQ digunakan dalam klasifikasi bunga anggrek dengan 30 data uji menghasilkan 22 pengujian yang terklasifikasi dengan akurat dan 8 terklasifikasi tidak akurat. Persentase keberhasilan sistem adalah sebesar 73,33%.
3	(Fahmi, Apriyulida, Nasution, & Sawaluddin, 2020)	Algoritma Zoning dengan LVQ, Deteksi Tumor Otak	Menggunakan kombinasi algoritma zoning dengan learning vector quantization dapat mengklasifikasikan otak normal dan abnormal dengan akurasi rata-rata 85%.
4	(Kusanti & Tjendrowarsono, 2021)	Metode LVQ SVM dan Backpropagation, Klasifikasi Parasit Malaria	Hasil dari pengujian dengan metode Backpropagation menghasilkan persentase 89,7%, dengan metode LVQ mendapatkan akurasi 77,78%, dan metode SVM mendapatkan hasil 99,1%. Pada pengujian 600 data

			dengan pembagian 510 data <i>training</i> dan 90 data <i>testing</i> mendapatkan kesimpulan bahwa hasil dari metode SVM memiliki akurasi yang paling baik.
5	(Indradewi & Ariantini, 2018)	Metode LVQ, Penentuan Uang Rupiah Palsu	Menggunakan metode LVQ pada jaringan syaraf tiruan berbasis parameter HSV menghasilkan tingkat kebenaran 87.2%.
6	(Tanjung & Muhathir, 2020)	Metode SVM dan Hog, Klasifikasi ekspresi wajah	Klasifikasi ekspresi wajah menggunakan pemanfaatan ekstraksi fitur HOG mencapai 76.57% pada nilai K=500 dengan rata-rata akurasi 72.57%.
7	(Ritonga & Purwaningsih, 2018)	Metode SVM, Klasifikasi Pengelasan SMAW (Shielded Metal Arc Welding)	Diperoleh model klasifikasi dengan menggunakan data kualitas pengelasan SMAW pada kernel fungsi kuadratik menghasilkan akurasi 96,2%
8	(Arifin, Hendryli, & Herwindiati, 2021)	Metode SVM, Klasifikasi Tanaman Obat Herbal	Klasifikasi dari pengujian 120 citra baru untuk masing- masing rimpang kunyit, jahe, temulawak dan lengkuas dengan persentase akurasi (93.3%, 73%, 60%, dan 53.3%).
9	(Akbar & Kurniawan, 2022)	Scale Invariant Feature Transform , Mata Uang Asing	Hasil dari penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 100% menggunakan metode SIFT dalam identifikasi sampai dengan 8 uang kertas dari beberapa negara dengan waktu rata-rata 32.67 detik.

10	(Muhima, Nugroho, & Chasan, 2022)	Metode SIFT, Deteksi Kemiripan Citra	<p>Penelitian ini menghasilkan – Untuk pengujian pada citra dengan ukuran yang berbeda memiliki rata-rata recall 95%</p> <ul style="list-style-type: none"> - Untuk pengujian pada citra dengan rotasi yang berbeda memiliki rata-rata recall 95% - Untuk pengujian pada citra dengan sudut berbeda dalam pengambilan gambar memiliki rata-rata recall 97% - Untuk pengujian pada citra dengan objek yang berbeda warna memiliki rata-rata nilai recall 98%. - Untuk pengujian pada citra dengan objek memiliki rata-rata recall 0%.
----	-----------------------------------	--------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------



BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alat dan Bahan Penelitian

Dalam penelitian ini, menggunakan peralatan dan bahan pendukung agar penelitian ini berjalan lancar. Adapaun perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

Tabel 3 1 Perangkat Keras

No	Perangkat Keras	Deskripsi
1	Device	HP Laptop 14-bw0xx
2	Processor	AMD E2-9000e RADEON R2, 4 COMPUTE CORES 2C+2G (2CPUs), ~1.5Ghz
3	Memory	4096MB RAM
4	Kamera	Smartphone Samsung Galaxy A10

Pada Tabel 3.1 terdapat perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *device* menggunakan laptop dengan jenis HP 14-bw0xx kemudian jenis processor pada laptop yaitu AMD Radeon , 4 COMPUTE CORES 2C+2G (2CPUs), ~1.5Ghz, memori yang terdapat pada perangkat yaitu 4096MB RAM serta Kamera yang digunakan selama pengambilan data daun yaitu menggunakan Smartphone Samsung Galaxy A10.

Tabel 3 2 Perangkat Lunak

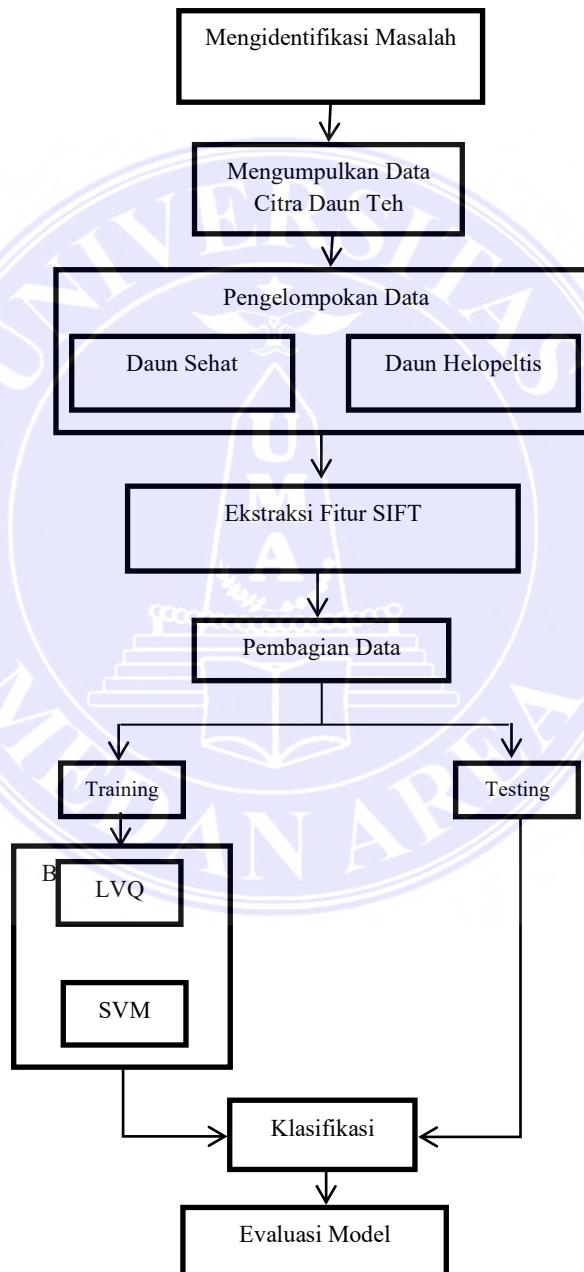
No	Perangkat Lunak	Deskripsi
1	Sistem Operasi	Windows 10 Enterprise 64-bit (10.0, Build 18363)
2	Tools Program	Jupyter Notebook (anaconda3)
3	Bahasa Pemrograman	Python
4	Kamera	Resolusi 13Mp

Tabel 3.2 Menunjukkan jenis perangkat lunak yang digunakan pada penelitian ini, yaitu Sistem Operasi pada laptop menggunakan Windows 10 *Enterprise 64-bit* (10.0, *Build* 18363), *Tools Program* yang digunakan adalah *Jupyter Notebook*

(conda), Bahasa pemrograman yang digunakan dalam program adalah *Python* dan Kamera yang digunakan dalam pengambilan data penyakit daun memiliki Resolusi 13 Mp.

3.2 Diagram Alur Penelitian

Diagram alur penelitian diilustrasikan pada gambar dibawah ini :



Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian

Berdasarkan gambar 3.1 dapat di jelaskan bahwa tahap awal dalam alur kerja penelitian ini adalah mengidentifikasi atau menemukan masalah yang akan di teliti dan dilanjutkan dengan mengumpulkan data citra daun teh. Setelah data sudah terkumpul, proses berikutnya yaitu pengelompokan data yang terbagi menjadi dua yaitu daun sehat dan daun *helopeltis*. Proses selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) kemudian dilanjutkan dengan pembagian data menjadi *training* (pelatihan) dan *testing* (pengujian). Setelah pembagian data selesai lalu masuk pada tahap metode menggunakan *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine*. Jika proses metode selesai, maka akan dilanjutkan klasifikasi data dengan *Confusion Matrix* dan masuk pada tahap akhir yaitu Evaluasi Model, menghitung akurasi dari setiap metode.

3.3 Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan berdasarkan data primer, yaitu hasil dari pengamatan secara langsung di Perkebunan Teh Bahbutong, Sumatera Utara. Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan Ponsel Pintar dengan format *Joint Photographic Group* (JPG) serta menggunakan *background* dari kertas putih. Data yang diambil berupa gambar dari daun yang terserang penyakit *helopeltis* dan daun teh sehat serta berdiskusi dengan pakar yang menangani hama dan penyakit pada daun teh.

3.4 Pembagian Data

Penelitian ini menggunakan data berupa gambar atau citra daun tanaman teh yang terkena penyakit dari hama *helopeltis*. Data yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 1148 data daun teh yang terbagi menjadi 2 kelas, yaitu daun sehat dan daun penyakit *helopeltis*. Berikut ini merupakan tabel pembagian data dan total keseluruhan dari data yang digunakan.

Tabel 3.3 Pembagian Data Daun Teh

Data Kelas	Jumlah Data
Daun Sehat	995
Daun Penyakit Helopeltis	734
Total	1729

Pada tabel 3.3 merupakan pembagian data pada kelas daun sehat dan daun *helopeltis* dengan total 1729 yang terbagi atas 734 daun *helopeltis* dan 995 daun sehat.

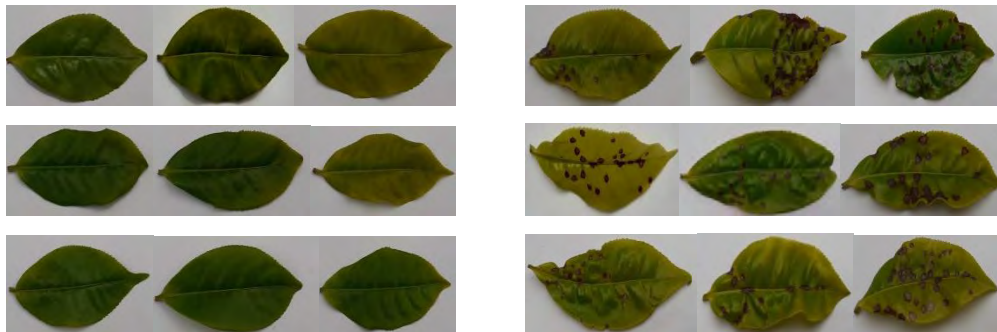
Tabel 3.4 Pembagian Data *Training* dan Data *Testing*

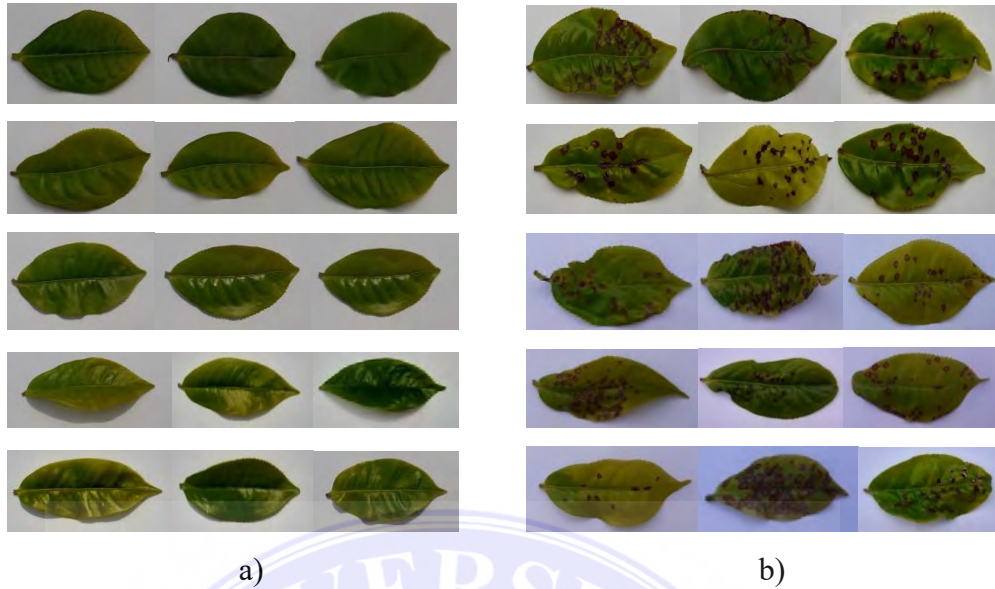
Pembagian Data	Jumlah Data
Training 80%	1383
Testing 20%	346

Tabel 3.4 merupakan pembagian data keseluruhan yang terbagi menjadi data *training* (data latih) dan data *testing* (data uji) dengan pembagian *training* 80% dari jumlah data yaitu 1383 data daun dan pembagian *testing* 20% jumlah data yaitu 346 data daun yang digunakan.

3.5 Analisis Data

Pada tahap ini dilakukan analisa data yang bertujuan untuk mengetahui sampel data yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang digunakan terbagi menjadi dua, yaitu data daun sehat dan daun penyakit *helopeltis*.



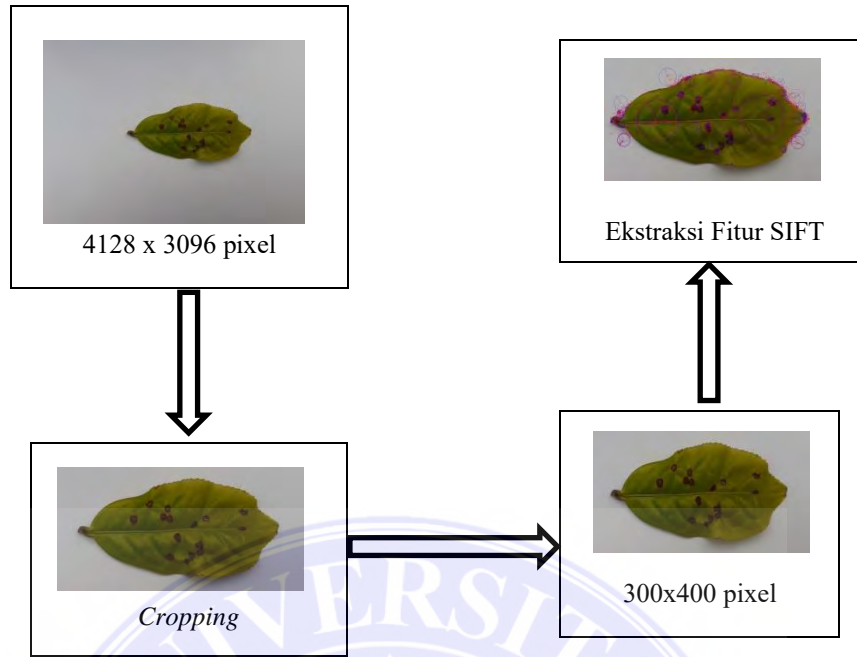


Gambar 3. 2 Data Daun
a) Daun Sehat b) Daun *Helopeltis*

Gambar 3.2 Merupakan data yang digunakan yaitu a) daun sehat, memiliki karakteristik yang normal, tidak memiliki cacat atau kerusakan pada daun yang diakibatkan oleh hama/penyakit. b) Daun *Helopeltis*, memiliki ciri-ciri bercak pada daun berwarna kuning kecoklatan dan akan semakin gelap seiring dengan bertambahnya waktu kemudian daun menjadi busuk dan mengering. Akibat yang ditimbulkan oleh hama *helopeltis* adalah daun menjadi rusak dan menurunkan kualitas teh.

3.6 Pra-pemrosesan Data

Pada tahap ini akan dilakukan pengukuran dari citra daun dengan mengecilkan ukuran *pixel*. Saat awal pengambilan citra daun teh masih berukuran 4128 x 3096 *pixel*, kemudian data akan melewati proses *cropping* yang bertujuan untuk memfokuskan objek utama pada gambar. Setelah proses *cropping* dilakukan, maka tahap berikutnya yaitu ukuran citra diubah menjadi 300 x 400 *pixel* agar lebih efektif dalam pemrosesan citra daun teh.



Gambar 3. 3 Pengolahan Data Citra Daun

Gambar 3.3 menjelaskan awal dari proses data akan di olah, dimulai dengan mengumpulkan data citra yang mendapatkan hasil ukuran 4128x3096 *pixel* lalu gambar tersebut masuk dalam proses cropping agar objek pada gambar lebih jelas, dilanjutkan dengan resize gambar menjadi 300x400 *pixel* dan tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan SIFT.

3.7 Confusion Matrix

Untuk memahami matriks yang digunakan, pertama akan dideskripsikan terlebih dahulu bahwa TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*) seperti yang ditunjukkan pada tabel 2.1. TP diartikan sebagai data positif yang diprediksi sebagai positif, TN diartikan sebagai data negatif yang di prediksi sebagai negatif. Sedangkan FN merupakan kebalikan dari TP yaitu data positif yang diprediksi sebagai negatif dan FP, kebalikan dari TN, yaitu data negatif yang diprediksi positif.

Tabel 3. 5 Confusion Matrix

		Kelas Sebenarnya	
		Positif	False Positive
Prediksi	Positif	True Positive	False Positive
	Negatif	False Negative	True Negative

3.8 Model Evaluasi

Metode evaluasi yang akan digunakan adalah *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-score*, *F2-Score* dan *Jaccard Score*.

- a.) *Accuracy* adalah rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.1)$$

- b.) *Precision* adalah rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.2)$$

- c.) *Recall* adalah rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.3)$$

- d.) *F1-Score* adalah perbandingan rata-rata presisi dan recall yang dibobotkan.

$$F1-Score = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3.4)$$

- e.) *F2-Score* adalah rata-rata dari precision dan recall (memiliki nilai ambang batas).

$$F2-Score = (1 + \beta^2) \frac{precision + recall}{(\beta^2 \times precision) + recall} \quad (3.5)$$

- f.) *Jaccard Score*

$$Jaccard\ Score = Jaccard(X, Y) = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \quad (3.6)$$

Keterangan :

TP = *True Positive*

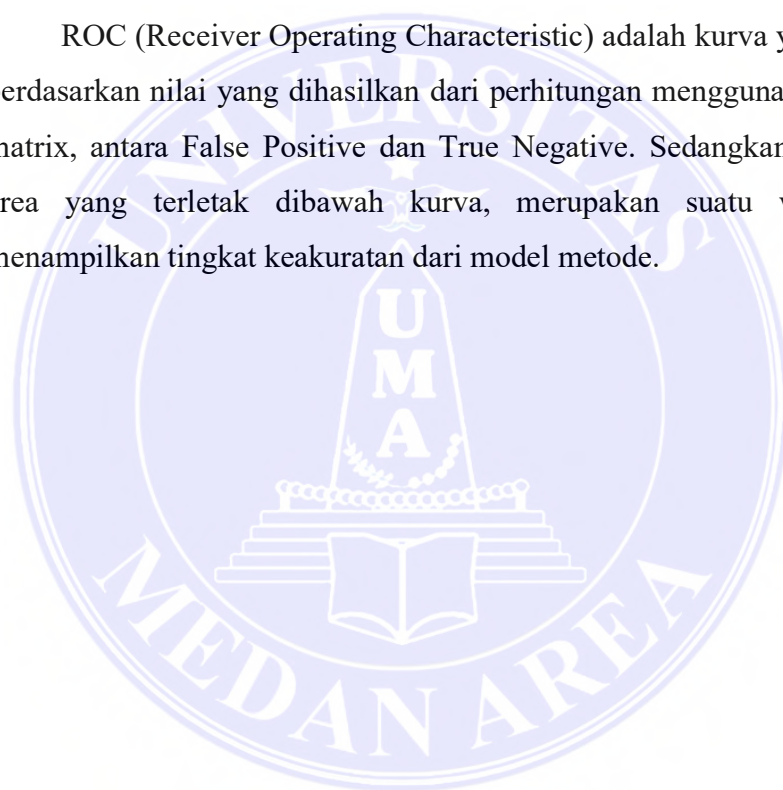
FP = *False Positive*

FN = *False Negative*

TN = *True Negative*

3.9 ROC Curve

ROC (Receiver Operating Characteristic) adalah kurva yang terbentuk berdasarkan nilai yang dihasilkan dari perhitungan menggunakan confusion matrix, antara False Positive dan True Negative. Sedangkan AUC adalah area yang terletak dibawah kurva, merupakan suatu wilayah yang menampilkan tingkat keakuratan dari model metode.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan bahwa Perbandingan metode *Learning Vector Quantization* dengan *Support Vector Machine* menggunakan ekstraksi fitur SIFT dalam mengklasifikasi penyakit daun teh berjalan dengan baik dengan hasil akurasi pada metode SVM lebih tinggi dari metode LVQ, yaitu 98% untuk SVM dan 97% untuk LVQ.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat diberikan pada penelitian perbandingan LVQ dan SVM menggunakan fitur SIFT bagi penelitian selanjutnya yaitu dapat menambahkan jenis penyakit lain pada tanaman teh seperti cacar daun (*blister blight*) serta menggunakan variasi dari ekstraksi fitur lainnya seperti *Surf*, *Hog*, *Kaze* dan lain-lain agar lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, M. R., & Sunarmi, N. (2018). Pencocokan Citra Untuk Pengenalan Produk Belanja Menggunakan SIFT (SCALE-INVARIANT FEATURE TRANSFORM). *Seminar Nasional Teknologi dan Rekayasa (SENTRA)*, 77-84.
- Akbar, R. M., & Kurniawan, F. i. (2022). Identifikasi Dan Konversi Mata Uang Asing Menggunakan Scale Invariant Feature Transform. *SUBMIT (Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Dan Sains)* , 39-45.
- Arifin, Hendryli, J., & Herwindiati, D. E. (2021). KLASIFIKASI TANAMAN OBAT HERBAL MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE. *Journal of Computer Science and Information Systems*, 25-35.
- Awanda, M., Rismawan, T., & Midyanti, D. M. (2018). APLIKASI KLASIFIKASI ANGGREK BERDASARKAN WARNA DAN BENTUK BUNGA DENGAN METODE LVQ BERBASIS WEB. *Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan*, 36-47.
- Aziz, A. R., Warsito, B., & Prahutama, A. (2021). Pengaruh Transformasi Data Pada Metode Learning Vector Quantization Terhadap Akurasi Klasifikasi Diagnosa Penyakit Jantung. *Jurnal Gaussian*, 21-30.
- Chang, K. (2015). *World tea production and trade Current and future development*. Rome: FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS.
- Chusna, N. L., Salahuddin, M. I., Riyanto, U., & Alexander, A. D. (2022). KlasifikasiCitraJenis Tanaman Jamur Layak Konsumsi Menggunakan Algoritma Multiclass Support Vector Machine. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 178-183.

- Darma, W. M., Fauzia, R., & Suparta, G. B. (2021). Metode Penggabungan Citra (Image Stitching) Menggunakan Algoritma SIFT (Scale Invariant Feature Transform) dengan Variasi Daerah Overlapping. *Jurnal Fisika Indonesia*, 25-28.
- Devella, S., Yohannes, & Rahmawati, F. N. (2020). Implementasi Random Forest Untuk Klasifikasi Motif Songket Palembang Berdasarkan SIFT. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 310-320.
- Fadila, N. Z. (2022). Khasiat Ekstrak Etanol Teh Hijau Terhadap *Pseudomonas Aeruginosa*. *Panthera : Jurnal Ilmiah Pendidikan Sains dan Terapan*, 236-242.
- Fahmi, F., Apriyulida, F., Nasution, I. K., & Sawaluddin. (2020). Automatic Detection of Brain Tumor on Computer Tomography Images for Patients in the Intensive Care Unit. *Journal of Healthcare Engineering*, 1-12.
- Fajri, M., Ernawati, & Erlansari, A. (2019). Sistem Pakar Penyakit Dan Hama Pada Tanaman Teh Menggunakan Certainty Factor Berbasis Android. *Jurnal Rekursif*, 155-161.
- Inradewi, I. G., & Ariantini, M. S. (2018). METODE LVQ BERBASIS PARAMETER HSV UNTUK PENENTUAN UANG RUPIAH PALSU. *Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST)*, 61-70.
- Jannati, F., Marsudi, E., & Fauzi, T. (2020). Analisis Daya Saing Ekspor Teh Indonesia dan Teh Vietnam di Pasar Dunia. *JURNAL ILMIAH MAHASISWA PERTANIAN*, 181-190.
- Karim, S., & Abidin, M. (2022). PENERAPAN METODE LEARNING VECTOR QUANTIZATION PADA PENENTUAN LEVEL BERMAIN TERHADAP GAME EDUKASI SANG SANTRIP. *ANTIVIRUS: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 11-24.

- Kaur, N., & Devendran, D. (2021). Plant Leaf Disease Detection Using Ensemble Classification and Feature Extraction. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, 2339-2352.
- Kette, E., Sina, D., & Djah, B. (2017). Digital image processing: Offline handwritten signature identification using local binary pattern and rotational invariance local binary pattern with learning vector quantization. *Journal of Physics: Conference Series*, 1-7.
- Kusanti, J., & Tjendrowarsono, T. I. (2021). Optimasi Klasifikasi Parasit Malaria Dengan Metode LVQ, SVM dan Backpropagation. *Jurnal Infotekmesin*, 98-103.
- Kusumadewa, C. C., & Supatman. (2018). Identifikasi Citra Daun Teh Menggunakan Metode Histogram untuk Deteksi Dini Serangan Awal Hama Empoasca. *Jurnal Multimedia & Artificial Intelligence*, 27-35.
- Laia, M. L., & Setyawan, Y. (2020). PERBANDINGAN HASIL KLASIFIKASI CURAH HUJAN MENGGUNAKAN METODE SVM DAN NBC. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 51-61.
- M. Roy, A., & Bhaduri, J. (2021). A Deep Learning Enabled Multi-Class Plant Disease Detection Model Based on Computer Vision. *MPDI*, 414-428.
- Mawaddah, S., Aditama, D., Mufid, M. R., Islamiya, N., & Wulandari, T. (2022). Klasifikasi Citra Rimpang Menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan (J-TIT)*, 15-18.
- Miftahuddin, Y., Fahrudin, N. F., & Prayoga, M. F. (2020). Algoritma Scale Invariant Feature Transform (SIFT) Pada Deteksi Kendaraan Bermotor di Jalan Raya. *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, 54-65.
- Monawati, A., Rhomadhoni, D., & Hanik, N. R. (2021). IDENTIFIKASI HAMA DAN PENYAKIT PADA TANAMAN ANGGREK BULAN

(Phalaenopsis amabilis). *Florea : Jurnal Biologi dan Pembelajarannya*, 12-21.

Muhima, R. R., Nugroho, H., & Chasan, C. I. (2022). Penerapan Euclidean Distance untuk Deteksi Kemiripan Citra Berbasis Scale Invariant Feature Transform (SIFT). *INTEGER: Journal of Information Technology*, 63-67.

Murni, S., Widiyanto, D., & Dewi, C. N. (2022). Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kopi Arabika Menggunakan Support Vector Machine (SVM) Dengan Fitur Information Gain. *SENAMIKA (Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya)*, 845-854.

Nanda, R. E., & Prabowo, Y. D. (2022). Pengembangan Model Pembelajaran Mesin untuk Klasifikasi Citra Lukisan Menggunakan Self-Organizing Map dengan Library Minisom. *KALBISIANA (Jurnal Institut Teknologi dan Bisnis Kalbis)*, 357-365.

Ningsih, L., Buono, A., Musthofa, & Haryanto, T. (2021). Fuzzy Learning Vector Quantization for Classification of Mixed Meat Image Based on Character of Color and Texture. *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informatika)*, 421-429.

Oktaria, T., Syafitri, U. D., Rafi, M., & Afendi, F. M. (2021). Metode SVM untuk Klasifikasi Enam Tumbuhan Zingiberaceae Menggunakan Variabel Terpilih Hasil Algoritma Genetika. *Journal of Statistics*, 129-139.

Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2022). Convolutional Neural Network and Support Vector Machine in Classification of Flower Images. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 2-7.

Prabowo, E. T. (2020). Sistem Pakar Diagnosa Hama dan Penyakit Pada Tanaman Teh Menggunakan Metode Forward Chaining dan Backward Chaining. 1-115.

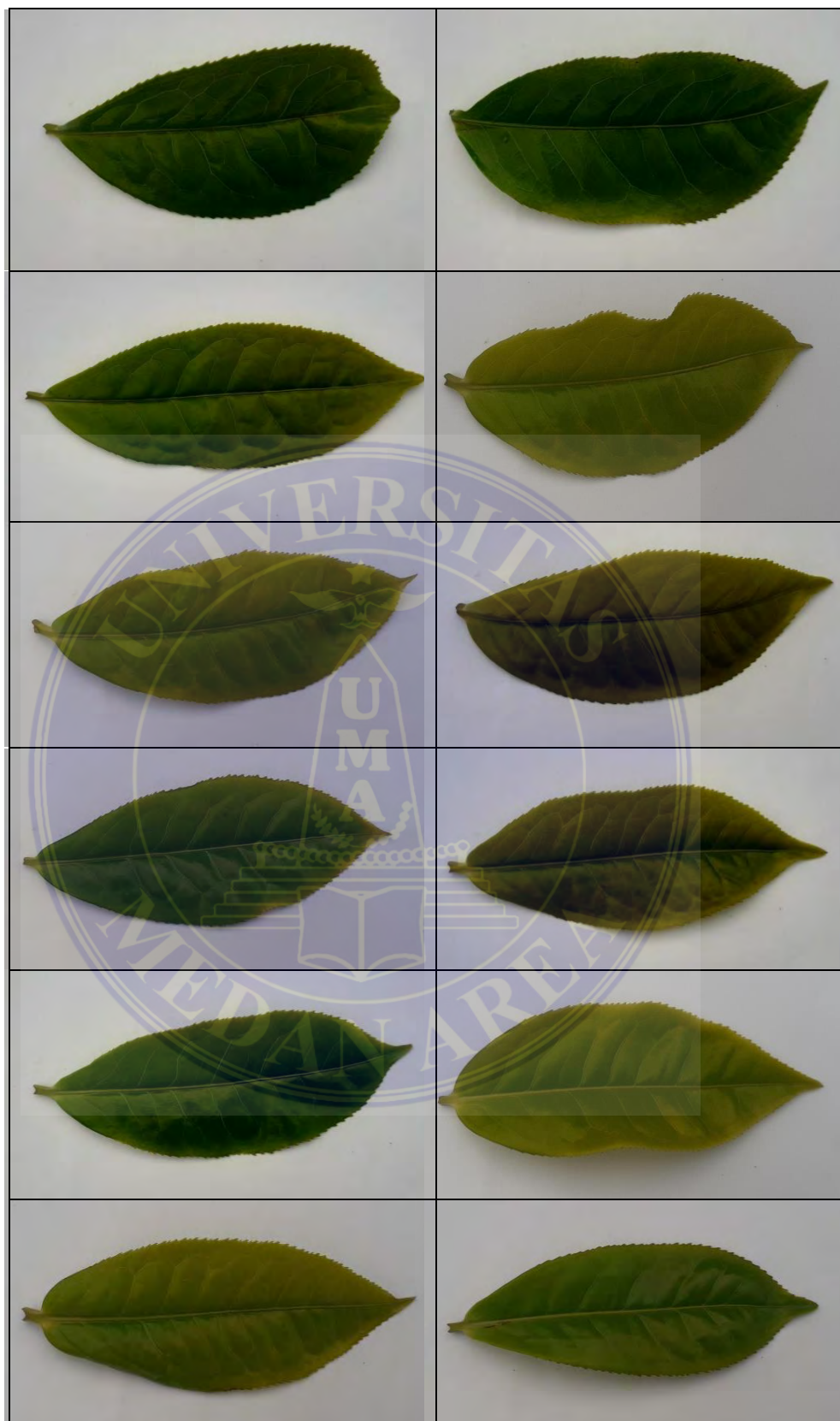
- Priadana, A., & Murdiyanto, A. W. (2019). Metode SURF dan FLANN untuk Identifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah Tahun Emisi 2016 pada Variasi Rotasi. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 19-24.
- Rahmadani, F., Pardede, A. M., & Nurhayati. (2021). Jaringan Syaraf Tiruan Prediksi Jumlah Pengiriman Barang Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus: Kantor POS Binjai). *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, 100-106.
- Ramkumar, G., T. M, A., Prabu, R. T., & Sabarivani, A. (2021). An Effectual Plant Leaf Disease Detection using Deep Learning Network with IoT Strategies. *Annals of R.S.C.B*, 8876-8885.
- Rasmana, S. T., Harianto, S. P., Abseno, A. P., ZR, Z., & Permana. (2020). LOKALISASI MOBILE ROBOTBERDASARKAN CITRA KAMERA OMNI MENGGUNAKAN FITUR SURF. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, 1079-1088.
- Ritonga, A. S., & Purwaningsih, E. S. (2018). PENERAPAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM KLASIFIKASI KUALITAS PENGELASAN SMAW (SHIELD METAL ARC WELDING). *Jurnal Ilmiah Edutic*, 17-25.
- Rossi, A. (2010). *1001 Teh - Dari Asal Usul, Tradisi, Khasiat Hingga Racikan Teh*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Sacita, A. S., & Naim, M. (2021). Tingkat Serangan Hama Helopeltis spp Dan Penggerek Buah Kakao (PBK) Pada Beberapa Dosis Pemupukan Tanaman Kakao. *Jurnal Pertanian Berkelanjutan*, 202-207.
- Safitri, I. A., & Junaedi, A. (2018). Manajemen Pemangkas Tanaman Teh(camelia sinesis (L.) O.Kuntze) di Unit Perkebunan Tambi, Jawa Tengah. *Bul. Agrohorti*, 344-353.
- Setyowati, E., & Mariani, S. (2021). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode Learning Vector Quantization(LVQ) untuk Klasifikasi Penyakit

- Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA). *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 514-523.
- Sitohang, A., & Sinaga, B. (2018). Reduction Eye Red Digital Image Effect With Algorithm Intensity Color Checking. *JURNAL INFOKUM*, 22-27.
- Suhendra, C. D., & Saputra, C. A. (2020). Penentuan Parameter Learning Rate Selama Pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal Teknologi Informatika*, 2656-0321.
- Tanjung, J. P., & Muhathir. (2020). Classification of facial expressions using SVM and HOG. *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, 211-215.
- Tuhenay, D., & Mailoa, E. (2021). Perbandingan Klasifikasi Bahasa Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (NBC) dan Support Vector Machine (SVM). *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, 105-111.
- Wang, Y., Zhu, X., & Uwo, B. (2018). Automatic Detection of Individual Oil Palm Trees From UAV Images Using HOG Features and SVM Classifier. *INTERNATIONAL JOURNAL OF REMOTE SENSING*, 1-15.
- Zuliarso, E., Sulastrri, & Anis, Y. (2022). Temu Kembali Berbasis Citra untuk Menemukan Kemiripan Merek Menggunakan Algoritma SIFT dan SURF. *Jurnal Buana Informatika*, 116-125.

LAMPIRAN-LAMPIRAN

1. Data Daun Sehat

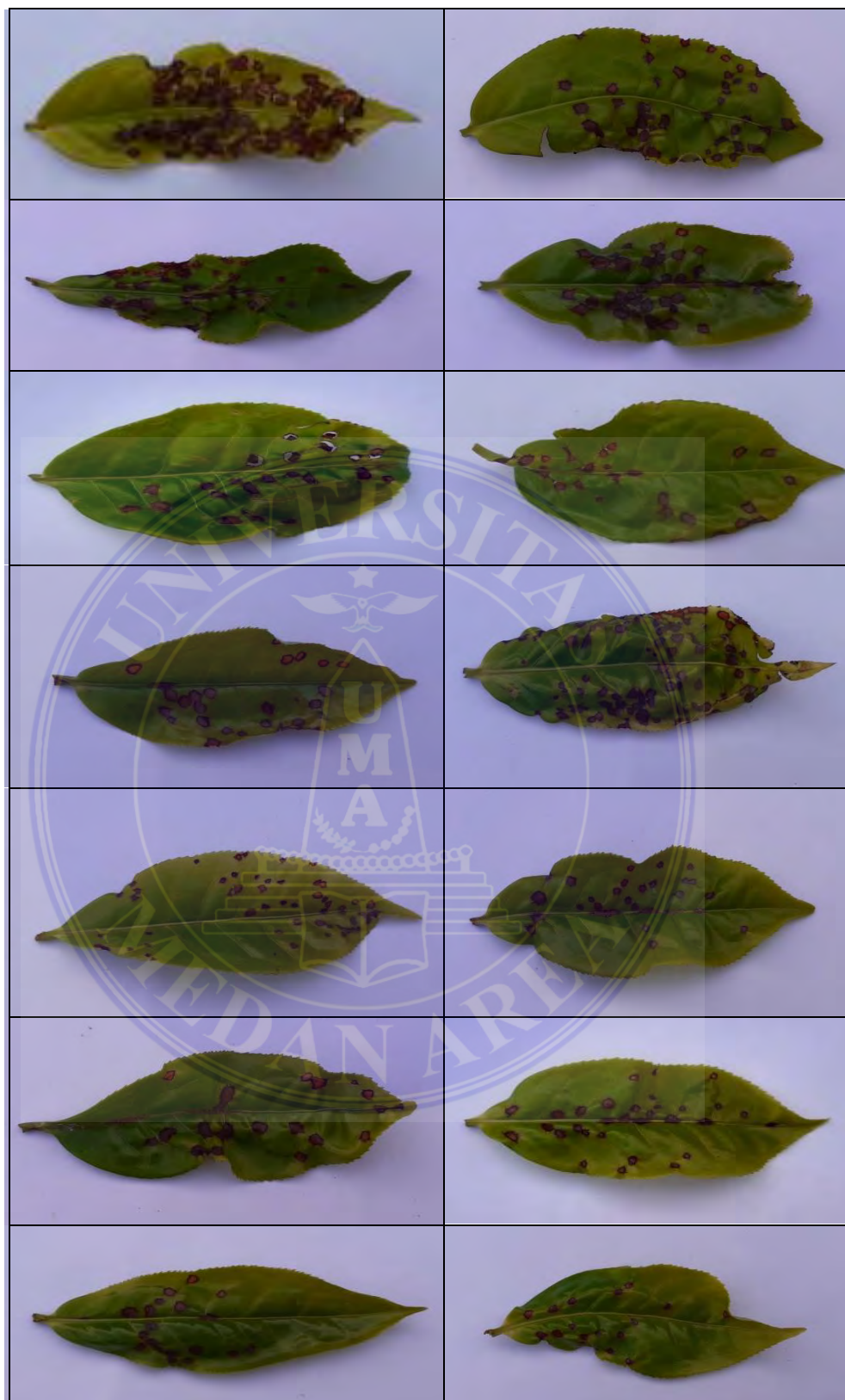


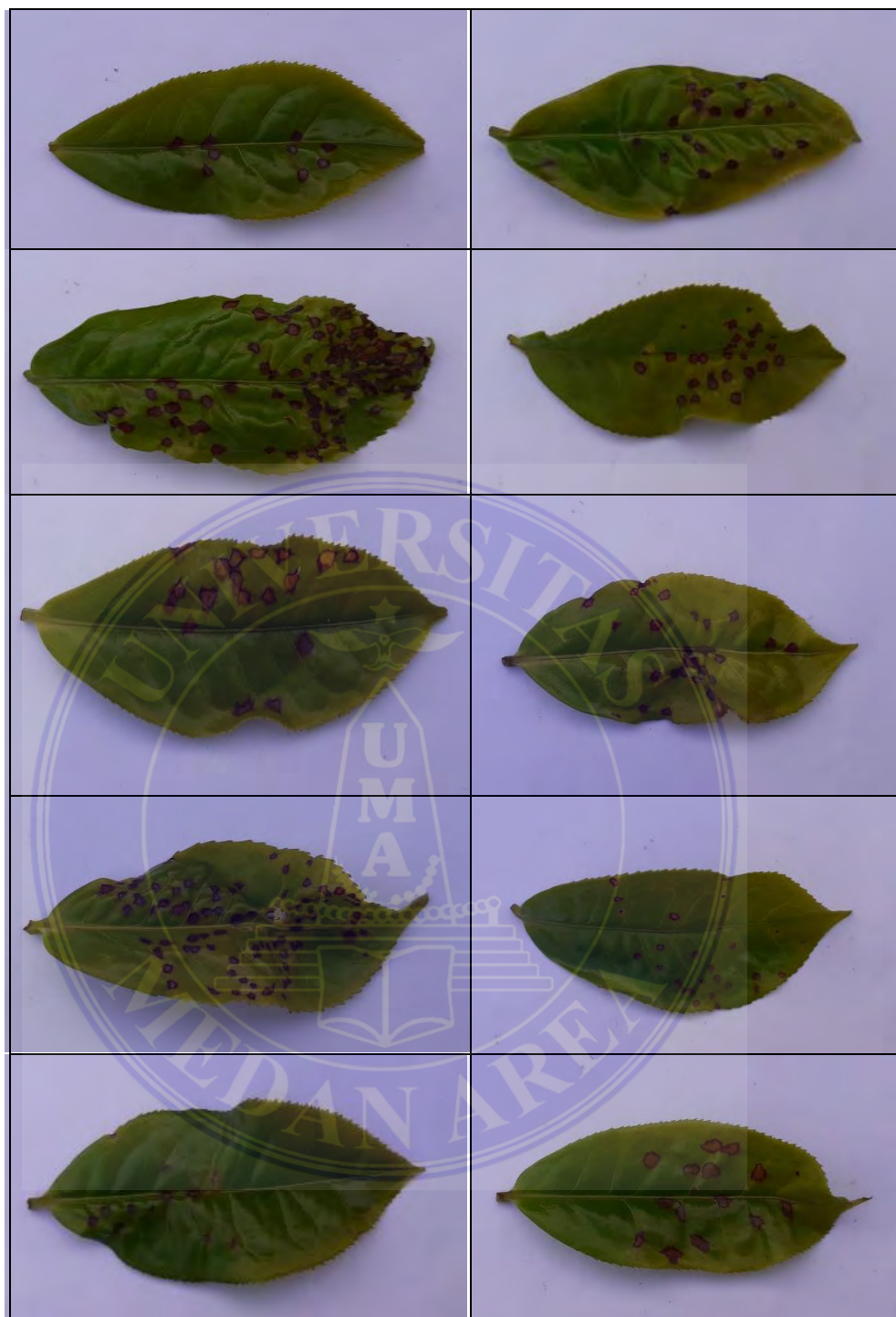




2. Data Daun Helopeltis







3. Sourcecode

a) Import

```
import os
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sea
import tensorflow as tf
```

```

import cv2 as cv
import cv2
import keras
import pickle
from skimage.transform import resize
from skimage.io import imread

from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklvq import GLVQ
import seaborn as sns
from tensorflow.keras.applications.mobilenet import MobileNet
from tensorflow.keras.preprocessing import image
from tensorflow.keras.applications.mobilenet import preprocess_input
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
from sklearn.utils import shuffle
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.gridspec as gridspec
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, cross_val_score, StratifiedKFold, learning_curve
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import jaccard_score
from sklearn.metrics import fbeta_score

matplotlib.rc("xtick", labels="small")
matplotlib.rc("ytick", labels="small")

```

b) Pengenalan ruang penyimpanan

```
!ls ../hp/mutia/fitur
```

c) Impor drive dan pengenalan data

```

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
img = imread('/content/drive/MyDrive/dabar/06.jpg', 0)

```

d) Proses perubahan ukuran file

```

resize_img = resize(img, (300, 400))
plt.axis("off")
plt.imshow(resize_img)
print(resize_img.shape)

```

e) Ekstraksi fitur SIFT

```

gray = cv.cvtColor(img,cv.COLOR_BGR2RGB)
sift = cv.SIFT_create()
kp = sift.detect(gray, None)
img_=cv.drawKeypoints(gray, kp, img)
cv.imwrite('sift001.jpg', img)

img_=cv.drawKeypoints(gray,kp,img_,color=(255,0,0),flags=cv.DRAW_MATCHES_FLAGS_DRAW_RICH_KEYPOINTS)
cv.imwrite('sift001.jpg',img)
plt.axis("off")
plt.imshow(img_, cmap='gray')
plt.imsave('../content/drive/MyDrive/dabar/hasil/06.jpg', img_, cmap='gray')

```

f) Pemanggilan data penyimpanan

```

import os
for dirname, _, filenames in
os.walk('../hp/mutia/fitur'):
    for filename in filenames:
        print(os.path.join(dirname, filename))

```

g) Pembagian kelas data

```

classes = ["helopeltis", "sehat"]
path = "../hp/mutia/fitur/"

file_path = [os.path.join(path, "helopeltis/helo
(100).jpg"),os.path.join(path, "sehat/sehat
(100).jpg")]
fig = plt.figure(figsize=(10, 12))
gs = gridspec.GridSpec(nrows=4, ncols=2,
figure=fig)

for i in range(2):
    y, x = i//2, i%2
    ax = fig.add_subplot(gs[y,x])
    ax.imshow(image.load_img(file_path[i]))
    ax.axis("off")
    ax.title.set_text(classes[i])
    plt.savefig('../hp/mutia/hasil fitur.png')

```

h) Impor Ekstraksi Fitur

```

vector = model.get_layer("reshape_2").output
feature_extraction = tf.keras.Model(model.input,
vector)

```

i) Pengenalan data gambar kedalam array

```

X_list = []
Y_list = []

for f in range(2):
    folder_path = os.path.join(path, classes[f])
    for file in os.listdir(folder_path):
        file_path = os.path.join(folder_path, file)

        #check file extension, skip file if not jpg
        if not(file.endswith(".jpg")):
            continue

        img = image.load_img(file_path,
target_size=(224,224))
        img_arr = image.img_to_array(img)
        img_arr_b = np.expand_dims(img_arr, axis=0)
        input_img = preprocess_input(img_arr_b)
        feature =
feature_extraction.predict(input_img)
        X_list.append(feature.ravel())
        Y_list.append(f)

```

j) Pembagian data keseluruhan

```

X = np.asarray(X_list, dtype=np.float32)
Y = np.asarray(Y_list, dtype=np.float32)

for s in range(100):
    X, Y =shuffle(X, Y)

print("Shape of feature matrix X")
print(X.shape)
print("\nShape of label matrix Y")
print(Y.shape)

class_types,counts=np.unique(Y, return_counts=True)

print("\nClass labels")
print(class_types)
print("\nClass counts")
print(counts)

```

k) Pembagian data training dan testing

```

train_X, test_X, train_Y, test_Y = train_test_split(X,
Y, test_size=0.2,

stratify=Y,

random_state=0)

```

```
print("Shape of train_X")
print(train_X.shape)
print("\nShape of test_X")
print(test_X.shape)
```

1) Algoritma LVQ

```
class ProcessLogger:
    def __init__(self):
        self.states = np.array([])
    def __call__(self, state):
        self.states = np.append(self.states, state)
        return False

logger = ProcessLogger()

scaler = StandardScaler()

LVQ = GLVQ(
    distance_type="squared-euclidean",
    activation_type="swish",
    activation_params={"beta": 2},
    solver_type="steepest-gradient-descent",
    solver_params={
        "max_runs": 100, "step_size": 0.1,

        "callback": logger,
    },
    random_state=1428,)
```

1) Perhitungan akurasi dengan metode LVQ

```
LVQ.fit(train_X, train_Y)
prediction_1 = LVQ.predict(test_X)
print (confusion_matrix(test_Y,prediction_1))
print('With LVQ accuracy is:
',LVQ.score(test_X,test_Y))
print(classification_report(test_Y, prediction_1,
target_names=classes))
```

2) Perhitungan confusion matrix LVQ

```
cm = confusion_matrix(test_Y,prediction_1)
print('Confusion matrix LVQ\n\n',cm)
print('\nTrue Positives(TP) = ',cm[0,0])
print('\nTrue Negatives(TN) = ',cm[1,1])
print('\nFalse Positives(FP) = ',cm[0,1])
print('\nFalse Negatives(FN) = ',cm[1,0])
```


3) Perhitungan jaccard score

```
jaccard = jaccard_score(test_Y, prediction_l,
average=None)
print('Jacard Score', jaccard)
```

4) Perhitungan F2-Score

```
f2_Score = fbeta_score(test_Y, prediction_l, beta=2.0,
average=None)
print('Result', f2_Score)
```

5) Tabel confusion matrix LVQ

```
cm_matrix = pd.DataFrame(cm,
index = ['helopeltis', 'sehat'],
columns = ['helopeltis', 'sehat'])
plt.figure(figsize=(5.5, 4))
sns.heatmap(cm_matrix, annot=True, fmt='d')
plt.title('LVQ Label Confusion Matrix
.format(LVQ.score(test_X, test_Y))')
plt.ylabel('True label')
plt.xlabel('Predicted label')
plt.savefig('../hp/mutia/LVQ baru cm.png')
plt.show()
```

6) Perhitungan kurva ROC metode LVQ

```
from sklearn.metrics import roc_curve
fpr, tpr, thresholds = roc_curve(test_Y, prediction_l)
plt.figure(figsize=(6,4))
plt.plot(fpr, tpr, linewidth=2)
plt.plot([0,1], [0,1], 'k--')
plt.rcParams['font.size'] = 12
plt.title('ROC curve for Predicting a LVQ classifier')
plt.xlabel('False Positive Rate (1 - Specificity)')
plt.ylabel('True Positive Rate (Sensitivity)')
plt.savefig('../hp/mutia/LVQ baru ROC.png')
plt.show()
```

7) Perhitungan ROC AUC metode LVQ

```
from sklearn.metrics import roc_auc_score
```

```
ROC_AUC = roc_auc_score(test_Y, prediction_l)

print('ROC AUC : {:.4f}'.format(ROC_AUC))

(roc auc lvq)
```

8) Perhitungan Cross Validation ROC AUC metode LVQ

```
from sklearn.model_selection import cross_val_score

Cross_validated_ROC_AUC = cross_val_score(LVQ,
train_X, train_Y, cv=10, scoring='roc_auc').mean()

print('Cross validated ROC AUC :
{:.4f}'.format(Cross_validated_ROC_AUC))

(cross validation roc auc lvq)
```

m) Algoritma SVM

```
SVM = SVC(kernel='rbf', C=100.0)
(kernel svm)
```

1) Perhitungan akurasi metode SVM

```
SVM.fit(train_X, train_Y)
prediction_s = SVM.predict(test_X)
print (confusion_matrix(test_Y,prediction_s))
print('With SVM accuracy is:
',SVM.score(test_X,test_Y))
print(classification_report(test_Y, prediction_s,
target_names=classes))
```

2) Perhitungan confusion matrix

```
cm_s = confusion_matrix(test_Y,prediction_s)
print('Confusion matrix SVM\n\n',cm_s)
print('\nTrue Positives(TP) = ',cm_s[0,0])
print('\nTrue Negatives(TN) = ',cm_s[1,1])
print('\nFalse Positives(FP) = ',cm_s[0,1])
print('\nFalse Negatives(FN) = ',cm_s[1,0])
```

3) Perhitungan jaccard score

```
jaccard = jaccard_score(test_Y, prediction_s,
average=None)
print('Jacard Score',jaccard)
```

4) Perhitungan F2-Score

```
f2_Score = fbeta_score(test_Y, prediction_s,beta=2.0,
```

```
average=None)
print('f2 Score', f2_Score)
```

5) Tabel confusion matrix

```
cm_matrix = pd.DataFrame(cm_s,
                        index = ['helopeltis', 'sehat'],
                        columns = ['helopeltis', 'sehat'])
plt.figure(figsize=(5.5,4))
sns.heatmap(cm_matrix,annot=True,fmt='d',cmap='YlGnBu'
)
plt.title('SVM      Label      Confusion      Matrix
'.format(SVM.score(test_X,test_Y)))
plt.ylabel('True label')
plt.xlabel('Predicted label')
plt.savefig('../hp/mutia/SVM baru cm.png')
plt.show()
```

6) Perhitungan ROC metode SVM

```
from sklearn.metrics import roc_curve
fpr, tpr, thresholds = roc_curve(test_Y, prediction_s)
plt.figure(figsize=(6,4))
plt.plot(fpr, tpr, linewidth=2)
plt.plot([0,1],[0,1], 'k--' )
plt.rcParams['font.size'] = 12
plt.title('ROC curve for Predicting a SVM classifier')
plt.xlabel('False Positive Rate (1 - Specificity)')
plt.ylabel('True Positive Rate (Sensitivity)')
plt.savefig('../hp/mutia/SVM baru ROC.png')
plt.show()
```

7) Perhitungan ROC AUC metode SVM

```
from sklearn.metrics import roc_auc_score
ROC_AUC = roc_auc_score(test_Y, prediction_s)
print('ROC AUC : {:.4f}'.format(ROC_AUC))
```

8) Perhitungan Cross Validation metode SVM

```
from sklearn.model_selection import cross_val_score
```

```
Cross_validated_ROC_AUC = cross_val_score(SVM,
train_X, train_Y, cv=10, scoring='roc_auc').mean()

print('Cross validated ROC AUC :
{:.4f}'.format(Cross_validated_ROC_AUC))
```

4. Turnitin





Nomor : 10/TF.6/01.10/I/2023
 Lamp : -
 Hal : 2 **Perubahan Judul Tugas Akhir**

11 Januari 2023

Yth. Pembimbing Tugas Akhir
Dr. Rahmad Syah, S. Kom. M. Kom
Muhathir, ST, M.Kom
 di
 Tempat

Dengan hormat, Sehubungan dengan adanya perubahan judul tugas akhir maka perlu diterbitkan kembali SK Pembimbing Skripsi baru atas nama mahasiswa tersebut :

Nama : Mutia Ulfa
 N P M : 178160063
 Jurusan : Teknik Informatika

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :

1. **Dr. Rahmad Syah, S. Kom. M. Kom** (Sebagai Pembimbing I)
2. **Muhathir, ST, M.Kom** (Sebagai Pembimbing II)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

“Perbandingan Metode *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine* dalam Mengklasifikasi Penyakit Daun Teh Menggunakan Ekstraksi Fitur *SIFT*”.

SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Dekan,

Dr. Rahmad Syah, S. Kom, M. Kom



UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kualanaram Nomor 1 Medan Estate/Jalan Perintis Nomor 1 ☎ (061) 716618, 716619, 716636, 716781, Fax (061) 7366958 Medan 2022
 Kampus II : Jalan Sebelah Nomor 797 Jalan Lintas Tekayu Nomor 70 A ☎ (061) 8225623, Fax (061) 8226121 Medan 2022
 Website: www.faktek.uma.ac.id E-mail: umk@uma.ac.id

Nomor : 166 /FT.6/01.10/VI/2022
 Lamp : -
 Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

16 Juni 2022

Yth. Pimpinan PTPN IV Unit Kebun Sidamanik
 Kec. Sidamanik
 Di
 Simalungun

Dengan hormat,

Kami mohon kesediaan Bapak/Ibu berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	NAMA	NPM	PRODI
1	Mutiah Ulfa	178160063	Informatika

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir pada perusahaan/Instansi yang Bapak/Ibu Pimpin.

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan ilmiah dan Skripsi yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana lengkap pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul penelitian :

Perbandingan Metode *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine* dalam Mendeteksi Hama pada Citra Daun Teh menggunakan Ekstraksi Fitur SURF

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.



Dr. Rahmat Syah, S. Kom, M. Kom

Tembusan :
 1. Ka. BAMAI
 2. Mahasiswa
 3. File



UNIT USAHA TEH
PT PERKEBUNAN NUSANTARA IV
SIMALUNGUN-SUMATERA UTARA-INDONESIA

KANTOR UNIT USAHA	TEH	TELP : (0622) 25617
KANTOR PUSAT	JL. LETJEND SUPRAPTO NO. 2 MEDAN	TELP : (061) 45773117

SURAT KETERANGAN
TEH/SK/25/ VII/ 2022

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Hwin Dwi Putera
Jabatan : Manajer Unit Usaha Teh
Alamat : Unit Teh

Menerangkan dengan Sebenarnya bahwa Mahasiswa / Mahasiswi Fakultas Teknik Universitas Medan Area atas nama sebagai berikut :

NO	NAMA	NPM	PROGRAM STUDI
1	Mutia Ulfa	178160063	Teknik Informatika

Telah selesai melakukan Pengambilan Data dalam rangka memenuhi Tugas akhir Kuliah di PT.Perkebunan Nusantara IV Unit Usaha Teh Bah Butong dengan topik :

“Perbandingan Metode *Learning Vector Quantization* dan *Support Vector Machine* dalam Mendeteksi Hama Pada Citra Daun Teh Menggunakan Ekstraksi Fitur SURF”

Demikian Surat Keterangan ini diperbuat untuk dapat dipergunakan seperlunya.

Bah Butong, 16 Juli 2022


Hwin Dwi Putera
 Manajer

AKHLAK – Amanah – Kompeten – Harmonis – Loyal – Adaptif - Kolaboratif