

**TESIS**

**IDENTIFIKASI JENIS TANAMAN HERBAL BERDASARKAN FITUR  
DAUN MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX  
DAN JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION**



Disusun oleh:

**Nama : Muhammad Fikri Ihsan**  
**NIM : 19.51.1233**  
**Konsentrasi : Informatics Technopreneurship**

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA  
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA**

**2022**

**TESIS**

**IDENTIFIKASI JENIS TANAMAN HERBAL BERDASARKAN FITUR  
DAUN MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX  
DAN JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION**

**IDENTIFICATION OF HERBAL PLANT SPECIES BASED IN ITS LEAF  
FEATURES USING GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX AND  
BACKPROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

**Nama : Muhammad Fikri Ihsan**  
**NIM : 19.51.1233**  
**Konsentrasi : Informatics Technopreneurship**

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA  
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA**

**2022**

**HALAMAN PENGESAHAN**

**IDENTIFIKASI JENIS TANAMAN HERBAL BERDASARKAN FITUR  
DAUN MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX DAN  
JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION**

**IDENTIFICATION OF HERBAL PLANT SPECIES BASED IN ITS LEAF  
FEATURES USING GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX AND  
BACKPROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

**Muhammad Fikri Ihsan**

**19.51.1233**

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis  
Program Studi S2 Teknik Informatika  
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta  
pada hari Senin, 01 Agustus 2022

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 01 Agustus 2022

**Rektor**

**Prof. Dr. M. Suryanto, M.M.**

**NIK. 190302001**

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**IDENTIFIKASI JENIS TANAMAN HERBAL BERDASARKAN FITUR  
DAUN MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX DAN  
JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION**

**IDENTIFICATION OF HERBAL PLANT SPECIES BASED IN ITS LEAF  
FEATURES USING GRAY LEVEL CO-OCCURENCE MATRIX AND  
BACKPROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

**Muhammad Fikri Ihsan**

**19.51.1233**

Telah Drujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis  
Program Studi S2 Teknik Informatika  
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta  
pada hari Senin, 01 Agustus 2022

**Pembimbing Utama**

**Anggota Tim Penguji**

**Dr. Andi Sunyoto, M.Kom.**  
**NIK. 190302052**

**Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.**  
**NIK. 190302106**

**Pembimbing Pendamping**

**Ava Hendri Muhammad, S.T., M.Eng., Ph.D.**  
**NIK. 190302493**

**M. Rudvanto Arief, M.T.**  
**NIK. 19032098**

**Dr. Andi Sunyoto, M.Kom.**  
**NIK. 190302052**

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 01 Agustus 2022  
**Direktur Program Pascasarjana**

**Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.**  
**NIK. 190302106**

## HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : **Muhammad Fikri Ihsan**  
NIM : **19.51.1233**  
Konsentrasi : **Informatics Technology**

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut,  
**Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan  
Grey Level Co-occurrence Matrix Dan Jaringan Saraf Tiruan  
Backpropagation**

Dosen Pembimbing Utama : **Dr. Andi Suryono, M.Eng.**  
Dosen Pembimbing Pendamping : **M. Rullyanto Arif, M.T.**

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** dipublikasikan, tidak mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian **SAYA** sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali sudah tertulis dengan jelas diutamakan sebagai acuan dalam menulis dengan disertai nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab **SAYA**, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Perseorangan **SAYA** baik dengan seingginnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan atau ketidakbenaran dalam penyusunan ini, maka **SAYA** bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan prosedur dan tata cara yang sudah dipertahankan, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 01 Agustus 2022  
Yang Menyatakan,



6000

Muhammad Fikri Ihsan

## HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirrabil'alamin, puji syukur kehadiran Allah Subhanahu wa ta'ala yang telah memberikan rahmat, hidayah, kesehatan, kemudahan, serta kemampuan kepada saya, sehingga saya dapat menyelesaikan Penelitian Tesis ini dengan lancar. Pada halaman persembahan ini, saya ingin berterimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Sang pencipta Allah Subhanahu wa ta'ala, Insha Allah selama proses menuntut ilmu sampai jenjang S2 ini saya niatkan semuanya hanya untuk beribadah kepada Allah SWT, semoga setiap penelitian ini tidak hanya bermanfaat untuk saya tetapi juga bisa bermanfaat untuk orang lain yang membacanya.
2. Kedua orang tua saya Bapak H. Hasan, M.Pd.(Alm) dan Ibu Lela Kartini, S.Pd.I. yang telah melahirkan, merawat saya dengan penuh kasih sayang serta telah memberikan banyak ilmu dan pengetahuan kepada saya. Terimakasih atas do'a dan dukungan yang diberikan kepada saya selama ini. Beserta adik semata wayang saya, Fillah Fahri Mahfudha, yang telah membantu mendo'akan penyelesaian kuliah saya.
3. Dosen pembimbing saya Bapak Dr. Andi Sunyoto, M.Kom, dan Bapak M. Rudyanto Arief, M.T. yang telah memberikan banyak dukungan, ilmu, pengetahuan, dan wawasan baru kepada saya selama menyelesaikan Penelitian Tesis ini.
4. Teman-teman sekelas 19 MTI A Reguler yang selalu memberikan doa dan dukungan kepada saya sampai saat ini. Terimakasih atas doa dan dukungannya yang telah diberikan selama ini, semoga kalian semua bisa cepat menyusul.
5. Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta beserta seluruh jajaran Dosen yang telah mengajarkan banyak ilmu kepada saya dan juga seluruh Karyawannya.



## HALAMAN MOTTO

“Pencapaian saya sampai saat ini tidak akan pernah terjadi kecuali atas izin dari Allah Subhanahu wa ta'ala yang telah memberikan segala keberkahan, kelancaran dan kemudahan kepada saya sampai titik ini”.

“Esensi dari sebuah pencapaian adalah ketika kita bisa mendapatkan Berkah dan Ridho dari Allah Subhanahu wa ta'ala untuk bekal di Akhirat kelak”.

“Sebuah kesuksesan akan lebih cepat tercapai jika dalam prosesnya melibatkan Allah SWT”.

“Tidak ada artinya sebuah kesuksesan di dunia ini jika tidak menghasilkan nilai kebaikan dan keberkahan di hadapan Allah Subhanahu wa ta'ala”.

“Menuntut ilmu itu wajib atas setiap Muslim” (HR. Ibnu Majah no. 224, dari sahabat Anas bin Malik radhiyallahu'anhu, dishahihkan Al Albani dalam Shahiih al-Jaami'ish Shaghiir no. 3913).

“Jika seorang manusia meninggal, terputuslah amalnya, kecuali dari tiga hal: sedekah jariyah, ilmu yang bermanfaat atau anak shalih yang berdoa untuknya.” (HR. Muslim).

“Para ulama adalah pewaris para nabi. Sesungguhnya para nabi tidak mewariskan dinar ataupun dirham, tetapi mewariskan ilmu. Maka dari itu, barang siapa mengambilnya, ia telah mengambil bagian yang cukup.” (HR. Abu Dawud, at-Tirmidzi dan Ibnu Majah).

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadiran Allah Subhanahu wa ta'ala yang telah memberikan rahmat, hidayah, kesehatan, kemudahan, serta kemampuan sehingga penulis dapat menyelesaikan Penelitian Tesis ini sesuai dengan lancar dan sebaik-baiknya. Tidak lupa sholawat dan salam selalu disampaikan kepada manusia paling sempurna yang pernah hidup di dunia yaitu Nabi Muhammad Shallallahu 'alaihi wasallam, semoga kami semua termasuk kedalam golongan orang-orang yang mendapatkan Syafa'at dari beliau pada saat di Akhirat kelak.

Proses penyusunan Laporan Tesis ini tidak lepas dari doa, dan dukungan dari berbagai pihak, oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua saya Bapak H. Hasan, M.Pd.(Alm) dan Ibu Lela Kartini, S. Pd.I. yang telah melahirkan, merawat saya dengan penuh kasih sayang serta telah memberikan banyak ilmu, dan pengetahuan kepada saya.
2. Adik saya, Fillah Fahri Mahfudha yang telah ikut membantu mendo'akan penyelesaian kuliah saya.
3. Bapak Dr. Andi Sunyoto, M.Kom., selaku dosen pembimbing utama yang telah memberikan banyak dukungan, ilmu, pengetahuan, dan wawasan baru kepada saya selama menyelesaikan Penelitian Tesis ini.
4. Bapak M. Rudyanto Arief, M.T., selaku dosen pembimbing kedua saya yang telah memberikan saya banyak pencerahan, ilmu, dan pengetahuan baru kepada saya dalam menyelesaikan penelitian ini.
5. Teman sekelas 19 MTI A Reguler yang selalu memberikan doa dan dukungan kepada saya dalam menyelesaikan Penelitian Tesis ini.
6. Seluruh jajaran Dosen yang telah mengajarkan banyak ilmu kepada saya dan juga seluruh Karyawan Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta.

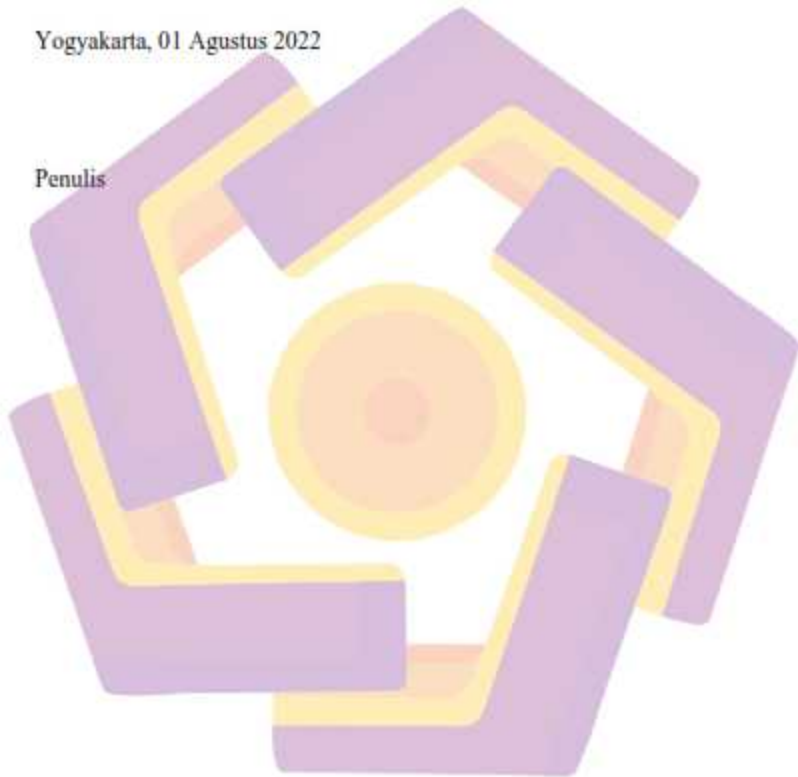
Penulis meyakini bahwa tidak ada karya penelitian yang sempurna di dunia ini, karena kesempurnaan yang sesungguhnya hanya milik Allah Subhanahu wa



ta'ala. Oleh karena itu, penulis sangat menerima setiap saran dan kritik yang diberikan pembaca terhadap penelitian ini dengan tujuan untuk memperbaiki penelitian ini menjadi lebih baik lagi untuk kedepannya. Penulis berharap dari penelitian bisa memberikan banyak manfaat dan berkah tidak hanya untuk Penulis tetapi juga untuk orang lain yang membacanya.

Yogyakarta, 01 Agustus 2022

Penulis



## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
INTISARI.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	6
1.3 Batasan Masalah.....	7
1.4 Tujuan Penelitian.....	7
1.5 Manfaat Penelitian.....	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	9

2.1 Tinjauan Pustaka .....	9
2.2 Landasan Teori .....	12
2.2.1 Tanaman Herbal (Tanaman Obat) .....	12
2.2.2 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) .....	13
2.2.3 Jaringan Saraf Tiruan(JST) <i>Backpropagation</i> .....	16
2.3 KEASLIAN PENELITIAN .....	18
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b> .....	<b>24</b>
3.1 Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian .....	24
3.2 Metode Pengumpulan Data .....	24
3.3 Alur Penelitian .....	25
<b>BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>30</b>
4.1. <i>Dataset Pengolahan</i> .....	30
4.2. <i>Preprocessing Data</i> .....	37
4.3. Ekstraksi Fitur Menggunakan GLCM .....	40
4.4. Normalisasi Data .....	60
4.5. Train/Test Split .....	62
4.6. Klasifikasi <i>Backpropagation</i> .....	62
4.7. Evaluasi Metode dengan <i>Confusion matrix</i> dan <i>Classification Report</i> .....	67
<b>Bab V PENUTUP</b> .....	<b>76</b>
5.1. Kesimpulan .....	76
5.2. Saran .....	76
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	<b>77</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Matriks <i>Literatur Review</i> dan Posisi Penelitian.....	18
Tabel 4.1. <i>Dataset</i> .....	31
Tabel 4.2. Hasil <i>One Hot Encoding</i> .....	39
Tabel 4.3. Hasil Ekstraksi Citra <i>betula_alleghaniensis</i> .....	41
Tabel 4.4. <i>Train/Test Split</i> .....	62
Tabel 4.5. Pengaturan Parameter <i>Backpropagation</i> .....	63
Tabel 4.6. Pengaturan Parameter <i>Backpropagation</i> .....	65
Tabel 4.7. Hasil <i>Confusion Matrix</i> .....	69
Tabel 4.8. Perbandingan Penelitian.....	74

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1. Alur Penelitian.....	28
Gambar 4.1. Hasil <i>Scaling</i> .....	38
Gambar 4.2. Proses <i>Grayscale</i> .....	38
Gambar 4.3. <i>Dataset</i> .....	55
Gambar 4.4. <i>Directory Tree</i> .....	55
Gambar 4.5. Membaca <i>File</i> Pada Program <i>Python</i> .....	56
Gambar 4.6. <i>Matrix</i> GLCM dan <i>Matrix Texture</i> Terhadap <i>Dataset</i> .....	57
Gambar 4.7. Penyimpanan Hasil GLCM .....	58
Gambar 4.8. Hasil GLCM 0° Program dengan Gambar <i>betula_alleghaniensis</i> ...	58
Gambar 4.9. Hasil Ekstraksi GLCM.....	60
Gambar 4.10. Hasil Normalisasi Fitur <i>Dataset</i> .....	61
Gambar 4.11. Hasil Akurasi.....	66
Gambar 4.12. Hasil <i>Confusion Matrix</i> .....	67
Gambar 4.13. Hasil <i>Classification Report</i> Percobaan Kelima.....	73



## INTISARI

Daun adalah salah satu struktur pokok tanaman yang sangat penting. Daun berfungsi sebagai penyerapan, pengolahan makanan melalui fotosintesis, serta sebagai alat transpirasi. Berbagai jenis tanaman obat telah dikenal masyarakat sejak lama namun masih sulit bagi orang-orang awam mengingat semua daun warnanya relatif sama hijau dan juga belum mengetahui karakteristik dari daun tersebut. Pada penelitian ini mendeteksi jenis daun herbal tanaman obat dengan identifikasi daun menggunakan algoritma GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) dan jaringan saraf tiruan *Backpropagation* mengambil sampel data dari *dataset kaggle-leafsnap* 50 jenis daun tanaman herbal. Algoritma GLCM merupakan metode probabilitas dan statistik, metode ini mengekstraksi citra daun mengubah citra menjadi *grayscale* kemudian mengubah bentuk data citra menjadi *numerical*. Algoritma GLCM digabungkan dengan *Backpropagation* dalam mengklasifikasi data, terdapat beberapa tahapan dalam proses klasifikasi pada penelitian ini yaitu pengambilan *dataset*, *preprocessing data*, klasifikasi data dan *evaluation method*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mencapai akurasi yang tinggi melalui metode yang digunakan.

Kata Kunci: Daun Herbal, Leafsnap, GLCM, Backpropagation

## ABSTRACT

Leaves are one of the essential basic plant structures. Leaves function as absorption, processing food through photosynthesis, and as a means of transpiration. Various medicinal plants have been known to the public for a long time. However, it is still difficult for ordinary people to remember that all leaves are relatively the same green color and do not know the leaves' characteristics. In this study, to detect the types of herbal leaves of medicinal plants by leaf identification using the GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) algorithm and the Backpropagation artificial neural network taking data samples from the kaggle-leafsnap dataset of 50 types of herbal plant leaves. The GLCM algorithm is a probability and statistical method. This method extracts leaf images, converts the image into grayscale, and then changes the shape of the image data into numerical. The GLCM algorithm is combined with Backpropagation in classifying data. There are several stages in the classification process in this study, namely data retrieval, data preprocessing, data classification, and evaluation method. This research aims to achieve high accuracy through the method used.

**Keyword:** Herbal Plant, Leafsnap, GLCM, Backpropagation



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Negara Indonesia mempunyai hutan dan perkebunan yang sangat luas baik itu dalam bentuk hutan lindung, hutan produksi, kebun skala kecil, perkebunan yang sudah bertaraf nasional maupun internasional. Dimana didalamnya terdapat banyak sekali bermacam jenis tanaman baik untuk kebutuhan sehari-sehari seperti sayuran, obat-obatan bahkan sampai untuk digunakan sebagai bahan mentah yang selanjutnya diproduksi seperti karet dan sawit. Sebagai negara ke-2 di dunia yang memiliki banyak keanekaragaman hayati, Indonesia seharusnya dapat memanfaatkannya sebaik mungkin untuk kehidupan. Salah satu kegunaannya adalah untuk kesehatan, sebanyak 30.000 spesies dari spesies dunia terdapat di Indonesia, 940 spesies diantaranya berkhasiat sebagai obat, namun hingga saat ini baru 283 spesies tanaman yang berkhasiat yang sudah dimanfaatkan sebagai obat (Kemenkes RI, 2009).

Dengan banyaknya jenis tanaman khususnya tanaman herbal yang terdapat di Indonesia, masyarakat di Indonesia seharusnya dapat memahami khasiat-khasiat tanaman herbal tersebut, akan tetapi masih banyak masyarakat Indonesia belum mengetahui nama tanaman serta khasiat tanaman herbal yang tumbuh bahkan disekitar lingkungan masyarakat itu sendiri. Oleh karena itu maka diperlukan sebuah aplikasi untuk memudahkan dalam mengetahui nama tumbuhan herbal yang terdapat pada tanaman tanpa perlu lagi menggunakan buku panduan untuk mengetahui nama dan manfaat tanaman herbal tersebut. Salah satu cara yang

dapat digunakan untuk mengetahui nama tanaman herbal di Indonesia yang tumbuh yaitu dengan melakukan klasifikasi berdasarkan karakteristik daun dari tanaman tersebut. Pengobatan tanaman herbal secara empiris diyakini kemanjuran serta keampuhannya dan diwariskan sebagai kekayaan budaya dengan turun-temurun melalui tradisi lisan (Agoes, 2010).

Daun merupakan struktur pokok tumbuhan yang penting. Daun mempunyai fungsi antara lain sebagai resorpsi (pengambilan zat-zat makanan terutama yang berupa zat gas karbon dioksida), mengolah makanan melalui fotosintesis, serta sebagai alat transpirasi (penguapan air) dan respirasi (pernafasan dan pertukaran gas) (Rosanti, 2017). Masyarakat Indonesia sudah lama mengenal berbagai macam tumbuhan yang dapat dijadikan obat-obatan. Pengetahuan ini diwariskan secara turun temurun, dan merupakan bagian dari budaya mereka. Akan tetapi bagi orang awam tentu akan sangat sulit, mengingat semua warna daun relatif sama yaitu warna hijau dan juga belum mengetahui karakteristik dari daun tersebut, kesadaran masyarakat akan peran tanaman obat bagi kesehatan perlu ditingkatkan. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah sistem klasifikasi berdasarkan daun untuk mengetahui nama-nama dari tumbuhan tersebut. Dengan semakin meningkatnya pengetahuan masyarakat akan obat-obatan berbahan herbal, akan meningkatkan peluang usaha tani tanaman obat-obatan (Trisnaningsih, 2019).

Menurut Rao et al dalam (Situmorang, 2019) *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah matriks yang menggambarkan jumlah pasangan piksel terhadap frekuensi pada jarak  $d$  dan variasi sudut inklinasi  $\theta$  dengan tujuan menghitung nilai fitur (GLCM) *Gray Level Cooccurrence Matrix*. Metode ini



dimanfaatkan untuk klasifikasi citra, pengenalan tekstur, segmentasi citra, pengenalan objek dan analisis warna pada citra. Dimana pada penelitian ini prinsip dasar kerja metode ini adalah melakukan klasifikasi berdasarkan karakteristik, struktur dan warna daun. Dari daun tersebut akan dilakukan ekstraksi dari warna *red, green, blue, hue, saturation*, dan *value* sehingga daun dapat diklasifikasikan berdasarkan nilai-nilai yang sudah didapatkan untuk melakukan klasifikasi, selanjutnya akan melakukan pencocokan dengan nilai data *training*.

Daun merupakan bagian daripada organ tanaman yang memiliki beberapa sistem struktur jaringan, seperti jaringan epidermis, mesofil, dan jaringan pengangkut. Metode *gray level co-occurrence matrix* merupakan salah satu metode pada Pengolahan citra digital merupakan disiplin ilmu yang mendalami serta mempelajari teknik-teknik untuk mengolah sebuah citra menggunakan komputer. Citra yang dimaksud dapat berupa citra diam atau citra bergerak. Ruang Warna *Red, Green, Blue* (RGB) adalah ruang warna standar yang didasarkan pada akuisisi frekuensi warna oleh sensor elektronik. Keluaran dari sensor ini berupa sinyal analog. RGB adalah ruang warna aditif, yang berarti bahwa semua warna akan dimulai dengan warna hitam selanjutnya dibentuk dengan menambahkan warna hijau, merah, dan biru. Melalui gabungan warna merah, hijau dan biru akan tercipta warna-warna baru, ruang warna *hue, saturation* dan *value*.

Beberapa penelitian citra yang terkait dalam mengetahui informasi dari suatu tumbuhan telah dilakukan peneliti terdahulu, Penelitian yang dilakukan oleh Meera Kansara dan kawan-kawan dengan judul "*Indian Ayurvedic Plant Identification Using Multi-organ Image Analytics: Creation of Image Dataset of*



*Indian Medicinal Plant Organs*”, pada penelitian ini melakukan klasifikasi tanaman herbal menggunakan Isolation Forest dan Local Outlier Factor dan mendapatkan akurasi sebesar 88,79% dengan membagi *dataset* 90% *training* dan 10% *testing* (Kansara, 2020). Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Anh H. Vo dengan judul “*Vietnamese Herbal Plant Recognition Using Deep Convolutional Features*”, Penelitian ini meneliti tentang identifikasi spesies tanaman herbal dengan menggunakan *Automated Visual Recognition Tools* dan mengklasifikasinya menggunakan *LightGBM* dan mendapatkan tingkat keakuratan sebesar 93,6% (Vo, 2019). Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh G. Kayhan dan E. Ergun dengan judul “*Medicinal and Aromatic Plants Identification Using Machine Learning Methods*” pada penelitian ini melakukan identifikasi tanaman obat aromatik menggunakan metode *machine learning NBC* dengan persentasi akurasi dari penelitian ini adalah sebesar 98% (Kayhan, 2020). Kemudian penelitian yang dilakukan oleh K Gowrinshakar dengan judul “*An Integrated Image Processing Approach for Diagnosis of Groundnut Plant Leaf Disease Using ANN and GLCM*”, Penelitian ini meneliti tentang diagnosis penyakit daun tanaman kacang tanah menggunakan ANN dan GLCM dari berbagai macam jenis kacang tanah dan mendapatkan tingkat keakuratan sebesar 89% dengan metode SVM (Gowrishankar, 2020). Lalu selanjutnya Penelitian yang dilakukan oleh Shobana D dan kawan-kawan dengan judul “*GLCM Based Plant Leaf Disease Detection Using Multiclass SVM*”, pada penelitian ini melakukan klasifikasi penyakit tanaman menggunakan GLCM dan SVM dan mendapatkan akurasi sebesar 85% dengan membagi *dataset* 75% *training* dan 25% *testing* (Shobana, 2019). Selanjutnya penelitian yang

dilakukan Samiksha Devi dan kawan-kawan dengan judul “*GLCM-LBP Plant Leaf Disease Detection*”, penelitian ini menarik kesimpulan yaitu GLCM dapat diterapkan dengan mendeteksi jenis tanaman herbal (Devi & Gupta, 2019). Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Grace Theresia Situmorang dengan judul “*Penerapan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan*” pada penelitian ini melakukan keamanan informasi berdasarkan data biometrik menggunakan GLCM, dengan hasil persentase terbaik sebesar 87,17% (Situmorang, 2019). Selanjutnya Zaidah Ibrahim melakukan penelitian dengan judul “*Multi-maxpolling Convolutional Neural Network for Medicinal Herb Leaf Recognition*” yang menggunakan metode CNN mendapatkan akurasi sebesar 87% (Ibrahim, 2018). Penelitian Jocelyn B. Barbosa dengan judul “*A Mobile-Based Application for Herbal Leaf Recognition Using Image Processing and Regularized Logistic Regression Classifier*” penelitian ini mengidentifikasi daun herbal menggunakan aplikasi mobile, penelitian ini menggunakan ekstraksi LAC(*Localized Active Contour*) dan mengklasifikasinya menggunakan metode RLC(*Regularized Logistic Regression*). Hasil dari penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 86% (Barbosa, 2017). Penelitian yang dilakukan M. Hamdani Santoso dengan judul “*Wayang Image Classification Using MLP Method and GLCM Feature Extraction*” yang menggunakan metode MLP(*The Multi Layer Perceptron*) untuk ekstraksi citra dengan tujuan memudahkan masyarakat yang ingin mengetahui tentang wayang dan jenisnya. Hasil dari penelitian ini mendapatkan akurasi hingga 73,4% (Hamdani Santoso & Ayu Larasati, 2020). Lalu selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Vidyashankara dengan judul “*Leaf*

*Classification Based On GLCM Texture and SVM*”, penelitian ini meneliti 334 daun dengan 10 jenis daun yang berbeda dan mendapatkan akurasi sebesar 82% (Vidyashankara, 2020).

Solusi untuk mengatasi masalah diatas adalah merencanakan sebuah penelitian yang hasilnya dapat dimanfaatkan sebagai referensi atau rujukan dalam pembelajaran seterusnya. Berdasarkan uraian latar belakang maka peneliti tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul “Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan *gray level co-occurrence matrix* dan jaringan saraf tiruan *backpropagation*”. Dengan menggunakan 50 macam jenis daun yang diteliti, hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah menghasilkan output berupa nama jenis tanaman herbal berdasarkan fisik dan karakteristik daunnya yang mendapatkan tingkat akurasi yang tinggi. Skenario yang dilakukan tidak hanya satu kali, tetapi dilakukan dengan beberapa skenario dengan berbagai kondisi dan penggunaan fitur yang berbeda.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dikemukakan sebelumnya dapat dirumuskan permasalahan yaitu:

1. Apakah bisa melakukan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM dan mencocokkan *dataset* tanaman herbal dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation*.

2. Apakah metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix*(GLCM) dan jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat mendapatkan akurasi yang tinggi dalam melakukan deteksi tanaman herbal.

### 1.3 Batasan Masalah

Mengingat banyaknya informasi yang disajikan, diperlukan batasan-batasan agar lebih terfokus dan masalah yang dihadapi tidak terlalu luas, maka penyajian akan dibatasi sebagai berikut :

1. Data yang digunakan adalah data tanaman herbal yang bersumber dari *Kaggle Leafsnap*.
2. Hasil Output berupa persentase akurasi nama jenis tanaman herbal.
3. Data *Input* adalah daun dari tanaman. Data *input* bersumber dari citra daun dengan resolusi maksimal 600 piksel.
4. Metode yang digunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan jaringan saraf tiruan *Backpropagation* yang di implementasikan dengan menggunakan Bahasa Pemrograman *Python*.

### 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah :

1. Dapat melakukan ekstraksi fitur citra digital dengan menggunakan metode GLCM dan mencocokkan dengan jaringan saraf tiruan *backpropagation*.
2. Dapat menerapkan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan jaringan saraf tiruan *Backpropagation* dalam melakukan deteksi daun tanaman herbal

berdasarkan gambar untuk mendapatkan hasil berupa akurasi informasi nama tanaman dengan akurasi yang tinggi.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Untuk Umum, melalui pengaplikasian ini dapat mengetahui berapa tingkat akurasi yang akan diperoleh pada ekstraksi fitur GLCM yang dikombinasikan dengan klasifikasi *backpropagation* dengan pengujian data *training* dan *testing* yang ditetapkan.
2. Untuk Pemerintah, dapat menjadi acuan dalam menciptakan sebuah aplikasi/sistem dalam pengolahan tanaman herbal dengan penerapan metode yang dipakai.
3. Bagi Penulis, penulis mampu menerapkan ilmu yang diperoleh dari akademis. Serta penulis mempunyai wawasan mengenai pengolahan data berdasarkan karakteristik daun (citra digital).



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian mengenai ekstraksi ciri citra, penelitian-penelitian terdahulu dengan tema citra tanaman herbal diantaranya yaitu penelitian Meera Kansara dan Parikh Ajay yang berjudul "*Indian Ayurvedic Plant Identification Using Multi-organ Image Analytics: Creation of Image Dataset of Indian Medicinal Plant Organs*", penelitian ini memfokuskan pada tanaman herbal yang banyak tumbuh di daerah India, dengan mencocokkan *dataset* yang bersumber dari *Kaggle-Leafsnap* yang jenis nya disesuaikan dengan tanaman di daerah India. *Dataset Leafsnap* yang diambil dan sekaligus dicocokkan di penelitian ini adalah sebanyak 50 jenis tanaman herbal, dengan membagi *dataset* nya untuk *training* sebanyak 90% dan *testing* sebanyak 10%. Penelitian ini menerapkan metode *Isolation Forest* dan metode *Local Outlier Factor*, dengan mendiagnosis tentang tanaman herbal menggunakan ekstraksi fitur dari setiap gambar tanaman. Kelebihan penelitian ini adalah data yang diambil yang disesuaikan dengan daerah itu mempunyai manfaat khusus untuk masyarakat daerah itu sendiri, namun pada penelitian ini tidak dijelaskan apa saja jenis daun yang diambil.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Anh H. Vo dan kawan-kawan (Vo, 2019) dengan judul "*Vietnamese Herbal Plant Recognition Using Deep Convolutional Features*", Dimana pada penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi spesies tanaman herbal dengan menggunakan Automated Visual

Recognition Tools dan mengklasifikasinya menggunakan *LightGBM* dan mengambil *dataset* yang bersumber dari *Kaggle-Leafsnap* sebanyak 10 jenis tanaman herbal yang dimana tanaman herbal tersebut disesuaikan dengan tanaman yang banyak tumbuh di daerah Vietnam. Dimana penelitian ini kelebihan nya yaitu *dataset* yang diambil yang disesuaikan dengan daerah itu sendiri mempunyai manfaat khusus untuk masyarakat daerah tersebut. Sedangkan pada kekurangan dari penelitian ini adalah dimana *dataset* yang dipakai hanya 10 jenis tanaman, yang mana itu masih sedikit dalam penepatan akurasi yang diperoleh walaupun akurasi yang diperoleh besar.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh G. Kayhan dan E. Ergun (Kayhan, 2020) dengan judul "*Medicinal and Aromatic Plants Identification Using Machine Learning Methods*". Penelitian ini melakukan identifikasi jenis tanaman obat aromatik dengan menggunakan metode *machine learning* NBC dengan total data sebanyak 752, *sample training* 677(90%) dan *sample testing* sebanyak 75(10%) Penelitian ini menggunakan ekstraksi citra metode MLP (*The Multi Layer Perceptron*) dan klasifikasi NBC. Kelebihan penelitian ini menggunakan visualisasi komputer sehingga running citra dapat lebih cepat mendapatkan hasil dari setiap percobaan yang dilakukan, sedangkan kekurangan dari penelitian ini adalah dimana proses visualisasi komputer tanpa menggunakan metode ekstraksi yang pasti bisa menjadi rawan terhadap kesalahan hasil yang diperoleh.

Berikutnya penelitian yang dilakukan oleh penelitian K. Gowishankar dan kawan-kawan (Gowrishankar, 2020) yang berjudul "*An Integrated Image Processing Approach for Diagnosis of Groundnut Plant Leaf Disease using ANN*

and GLCM", penelitian ini hanya mendiagnosis tentang penyakit kacang tanah, dengan mendeteksi berbagai macam daun dari kacang tanah yang memiliki kelainan. Diawali dengan pengambilan citra jenis daun kacang tanah sejumlah 25 dataset citra penyakit daun. Pada citra daun kacang tanah dilakukan tahap *pre-processing* untuk mengubah warna menjadi *grayscale* selanjutnya citra dibagi menjadi beberapa ukuran *region*. Dari masing-masing ukuran *region*, dilakukan tahap ekstraksi ciri *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dengan jarak ketetanggaan. Penelitian ini tidak mengambil sumber data, melainkan menggunakan data sendiri.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan Shobana D dan kawan-kawan (Shobana, 2019) dengan judul "*GLCM Based Plant Leaf Disease Detection Using Multiclass SVM*". Dimana penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi penyakit daun tanaman herbal dengan proses identifikasi daun berdasarkan jenis daun. Proses diawali dengan mengumpulkan citra sebanyak 75% *dataset training* dan 25% *dataset uji* dari total data keseluruhan dan diolah dengan perhitungan *Gray Level Co-ocurrence Matrix* (GLCM). Fitur yang digunakan ada 4 yaitu ASM, *Contrast*, *Correlation* dan IDM. Kemudian nilai fitur digunakan data untuk proses *training* dan *testing* menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Data latih yang digunakan pada pengujian tidak disebutkan seberapa jenis citra data. Hasil pada penelitian ini memberikan tingkat akurasi baik karena sistem mampu memberikan akurasi sebesar 85% dengan pengujian parameter GLCM yaitu jarak =1 dan parameter SVM  $\lambda$  (*lambda*) = 0.5, *C* (*complexity*) = 1,  $\gamma$  (*gamma*) = 0.01, dan *itermax* = 100.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Samiksha Devi dan kawan-kawan (Devi & Gupta, 2019) dengan judul “*GLCM-LBP Plant Leaf Disease Detection*”, penelitian ini menarik kesimpulan yaitu GLCM dapat diterapkan dengan mendeteksi jenis tanaman herbal menggunakan matlab. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi SVM dalam perhitungannya. Kelebihan penelitian ini adalah penelitian ini diaplikasikan secara simple dengan menggunakan matlab guide nya hanya 7 button. Kekurangan dari penelitian ini adalah tidak adanya informasi mengenai sumber data yang diperoleh beserta banyaknya data yang digunakan (Devi & Gupta, 2019).

## **2.2 Landasan Teori**

### **2.2.1 Tanaman Herbal (Tanaman Obat)**

Masyarakat Indonesia sudah lama mengenal berbagai macam tumbuhan yang dapat dijadikan obat-obatan. Pengetahuan ini diwariskan secara turun temurun, dan merupakan bagian dari budaya mereka (Trisnangsih, 2019). Tanaman obat ini juga dapat dibudidayakan sendiri di rumah atau biasa disebut dengan apotek hidup. Tanaman obat keluarga (TOGA) atau biasa disebut dengan apotek hidup adalah kegiatan budidaya tanaman obat di halaman rumah atau pekarangan sebagai antisipasi pencegahan maupun mengobati secara mandiri menggunakan tanaman obat yang ada. Sedangkan tanaman obat sendiri adalah tanaman yang sebagian atau seluruh tanamannya dimanfaatkan sebagai obat, bahan atau ramuan obat (Nugraha, 2015).



### 2.2.2 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Menurut Rao et al dalam (Situmorang, 2019), *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah matriks yang menggambarkan jumlah pasangan piksel terhadap frekuensi pada jarak  $d$  dan variasi sudut inklinali  $\theta$  dengan tujuan menghitung nilai fitur *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM). Metode ini dimanfaatkan untuk klasifikasi citra, pengenalan tekstur, segmentasi citra, pengenalan objek dan analisis warna pada citra.

Beberapa ciri tekstur pada matriks ko-okurensi yang bisa diekstraksi menurut Haralick (Haralick, 1973) antara lain ada (*Angular Second Moment*) *ASM*, *Contrast*, *Correlation*, *Dissimilarity*, *Homogeneity*, *Variance*, *Inverse Different Moment*, *Entropy*, *Sum Average*, *Difference entropy*, *Difference Variance*, *Energy*. namun 6 fitur yang yang digunakan dalam penelitian ini yaitu fitur utama dalam GLCM yang cocok dan juga sering dimanfaatkan (Situmorang, 2019):

#### 1. Kontras (*Contrast*)

Kontras merupakan ukuran perhitungan yang berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra. Rumus ditunjukkan pada persamaan 1.

$$Cont = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \cdot p_{(i,j)} \quad (1)$$

Keterangan:

$i$  = Nilai pada baris

$j$  = Nilai pada kolom

$p(i,j)$  = nilai pixel pada koordinat  $i, j$  GLCM matrix



## 2. Korelasi (*Correlation*)

Korelasi merupakan representasi dari keterkaitan linear pada derajat citra *grayscale*. Rumus ditunjukkan pada persamaan 2.

$$Cor = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p_{(i,j)}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

Keterangan :

$i$  = Nilai baris

$j$  = Nilai kolom

$\mu$  = Sum Nilai  $i, j$

$\sigma$  = Standard deviasi

$p(i,j)$  = nilai pixel pada koordinat  $i, j$  GLCM matrix

## 3. ASM (*Angular Second Moment*)

ASM (*Angular Second Moment*) adalah termasuk dalam kelompok pengukur tekstur ordelines yang membantu perhitungan ekstraksi energi dan membantu nilai tertinggi beraturan. Rumus ditunjukkan pada persamaan 3.

$$ASM = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (3)$$

Keterangan :

$i$  = indeks baris matriks pixel

$j$  = indeks kolom matriks pixel

$p(i,j)$  = nilai pixel pada koordinat  $i, j$  GLCM matrix

## 4. Energi (*Energy*)

Energi merupakan hasil perhitungan yang berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra. Jika mendapatkan fitur ASM, energi diperoleh dari akar nilai ASM, Rumus ditunjukkan pada persamaan 4.

$$Energy = \sqrt{ASM} \quad (4)$$

#### 5. Homogenitas (*Homogeneity*)

Homogenitas merupakan representasi dari ukuran nilai kesamaan variasi dari intensitas citra. Apabila semua nilai piksel memiliki nilai yang seragam maka homogenitas memiliki nilai maksimum. IDM (*Inverse Different Moment*) digunakan untuk mengukur homogenitas, dapat dihitung dengan rumus persamaan 5.

$$Hom = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (5)$$

Keterangan:

$p(i, j)$  = nilai piksel pada koordinat  $i, j$  GLCM matrix

$|i - j|$  = nilai jarak antara  $i$  dan  $j$

#### 6. Disimilaritas (*Dissimilarity*)

Disimilaritas atau disebut juga dengan alterasi adalah merupakan perhitungan peningkatan bobot bilangan linier secara eksponensial. Rumus ditujukan pada persamaan 6.

$$Diss = \sum_i \sum_j p(i, j) |i - j| \quad (6)$$

Keterangan:

$p(i, j)$  = nilai piksel pada koordinat  $i, j$  GLCM matrix

$|i - j|$  = nilai jarak antara  $i$  dan  $j$

### 2.2.3 Jaringan Saraf Tiruan(JST) *Backpropagation*

Sejak ditemukan pertama kali oleh Mc. Culloch dan Pitts, sistem jaringan saraf tiruan telah berkembang pesat dan telah digunakan secara luas dalam banyak aplikasi, Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) adalah Jaringan yang memodelkan kerja sistem saraf manusia(otak) saat melakukan tugas tertentu, sehingga memiliki kemampuan untuk melakukan tugas, terutama pengenalan pola dengan efektivitas jaringan. tertinggi(Yanto 2018).

Sistem tersebut biasanya memiliki fitur yang dapat menyelesaikan fungsi berikut:

1. Menyimpan informasi,
2. Menggunakan informasi yang dimiliki untuk melakukan pekerjaan dan menarik kesimpulan,
3. Beradaptasi dengan keadaan baru,
4. Berkomunikasi dengan penggunanya.

Adapun pada tahapan proses pelatihan Jaringan Saraf Tiruan merupakan proses pembangunan sistem yang digunakan untuk melatih jaringan saraf tiruan agar mampu mengidentifikasi. Data latih atau data yang digunakan untuk pelatihan yang telah dilatihakan diuji dengan menggunakan data uji. Data uji adalah data yang belum pernah dipakai untuk data pelatihan. Hasil dari pengujian adalah persentase akurasi, dan selanjutnya akan dilakukan analisis parameter jaringan terhadap akurasi hasil dari pencocokan (Al Rivan & Juangkara, 2019).

Dengan menggunakan fitur jaringan saraf tiruan *backpropagation* akan mengklasifikasi data pada setiap fitur *dataset* yang telah diekstraksi dan akan

menghasilkan akurasi dari percobaan-percobaan yang didapat berdasarkan tahapan-tahapan percobaan nya.

Metode *backpropagation* merupakan salah satu metode pembelajaran terawasi dalam jaringan saraf tiruan. *backpropagation* adalah salah satu model Jaringan Saraf Tiruan yang memiliki kemampuan untuk menyeimbangkan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan dan kemampuan jaringan untuk merespon dengan benar terhadap pola input. Kelebihan dari metode ini sendiri antara lain bahwa semakin banyak pelatihan, semakin akurat hasilnya.

Beberapa faktor yang harus diperhatikan untuk memahami metode ini, yaitu:

1. Bobot nilai : nilai parameter dari setiap uji percobaan yang dilakukan
2. *Input layer* : lapisan awal atau lapisan masukan dari kolom kelas
3. *Hidden Layer* : lapisan input dan output layer yang menginstruksikan *neuron*
4. *Output layer* : lapisan akhir atau lapisan dari banyaknya jumlah kelas
5. *Epoch* : Iterasi atau perulangan
6. *Batchsize* : pembagian putaran dari proses iterasi

Masalah utama dengan *backpropagation* adalah panjang iterasi yang perlu dilakukan. Back-breeding tidak bisa memberikan kepastian tentang epoch yang harus dilalui untuk mencapai kondisi yang kita inginkan. Oleh karena itu, banyak orang mencoba mempelajari cara menghasilkan parameter jaringan sehingga dapat menghasilkan iterasi yang relatif besar (Kusmaryanto, 2014).

### 2.3 KEASLIAN PENELITIAN

Tabel 2.1. Matriks *Literatur Review* dan Posisi Penelitian  
 Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Indian Ayurvedic Plant Identification Using Multi-organ Image Analytics: Creation of Image Dataset of Indian Medicinal Plant Organs	Meera Kansara, Departement of computer science, 2020	Mengidentifikasi tanaman obat dengan 50 jenis tanaman herbal yang dipilih berdasarkan tanaman herbal yang sering tumbuh di daerah India	Pengidentifikasi tanaman obat dilakukan klasifikasi menggunakan dua metode menghasilkan akurasi sebesar 88,79%	Saran dari penelitian ini yaitu memperlihatkan dataset yang diruji dan tahap-tahap perhitungannya secara detail bukan hanya memperlihatkan rumus dan hasil yang diperoleh.	Penelitian Meera Kansara dan kawan-kawan menggunakan metode <i>Isolation Forest</i> dan <i>local Outlier Factor</i> dalam menghasilkan akurasi terbaiknya, sedangkan penelitian ini menggunakan ekstraksi GLCM dan klasifikasi jaringan saraf tiruan <i>Backpropagation</i> .
2	Vietnamese Herbal Plant Recognition Using Deep Convolutional Features	Anh H. Vo, International Journal of Machine Learning and Computing, 2019	Mengidentifikasi 10 jenis tanaman herbal dengan tanaman herbal yang dipilih berdasarkan tanaman herbal yang sering tumbuh di daerah Vietnam	Pengidentifikasi 10 jenis tanaman herbal dengan berbagai algoritma yang dipilih dengan tahap-tahapnya berhasil dilakukan	Kelemahan dari penelitian ini adalah hanya menggunakan 10 jenis tanaman herbal, dimana jumlah data yang dipakai tidak banyak walaupun akurasi terbaik diperoleh besar	Penelitian Anh H. Vo dan kawan-kawan menggunakan berbagai macam metode yaitu KNN, SVM dan LightGBM, sedangkan pada penelitian ini menggunakan GLCM dan <i>Backpropagation</i>



Tabel 2.1 Matriks *Literatur Review* dan Posisi Penelitian  
 Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Gray Level Co-Occurence Matrix Dan Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
3	Medicinal and Aromatic Plants Identification Using Machine Learning Methods	G. Kayhan, Balkan Journal of Electrical & Computer Engineering, 2020	Identifikasi tanaman herbal menggunakan 752 total data tanaman, dengan membagi <i>dataset</i> nya menjadi 677 data <i>training</i> dan 75 data <i>test</i>	Pengidentifikasian 752 jenis tanaman herbal berhasil dilakukan dan mendapatkan akurasi terbaik yang besar dengan menggunakan metode NBC.	Kelemahan dari penelitian ini adalah dengan menguji banyak nya algoritma klasifikasi yang dipakai menjadi kurang detail penjelasan mengenai akurasi yang besar melalui proses pengklasifikasi nya	Penelitian G. Kayhan dan kawan-kawan menggunakan berbagai macam metode pengklasifikasi, tetapi pada penelitian nya tidak ada yang memakai klasifikasi <i>Backpropagation</i> seperti pada penelitian ini
4	An Integrated Image Processing Approach for Diagnosis of Groundnut Plant Leaf Disease using ANN and GLCM	K Gowrishankar, Journal of Scientific & Industrial Research, 2020	Untuk membantu pada proses identifikasi jenis penyakit tanaman tumbuhan kacang tanah dengan berbagai macam perbedaan penyakit yang ada pada daun kacang tanah.	Pengenalan penyakit daun kacang tanah dilakukan melalui klasifikasi daun sakit dengan deskripsi <i>color matrix</i> , <i>transformation</i> , <i>fitur extraction</i> ANN dan GLCM mendapatkan akurasi sebesar 89%	Kelemahan dari penelitian ini yaitu hanya meneliti jenis daun tanaman kacang tanah.	Penelitian K Gowrishankar, dan kawan-kawan menggunakan algoritma <i>Artificial Neural Network(ANN)</i> dan GLCM. sedangkan penelitian ini menggunakan GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i>

Tabel 2.1 Matriks *Literatur Review* dan Posisi Penelitian  
 Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
5	GLCM Based Plant Leaf Disease Detection Using Multiclass SVM	Shobana D, International Journal For Research & Development In Technology, 2019	Mendeteksi penyakit tanaman berdasarkan daun dengan menggunakan metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) dan SVM untuk Ekstraksi citra daun.	Data citra daun yang dibagi sebanyak 75% data <i>testing</i> dan 25% data uji dengan hasil persentasi akurasi terbaik sebesar 85%.	Saran dari penelitian ini yaitu Menggunakan data latih pada daun ditambahkan keterangan total jumlah <i>dataset</i> jenis daun dan total daun nya.	Penelitian Shobana D, dan kawan-kawan menggunakan algoritma mesin GLCM dan SVM, sedangkan penelitian ini menggunakan GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i> .
6	GLCM-LBP Plant Leaf Disease Detection	Samiksha Devi, International Journal of Scientific Research and Engineering Development, 2019	Identifikasi penyakit daun botani dengan fitur GLCM dengan tahap ROI untuk klasifikasi daun terhadap jenis penyakit yang ada pada tanaman dalam mendapatkan persentasi akurasi kinerja pengujian	Pengidentifikasian menggunakan algoritma GLCM pada penyakit daun botani dengan tahap-tahap nya dengan pengembangan sistem berhasil dilakukan.	Saran dari penelitian ini yaitu memperlihatkan <i>dataset</i> yang diuji dan tahap-tahap perhitungannya secara detail bukan hanya memperlihatkan rumus.	Penelitian Samiksha Devi, dan kawan-kawan melakukan identifikasi penyakit daun dengan menggunakan GLCM sedangkan penelitian pada penelitian ini mendeteksi jenis daun menggunakan GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i> .
7	Penerapan Metode Gray Level	Grace Theresia Situmorang,	Melakukan keamanan informasi	Data citra telapak tangan sejumlah 208	Saran dari penelitian ini yaitu Menggunakan	Penelitian Situmorang, dan kawan-kawan

Tabel 2.1 Matriks *Literatur Review* dan Posisi Penelitian  
 Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	Cooccurrence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan	Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 2019	berdasarkan data biometrik dengan menggunakan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan	citra dengan 130 sebagai data latih dan 78 sebagai data uji.dengan hasil persentasi akurasi terbaik sebesar 87,17% pada ukuran region 7 grids dan jarak ketetanggaan $d=7$ .	data latih pada telapak tangan bagian kanan dan kiri dan menggunakan region setelah ekstraksi fitur GLCM	menggunakan algoritma mesin GLCM, sedangkan penelitian pada penelitian ini menggunakan GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation
8	Multi-maxpooling Convolutional Neural Network for Medicinal Herb Leaf Recognition	Zaidah Ibrahim, Proceedings of the 6th IAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing, 2018	Mengklasifikasi data menggunakan 22 layer yang diharapkan akurasi yang baik	Dengan menggunakan metode CNN dan parameter Alexnet dapat menaikkan akurasi yang baik	Penelitian ini tidak memperlihatkan akurasi yang pasti, karena penelitian ini tidak menuliskan akurasi yang begitu tepat dan hanya menginformasikan bahwa klasifikasi menggunakan CNN dapat digunakan dengan baik	Penelitian Zaidah Ibrahim dan kawan-kawan menggunakan multi-maxpolling dan klasifikasinya menggunakan CNN, sedangkan penelitian ini menggunakan GLCM dan klasifikasi Backpropagation
9	Wayang Image Classification using	M. Hamdani Santoso, Journal	Melakukan penerapan metode	Metode MLP ( <i>The Multi Layer</i> )	Saran dari penelitian ini yaitu melakukan	Penelitian Santoso melakukan identifikasi

Tabel 2.1 Matriks *Literatur Review* dan Posisi Penelitian  
 Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
	MLP Method and GLCM Feature Extraction	Of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering (JCoSITTE), 2020	MLP ( <i>The Multi Layer Perceptron</i> ) untuk ekstraksi citra dengan tujuan untuk memudahkan masyarakat yang ingin mengetahui tentang wayang dan jenisnya diperlukan sebuah teknologi dibuat yang dapat membedakan jenis wayang berdasarkan gambar wayang.	<i>Perceptron</i> dan fitur ekstraksinya GLCM ( <i>GrayLevel Co-Occurrence Matrix</i> ) dengan akurasi sistem total dalam mengenali objek citra wayang hingga 73,4%.	ekstraksi citra dengan menggunakan metode lain dan menambah jumlah data <i>training</i> dan data uji.	citra menggunakan metode MLP dan GLCM. Sedangkan penelitian pada penelitian ini menggunakan algoritma terbaru yaitu GLCM dan Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i> .
10	Leaf Classification Based on GLCM Texture and SVM	Vidyashankara, International Journal On Future Revolution In Computer Science & Communication Engineering, 2018	Mengklasifikasi daun menggunakan metode GLCM dan SVM dengan membantu pengenalan spesies tertentu dengan mudah	Properti statistik GLCM membuat lebih cepat pengenalan berbagai varian daun. Pengklasifikasian menggunakan GLCM menghasilkan klasifikasi yang cepat dan akurat.	Pada penelitian Vidyashankara dengan menggunakan metode GLCM dan SVM sebaiknya ditambah lagi jenis daun yang diteliti sehingga akan lebih membantu untuk umum.	Penelitian Vidyashankara, dan kawan-kawan meneliti sebanyak 334 total daun dengan 10 jenis daun yang berbeda, sedangkan pada penelitian ini akan meneliti sebanyak 1327 daun dengan 50 jenis daun yang berbeda



Tabel 2.1 Matriks *Literatur Review* dan Posisi Penelitian  
 Identifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Fitur Daun Menggunakan Gray Level Co-Occurence Matrix Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Publikasi, Media dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
11	HerbApp: A Mobile-Based Application for Herbal Leaf Recognition Using Image Processing and Regularized Logistic Regression Classifier	Jocelyn B. Baborsa, HerbApp: A Mobile-Based Application for Herbal Leaf Recognition Using Image Processing and Regularized Logistic Regression Classifier, 2017	Mengidentifikasi tanaman herbal menggunakan aplikasi mobile android dengan 140 data tanaman herbal yang dipilih.	Pengidentifikasi tanaman herbal dilakukan klasifikasi menggunakan metode <i>Regression</i> pada mobile android menghasilkan akurasi sebesar 86%	Saran dari penelitian ini yaitu menambah <i>dataset</i> yang dipakai dan juga mcinformasikan jenis tanaman herbal nya	Penelitian Jocelyn B. Baborsa dan kawan-kawan menggunakan metode <i>Regression</i> dan menggunakan aplikasi mobile android dalam menghasilkan akurasi terbaik nya, sedangkan penelitian ini menggunakan ekstraksi GLCM dan klasifikasi jaringan saraf tiruan <i>Backpropagation</i> .



## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian

Jenis penelitian yang akan dilakukan berupa deskriptif dengan pendekatan kuantitatif yang bertujuan untuk mengumpulkan dan menganalisa data sedalam-dalamnya untuk menjelaskan sebuah fenomena. Pada penelitian ini data koleksi yang diteliti adalah sampel daun tanaman herbal yang bersumber dari *Kaggle*. Sampel daun tersebut akan dianalisa ukurannya terlebih dahulu dan dilakukan *resize* serta konversi citra digital (keabuan). Setelah itu dilakukan ekstraksi citra dan dihitung dengan menggunakan rumus fitur-fitur metode GLCM lalu mengkonversi citra digital tersebut dalam bentuk *numerical*, kemudian dilakukan *one hot encoding* dengan mengubah label nama jenis daun menjadi kode angka, lalu selanjutnya dilakukan normalisasi data dan melakukan pencocokan dengan menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* yang melibatkan *input layer*, *hidden layer*, *output layer*, *epoch* dan *batchsize*. Hasil ekstraksi fitur akan menjadi masukan Algoritma GLCM dan jaringan saraf tiruan *backpropagation* untuk dilakukan klasifikasi yang dimana proses tersebut setelah dilakukan akan ditampilkan dengan *confusion matrix*, lalu setelah itu menampilkan akurasi atau yang disebut dengan *classification report*.

#### 3.2 Metode Pengumpulan Data

Data pada penelitian ini menggunakan *dataset* yang bersumber dari *Kaggle-Leafsnap*. *Dataset* yang diambil pada penelitian ini sebanyak 1330 citra yang terdiri

dari jenis/kelas tanaman yang dilabeli dengan nama tanaman setiap kelas nya. Total kelas yang diteliti sebanyak 50 kelas, Setiap kelas berisi +/-30 gambar daun, termasuk kondisi dari daun. Pada penelitian ini akan menggunakan resolusi maksimal 500 Pixel untuk menghindari *dataset* yang *imbalance*.

### 3.3 Alur Penelitian

Alur penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini diantaranya yaitu identifikasi masalah, studi pustaka, pengambilan *dataset* penelitian, *preprocessing data*, ekstraksi fitur GLCM, normalisasi data, *split data*, klasifikasi *backpropagation* dan evaluasi *confusion matrix*.

#### 1. Identifikasi Masalah

Proses pertama yang dilakukan adalah mengidentifikasi masalah. Dalam tahap ini penulis mencari topik masalah yang akan diangkat pada penelitian ini dari berbagai sumber informasi yang dapat dipercaya, kemudian mengidentifikasi masalah tersebut untuk dijadikan topik utama. Pada penelitian ini topik utamanya adalah tentang masalah identifikasi jenis daun tanaman herbal.

#### 2. Studi Pustaka

Setelah melakukan identifikasi masalah, selanjutnya yaitu melakukan studi Pustaka, proses ini bertujuan untuk mencari informasi terkait dengan masalah yang diambil. Proses nya dilakukan dengan mengumpulkan berbagai sumber informasi dari karya ilmiah yang berkaitan dengan penelitian. Dalam proses ini juga digunakan sebagai acuan atau bahan

pertimbangan untuk menentukan metode dan algoritma yang akan digunakan dalam prediksi penelitian ini.

### 3. Pengambilan *Dataset* Penelitian

Pada proses ini penulis mencari *dataset* yang sesuai dengan topik dari hasil proses identifikasi masalah dengan mengambil *dataset* di *Kaggle* berupa gambar yang nantinya akan diubah menjadi fitur tekstur numerik dan diklasifikasikan menggunakan metode yang dipilih untuk menyelesaikan identifikasi gambar dari *dataset*.

### 4. *Preprocessing Data*

Proses ini dilakukan untuk memeriksa dan memperbaiki kesalahan yang ditemukan pada *dataset* yang diangkat pada penelitian ini agar dapat dilanjutkan pada proses berikutnya.

### 5. Ekstraksi Fitur GLCM

Proses ekstraksi menggunakan metode GLCM, pada proses ini merupakan ekstraksi ciri untuk memperoleh nilai fitur dengan menghitung kemunculan *matrix* dalam pixel setiap gambar. Proses ini akan menghasilkan fitur tekstur dari semua gambar pada *dataset* yang diangkat seperti fitur energi, disimilaritas, kontras, korelasi, homogenitas dan ASM.

### 6. Normalisasi Data

Setelah dilakukan ekstraksi fitur menggunakan algoritma perhitungan GLCM, selanjutnya adalah melakukan normalisasi data, normalisasi data dilakukan untuk mengelompokkan atribut dari suatu relasi sehingga membentuk relasi yang baik.

### 7. *Split Data*

Setelah proses normalisasi data dilakukan, maka dilanjutkan pada proses pembagian *dataset* menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*, pembagian pada penelitian ini berjumlah 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*.

### 8. Klasifikasi *Backpropagation*

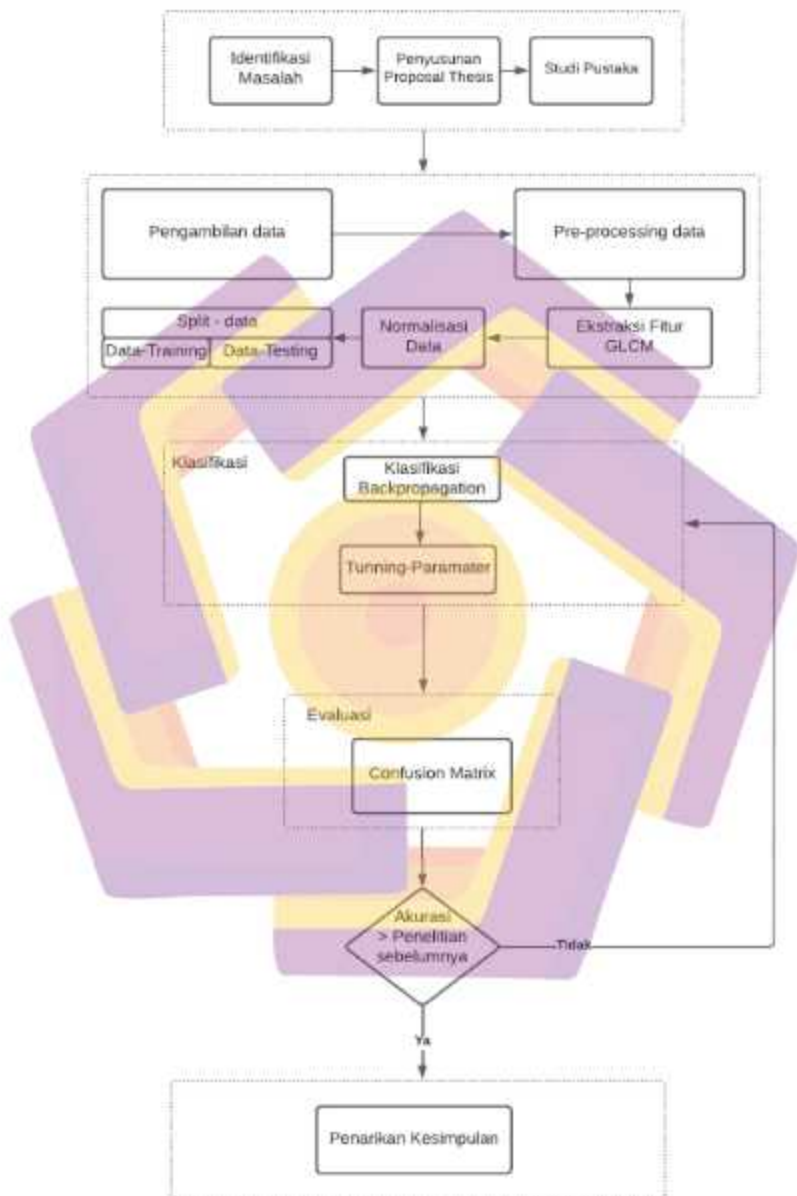
Proses selanjutnya adalah melakukan klasifikasi menggunakan metode *backpropagation*, tahap ini melakukan identifikasi terhadap jenis daun yang sebelumnya sudah melewati tahap preprosesing dan normalisasi, data tersebut diidentifikasi menggunakan metode *backpropagation*.

### 9. Evaluasi *Confision Matrix*

Pada proses ini dilakukan untuk menilai kinerja dari model yang telah dirancang sebelumnya untuk melakukan identifikasi jenis daun, jika hasil akurasi yang dihasilkan tidak melebihi hasil dari penelitian sebelumnya maka Kembali ke proses klasifikasi *backpropagation* dan mengatur parameter hingga menghasilkan akurasi yang lebih baik. Jika hasil akurasi sudah melebihi hasil dari penelitian sebelumnya maka dilanjutkan pada proses berikutnya yaitu pengambilan kesimpulan.

### 10. Pengambilan Kesimpulan

Tahap ini merupakan tahap pemberian kesimpulan berdasarkan rancangan model yang sebelumnya dilakukan dan hasil pengujian yang telah dilakukan.



Gambar 3.1. Alur Penelitian



Pada gambar 2 alur proses penelitian dimulai dari mengidentifikasi masalah, penyusunan proposal thesis, dan studi pustaka. Topik utama dari penelitian ini adalah mengidentifikasi jenis tanaman herbal, dimana banyak permasalahan yang terjadi pada masyarakat awam mengenai jenis tanaman herbal di Indonesia. Kemudian selanjutnya menyusun proposal thesis, penyusunan dari setiap permasalahan, mengapa penelitian ini harus dilakukan dan lainnya. Lalu pada studi pustaka menyusun setiap referensi yang berkaitan dengan tanaman herbal dari penelitian. Selanjutnya masuk pada tahap proses pengambilan data, data penelitian diambil dari sumber yang terpercaya yaitu *Kaggle*, kemudian dari data yang telah diambil dilakukan *preprocessing* data yang berfungsi untuk membuat citra lebih baik pada pengolahan perhitungan ke sistem dengan menggunakan tiga tahapan yaitu *dimension scalling*, *grayscale* dan *one hot encoding*. Lalu selanjutnya masuk ketahap perhitungan ekstraksi, pada tahap ekstraksi GLCM, penelitian ini menggunakan enam fitur ekstraksi diantaranya yaitu kontras, korelasi, ASM, energi, homogenitas dan disimilaritas. Setelah didapatkan nilai ekstraksi, lalu dilakukan normalisasi data, yang dilakukan adalah proses *decimal scalling* untuk mendapatkan nilai ekstraksi yang lebih baik. Setelah itu membagi *dataset* menjadi data *training* 80% dan *testing* 20%. Langkah selanjutnya masuk ke proses klasifikasi *backpropagation*, dengan memasukkan nilai input, hidden, output layer serta nilai epoch dan batchsize, akan mendapatkan hasil akurasi dari percobaan yang diperoleh, hasil akurasi akan ditampilkan pada evaluasi confusion *matrix*, jika akurasi percobaan tidak lebih baik dari penelitian sebelumnya maka akan dilakukan percobaan ulang, jika akurasi lebih baik maka akan ditarik kesimpulan.

## BAB IV

### HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN


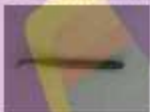





Pada bagian ini terdapat penjelasan-penjelasan hasil yang diperoleh dari proses komputasi. Merujuk kepada penelitian-penelitian teoritis yang telah dilakukan sebelumnya, pembahasan meliputi berbagai tahapan-tahapan penelitian ini diantaranya yaitu: Pengambilan *dataset*, *preprocessing* data, ekstraksi fitur GLCM, normalisasi data, klasifikasi menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation*, dan evaluasi metode menggunakan *confusion matrix*.

#### 4.1. *Dataset Pengolahan*

Penelitian ini menggunakan *dataset Leafsnap*, *dataset* tersebut di ambil dari *Kaggle dataset* <https://www.Kaggle.com/datasets/xhlulu/Leafsnap-dataset>, *dataset* ini adalah kumpulan dari berbagai jenis daun di dunia yang sering digunakan pada berbagai macam penelitian pengolahan citra seperti image recognition dari daun tanaman. *Dataset Leafsnap* dari *Kaggle* ini memiliki 184 jenis daun yang macam dan kondisi dari daun tersebut berbeda-beda, semua jenis daun tersebut dikumpulkan di berbagai macam negara-negara yang ada di dunia mulai dari jenis daun tanaman langka hingga jenis daun tanaman yang sering ditemui penduduk, mulai dari yang diketahui banyak khasiat dan manfaat nya hingga yang belum diketahui khasiat dan manfaat nya bahkan ada daun yang mempunyai efek samping buruk bagi manusia. Pada penelitian ini memiliki 50 jenis daun yang dipilih di sumber data *leafsnap* yang dimana masing-masing jenis daun tersebut

mempunyai jumlah sebanyak  $\pm 30$  gambar, dengan jumlah keseluruhan dari *dataset* berjumlah 1330 data yang dapat dilihat pada tabel 4.1 dibawah ini.






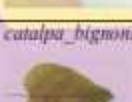


Tabel 4.1. *Dataset*

No	Nama Latin	Nama Daun	Jumlah Gambar
1	<i>abies_concolor</i> 	Daun cemara	30
2	<i>abies_nordmanniana</i> 	Daun cemara coniferac	30
3	<i>acer_campestre</i> 	Daun luruh	30
4	<i>acer_ginnala</i> 	Daun maple	30
5	<i>acer_griseum</i> 	Daun maple abun	30
6	<i>acer_negundo</i> 	Daun maple peper	30
7	<i>acer_palmatum</i> 	Daun palm	30

Tabel 4.1. *Dataset* (Lanjutan)









8	<i>acer_pensylvanicum</i> 	Daun lamina garis	30
9	<i>acer_platanoides</i> 	Daun acatan	20
10	<i>acer_pseudoplatanus</i> 	Daun sikamora	15
11	<i>betula_nigra</i> 	Daun salmon merah jambu	20
12	<i>betula_populifolia</i> 	Daun salik	26
13	<i>broussonetia_papyrifera</i> 	Daun sach	30
14	<i>carpinus_betulus</i> 	Daun hornbeam	15
15	<i>carpinus_caroliniana</i> 	Daun hornbeam muscewod	30

Tabel 4.1. *Dataset* (Lanjutan)









16	<i>carya_cordiformis</i> 	Daun hikori	30
17	<i>carya_glabra</i> 	Daun hikori kacang	30
18	<i>carya_ovata</i> 	Daun hikori panjang	30
19	<i>carya_tomentosa</i> 	Daun hikori lebar	30
20	<i>castanea_dentata</i> 	Daun cestenut	30
21	<i>catalpa_bignonioides</i> 	Daun pinus	30
22	<i>acer_rubrum</i> 	Daun luruh hijau kemerahan	30
23	<i>acer_saccharinum</i> 	Daun maple garis	30





Tabel 4.1. *Dataset* (Lanjutan)

24	<i>acer_saccharum</i> 	Daun maple segi	24
25	<i>aesculus_flava</i> 	Daun buckeye	15
26	<i>aesculus_glabra</i> 	Daun buckeye bunga kertas	30
27	<i>aesculus_hippocastanon</i> 	Daun chestnut	19
28	<i>aesculus_pavi</i> 	Daun buckeye hijau kemerahan	30
29	<i>ailanthus_altissima</i> 	Daun surga	16
30	<i>albizia_julibrissin</i> 	Daun pakis	16
31	<i>amelanchier_arborea</i> 	Daun jati putih	30




Tabel 4.1. *Dataset* (Lanjutan)

32	<i>amelanchier_canadensis</i> 	Daun jati	30
33	<i>amelanchier_laevis</i> 	Daun jati semi	28
34	<i>asimina_triloba</i> 	Daun pawpaw	30
35	<i>betula_alleganiensis</i> 	Daun birch kuning	30
36	<i>betula_jacqemontii</i> 	Daun birch putih	22
37	<i>chionanthus_retusus</i> 	Daun nanja moja	23
38	<i>catalpa_speciosa</i> 	Daun valentine	30
39	<i>cedrus_atlantica</i> 	Daun cemara atlantik	30

Tabel 4.1. *Dataset* (Lanjutan)

40	<i>cedrus_deodara</i> 	Daun cedar deodar	30
41	<i>cedrus_libani</i> 	Daun cedar lebanon	30
42	<i>celtis_occidentalis</i> 	Daun hackberry	21
43	<i>celtis_tenuifolia</i> 	Daun hackberry besar	27
44	<i>cercidiphyllum_japonicum</i> 	Daun katsura	23
45	<i>cercis_canadensis</i> 	Daun canadian	30
46	<i>chamaecyparis_pisifera</i> 	Daun kolom	30
47	<i>chamaecyparis_thyoides</i> 	Daun cedar rumping	30

Tabel 4.1. *Dataset* (Lanjutan)

48	<i>betula_lenta</i> 	Daun birch perak	10
49	<i>chionanthus_virginicus</i> 	Daun jasmine	30
50	<i>cladrastis_lutea</i> 	Daun bunga lilin	30
Total data			1330

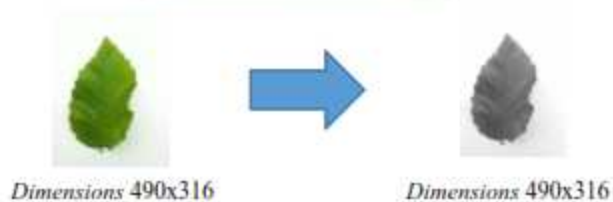
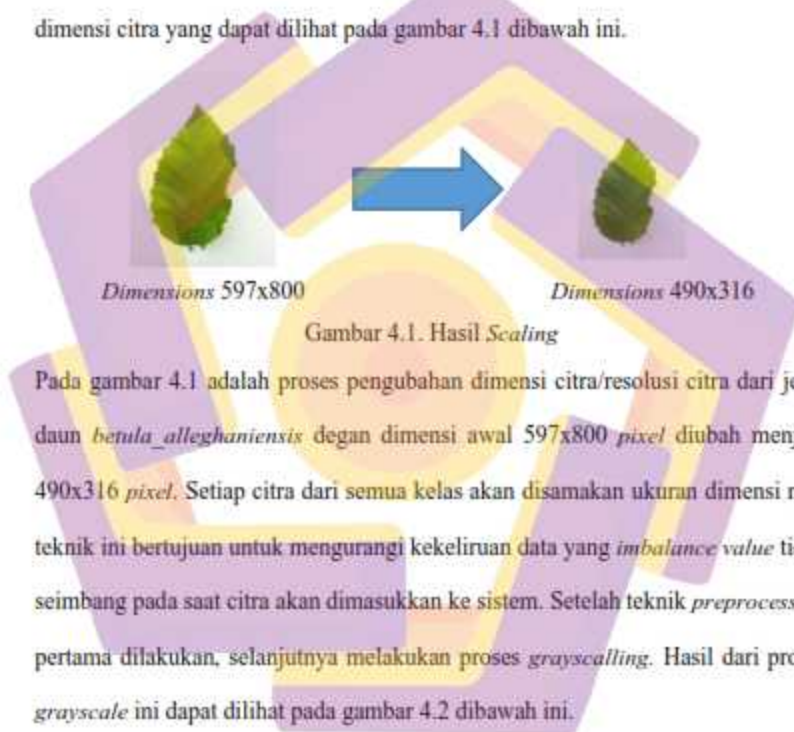
*Dataset* pada tabel 4.1 diatas yang digunakan di penelitian ini adalah *dataset* daun herbal yang banyak tumbuh di Indonesia, *dataset* tersebut yang dipilih umumnya masih jarang diketahui manfaat-manfaatnya di kalangan masyarakat. Contohnya pada daun cemara merupakan daun yang sering tumbuh di sekitaran masyarakat yang nama latin nya adalah *abies\_concolor*, daun bunga lilin yang Bernama latin *cladrastis\_lutea* dan berbagai jenis daun lainnya dapat dilihat pada tabel 4.1.

#### 4.2. *Preprocessing* Data

Sebelum masuk pada proses klasifikasi dilakukan tahap *preprocessing* data agar menghasilkan citra dari *dataset* yang lebih baik. Terdapat beberapa Teknik *preprocessing* data diantaranya mengecilkan dimensi citra (*scalling*), melakukan *grayscale* dan *one hot encoding*. Yang dilakukan pada Teknik *preprocessing* pertama yaitu memperkecil dimensi gambar/citra yang mempunyai beragam ukuran dimensi piksel disetarakan menjadi ukuran 490x316 piksel. Teknik berikutnya yaitu

mengubah gambar yang semula dari RGB menjadi ke tingkat keabuan dari gambar. Selanjutnya yaitu *one hot encoding* mengubah kategorikal pada semua kelas dengan nilai integer 0 dan 1 yang berbeda. Ketiga tahap ini dilakukan agar citra dapat dilanjutkan pada proses berikutnya.



Berikut ini hasil dari Teknik *preprocessing* pertama yaitu mengecilkan dimensi citra yang dapat dilihat pada gambar 4.1 dibawah ini.







Tabel 4.2. Hasil *One Hot Encoding* (Lanjutan)

	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0


Pada tabel 4.2 diatas merupakan hasil dari perubahan label jenis daun melalui proses *one hot encoding* dimana setiap jenis daun memiliki nilai bilangan kode *binner* yang berbeda, proses *one hot encoding* ini sangat efektif pada sistem sehingga memudahkan sistem dalam mendeteksi kode angka yang diberikan. Pada jenis citra yang dicontohkan yaitu *abies\_concolor*, *abies\_nordmanniana*, *acer\_campestre*, *acer\_ginnala*, dan *cercidiphyllum\_japonicum*.

#### 4.3. Ekstraksi Fitur Menggunakan GLCM

Pada proses ekstraksi ini menggunakan metode GLCM(*Gray Level Co-occurrence Matrix*), dengan menggunakan GLCM mendapatkan fitur tekstur disimilaritas, korelasi, homogenitas, kontras, ASM, dan energi. Setiap fitur saling berkaitan satu sama lain untuk mendapatkan hasil ekstraksi nilai yang baik, dimana dalam menghitung tekstur gambar terdapat empat fitur yang wajib ada pada metode GLCM yaitu kontras yang berfungsi untuk mengukur intensitas *pixel*, korelasi yang berfungsi mengukur seberapa berkorelasi piksel dan sudut lainnya, energi yang

berfungsi untuk mengukur nilai keberagaman intensitas, dan homogenitas berfungsi untuk mengukur nilai kesamaan variasi intensitas citra. Penulis menambahkan dua fitur lainnya dimana pada fitur tambahan yaitu ASM dan disimilaritas akan membantu mendapatkan hasil ekstraksi lebih sempurna, dimana pada fungsi ASM adalah ukuran nilai homogenitas suatu citra yang beraturan dan disimilaritas adalah nilai peningkatan kualitas citra. GLCM merepresentasikan hubungan antara 2 piksel yang bertetangga yang memiliki intensitas keabuan, jarak, dan sudut. Terdapat 4 sudut yang digunakan yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ . Berikut ini merupakan salah satu hasil dari citra dalam *dataset* pengolahan penelitian ini yang dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4.3. Hasil Ekstraksi Citra *betula\_alleganiensis*

 <i>betula_alleganiensis</i>	Disimilaritas $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$			
	1.1250	1.0908	1.14053	1.9544
	Korelasi $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$			
	0.6608	0.3117	0.4934	0.6303
	Homogenitas $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$			
	0.6250	0.1062	0.0996	0.1124
	Kontras $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$			
	1.3750	4.6290	3.6653	1.7740
	ASM $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$			
	0.1250	0.0010	0.0008	0.0010
	Energy $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$			
	0.3535	0.0317	0.0290	0.0316

Pada tabel 4.2 merupakan contoh hasil ekstraksi dari salah satu citra yang ada pada *dataset* pengolahan penelitian ini, sehingga untuk semua citra yang terdapat dalam

*dataset* akan menghasilkan 24 fitur yang didapatkan dari 4 variasi sudut dengan 6 variasi fitur *matrix*.

Pada perhitungan diatas dalam perhitungan manualnya dapat dilihat berdasarkan rumus yang telah digunakan dengan sudut  $0^\circ$ :



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

Dari contoh salah satu gambar dari salah satu jenis daun *betula alleghaniensis*, proses pertama yang dilakukan adalah melakukan penyusunan antar pixel dari gambar, matriks tersebut berukuran  $4 \times 4$  yang terdiri dari empat baris dan empat kolom dengan variasi angka 0, 1, 2, 3. Dimensi matriks GLCM disesuaikan dengan angka minimum hingga angka maksimum pada matriks, semakin gelap maka akan semakin besar nilai angka dari kolom dan baris pada matriks.

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

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

Kemudian proses kedua yaitu membagi baris dan kolom, baris dan kolom dibagi menjadi dua angka, sehingga total baris dan kolom yang dilingkari berjumlah delapan yaitu (1) 0,2 (2) 1,2, (3) 1,2, (4) 0,1, (5) 1,1 (6) 3,2, (7) 2,1, (8) 2,1.

1. Baris dan kolom pertama yang dilingkari yaitu nilai 0 dan 2 tidak mempunyai angka yang sama dengan kolom lain nya yang dilingkari.
2. Baris dan kolom kedua yang dilingkari yaitu nilai 1 dan 2 mempunyai angka yang sama dengan kolom tiga yang dilingkari.



3. Baris dan kolom keempat yang dilingkari yaitu nilai 0 dan 1 tidak mempunyai angka yang sama dengan kolom lain nya yang dilingkari.
4. Baris dan kolom kelima yang dilingkari yaitu nilai 1 dan 1 tidak mempunyai angka yang sama dengan kolom lain nya yang dilingkari.
5. Baris dan kolom keenam yang dilingkari yaitu nilai 3 dan 2 tidak mempunyai angka yang sama dengan kolom lain nya yang dilingkari.
6. Baris dan kolom ketujuh yang dilingkari yaitu nilai 2 dan 1 mempunyai angka yang sama dengan kolom delapan yang dilingkari.

Dari semua baris dan kolom terdapat dua angka yang sama, setiap angka akan dimasukkan jumlah nya yang tidak sama dan sama ke baris dan kolom yang baru dengan total dari angka yang sama tersebut, maka diperoleh hasil tabel matriks terbaru yaitu:

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

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

Total matriks yang nilai nya sama diletakkan di baris dan kolom itu sendiri, dimana nilai 0 dan 2 artinya pada baris ke 0 dan kolom ke 2 diisi angka 1 dikarenakan hanya satu nilai kemunculan yang ada, kemudian pada baris kedua dan ketiga – kolom kesatu dan kedua ada dua kemunculan (baris dan kolom yang sama), maka diberi angka 2 pada baris dan kolom nya dan begitupun seterusnya.

Langkah selanjutnya setelah dilakukan pembagian nilai variasi angka pada matriks yaitu langkah akhir penetapan nilai pixel dengan menghitung semua nilai yang ada pada matriks selain angka 0 (angka yang tidak terisi), dimana nilai matriks tersebut



berjumlah delapan(1+1+1+2+2+1) dari total pixel matrix. Setelah itu setiap masing-masing angka dibagi dengan total angka tersebut.

	0	1	2	3
0	0	1/8	1/8	0
1	1/8	0	2/8	0
2	0	2/8	0	0
3	0	0	1/8	0

Setelah nilai matriks sudah didapatkan pada setiap langkah-langkah nya menuju pixel akhir pada perhitungan, langkah selanjutnya adalah proses dalam menghitung nilai ekstraksi fitur GLCM yang dipilih berdasarkan rumus fitur yang digunakan diantaranya yaitu rumus pada fitur kontras, fitur korelasi, fitur energi, fitur homogenitas, fitur ASM dan fitur disimilaritas.

#### Kontras

$$Cont = \sum_i \sum_j (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)}$$

$$\begin{aligned} * Cont_{(0,1)} &= (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)} \\ &= (0-1)^2 \cdot \frac{1}{8} \\ &= \frac{1}{8} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * Cont_{(0,2)} &= (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)} \\ &= (0-2)^2 \cdot \frac{1}{8} \\ &= \frac{4}{8} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * Cont_{(1,0)} &= (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)} \\ &= (1-0)^2 \cdot \frac{1}{8} \\ &= \frac{1}{8} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * Cont_{(1,2)} &= (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)} \\ &= (1-2)^2 \cdot \frac{2}{8} \\ &= \frac{2}{8} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * \text{Cont}_{(2,1)} &= (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)} & * \text{Cont}_{(3,2)} &= (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)} \\
 &= (2-1)^2 \cdot \frac{2}{8} & &= (3-2)^2 \cdot \frac{1}{8} \\
 &= \frac{2}{8} & &= \frac{1}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Cont} &= \sum_i \sum_j \\
 &= \frac{1+4+1+2+2+1}{8} \\
 &= \frac{11}{8} = 1,3750
 \end{aligned}$$

**Korelasi**

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

Untuk mencari nilai  $\mu$ , setiap nilai baris/kolom  $ij$  dikali dengan baris/kolom itu sendiri.

$$\begin{aligned}
 \mu_i &= \sum_i i p_{(i)} \\
 &= \frac{(0 \times 1) + (0 \times 1) + (1 \times 1) + (1 \times 2) + (2 \times 2) + (3 \times 1)}{8} \\
 &= \frac{0+0+1+2+4+3}{8} = \frac{10}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \mu_j &= \sum_j j p_{(j)} \\
 &= \frac{(0 \times 1) + (1 \times 1) + (1 \times 2) + (2 \times 1) + (2 \times 2) + (2 \times 1)}{8} \\
 &= \frac{0+1+2+2+4+2}{8} = \frac{11}{8}
 \end{aligned}$$

Setelah  $\mu_i$  dan  $\mu_j$  diketahui, selanjutnya mencari  $\sigma_i$  dan  $\sigma_j$ , rumus yang digunakan adalah:

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

$$\begin{aligned} * \sigma_{(0,1)} &= \sqrt{(i - \mu i)^2 p_{(i,j)}} \\ &= \sqrt{\left(0 - \frac{10}{8}\right)^2 \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{100}{64} \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{100}{512}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * \sigma_{(0,2)} &= \sqrt{(i - \mu i)^2 p_{(i,j)}} \\ &= \sqrt{\left(0 - \frac{10}{8}\right)^2 \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{100}{64} \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{100}{512}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * \sigma_{(1,0)} &= \sqrt{(i - \mu i)^2 p_{(i,j)}} \\ &= \sqrt{\left(1 - \frac{10}{8}\right)^2 \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{4}{64} \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{4}{512}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * \sigma_{(1,2)} &= \sqrt{(i - \mu i)^2 p_{(i,j)}} \\ &= \sqrt{\left(1 - \frac{10}{8}\right)^2 \times \frac{2}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{4}{64} \times \frac{2}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{8}{512}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * \sigma_{(2,1)} &= \sqrt{(i - \mu i)^2 p_{(i,j)}} \\ &= \sqrt{\left(2 - \frac{10}{8}\right)^2 \times \frac{2}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{36}{64} \times \frac{2}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{72}{512}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * \sigma_{(2,2)} &= \sqrt{(i - \mu i)^2 p_{(i,j)}} \\ &= \sqrt{\left(3 - \frac{10}{8}\right)^2 \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{196}{64} \times \frac{1}{8}} \\ &= \sqrt{\frac{196}{512}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sigma_{(i)} &= \sqrt{\sum_j} \\ &= \sqrt{\frac{100+100+4+8+72+196}{512}} \\ &= \sqrt{\frac{480}{512}} = \sqrt{\frac{60}{64}}\end{aligned}$$

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

$$* \sigma_{(0,1)} = \sqrt{(j - \mu_j)^2 p_{(i,j)}}$$

$$= \sqrt{\left(0 - \frac{11}{8}\right)^2 \times \frac{1}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{121}{64} \times \frac{1}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{121}{512}}$$

$$* \sigma_{(1,0)} = \sqrt{(j - \mu_j)^2 p_{(i,j)}}$$

$$= \sqrt{\left(1 - \frac{11}{8}\right)^2 \times \frac{1}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{9}{64} \times \frac{1}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{9}{512}}$$

$$* \sigma_{(1,2)} = \sqrt{(j - \mu_j)^2 p_{(i,j)}}$$

$$= \sqrt{\left(1 - \frac{11}{8}\right)^2 \times \frac{2}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{9}{64} \times \frac{2}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{18}{512}}$$

$$* \sigma_{(2,1)} = \sqrt{(j - \mu_j)^2 p_{(i,j)}}$$

$$= \sqrt{\left(2 - \frac{11}{8}\right)^2 \times \frac{2}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{25}{64} \times \frac{2}{8}}$$

$$= \sqrt{\frac{50}{512}}$$

$$\begin{aligned}
 * \sigma_{(2,1)} &= \sqrt{(j - \mu_j)^2 p_{(i,j)}} \\
 &= \sqrt{\left(2 - \frac{10}{8}\right)^2 \times \frac{2}{8}} \\
 &= \sqrt{\frac{36}{64} \times \frac{2}{8}} \\
 &= \sqrt{\frac{72}{512}}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * \sigma_{(2,3)} &= \sqrt{(j - \mu_j)^2 p_{(i,j)}} \\
 &= \sqrt{\left(2 - \frac{11}{8}\right)^2 \times \frac{1}{8}} \\
 &= \sqrt{\frac{25}{64} \times \frac{1}{8}} \\
 &= \sqrt{\frac{25}{512}}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \sigma_{(j)} &= \sqrt{\frac{121 + 9 + 18 + 25 + 50 + 25}{512}} \\
 &= \sqrt{\frac{248}{512}} = \sqrt{\frac{31}{64}}
 \end{aligned}$$

Setelah mendapatkan nilai  $\sigma_i$  dan  $\sigma_j$ , maka Langkah terakhir yaitu memasukkan setiap nilai yang diperoleh kedalam rumus dari korelasi.

$$\begin{aligned}
 * Cor_{(0,1)} &= \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) \cdot p_{(i,j)}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} & * Cor_{(0,2)} &= \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) \cdot p_{(i,j)}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \\
 &= \frac{\left(0 - \frac{10}{8}\right) \cdot \left(1 - \frac{11}{8}\right) \cdot \frac{1}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}} & &= \frac{\left(0 - \frac{10}{8}\right) \cdot \left(2 - \frac{11}{8}\right) \cdot \frac{1}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\frac{-10}{8} \cdot \frac{-3}{8} \cdot \frac{1}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}} = \frac{\frac{30}{64}}{\frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} \\
 &= \frac{30}{8 \cdot \frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} = \frac{30}{8 \cdot \sqrt{60 \cdot 31}} \\
 &= \frac{30}{8 \cdot \sqrt{1860}} = 0,0869
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{\frac{-10}{8} \cdot \frac{-5}{8} \cdot \frac{1}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}} = \frac{\frac{50}{64}}{\frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} \\
 &= \frac{50}{8 \cdot \frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} = \frac{50}{8 \cdot \sqrt{60 \cdot 31}} \\
 &= \frac{50}{8 \cdot \sqrt{1860}} = 0,1449
 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
 * Cor_{(1,0)} &= \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) \cdot p_{(i,j)}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \\
 &= \frac{(1-\frac{10}{8})(0-\frac{11}{8}) \cdot \frac{1}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}} \\
 &= \frac{-\frac{2}{8} \cdot -\frac{11}{8} \cdot \frac{1}{8}}{\frac{\sqrt{60}}{\sqrt{64}} \cdot \frac{\sqrt{31}}{\sqrt{64}}} = \frac{\frac{22}{8}}{\frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} \\
 &= \frac{22}{8 \cdot \frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} = \frac{22}{8 \cdot \sqrt{60 \cdot 31}} \\
 &= \frac{22}{8 \cdot \sqrt{1860}} = 0,0637
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Cor_{(0,2)} &= \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) \cdot p_{(i,j)}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \\
 &= \frac{(1-\frac{10}{8})(2-\frac{11}{8}) \cdot \frac{2}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}} \\
 &= \frac{-\frac{2}{8} \cdot -\frac{5}{8} \cdot \frac{2}{8}}{\frac{\sqrt{60}}{\sqrt{64}} \cdot \frac{\sqrt{31}}{\sqrt{64}}} = \frac{\frac{20}{8}}{\frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} \\
 &= \frac{20}{8 \cdot \frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} = \frac{20}{8 \cdot \sqrt{60 \cdot 31}} \\
 &= \frac{20}{8 \cdot \sqrt{1860}} = 0,0579
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Cor_{(2,1)} &= \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) \cdot p_{(i,j)}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \\
 &= \frac{(2-\frac{10}{8})(1-\frac{11}{8}) \cdot \frac{2}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}} \\
 &= \frac{-\frac{6}{8} \cdot -\frac{3}{8} \cdot \frac{2}{8}}{\frac{\sqrt{60}}{\sqrt{64}} \cdot \frac{\sqrt{31}}{\sqrt{64}}} = \frac{\frac{36}{8}}{\frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} \\
 &= \frac{36}{8 \cdot \frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} = \frac{36}{8 \cdot \sqrt{60 \cdot 31}} \\
 &= \frac{36}{8 \cdot \sqrt{1860}} = 0,1043
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Cor_{(3,2)} &= \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) \cdot p_{(i,j)}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \\
 &= \frac{(3-\frac{10}{8})(2-\frac{11}{8}) \cdot \frac{1}{8}}{\sqrt{\frac{60}{64}} \cdot \sqrt{\frac{31}{64}}} \\
 &= \frac{-\frac{14}{8} \cdot -\frac{5}{8} \cdot \frac{1}{8}}{\frac{\sqrt{60}}{\sqrt{64}} \cdot \frac{\sqrt{31}}{\sqrt{64}}} = \frac{\frac{70}{8}}{\frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} \\
 &= \frac{70}{8 \cdot \frac{\sqrt{60 \cdot 31}}{64}} = \frac{70}{8 \cdot \sqrt{60 \cdot 31}} \\
 &= \frac{70}{8 \cdot \sqrt{1860}} = 0,2028
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Cor &= \sum_i \sum_j \\
 &= \frac{30 + 50 + 22 + 20 + 36 + 70}{8 \cdot \sqrt{1860}} \\
 &= \frac{228}{8 \cdot \sqrt{1860}} = 0,6608
 \end{aligned}$$

**ASM(Angular Second Moment)**

$$ASM = \sum_i \sum_j p(i, j)^2$$

$$\begin{aligned} ASM &= \left(\frac{1}{8}\right)^2 + \left(\frac{1}{8}\right)^2 + \left(\frac{1}{8}\right)^2 + \left(\frac{2}{8}\right)^2 + \left(\frac{2}{8}\right)^2 + \left(\frac{1}{8}\right)^2 \\ &= \frac{1^2 + 1^2 + 1^2 + 2^2 + 2^2 + 1^2}{8^2} \\ &= \frac{8}{64} = 0,1250 \end{aligned}$$

**Energi**

$$Energy = \sqrt{ASM}$$

$$\begin{aligned} Energy &= \sqrt{0,1250} \\ &= 0,3535 \end{aligned}$$

**Homogenitas**

$$Hom = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |(i - j)|}$$

$$\begin{aligned} * Hom_{(0,1)} &= \frac{1/8}{1 + |(0-1)|} \\ &= \frac{1}{8 \times (1 + |(0-1)|)} \\ &= \frac{1}{8 \times (2)} = \frac{1}{16} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * Hom_{(0,2)} &= \frac{1/8}{1 + |(0-1)|} \\ &= \frac{1}{8 \times (1 + |(0-2)|)} \\ &= \frac{1}{8 \times (3)} = \frac{1}{24} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * Hom_{(1,0)} &= \frac{1/8}{1 + |(1-0)|} \\ &= \frac{1}{8 \times (1 + |(1-0)|)} \\ &= \frac{1}{8 \times (2)} = \frac{1}{16} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} * Hom_{(1,2)} &= \frac{2/8}{1 + |(1-2)|} \\ &= \frac{2}{8 \times (1 + |(1-2)|)} \\ &= \frac{2}{8 \times (2)} = \frac{2}{16} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Hom_{(2,1)} &= \frac{2/8}{1+|(2-1)|} \\
 &= \frac{2}{8 \times (1+|(2-1)|)} \\
 &= \frac{2}{8 \times (2)} = \frac{2}{16}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Hom_{(3,2)} &= \frac{1/8}{1+|(3-2)|} \\
 &= \frac{1}{8 \times (1+|(3-2)|)} \\
 &= \frac{1}{8 \times (2)} = \frac{1}{16}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 Hom &= \sum_i \sum_j \\
 &= \frac{1+1+2+2+1}{16} + \frac{1}{24} \\
 &= \frac{7}{16} + \frac{1}{24} \\
 &= \frac{15}{24} = 0,6250
 \end{aligned}$$

**Dissimilaritas**

$$Diss = \sum_i \sum_j p_{(i,j)} |i-j|$$

$$\begin{aligned}
 * Diss_{(0,1)} &= p_{(i,j)} |i-j| \\
 &= \frac{1}{8} \cdot |0-1| \\
 &= \frac{1}{8} \times 1 = \frac{1}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Diss_{(0,2)} &= p_{(i,j)} |i-j| \\
 &= \frac{1}{8} \cdot |0-2| \\
 &= \frac{1}{8} \times 2 = \frac{2}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Diss_{(1,0)} &= p_{(i,j)} |i-j| \\
 &= \frac{1}{8} \cdot |1-0| \\
 &= \frac{1}{8} \times 1 = \frac{1}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * Diss_{(1,2)} &= p_{(i,j)} |i-j| \\
 &= \frac{2}{8} \cdot |1-2| \\
 &= \frac{2}{8} \times 1 = \frac{2}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * \text{Diss}_{(2,1)} &= p_{(i,j)} |i-j| \\
 &= \frac{2}{8} \cdot |2-1| \\
 &= \frac{2}{8} \times 1 = \frac{2}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 * \text{Diss}_{(3,2)} &= p_{(i,j)} |i-j| \\
 &= \frac{1}{8} \cdot |3-2| \\
 &= \frac{1}{8} \times 1 = \frac{1}{8}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Diss} &= \sum_i \sum_j \\
 &= \frac{1+2+1+2+2+1}{8} \\
 &= \frac{9}{8} = 1,1250
 \end{aligned}$$

Begitu pun pada perhitungan manual sudut  $90^\circ$  akan memutar posisi dari gambar yang dihitung nilai pixel nya, dapat dilihat berdasarkan rumus yang telah digunakan yaitu:



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

Sudut  $90^\circ$  pada jenis daun betula *alleghaniensis* seperti pada proses utama sebelumnya yang dilakukan adalah penyusunan antar pixel dari gambar, matriks akan tetap disetarakan berukuran  $4 \times 4$  yang terdiri dari empat baris dan empat kolom dengan variasi angka 0, 1, 2, 3.

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



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

Proses kedua membagi baris dan kolom seperti pada proses pertama, baris dan kolom dibagi menjadi dua angka, (1) 0,0 (2) 1,1, (3) 2,3, (4) 1,1, (5) 2,0 (6) 3,2, (7) 3,1, (8) 2,1.

Pada proses perhitungan *matrix* pixel  $90^\circ$  terdapat satu bilangan angka yang sama pada baris dan kolom, setiap angka akan dimasukkan jumlahnya ke baris dan kolom yang baru dengan total dari angka tersebut, maka diperoleh hasil tabel matriks terbaru:

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

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

Kemudian langkah selanjutnya setelah dilakukan pembagian nilai variasi angka pada matriks yaitu dengan menghitung semua nilai yang ada pada matriks seperti sebelumnya, dengan total matriks tersebut berjumlah delapan ( $1+1+2+1+1+1+1+1$ ). Setelah itu dibagi dengan total angka tersebut.

	0	1	2	3
0	$1/8$	0	0	0
1	0	$2/8$	0	0
2	$1/8$	$1/8$	0	$1/8$
3	0	$1/8$	$1/8$	0

Kemudian menghitung kembali nilai ekstraksi kontras, korelasi, energi, homogenitas, ASM dan disimilaritas sama seperti perhitungan sebelumnya.



$$*Cont = \sum_i \sum_j (i-j)^2 \cdot p_{(i,j)}$$

$$= 1.14053$$

$$*Energy = \sqrt{ASM}$$

$$= 3.6653$$

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

$$= 0.4934$$

$$*Hom = \sum_i \sum_j \frac{p_{(i,j)}}{1 + |(i-j)|}$$

$$= 0.0008$$

$$*ASM = \sum_i \sum_j p_{(i,j)}^2$$

$$= 0.0996$$

$$*Diss = \sum_i \sum_j p_{(i,j)} |i-j|$$

$$= 0.0290$$

Sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$  ditetapkan sebagai sudut terbaik dalam mengekstraksi *dataset* menggunakan fitur-fitur GLCM yang sebelumnya peneliti telah mencoba menggunakan sudut yang dilebihkan ataupun dikurangkan tetapi tidak mendapatkan hasil akhir akurasi yang baik. Maksud dari sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$  adalah posisi dari gambar, dimana sudut  $0^\circ$  adalah posisi awal gambar (*horizontal*), sudut  $90^\circ$  yaitu posisi gambar diputar (*vertical*), dan sudut  $45^\circ$  dan  $135^\circ$  adalah ketika gambar diputar pada posisi miring sebagaimana sudut  $45^\circ$  dan  $135^\circ$ . Dari setiap posisi gambar menghasilkan pixel dari matriks yang berbeda, sebagaimana dalam perhitungan yang telah dilakukan sebelumnya pixel gambar yang putih tidak ada warna diberi nilai angka 0, dan pixel yang mempunyai warna paling gelap diberi nilai angka 3. Berikut ini hasil perhitungan *Gray Level Co-occurrence Matrix* semua derajat yang diimplementasikan kedalam program *python* dengan beberapa langkah yang dilakukan mulai dari memasukkan data ke sistem sampai mendapatkan nilai ekstraksi, dengan mengambil dari sudut awal  $0^\circ$  dan hasil dari GLCM  $0^\circ$  dari keseluruhan fitur *texture* akan ditampilkan di akhir proses langkah-langkah ini.

Berikut adalah langkah yang dilakukan dalam program *python* dalam melakukan proses *grayscale* dan menghitung nya dengan hasil sudut  $0^{\circ}$ :

#### 1. Memasukan Dataset Kedalam Program *Python*

Langkah awal pada proses yaitu memasukan data yang sudah dilakukan *archive* sebelumnya dengan melakukan perintah pengubahan *folder* menjadi ekstensi file tipe format *.zip* dengan nama file "DATASET" yang dapat dilihat pada gambar 4.3 *dataset*.

```

1 from zipfile import ZipFile
2 filename = "DATASET.zip"
3 with ZipFile(filename, 'r') as zipp:
4     zipp.extractall()
5     print("Done")
Done

```

Gambar 4.3. *Dataset*

Pada gambar 4.3 merupakan proses untuk melakukan *extract* secara keseluruhan pada dataset yang diolah, *from zip file import ZipFile* dengan *filename = DATASET.zip* maka hasilnya akan menjadi seperti *directory tree* yang dapat dilihat pada gambar 4.4.

```

- amelanchier_canadensis
  > 21.1 amelanchier_cana...
- amelanchier_laevis
  > 22.1 amelanchier_laevis
- asimina_triloba
  > 23.1 asimina_triloba
- betula_alleghaniensis
  > 24.1 betula_alleghanie...
- betula_jacquemontii
  > 25.1 betula_jacquemontii
- betula_lenta
  > 26.1 betula_lenta
- betula_nigra
  > 27.1 betula_nigra

```

Gambar 4.4. *Directory Tree*

## 2. Membaca *File* dari *Folder* yang Sudah dilakukan *Extract*

Untuk membaca file dalam folder yang telah dimasukan, disini menggunakan library *OS* dan library *cv2(Open CV)* agar memproses citra. berikut ini implementasi pada python menggunakan kedua library tersebut yang dapat dilihat pada gambar 4.5.

```

# ----- utility function -----
def normalize_label(lbl):
    str = str.replace(" ", "")
    str = str.translate(str.maketrans("", ""))
    str = str.split("\n")
    return ".join(str[:-1])

def normalize_desc(folder, sub_folder):
    text = folder + " - " + sub_folder
    text = re.sub(" ", "", text)
    text = text.replace("\n", "")
    text = text.strip()
    return text

def print_progress(val, val_len, folder, sub_folder, filename, bar_size=10):
    prog = "%*round(val/val_len)%" % round(val/val_len)
    if val == 0:
        print("", end = "\n")
    else:
        print("%s folder : %s\% ---- file : %s" % (prog, folder, sub_folder, filename), end="\r")

dataset_dir = "DATASET/"

imgs = [] #list image matrix
labels = []
descs = []
for folder in os.listdir(dataset_dir):
    for sub_folder in os.listdir(os.path.join(dataset_dir, folder)):
        sub_folder_files = os.listdir(os.path.join(dataset_dir, folder, sub_folder))
        len_sub_folder = len(sub_folder_files) - 1
        for i, filename in enumerate(sub_folder_files):
            img = cv2.imread(os.path.join(dataset_dir, folder, sub_folder, filename))
            gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
            h, w = gray.shape
            ymin, ymax, xmin, xmax = 0//3, h*2//3, w//3, w*2//3
            crop = gray[ymin:ymax, xmin:xmax]
            resize = cv2.resize(crop, (h,w), fx=0.5, fy=0.5)
            imgs.append(resize)
            labels.append(normalize_label(os.path.splitext(filename)[0]))
            descs.append(normalize_desc(folder, sub_folder))
            print_progress(i, len_sub_folder, folder, sub_folder, filename)

```

Gambar 4.5. Membaca *File* Pada Program *Python*

3. Selanjutnya mencari *matrix GLCM* dan *matrix texture* keseluruhan terhadap *dataset leafsnap* menggunakan fungsi *greycomatrix()* dan *greycoprops()* pada *library Scikit-Image*. berikut implementasi *matrix GLCM* dan *matrix texture* keseluruhan terhadap *dataset leafsnap* yang dapat dilihat pada gambar 4.6.

```

from skimage.feature import graycomatrix, graycoprops
# ----- calculate graycomatrix() & graycoprops() for angle 0, 45, 90, 135 -----
def calc_glc_all_angles(img, label, props, dists=[1], angles=[0, np.pi/4, np.pi/2, 3*np.pi/4], binsize, symmetric, normalized):
    glcm = graycomatrix(img,
                        distances=dists,
                        angles=angles,
                        levels=256,
                        symmetric=symmetric,
                        normalized=normalized)

    feature = []
    glcm_props = [property for name in props for property in graycoprops(glcm, name)[0]]
    for item in glcm_props:
        feature.append(item)
    feature.append(label)

    return feature
# ----- calc_glc_all_angles() for all properties -----
properties = ['dissimilarity', 'correlation', 'contrast', 'entropy', 'idm', 'energy']

glcm_all_angles = []
for img, label in zip(imgs, labels):
    glcm_all_angles.append(
        calc_glc_all_angles(img,
                            label,
                            props=properties)
    )

columns = []
angles = ['0', '45', '90', '135']
for name in properties:
    for ang in angles:
        columns.append(name + "_" + ang)
columns.append("label")

```

Gambar 4.6. *Matrix GLCM dan Matrix Texture Terhadap Dataset*

Pada gambar 4.6 terdapat fungsi *calc\_glc\_all\_angles()* yang digunakan untuk mendapatkan 24 fitur data untuk sudut  $0^\circ$ ,  $np.pi/4$ ,  $np.pi/2$ ,  $3*np.pi/4$  dalam radian. Hasil dari 24 fitur disimpan dalam variabel program *glcm\_features*, dan melakukan perubahan format data *glcm\_features* dari *list* menjadi *Dataframe* menggunakan *library pandas*.

#### 4. Simpan File Pada Format .csv

proses ini dilakukan agar dapat melanjutkan ke proses berikutnya yaitu klasifikasi di tahap *neural network* nantinya. penyimpanan hasil dari ekstraksi sebagai 'FORMAT csv' menggunakan *method pandas .to\_csv()* dengan nama *Leafsneap\_Dataset.csv*. hasil dari proses ini yang diimplementasikan kedalam program dapat dilihat pada gambar 4.7.

```

1 import pandas as pd

1 # Create the pandas DataFrame for GLCM features data
2 glcm_df = pd.DataFrame(glcm_all_agls,
3                       columns = columns)
4 #save to csv
5 glcm_df.to_csv("Leafsneap_Dataset.csv")

```

Gambar 4.7. Penyimpanan Hasil GLCM

Setelah hasil dari disimpan kedalam extensi .csv, maka berikutnya melihat hasil perhitungan GLCM di program pada gambar *betula\_alleghaniensis* apakah benar atau tidak. Berikut ini hasil dari perhitungan GLCM di program pada gambar *betula\_alleghaniensis* yang dapat dilihat pada gambar 4.8.

```

1 print(contrast_feature(matrix_cooccurrence))
2 print(correlation_feature(matrix_cooccurrence))
3 print(dissimilarity_feature(matrix_cooccurrence))
4 print(homogeneity_feature(matrix_cooccurrence))
5 print(energy_feature(matrix_cooccurrence))
6 print(asm_feature(matrix_cooccurrence))

```

Contrast @ = 1.3750  
 correlation @ = 0.06608  
 Dissimilarity @ = 1.1250  
 Homogeneity @ = 0.6250  
 Energy @ = 0.3535  
 ASM @ = 0.1250

Gambar 4.8. Hasil GLCM 0° Program dengan Gambar *betula\_alleghaniensis*

Pada gambar 4.8 memperlihatkan hasil GLCM 0° pada program dengan gambar *betula\_alleghaniensis*, hasil yang didapatkan sama seperti hasil yang dihitung secara manual diatas.

Dari coding memakai library diantaranya yaitu:

1. *Pandas*

*Library pandas* digunakan untuk load dataset



## 2. *matplotlib.pyplot*

Dalam dataset memiliki 24 fitur dan 50 kelas, dari jumlah fitur dan kelas ini dilakukan visualisasi menggunakan library *matplotlib* yaitu yang dimulai dengan *control level component low* hingga mendapatkan hasil.

## 3. *sklearn.preprocessing*

Dalam *dataset* memiliki nilai fitur yang mempunyai skala yang berbeda jauh, ini dapat mempengaruhi model klasifikasi dalam mengidentifikasi jenis daun maka dengan itu perlu dilakukan normalisasi data *decimal scalling*. juga pada kelas *dataset* memiliki nilai *categorical* yang dimana model tidak dapat untuk melakukan klasifikasi maka dengan itu harus diubah terlebih dahulu kedalam nilai *numeric(One Hot Encoding)* berupa nilai 0 dan 1. Normalisasi data dan preprocessing ini dapat diimplementasikan ketika menggunakan library *sklearn.preprocessing*.

## 4. *sklearn.model\_selection*

library ini digunakan untuk membagikan dataset menjadi training dan testing pada *coding* di proses selanjutnya.

## 5. *sklearn.metrics*

Untuk dapat menilai dan mengukur kinerja model agar menghasilkan nilai dari confusion matrix seperti kebenaran dalam mengidentifikasi jenis daun dan kesalahan dalam mengidentifikasi jenis daun, maka *library* dalam *python* dapat menjalankan fungsi confusion matrix dan hasil classification report adalah *sklearn.metrics*.

## 6. keras

Setelah berhasil melakukan *splitting* dataset, selanjutnya akan mencoba membuat model neural network untuk identifikasi jenis daun. dalam klasifikasi ini maka penelitian yang diajukan mempunyai konsep arsitektur neural network yang akan digunakan seperti jumlah *input layer*, jumlah *hidden layer* dan jumlah *output layer*. Semua dapat dijalankan ketika menggunakan library dengan nama *library* nya adalah *keras*.

Hasil dari GLCM ini disimpan dalam bentuk *.csv* yang sebelumnya sudah dieksekusi menggunakan program python. Berikut ini hasil keseluruhan dari hasil ekstraksi fitur pada citra *dataset* yang dapat dilihat pada gambar 4.9.

mean_intensity_0	mean_intensity_45	mean_intensity_90	mean_intensity_135	mean_intensity_180	mean_intensity_225	mean_intensity_270	mean_intensity_315	mean_intensity_360	...	contrast_121	ADP_0	ADP_45	ADP_90	ADP_135
1.28972e+09	1.21721e+08	1.07755e+08	2.07725e+09	0.09601	0.09386	0.22708	0.20708	0.20604	...	0.04834e+09	0.02012	0.02014	0.02047	0.02049
0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
4.70500e+09	1.21897e+08	1.20480e+08	1.02810e+09	0.00121	0.00001	0.00146	0.22589	0.22000	...	0.02000e+09	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
6.70000e+09	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
2.84715e+09	1.21417e+08	1.20100e+08	1.00070e+09	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
2.70000e+15	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
1.00000e+15	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
1.00000e+15	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
2.00000e+15	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
1.00000e+15	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	0.00000e+00	...	0.00000e+00	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000

Gambar 4.9. Hasil Ekstraksi GLCM

### 4.4. Normalisasi Data

Setelah dilakukan ekstraksi menggunakan GLCM selanjutnya dilakukan proses *decimal scaling* agar dapat mengubah representasi nilai ekstraksi fitur dalam basis menjadi angka desimal yang setara. Teknik normalisasi data ini membagikan tiap kolom pada fitur *dataset* dengan bilangan berpangkat basis 10. Dengan persamaan sebagai berikut.

$$new\_data = \frac{data}{10^j}$$

Dimana  $j$  merupakan banyaknya digit nilai terbesar masing-masing kolom.

Berikut ini contoh-contoh dari perhitungan normalisasi dari hasil yang sebelumnya didapatkan pada ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM:

Contoh 1:

$$new\_data = \frac{7,209171598}{10^7} \\ = 7,29171$$

Contoh 2:

$$new\_data = \frac{1,21272096}{10^6} = 1,212721$$

Dari contoh perhitungan normalisasi diatas merupakan nilai yang terdapat pada baris pertama di kolom 1 dan 2 atau tepatnya pada fitur `dissimilarity_0` dan `dissimilarity_45` pada baris pertama dalam *dataset*.

Hasil setelah dilakukan normalisasi data pada fitur *dataset*, yang dapat dilihat pada gambar 4.10 dibawah ini.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	...	14	15	16	17	18	19	20
7.209171e-08	1.212721e-08	7.067358e-08	7.067228e-08	0.087080	0.033339	0.052793	0.220770	0.023503	-	1.770994e-08	1.574923e-08	0.000591	0.000274	0.002249	0.000250	0.025579
6.990532e-08	1.692229e-08	2.291655e-08	1970687e-08	0.088688	0.033739	0.042282	0.049977	0.023505	-	1.639971e-08	1.429429e-08	0.000457	0.000106	0.002390	0.000144	0.023939
4.799339e-08	1.186671e-08	1.203405e-08	1.026165e-08	0.086612	0.016393	0.010415	0.027294	0.038500	-	1.587441e-08	8.175891e-08	0.000685	0.000676	0.002941	0.000697	0.028277
6.733267e-08	1.706611e-08	1.724212e-08	1.180003e-08	0.079703	0.217334	0.015664	0.052140	0.050640	-	1.129670e-08	6.744947e-08	0.000329	0.000319	0.002390	0.000300	0.020199
3.941706e-08	1.214173e-08	1.282128e-08	1.200758e-08	0.087080	0.016336	0.007963	0.012149	0.030779	-	8.933729e-08	7.727440e-08	0.000589	0.000458	0.002471	0.000664	0.027541

Gambar 4.10. Hasil Normalisasi Fitur *Dataset*

#### 4.5. Train/Test Split

Pada tahap ini yaitu membagikan *dataset* menjadi data *training* dan data *testing*, pembagian pada penelitian ini dibagikan data *training* dan data *testing* menjadi 80/20. Dengan jumlah pembagian tersebut bertujuan melihat model dalam memprediksi ketika mempunyai data test dengan total 266. Secara umum model deep learning mendapatkan hasil akurasi yang baik jika memiliki jumlah data *testing* yang sedikit. Maka dalam penelitian ini meningkatkan data test dan menguji apakah model mendapatkan hasil yang baik atau tidak. Pada Tabel 4.4 menggambarkan pembagian data yang di lakukan.

Tabel 4.4. *Train/Test Split*

Keterangan	Data Training	Data Testing	Total
Proporsi	80%	20%	100%
Jumlah	1064	266	1330

Pada Tabel 4.1 di jelaskan bahwa pembagian data *training* dan data *testing* yang dilakukan yaitu membagikan/split data menjadi 80/20, 80% untuk *data training* yang berjumlah 1064 data dan 20% untuk *data testing* yang berjumlah 266 data, dengan itu jumlah keseluruhan data dari *dataset* berjumlah 1330 total data.

#### 4.6. Klasifikasi *Backpropagation*

Pengujian menggunakan metode *backpropagation* dilakukan untuk mengetahui kemampuan suatu model dalam mengidentifikasi 50 jenis daun herbal. Kemampuan sistem untuk mengidentifikasi jenis daun tergantung pada proses pelatihan *backpropagation* untuk menghasilkan keakuratan dalam mengidentifikasi jenis daun yang akan digunakan pada tahap pengujian. Parameter *backpropagation* yang digunakan pada tahap pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4.5.



Tabel 4.5. Pengaturan Parameter *Backpropagation*

No	Input Neuron	Hidden Neuron	Output Neuron	Epoch	Batchsize	Akurasi
1	24	32,150,280,200,300	50	1000	42	91%
2	24	32,150,280,200,300	50	2000	42	88%
3	24	42,150,280,200,300	50	1000	42	77%
4	24	24,100,80,100,260	50	1000	42	88%
5	24	32,150,280,200,300,250	50	1000	32	92%
6	24	32,150,280,200,300,320,70	50	1000	22	89%

Pada tabel 4.5 diatas parameter yang digunakan adalah *Input Neuron*, *Hidden Neuron*, *Output Neuron*, *Epoch* dan *Batchsize*. Pada hidden layer menggunakan activation ELU (*Exponential Linear Unit*), dan untuk hidden layer terakhir menggunakan *activation Sigmoid*. *Split* data yang digunakan 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*, jumlah percobaan ini berjumlah 6 kali percobaan klasifikasi. Masing-masing percobaan ini memiliki *set* parameter yang berbeda-beda. Tahapan dari penelitian ini terdiri dari 6 tahapan, tahapan yang dilakukan adalah *preprocessing data*, ekstraksi fitur menggunakan GLCM, normalisasi data, *split data*, klasifikasi menggunakan *backpropagation*, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix*.

Dari 6 percobaan yang telah dilakukan, percobaan kelima mendapatkan hasil akurasi terbaik yaitu sebesar 92% dengan memiliki *input neuron* 24, jumlah *input neuron* 24 karena menyamakan dengan jumlah fitur dalam *dataset* berjumlah 24 kolom. *Input neuron* ini akan membawa data masuk kedalam sistem untuk kemudian di lanjutkan pada proses layer selanjutnya, lalu ada 6 *hidden layer* memiliki nilai 32, 150, 280, 200, 300, dan 250 *neuron* pada masing-masing *layer*,



maksud dari nilai *hidden layer* yaitu nilai pengacakan dari setiap percobaan yang dilakukan, dari pengacakan kenaikan *neuron* dan penurunan *neuron* untuk dikirim ke epoch sebagai salah satu tahap untuk mendapatkan akurasi. *Output layer* terdiri dari 50 *neuron* agar sama dengan dimensi 50 *categorical column* pada *y\_train* dan *y\_test*, ini menyamakan dengan jumlah kelas pada *dataset* yang berjumlah 50 kelas. jumlah *epoch* dan *batchsize* yang di miliki yaitu 1000 dan 32 yang berarti bahwa *epoch* merupakan jumlah *complete pass* yang harus dilakukan pada *dataset training* yang telah ditetapkan, karena pada percobaan-percobaan sebelumnya untuk epoch yang diturunkan atau dinaikkan tidak menghasilkan akurasi yang lebih baik. Untuk *batchsize* 32 merupakan sejumlah sampel yang diproses sebelum model di *update*, yang dimana nilai *batchsize* 32 ditetapkan juga karena dari percobaan-percobaan sebelumnya yang menggunakan *batchsize* lebih dari atau kurang dari 32 menghasilkan akurasi yang tidak lebih bagus.

Pada tabel 4.5 diatas yang terdiri dari 6 percobaan, percobaan pertama dan percobaan kedua memiliki nilai parameter yang sama kecuali pada jumlah *epoch*, percobaan pertama mempunyai *epoch* 1000 dan percobaan kedua dengan *epoch* 2000, percobaan kedua tidak lebih bagus dari percobaan pertama, akurasi dari percobaan kedua yang didapat 88%, sedangkan percobaan pertama mendapatkan akurasi sebesar 91%. Lalu pada percobaan ketiga dan keempat yang memiliki parameter yang sama kecuali pada nilai dari *hidden layer* yang lebih rendah dari percobaan ke 1 dan 2 mendapatkan akurasi yang masih lebih rendah dari percobaan pertama, akurasi yang diperoleh yaitu 77% untuk percobaan ketiga dan 88% pada percobaan keempat. Dari empat percobaan yang telah dilakukan, hasil tersebut hasil

terbaik adalah hasil dari percobaan pertama. Untuk percobaan ke 5 yang memiliki penambahan satu *hidden layer* dan mempunyai nilai *batchsize* yang berbeda yaitu 32, dan parameter lainnya mempunyai nilai yang sama dengan percobaan tertinggi sebelumnya, hasil yang didapatkan mempunyai akurasi yang paling baik yaitu 92%. Pada percobaan terakhir memiliki tambahan 1 *hidden layer* lagi, maka jumlah *hidden layer* 7, dan parameter lainnya selain *hidden layer* memiliki nilai yang sama dengan nilai parameter pada percobaan sebelumnya, akurasi yang diperoleh 89%.

Adapun pengujian yang dilakukan dengan berbagai variasi sudut sehingga dapat mengetahui sudut yang berpengaruh dalam menghasilkan akurasi yang baik. Parameter *backpropagation* yang digunakan pada tahap pelatihan dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Pengaturan Parameter *Backpropagation*

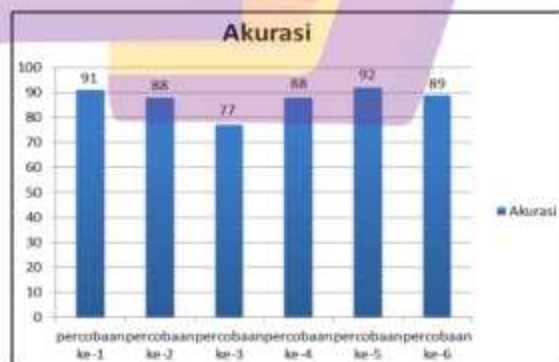
No	Input Neuron	Hidden Neuron	Output Neuron	Epoch	Batchsize	Variasi Sudut yang digunakan	Akurasi
1	24	32,150,280,200,300,250	50	1000	32	0°	87%
2	24	32,150,280,200,300,250	50	2000	32	45°	85%
3	24	32,150,280,200,300,250	50	1000	32	90°	80%
4	24	32,150,280,200,300,250	50	1000	32	135°	77%

Pada tabel 4.6 di atas parameter yang digunakan adalah *Input Neuron*, *Hidden Neuron*, *Output Neuron*, *Epoch* dan *Batchsize*. *Split* data yang digunakan 80% untuk data training dan 20% untuk data testing, jumlah percobaan yang dilakukan berjumlah 4 kali percobaan klasifikasi dengan nilai parameter yang diujikan mempunyai nilai yang sama.

Dari 4 percobaan yang telah dilakukan, percobaan pertama mendapatkan hasil akurasi sebesar 87% dengan memiliki *input neuron* 24. *Input neuron* ini akan membawa data masuk kedalam sistem untuk kemudian di lanjutkan pada proses layer selanjutnya, lalu ada 6 hidden layer memiliki nilai 32, 150, 280, 200, 300, dan 250 neuron pada masing-masing layer.

percobaan variasi sudut yang dilakukan pada tabel 4.6 diatas menguji empat sudut dari keseluruhan fitur *texture* diantaranya  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ , hasil pengujian dilakukan tersebut dengan perlakuan yang sama seperti pada penggunaan jumlah *split data*, dan nilai dari parameter *backpropagation*. Hasil dari percobaan menunjukan bahwa yang paling baik pada percobaan kesatu dengan sudut  $0^\circ$  mendapatkan akurasi 87%, namun hasil ini tidak sebaik menggunakan semua fitur *texture* dan semua sudut yaitu sebesar 92% akurasi.

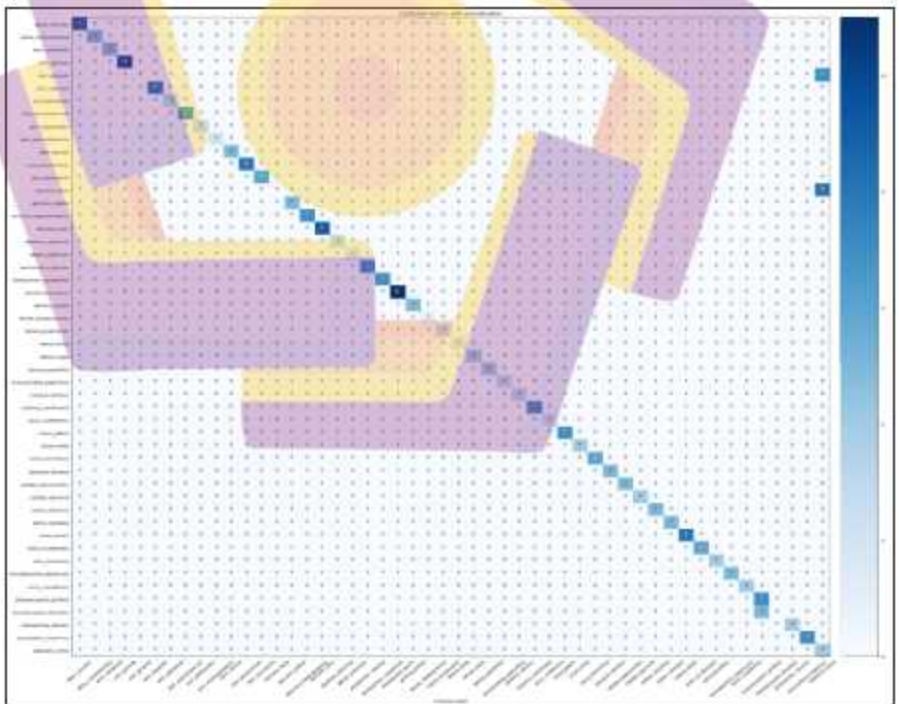
Akurasi dari 6 percobaan yang dilakukan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan jaringan saraf tiruan *backpropagation* pada 50 jenis daun herbal, hasil terbaik yaitu pada percobaan kelima pada tabel 4.5, hasil akurasi dari semua percobaan-percobaan yang dilakukan dapat dilihat pada gambar 4.11.



Gambar 4.11. Hasil Akurasi

#### 4.7. Evaluasi Metode dengan *Confusion matrix* dan *Classification Report*

Dari enam percobaan yang dilakukan untuk mengidentifikasi 50 jenis daun herbal menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation*, seperti yang telah diketahui percobaan yang menghasilkan akurasi terbaik yaitu pada percobaan kelima dengan menggunakan nilai *input layer*, *hidden layer*, *output layer*, *epoch*, *batchsize* terbaik. hasil dari *confusion matrix* akan menghasilkan tampilan prediksi benar dan prediksi salah mengidentifikasi jenis daun dalam bentuk tabel, percobaan kelima yang merupakan hasil percobaan terbaik dari semua proses klasifikasi yang dilakukan sebelumnya ditampilkan *confusion matrix*, hasil dari percobaan kelima yang ditampilkan dengan *confusion matrix* dapat dilihat pada gambar 4.12.



Gambar 4.12. Hasil *Confusion Matrix*.



Pada gambar 4.12 merupakan hasil *confusion matrix* terbaik dari percobaan ke 5, berikut hasil *confusion matrix* pada percobaan ke 5 sebagai berikut :

1. *category sample* yang diprediksi secara tepat keseluruhannya, seperti *category acer\_campestre, acer\_ginnala, acer\_griseum, acer\_negundo, acer\_palmatum, acer\_pensylvanicum, acer\_platanoides, acer\_pseudoplatanus, acer\_rubrum, acer\_saccharinum, acer\_saccharum, aesculus\_glabra, aesculus\_hippocastanum, aesculus\_pavi, ailanthus\_altissima, albizia\_julibrissin, amelanchier\_arborea, amelanchier\_canadensis, amelanchier\_laevis, asimina\_triloba, betula\_alleganiensis, betula\_jacquemontii, betula\_lenta, betula\_nigra, betula\_populifolia, broussonettia\_papyrifera, carpinus\_betulus, carpinus\_caroliniana, carya\_cordiformis, carya\_glabra, carya\_ovata, carya\_tomentosa, castanea\_dentata, catalpa\_bignonioides, cedrus\_atlantica, cedrus\_deodara, cedrus\_libani, celtis\_occidentalis, celtis\_tenuifolia, cercidiphyllum\_japonicum, cercis\_canadensis, chamaecyparis\_pisifera, chionanthus\_retusus, chionanthus\_virginicus.*
2. Sebanyak 7 data kategori *acer\_griseum*, 8 kategori *aesculus\_flava* diidentifikasi salah yaitu diprediksi sebagai *cladrastix\_lutea* dan 5 kategori *chamaecyparis\_thyoides* yang diidentifikasi salah sebagai jenis daun *chamaecyparis\_pisifera*.

Himpunan hasil *confusion matrix* pada gambar 6 dapat dilihat pada tabel 4.7 dibawah ini:



Tabel 4.7. Hasil *Confusion Matrix*

No	Jenis Daun	Terdeteksi Benar	Terdeteksi Salah
1	<i>abies_concolor</i>	9	
2	<i>abies_nordmanniana</i>	5	
3	<i>acer_campestre</i>	5	
4	<i>acer_ginnala</i>	10	
5	<i>acer_griseum</i>		7
6	<i>acer_negundo</i>	8	
7	<i>acer_palmatum</i>	3	
8	<i>acer_pensylvanicum</i>	7	
9	<i>acer_platanoides</i>	3	
10	<i>acer_pseudoplatanus</i>	2	
11	<i>betula_nigra</i>	4	
12	<i>betula_populifolia</i>	4	
13	<i>broussonetia_papyrifera</i>	3	
14	<i>carpinus_betulus</i>	3	
15	<i>carpinus_caroliniana</i>	7	
16	<i>carya_cordiformis</i>	2	
17	<i>carya_glabra</i>	7	
18	<i>carya_ovata</i>	4	
19	<i>carya_tomentosa</i>	6	
20	<i>castanea_dentata</i>	5	
21	<i>catalpa_bignonioides</i>	5	
22	<i>acer_rubrum</i>	5	
23	<i>acer_saccharinum</i>	8	
24	<i>acer_saccharum</i>	6	
25	<i>aesculus_flava</i>		8
26	<i>aesculus_glabra</i>	5	
27	<i>aesculus_hippocastanon</i>	7	
28	<i>aesculus_pavi</i>	9	
29	<i>ailanthus_altissima</i>	3	
30	<i>albizia_julibrissin</i>	2	
31	<i>amelanchier_arborea</i>	7	
32	<i>amelanchier_canadensis</i>	7	
33	<i>amelanchier_loevis</i>	11	

Tabel 4.7. Hasil *Confusion Matrix* (Lanjutan)

34	<i>asimina_triloba</i>	5	
35	<i>betula_alleghaniensis</i>	1	
36	<i>betula_jacquemontii</i>	3	
37	<i>chionanthus_retusus</i>	4	
38	<i>catalpa_speciosa</i>	4	
39	<i>cedrus_atlantica</i>	5	
40	<i>cedrus_deodara</i>	5	
41	<i>cedrus_libani</i>	8	
42	<i>celtis_occidentalis</i>	6	
43	<i>celtis_tenuifolia</i>	4	
44	<i>cercidiphyllum_japonicum</i>	5	
45	<i>cercis_canadensis</i>	4	
46	<i>chamaecyparis_pisifera</i>	7	
47	<i>chamaecyparis_thyoides</i>		5
48	<i>betula_lenta</i>	4	
49	<i>chionanthus_virginicus</i>	7	
50	<i>cladrastis_lutea</i>	4	

Tabel 4.7 di atas menjelaskan tentang gambar daun yang terdeteksi benar dan salah, sebagaimana telah dibahas pada gambar 4.12 sebelumnya yang menampilkan hasil dari *confusion matrix* pada proses klasifikasi percobaan ke lima dengan percobaan terbaik yang diperoleh, masing-masing gambar yang diuji diambil secara acak oleh sistem dengan rentan gambar yang diambil antara 3 sampai dengan 11 gambar. Pada gambar *abies\_concolor* (daun cemara) terdeteksi benar sembilan gambar, *abies\_nordmanniana* (daun cemara conifera) terdeteksi benar lima gambar, *acer\_campestre* (daun luruh) terdeteksi benar lima gambar, *acer\_ginnala* (daun maple) terdeteksi benar sepuluh gambar, *acer\_griseum* (daun maple abun) terdeteksi salah tujuh gambar, *acer\_negundo* (daun maple peper) terdeteksi benar delapan gambar, *acer\_palmatum* (daun palm) terdeteksi benar tiga gambar,

*acer\_pensylvanicum*( daun lamina garis) terdeteksi benar tujuh gambar, *acer\_platanoides*( daun acatan ) terdeteksi benar tiga gambar, *acer\_pseudoplatanus* ( daun sikamora ) terdeteksi benar dua gambar, *betula\_nigra* (daun salmon merah jambu) terdeteksi benar empat gambar, *betula\_populifolia* (daun salik) terdeteksi benar empat gambar, *broussonettia\_papyrifera* (daun saeh) terdeteksi benar tiga gambar, *carpinus\_betulus* (daun hornbeam) terdeteksi benar tiga gambar, *carpinus\_caroliniana* (daun hornbeam muscedod) terdeteksi benar tujuh gambar, *carya\_cordiformis* (daun hikori) terdeteksi benar dua gambar, *carya\_glabra* (daun hikori kacang) terdeteksi benar tujuh gambar, *carya\_ovata*(daun hikori panjang) terdeteksi benar empat gambar, *carya\_tomentosa* (daun hikori lebar) terdeteksi benar enam gambar, *castanea\_dentata* (daun cestenut) terdeteksi benar lima gambar, *catalpa\_bignonioides* (daun pinus) terdeteksi benar lima gambar, *acer\_rubrum*(luruh hijau kemerahan) terdeteksi benar lima gambar, *acer\_saccharinum*(daun maple garis) terdeteksi benar delapan gambar, *acer\_saccharum* (daun maple segi) terdeteksi benar enam gambar, *aesculus\_flava*(buckeye) terdeteksi salah delapan gambar, *aesculus\_glabra* (daun buckeye bunga kertas) terdeteksi benar lima gambar, *aesculus\_hippocastamon* (daun chesnut) terdeteksi benar tujuh gambar, *aesculus\_pavi*(daun buckeye hijau kemerahan) terdeteksi benar sembilan gambar, *ailanthus\_altissima*(daun surga) terdeteksi benar tiga gambar, *albizia\_julibrissin*(daun pakis) terdeteksi benar dua gambar, *amelanchier\_arborea*(daun jati putih) terdeteksi benar tujuh gambar, *amelanchier\_canadensis* (daun jati) terdeteksi benar tujuh gambar,

*amelanchier\_laevis* (daun jati semi) terdeteksi benar sebelas gambar,  
*asimina\_triloba* (daun pawpaw) terdeteksi benar lima gambar,  
*betula\_alleghaniensis*(daun birch kuning) terdeteksi benar satu gambar,  
*betula\_jacquemontii* (daun birch putih) terdeteksi benar tiga gambar,  
*chionanthus\_retusus* (daun nanja moja) terdeteksi benar empat gambar,  
*catalpa\_speciosa* (daun valentine) terdeteksi benar empat gambar,  
*cedrus\_atlantica*(daun cemara atlantik) terdeteksi benar lima gambar,  
*cedrus\_deodara*(daun cedar deodar) terdeteksi benar lima gambar,  
*cedrus\_libani*(cedar lebanon) terdeteksi benar delapan gambar,  
*celtis\_occidentalis*(daun hackberry) terdeteksi benar enam gambar,  
*celtis\_tenuifolia*(hackberry besar) terdeteksi benar empat gambar,  
*ceroidiphyllum\_japonicum*(katsura) terdeteksi benar lima gambar,  
*cercis\_canadensis* (canadian) terdeteksi benar empat gambar,  
*chamaecyparis\_pisifera* (daun kolom) terdeteksi benar tujuh gambar,  
*chamaecyparis\_thyoides*(daun cedar ramping) terdeteksi salah lima gambar,  
*betula\_lenta*(daun birch perak) terdeteksi benar empat gambar,  
*chionanthus\_virginicus*(daun jasmine) terdeteksi benar tujuh gambar, dan  
*cladrastis\_lutea*(daun bunga lilin) terdeteksi benar empat gambar dari total 266  
 data *testing* yang dijalankan.

Dari hasil pengujian identifikasi 50 jenis daun herbal menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* pada *dataset Leafsnap*, terlihat hasil terbaik dari percobaan yang dilakukan dengan beberapa parameter yang di ujikan dengan percobaan kelima memiliki hasil akurasi terbaik yaitu dengan nilai akurasinya





daun pada *dataset*. Akurasi keseluruhan diperoleh dengan menggunakan rumus persamaan 4.1 berikut :

$$Akurasi = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{jumlah Keseluruhan data}} \times 100\% \quad (4.1)$$

berdasarkan hasil pada gambar 4.13 akurasi keseluruhan dihitung menggunakan persamaan (4.1) dengan menambahkan jumlah output aktual yang sesuai dengan output yang diinginkan dari akurasi keseluruhan dibagi dengan jumlah total jenis daun pada *datatest*.

$$Akurasi = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{Jumlah Keseluruhan data}} \times 100\% = \frac{(246)}{(266)} \times 100\% = 0,92.$$

Tabel 4.8. Perbandingan Penelitian

Pengarang	Metode	Akurasi
Meera Kansara, dkk	Isolation Forest	89%
K Gowrishankar & S Lakshmi Prabha	ANN dan SVM	89%
Shobana D, dkk	SVM	85%
Jocelyn B. Barbosa, dkk	Logistic Regression Classifier, Decision Tree, Naive Bayes	86%
Penelitian yang diajukan	Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation	92%

Pada tabel 4.8 merupakan tabel perbandingan dengan penelitian yang dilakukan sebelumnya tentang tanaman herbal. metode yang digunakan untuk melakukan identifikasi pada setiap berbeda, seperti pada penelitian Meera Kansara yang menggunakan metode *isolation forest*, penelitian K. Gowinshankar

menggunakan ANN dan SVM, Shobana D hanya menggunakan SVM, Jocelyn B. Barbosa menggunakan beberapa pengujian metode diantaranya *Logistic Regression Classifier*, *Decision Tree*, *Naïve Bayes*. Terdapat juga perbedaan pada proses normalisasi data, pembagian data *training* dan *testing* 90% untuk *training* 10% untuk *testing* dan 80% untuk *training* 20% untuk *testing*. Sebagian penelitian sebelumnya tidak melakukan normalisasi data sehingga relasi antar atribut tidak membentuk relasi yang baik. Dalam penelitian ini, penulis akan menyempurnakan berdasarkan kekurangan-kekurangan serta mengikuti alur kondisi penelitian yang terdapat pada penelitian sebelumnya agar menghasilkan hasil yang lebih baik.



## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1. Kesimpulan

berdasarkan hasil analisis yang dilakukan sebelumnya dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil dari penelitian ini ketika menggunakan metode GLCM dengan enam fitur yaitu kontras, korelasi, ASM, energi, homogenitas dan disimilaritas dapat mengekstraksi fitur dari jenis tanaman herbal pada *dataset* penelitian dan mampu mengidentifikasi beberapa jenis tanaman menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* dengan menggunakan nilai input layer, penetapan hidden layer dan nilai *neuron*, nilai *output layer*, nilai *epoch*, nilai *batchsize* sehingga mendapatkan akurasi yang baik.
2. Penelitian ini mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik dari hasil akurasi penelitian yang dilakukan sebelumnya dalam mengidentifikasi jenis tanaman herbal. Dengan menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix*(GLCM) dan jaringan saraf tiruan *backpropagation* mampu menaikkan akurasi 4% dari akurasi yang dihasilkan pada penelitian sebelumnya dengan jumlah akurasi sebesar 92%.

#### 5.2. Saran

Percobaan dalam penelitian ini parameter yang di uji kan masih secara manual yang akan membutuhkan waktu yang lama untuk mendapatkan hasil yang diinginkan yaitu hasil akurasi, maka penulis mengusulkan saran yang diberikan yaitu penerapan library untuk menguji beberapa parameter secara spontan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agoes, A. (2010). Tanaman Obat Indonesia. In *Selemba Medika*.
- Al Rivan, M. E., & Juangkara, T. (2019). Identifikasi Potensi Glaukoma dan Diabetes Retinopati Melalui Citra Fundus Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 6(1), 43–48. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v6i1.158>
- Barbosa, J. B., Jabunan, V. I., Kay Lacson, T. A., Lesley Mabaylan, M. W., & Mae Napone, G. M. (2017). HerbApp: A Mobile-Based Application for Herbal Leaf Recognition Using Image Processing and Regularized Logistic Regression Classifier. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 2(10). [www.ijisrt.com](http://www.ijisrt.com)
- Devi, S., & Gupta, B. (2019). GLCM-LBP plant leaf disease detection. *International Journal of Scientific Research and Engineering Development-*, 2(3), 136–140.
- Gowrishankar, K., & Prabha, S. L. (2020). An integrated image processing approach for diagnosis of groundnut plant leaf disease using ANN and GLCM. *Journal of Scientific and Industrial Research*, 79(5), 372–376.
- Hamdani Santoso, M., & Ayu Larasati, D. (2020). Wayang Image Classification using MLP Method and GLCM Feature Extraction Corresponding Author. *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering (JCoSITTE)*, 1(2), 111–119. <https://doi.org/10.30596/jcositte.v1i2.5131>
- Haralick, R. M., Dinstein, I., & Shanmugam, K. (1973). Textural Features for

- Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, SMC-3*(6), 610–621. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>
- Ibrahim, Z., Sabri, N., & Isa, D. (2018). *Multi-maxpooling Convolutional Neural Network for Medicinal Herb Leaf Recognition*. 327–331. <https://doi.org/10.12792/icisip2018.060>
- Kansara, M., & Parikh, A. (2020). Indian Ayurvedic Plant Identification Using Multi-Organ Image Analytics: Creation of Image Dataset of Indian Medicinal Plant Organs. *SSRN Electronic Journal*, 1–6. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3563074>
- KAYHAN, G., & ERGÜN, E. (2020). Medicinal and Aromatic Plants Identification Using Machine Learning Methods. *Balkan Journal of Electrical and Computer Engineering*, 8(1), 81–87. <https://doi.org/10.17694/bajece.651286>
- Kemkes RI. (2009). Profil Data Kesehatan Indonesia. In *Profil Data Kesehatan Indonesia Tahun 2009*. <http://www.depkes.go.id>
- Kusmaryanto, S. (2014). Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Pengenalan Wajah Metode Ekstraksi Fitur Berbasis Histogram. *Jurnal EECCIS Vol. 8, No. 2, Desember 2014*, 8(2), 193–198.
- M., N., M., V., & Hemantha, G. (2020). Leaf Classification based on GLCM Texture and SVM. *International Journal of Computer Applications*, 177(35), 18–21. <https://doi.org/10.5120/ijca2020919846>
- Nugraha, S. P. (2015). Pelatihan Penanaman Tanaman Obat Keluarga (Toga). *Asian Journal of Innovation and Entrepreneurship*, 4(Vol 4, No 01 (2015): January 2015), 58–62.



- Rosanti, D. (2017). Keanekaragaman Morfologi Daun Sansevieria (Lidah Mertua) Yang Tersebar Di Kota Palembang. *Jurnal Sainmatika*.
- Shobana, D. (2019). Glcm Based Plant Leaf Disease Detection Using Multiclass SVM. *International Journal For Research & Development In Technology*, 2(2), 47–51.
- Situmorang, G. T., Widodo, A. W., & Rahman, M. A. (2019). Penerapan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix ( GLCM ) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(5), 4710–4716.
- Trisnainingsih, U., Wahyuni, S., & Nur, S. (2019). Pemanfaatan Lahan Pekarangan Dengan Tanaman Obat Keluarga. *JPPM (Jurnal Pengabdian Dan Pemberdayaan Masyarakat)*, 3(2), 259. <https://doi.org/10.30595/jppm.v3i2.4554>
- Vo, A. H., Dang, H. T., Nguyen, B. T., & Pham, V. H. (2019). Vietnamese herbal plant recognition using deep convolutional features. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 9(3), 363–367. <https://doi.org/10.18178/ijmlc.2019.9.3.811>
- Yanto, M., Sovia, R., & Mandala, E. P. W. (2018). Jaringan Syaraf Tiruan Perceptron Untuk Penentuan Pola Sistem Irigasi Lahan Pertanian Di Kabupaten Pesisir Selatan Sumatra Barat. *Sebatik*, 22(2), 111–115. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v22i2.317>