

**GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DALAM
MENGIDENTIFIKASI KUALITAS GULA AREN
MENGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK***

Oleh

FATRIS MOKOALUNG

T3115037

SKRIPSI

Untuk memenuhi salah satu syarat ujian

Guna memperoleh gelar Sarjana



**PROGRAM SARJANA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2022**

PERSETUJUAN SKRIPSI

**GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DALAM
MENGIDENTIFIKASI KUALITAS GULA AREN
MENGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK***

Oleh

FATRIS MOKOALUNG

T3115037

SKRIPSI

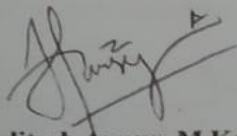
Untuk memenuhi salah satu syarat ujian
guna memperoleh gelar Sarjana

Program Studi Teknik Informatika,

Ini telah disetujui oleh Tim Pembimbing

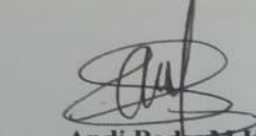
Gorontalo, 18 juni 2022

Pembimbing Utama



Haditsah Annur, M.Kom
NIDN : 0908058403

Pembimbing Pendamping



Andi Bode, M.Kom
NIDN : 0922099101

PENGESAHAN SKRIPSI

**GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DALAM
MENGIDENTIFIKASI KUALITAS GULA AREN
MENGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK***

Oleh

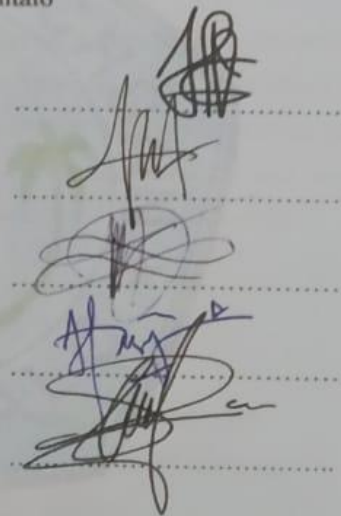
FATRIS MOKOALUNG

T3115037

Diperiksa Oleh Panitia Ujian Strata Satu (S1)

Universitas Ichsan Gorontalo

1. Ketua Pengujip
Irma Surya Kumala Idris, M.Kom
2. Anggota
Abd Rahmat Karim Haba, M.Kom
3. Anggota
Zulfrianto Lamasigi, M.Kom
4. Anggota
Haditsah Annur, M.Kom
5. Anggota
Andi Bode, M.Kom

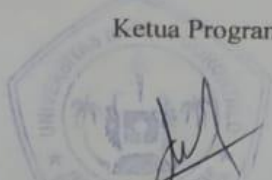


Mengetahui

Dekan Fakultas Ilmu Komputer


Jorry Karim, M.Kom
NIDN.0918077302

Ketua Program Studi


Sudirman S. Panna, M.Kom
NIDN.0924038205

PERNYATAAN SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa :

1. Karya tulis saya (skripsi) ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (Sarjana) baik di Universitas Ichsan Gorontalo maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya Tulis ini adalah murni gagasan, rumusan dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan dari Tim Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan dicantumkan dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila dikemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidak benaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar yang telah diperoleh karena karya tulis ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma-norma yang berlaku di Universitas Ichsan Gorontalo.

Gorontalo, 20 Juni 2022

Yang Membuat Pernyataan



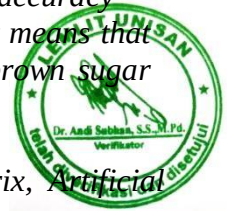
Patris Mokoalung

ABSTRACT

FATRIS MOKOALUNG. T3115037. GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX IN IDENTIFYING BROWN SUGAR QUALITY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Identifying the quality of brown sugar in this study is divided into two quality groups, namely good quality and bad quality. This study aims to identify the quality of brown sugar based on the brown sugar images by using the feature extraction method, namely the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). This research method in this study is through conversion of RGB data to grayscale, feature extraction, and classification. This study employs data collection taken from real data amounted to 120 images, consisting of 90 training data and 30 testing data with RGB image data in JPG format. The image data is processed into a grayscale image which is then carried out to detect the quality of brown sugar. The calculation of features using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). The algorithm used for the identification process is the Artificial Neural Network (ANN). The final result of the test shows that the proposed method has been able to detect the quality of brown sugar with accuracy = $26/30 * 100\% = 86.666\%$, calculated using the Confusion Matrix. It means that the Artificial Neural Network method in identifying the quality of brown sugar needs to be developed.

Keywords: brown sugar quality, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Artificial Neural Network



ABSTRAK

FATRIS MOKOALUNG. T3115037. GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX DALAM MENGIDENTIFIKASI KUALITAS GULA AREN MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Mengidentifikasi kualitas Gula aren dalam penelitian ini dibagi menjadi dua kelompok kualitas, yaitu kualitas baik dan kualitas tidak baik. Penelitian ini bertujuan untuk dapat mengidentifikasi kualitas Gula Aren berdasarkan citra Gula aren dengan menggunakan metode fitur ekstraksi yaitu gray level co-occurrence matrix (GLCM). Metode penelitian ini terdiri dari: konversi data rgb ke grayscale, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pengumpulan data yang diambil dari data real berjumlah 120 image yang dipakai dalam penelitian ini terdiri 90 data training dan 30 data testing yang merupakan data image RGB dengan format JPG. Data citra tersebut diolah menjadi citra grayscale yang kemudian dilakukan deteksi kualitas Gula aren. Selanjutnya dilakukan perhitungan ciri menggunakan Gray Level Co- Occurrence Matrix (GLCM). Algoritma yang digunakan untuk proses identifikasi adalah algoritma Artificial Neural Network (ANN). Hasil akhir pengujian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan telah mampu mendeteksi kualitas Gula aren dengan hasil akurasi = $26/30 * 100\% = 86,666\%$ yang dihitung menggunakan Confusion Matrix. Dengan demikian penerapan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Artificial Neural Network dalam mengidentifikasi kualitas Gula aren perlu dikembangkan.

Kata Kunci: Kualitas Gula Aren, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Artificial Neural Network



KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirrahim

Puji Syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, karena atas berkat dan rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan Skripsi ini dengan judul, **Gray Level Co-Occurrence Matrix Dalam Mengidentifikasi Kualitas Gula Aren Menggunakan Artificial Neural Network**. Untuk memenuhi salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana (S1) Program Studi Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo

Penulis menyadari bahwa usulan penelitian ini tidak mungkin dapat terwujud tanpa bantuan dan dorongan dari berbagai pihak, baik bantuan moril maupun materil. Untuk itu, dengan segala keikhlasan dan kerendahan hati, penulis mengucapkan banyak terima kasih dan penghargaan setinggi-tingginya kepada:

1. Ibu Dr. Hj. Juriko Abdussamad, M.Si Selaku Ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo;
2. Bapak Dr. Abd, Gaffar La Tjokke, M.Si, Selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo;
3. Bapak Jorry Karim, S.Kom, M.Kom, Selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.
4. Bapak Sudirman Melangi, S.Kom, M.Kom, Selaku Wakil Dekan I Bidang Akademik Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
5. Ibu Irma Surya Kumala Idris, S.Kom, M.Kom, Selaku Wakil Dekan II Bidang Administrasi Umum dan Keuangan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.
6. Bapak Sudirman S. Panna, S.Kom, M.Kom, Selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo,
7. Ibu Haditsah Annur, S.Kom, M.Kom, sebagai Pembimbing Utama dalam penelitian ini yang telah membantu penulis selama menyusun skripsi ini
8. Bapak Andi Bode M.Kom, sebagai Pembimbing Pendamping dalam penelitian ini yang telah membimbing penulis selama menyusun skripsi ini.

9. Bapak dan Ibu Dosen Universitas Ichsan Gorontalo yang telah mendidik dan mengajarkan berbagai disiplin ilmu kepada penulis;
10. Kedua Orang Tua saya yang tercinta, atas segala kasih sayang, jerih payah dan doa restunya dalam membesarkan dan mendidik penulis;
11. Rekan-rekan seperjuangan yang telah banyak memberikan bantuan dan dukungan moral yang sangat besar kepada penulis;
12. Kepada semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tak sempat penulis sebutkan satu-persatu.

Semoga Allah SWT melimpahkan balasan atas jasa-jasa mereka kepada kami. Penulis menyadari segalanya bahwa apa yang telah dicapai pada saat ini masih jauh dari kata sempurna dan masih banyak terdapat berbagai kekurangan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan adanya kritik dan saran yang konstruktif. Akhirnya penulis berharap semoga hasil yang telah dicapai dapat bermanfaat bagi kita semua, Amin.

Gorontalo, 20 juni 2022

Fatris Mokoalung

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	
HALAMAN JUDUL	
PERSETUJUAN SKRIPSI	i
PENGESAHAN SKRIPSI	ii
PERNYATAAN SKRIPSI.....	iv
ABSTRACT.....	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Identifikasi Masalah	4
1.3 Rumusan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.5.1 Manfaat Teoritis	4
1.5.2 Manfaat Praktis.....	4
BAB II LANDASAN TEORI.....	5
2.1 Tinjauan Studi.....	5
2.2 Tinjauan Pustaka	7
2.2.1 Gula Aren	7
2.2.2 Computer Vision.....	8
2.2.3 Ekstrasi Fitur	8
2.2.4 <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i>	10
2.2.5 Klasifikasi	12
2.2.6 Artificial Neural Network (Jaringan saraf Tiruan)	13
2.2.7 Arsitektur Artificial Neural Networ	14
2.2.8 ANN Backpropagation.....	16

2.2.9 Fungsi Pelatihan	18
2.2.10 Fungsi Aktivasi.....	18
2.2.11 Evaluasi Model.....	20
2.3 Matlab.....	21
2.4 Kerangka Pikir	23
 BAB III METODE PENELITIAN	24
3.1 Jenis, Metode, Subjek, Objek, dan Lokasi Penelitian	24
3.2 Pengumpulan Data	24
3.2.1 Bentuk	24
3.2.2 Jumlah	24
3.2.3 Sumber Data	24
3.2.4 Cara memperoleh Data	25
3.2.5 Peralatan Penelitian.....	25
3.3 Pemodelan	26
3.3.1 Pra Pengolahan	26
3.3.2 Ekstrasi Ciri.....	27
3.3.3 Data Training.....	27
3.3.4 Training Menggunakan ANN.....	27
3.3.5 Model.....	27
3.3.6 Data Testing	27
3.3.7 Hasil Klasifikasi	28
3.3.8 Evaluasi	28
 BAB IV HASIL PENELITIAN.....	34
4.1 Data Penelitian.....	29
4.2 Prerprocessing Data	30
4.3 Fitur Ekstrasi GLCM.....	30
4.4 Klasifikasi.....	34
4.5 Evaluasi	41
4.4.1 Confusion matrix.....	41
 BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN.....	41

5.1 Tampilan Program.....	42
5.2 Button Buka Citra	42
5.3 Tampilan Button Ekstrasi	43
5.4 Hasil Identifikasi	46
BAB VI PENUTUP	45
6.1 Kesimpulan	45
6.2 Saran	45
DAFTAR PUSTAKA	46
LAMPIRAN	49
Lampiran 1 Dataset	50
Lampiran 2 Kode Program.....	63
Lampiran 3 Surat Rekomendasi Penelitian	73
Lampiran 4 Hasil Turnitin.....	74
Lampiran 5 Surat Bebas Pustaka	78
Lampiran 6 Daftar Riwayat Hidup	79

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	aren dijual dalam bentuk cetakan batok kelapa	7
Gambar 2.2	Piksel bertetangga dalam delapan arah	10
Gambar 2.3	Jaringan Saraf Manusia VS ANN	13
Gambar 2.4	Single layer Network.....	15
Gambar 2.5	Multi Layer Network.....	15
Gambar 2.6	Algoritma Backpropagation	16
Gambar 2.7	Struktur ANN.....	18
Gambar 2.8	Fungsi aktivasi Linier.....	19
Gambar 2.9	Fungsi aktivasi sigmoid biner	19
Gambar 2.10	Fungsi aktivasi sigmoid Bipolar.	19
Gambar 2.4	Kerangka Pikir	23
Gambar 3.1	Pemodelan System	26
Gambar 5.1	Tampilan Awal Program	42
Gambar 5.2	Button Buka Citra	42
Gambar 5.3	Tampilan Hasil GLCM.....	43
Gambar 5.4	Tampilan Hasil Identifikasi	44

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Klasifikasi Kualitas Gula Aren	2
Tabel 2.1 Penelitian Terkait.....	5
Tabel 2.2 Binary 2 Class.....	20
Tabel 4.1 Data Gula Aren	29
Tabel 4.2 Proses Citra RGB ke <i>Grayscale</i>	30
Tabel 4.3 Nilai Dari Suatu Citra	30
Tabel 4.4 Matrix GLCM.....	31
Tabel 4.5 Matrix Ternormalisasi	31
Tabel 4.6 Hasil Nilai Fitur Ekstrasi	34
Tabel 4.7 Hasil Data Testing	34
Tabel 4.8 Hasil <i>Confusion Matrix</i>	41

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tanaman aren (*Arenga pinnata* Merr.) merupakan tanaman yang sudah lama di kenal masyarakat dan memiliki prospek ekonomi yang cukup tinggi. Tanaman aren sangat cocok pada kondisi landai dengan kondisi agroklimat beragam seperti daerah pegunungan di mana curah hujan tinggi dengan tanah bertekstur liat berpasir dan kisaran suhu 20-25°C [1].

Salah satu faktor dalam menentukan kualitas gula aren dapat dilihat dari warna dan tekstur gula aren. Pada warna dan tekstur yang dimaksudkan berupa warna coklat muda, tekstur agak kasar, serta halus. Produksi gula aren di Desa Batubantayo masih sangat sederhana, dimana produksi tersebut merupakan produksi rumahan. Usaha gula aren sudah lama di kembangkan oleh masyarakat desa batubantayo sebagai sumber pendapatan ekonomi[2]. Namun dari segi kualitas gula aren di desa batubantayo memiliki kualitas serta mutu yang berbeda-beda. Hal yang mempengaruhi kualitas gula aren tersebut terutama dari rasa dan penampilannya, yaitu bentuk, serta warna. Klasifikasi akan kualitas gula aren yang dilakukan salah satu petani gula aren di desa batubantayo selama ini dilakukan secara manual, yakni ditentukan dengan penglihatan (pengamatan) mata terhadap gula aren tersebut sehingga kurang efektif dan efisien dalam memilih kualitas yang baik. Klasifikasi kualitas gula aren yang dilakukan secara manual tentu akan mengakibatkan kurang teliti dikarenakan keterbatasan visual, kelelahan, perbedaan persepsi masing-masing pengamat dan menimbulkan kesulitan dalam mengklasifikasikan kualitas gula aren tersbut pada jumlah yang cukup banyak. Untuk meningkatkan kualitas gula aren tersebut maka di rancang suatu sistem untuk mengidentifikasi kualitas gula aren berbasis citra digital.

Dalam kemajuan teknologi komputer hubungan interaksi antar manusia dengan komputer pada zaman sekarang sudah sangat berkembang pesat, Salah satu teknologi yang berkembang saat ini dalam bidang pertanian adalah pengolahan citra digital. Pengolahan citra digital merupakan bagian dari perkembangan teknologi yang menginginkan agar komputer dapat mengenali citra

seperti layaknya penglihatan manusia. Selain itu juga Pengolahan citra digital adalah teknik mengolah citra yang bertujuan memperbaiki kualitas citra agar mudah di interpretasi oleh manusia atau mesin komputer yang dapat berupa foto maupun gambar bergerak. Pengolahan citra digital memiliki beberapa kelebihan, yaitu murah, cepat, dan tidak merusak sampai yang diukur dan mampu mengidentifikasi fisik produk secara obyektif[3].

Dari permasalahan tersebut, sehingga dilakukan penelitian untuk mengklasifikasikan kualitas produksi gula aren berdasarkan warna dan tekstur kedalam kategori Baik dan tidak baik seperti tabel di bawah ini:

Tabel 1.1 Klasifikasi Kualitas Gula Aren

No.	Klasifikasi Gula Aren	Warna	Tekstur
1	Baik	Coklat Muda	Agak Kasar
2	Tidak baik	Coklat Tua kehitaman	Kasar

Pada sistem ini digunakan fitur ekstrasi untuk mendapatkan karakteristik serta ciri tertentu dari suatu citra digital, karakteristik yang dimaksud berupa informasi tertentu dari objek (foreground) suatu citra yang membuat suatu citra dapat dibedakan[4]. Pada fitur ekstrasi terdiri dari beberapa metode salah satunya yaitu Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), peneliti memilih GLCM karena merupakan metode statistika untuk membentuk ciri yang tidak didasarkan pada nilai pixel semata dan hubungan ketetanggaan pixel[5]. Adapun nilai yang dihasilkan pada GLCM itu sendiri berupa *Contras*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogenty*. Sedangkan klasifikasi dengan *Artificial Neural Network* sering digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi yang berhubungan dengan pengolahan citra. Dengan pendekatan yang dikenal dengan nama pendekatan pola (*Patterrn Recognition*), objek yang terdapat pada suatu gambar atau citra dapat dikenali dengan bantuan komputer. Proses pengenalan tersebut dapat dilakukan dengan memberi input berupa citra ataupun gambar objek yang ingin dikenali. Objek tersebut dikenali berdasarkan cirinya dan diklasifikasikan sesuai kelas yang ada berdasarkan ciri yang serupa.[6]. Penelitian yang pernah dilakukan oleh Cahya Rahmat, Agung Nugroho dan Akhmadhon Sofianto, dalam

penelitian yang berjudul Identifikasi Kualitas Strawberry berdasarkan warna dan tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan Naïve Bayes dimana dalam penelitian tersebut memperoleh hasil akurasi system sebesar 80%[7]. Keberhasilan mengidentifikasi juga dipengaruhi oleh fitur-fitur yang digunakan sebagai penciri pada metode klasifikasi tersebut[8].

Berdasarkan pembahasan diatas, telah membawa peneliti untuk melakukan penelitian yang berjudul : “***Gray Level Co-Occurance Matrix Dalam Mengidentifikasi Kualitas Gula Aren Menggunakan Metode Artificial Neural Network***” Berdasarkan penelitian ini dapat memberi dedikasi berupa system aplikasi yang dapat membantu masyarakat dalam mengidentifikasi kualitas gula aren yang efektif.

1.2 Identifikasi Masalah

1. Kesulitan dalam mengidentifikasi kualitas gula aren dalam jumlah cukup besar.
2. Bagaimana kinerja dan akurasi metode *GLCM* apabila diterapkan Artificial Neural Network dalam mengidentifikasi kualitas gula aren’

1.3 Rumusan Masalah

1. Bagaimana mengidentifikasi kualitas gula aren dengan teknologi pengolahan citra?
2. Bagaimana mengimplementasikan algoritma Grey Level Co-occurrence Matrix(*GLCM*) dan metode Artificial Neural Network untuk ekstraksi ciri berdasarkan warna, tekstur dan klasifikasinya

1.4 Tujuan Penelitian

1. Mengetahui kualitas gula aren berdasarkan ekstraksi fitur *GLCM*
2. Mengetahui kinerja algoritma Grey Level Co-occurrence Matriks dan metode ANN untuk mengidentifikasi citra gula aren.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoritis

Manfaat Teoritis dalam penelitian ini diharapkan bisa memberikan sumbangsi dan masukan terhadap ilmu pengetahuan dibidang teknologi komputer baik itu bagi penulis maupun pembaca,

agar kiranya penelitian tentang identifikasi kualitas gula aren menggunakan metode GLCM dan ANN dapat bermanfaat bagi masyarakat.

2. Manfaat Praktis

Sebagai salah satu bahan kajian atau pembelajaran untuk semua pihak atau kelompok-kelompok yang terlibat dalam perancangan penerapan metode GLCM dan ANN untuk mengidentifikasi kualitas gula aren berbasis warna dan tekstur.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Studi

Berdasarkan penelitian yang sebelumnya dilakukan oleh beberapa peneliti yang menjadi acuan dan dasar penulis untuk mengembangkan teori, misalnya penelitian yang dilakukan oleh:

Tabel 2.1 Penelitian Terkait

NO	PENELITI/ TAHUN	JUDUL	METODE	HASIL
1	Abdul Rahmat Karim Haba dan Kartika Chandra Pelangi[4].	Pengelompokan Buah Jeruk menggunakan Naïve Bayes dan Gray Level Co-occurrence Matrix	Naive Bayes dan Gray Level Co-occurrence Matrix	Berdasarkan hasil yang telah dilakukan, bahwa dengan sistem menggunakan metode Naïve Bayes pada citra jeruk keprok dapat diklasifikasikan dan memperoleh kinerja yang efektif dan efisien berdasarkan pengujian sebesar 82% sehingga dapat di implementasikan.

2	Cahya Rahmad, Agung Nugroho Pramudhita, dan Akhmadhon Sofiyanto[7].	Identifikasi Kualitas Strawberry Berdasarkan Warna dan Tekstur Dengan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix dan Naïve bayes	Naive Bayes dan Gray Level Co-occurrence Matrix	Dalam Tugas Akhir ini, penulis membuat sistem pengolahan citra digital yang dapat mengidentifikasi kualitas strawberry berdasarkan warna dan tekstur menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence dan Naive Bayes dengan perolehan akurasi sistem sebesar 80%. Dengan adanya sistem ini dapat dimanfaatkan untuk membedakan tingkat kualitas strawberry berdasarkan warna dan tekstur untuk berbagai keperluan.
3	Rosa Andrie Asmara, Dwi Puspitasari, Siti Romlah Qonitatul, Robertus Romario[9].	Identifikasi Kesegaran Daging sapi berdasarkan Warna dan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix	Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)	Dari hasil perbandingan klasifikasi kesegaran daging sapi menggunakan metode Naïve Bayes, metode Decision Tree J48 dan jaringan syaraf tiruan metode Backpropagation didapatkan bahwa akurasi tertinggi menggunakan metode Naïve Bayes dengan parameter warna dan tekstur atau dengan parameter warna, yaitu dengan nilai akurasi seluruh pengujian sebesar 95.83%.

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Gula Aren

Gula aren atau adalah pemanis yang dibuat dari nira yang berasal dari tandan bunga jantan pohon enau. Gula aren biasanya juga diasosiasikan dengan segala jenis gula yang dibuat dari nira yaitu cairan yang dikeluarkan dari bunga pohon keluarga palma seperti kelapa, aren, dan siwalan. Gula aren versi bubuk sering pula disebut gula semut atau gula Kristal[10].



Gambar 2.1 Gula aren dijual dalam bentuk cetakan batok kelapa.

Bunga (mayang) atau (Bunga Kelapa) yang belum mekar diikat kuat (kadang-kadang dipres dengan dua batang kayu) pada bagian pangkalnya sehingga proses pemekaran bunga menjadi terhambat. Sari makanan yang seharusnya dipakai untuk pemekaran bunga menumpuk menjadi cairan gula. Mayang membengkak. Setelah proses pembengkakan berhenti, batang mayang diiris-iris untuk mengeluarkan cairan gula secara bertahap. Cairan biasanya ditampung dengan *timba* yang terbuat dari daun pohon palma tersebut. Cairan yang ditampung diambil secara bertahap, biasanya 2-3 kali. Cairan ini kemudian dipanaskan dengan api sampai kental. Setelah benar-benar kental, cairan dituangkan ke mangkuk-mangkuk yang terbuat dari daun palma dan siap dipasarkan. Gula merah sebagian besar dipakai sebagai bahan baku kecap manis[10].

2.2.2 Computer Vision

Pengolahan citra yaitu pengolahan suatu citra dengan menggunakan computer, untuk menghasilkan suatu citra yang lain. Hubungan pengolahan citra dengan computer vision yaitu pengolahan citra merupakan proses awal (preprocessing) pada computer vision. Computer vision mencoba meniru cara kerja visual manusia (*Human Vision*). Human vision sesungguhnya sangat kompleks, manusia melihat objek dengan indra penglihatan (mata) lalu objek citra diteruskan ke otak diinterpretasi sehingga manusia mengerti objek apa yang tampak dalam pandangan mata[11].

Computer vision merupakan proses otomatis yang mengintegrasikan sejumlah besar proses untuk persepsi visual, seperti akuisisi citra, pengolahan citra, klasifikasi, pengenalan (recognition), dan teknik-teknik untuk mengestimasi ciri-ciri objek dalam citra, pengukuran ciri yang berkaitan dengan geometri objek, dan menginterpretasi informasi geometri tersebut. Proses-proses dalam computer vision terbagi menjadi tiga (3) aktifitas :

1. Memperoleh atau mengakuisisi citra digital
2. Melakukan teknik komputasi untuk memproses atau modifikasi data citra (operasi-operasi pengolahan citra)
3. Menganalisis dan menginterpretasi hasil pemrosesan untuk tujuan tertentu, misalnya memandu robot, mengontrol peralatan, memantau manufaktur dan lain-lain. Tujuan dari computer vision untuk mengekstrak informasi yang berguna dari gambar.

2.2.3 Ekstrasi Fitur

Fitur merupakan karakteristik suatu objek. Fitur dibedakan menjadi dua yaitu fitur alami yakni merupakan bagian dari gambar, misalnya kecerahan dari tepi objek. Sedangkan fitur buatan merupakan fitur yang diperoleh dengan operasi tertentu pada gambar, misalnya histogram dari tingkat keabuan (Gualtieri et al, 1985). Sehingga ekstrasi fitur adalah proses untuk mendapatkan ciri-ciri pembeda yang membedakan suatu objek dari objek yang lain (Putra, 2010)[12].

Ekstrasi fitur merupakan suatu pengambilan ciri (feature) dari suatu bentuk yang nantinya nilai yang didapatkan akan di analisis untuk proses selanjutnya. Ekstrasi fitur bertujuan untuk mencari fitur yang signifikan pada gambar tergantung pada karakteristik intrinsik dan aplikasinya. Daerah tersebut dapat di definisikan dalam lingkungan global atau local dan dibedakan oleh bentuk, tekstur, ukuran, intensitas, sifat statistic, dan lain-lain. Fitur ekstrasi dilakukan dengan cara menghitung jumlah titik pixel yang di temui dalam setiap pengecekan, dimana pengecekan dilakukan dalam berbagai arah tracing pengecekan pada koordinat kartesian dari citra digital yang di analisis, yaitu vertical, horizontal, diagonal kanan, dan diagonal kiri. Ekstrasi fitur terbagi menjadi 3 jenis[12]:

a. Ekstrasi Bentuk

Bentuk dari suatu objek adalah karakter konfigurasi permukaan yang diwakili oleh garis dan kontur. Fitur bentuk dikategorikan bergantung pada teknik yang digunakan. Teknik berdasarkan batas (boundary-based) menggambarkan bentuk daerah dengan menggunakan karakteristik eksternal. Sedangkan tehnik berdasarkan daerah (region-based) menggambarkan bentuk wilayah dengan menggunakan karakteristik internal.

b. Ekstrasi Warna

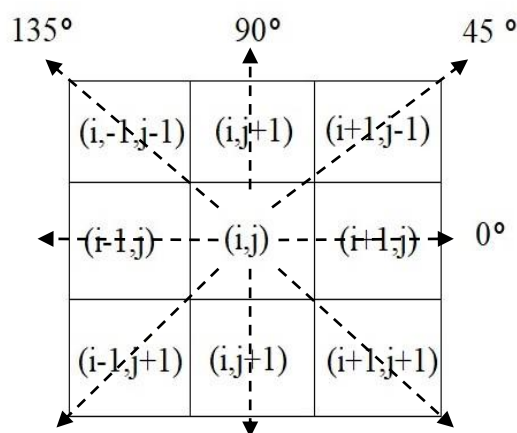
Pada ekstrasi fitur warna, cirri pembeda adalah warna. Biasanya fitur ini digunakan pada citra berwarna yang memiliki komposisi warna RGB (Red, Green, Blue) (Nahari 2010). Untuk mendapatkan ketiga nilai tersebut, perlu dilakukan konversi ruang warna citra yang semula RGB (Red, Green, Blue) menjadi HSV (Hue, Saturation, Value).

c. Ekstrasi Tekstur

Teknik statistik yang dapat digunakan untuk menentukan tekstur adalah matriks Gray Level Co-Occurrence (GLCM). Teknik tersebut dilakukan dengan melakukan pemindaian untuk mencari jejak derajat keabuan setiap dua buah pixel yang di pisahkan dengan jarak d dan sudut θ yang tetap.

2.2.4 Gray Level Co-Occurrence Matrix

Matriks ko-okurensi adalah salah satu metode statistic yang dapat digunakan untuk menganalisis tekstur. Matriks ko-okurensi dibentuk dari suatu citra dengan melihat piksel-piksel yang berpasangan yang memiliki intensitas tertentu. Penggunaan metode ini berdasarkan pada hipotesis bahwa dalam suatu tekstur akan terjadi perulangan konfigurasi atau pasangan aras keabuan. Misalnya, d didefinisikan sebagai jarak antara dua posisi piksel yaitu (x_1, x_2) dan (x_2, y_2) ; dan θ didefinisikan sebagai sudut diantara keduanya. Maka matriks ko-okurensi sebagai matriks yang menyatakan distribusi spasial antara dua piksel yang bertetangga yang memiliki intensitas i dan j yang memiliki jarak d diantara keduanya, dan sudut θ di antara keduanya[13]. Suatu piksel memiliki jarak d antara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini di tujukan pada gambar 2.1



Gambar 2.2: Piksel bertetangga dalam delapan arah

Pola- pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra digital. Bentuk bentuk pola primitif ini dapat berupa titik, garis lurus, garis lengkung, luasan dan lain-lain yang merupakan elemen dasar dari sebuah bentuk. Munculnya pola-pola primitif yang berulang-ulang dengan interval jarak dan arah tertentu sehingga dapat diprediksi atau di temukan karakteristik pengulangannya.(Kadir dan Susanto, 2013)[14]. Ekstrasi cirri adalah proses mengambil cirri-ciri yang

terdapat pada objek di dalam citra dihitung property-property objek yang berkaitan sebagai ciri. Ciri-ciri tersebut adalah sebagai berikut:

1. **Contras (Kontras)** : menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kontras adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra.

$$\sum_{i,j=1}^N P(i,j)(i-j)^2$$

2. **Correlation (Korelasi)** : menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$\sum_{i,j=1}^N \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i,j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

Atau

$$\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{\{i \times j\} \times P(i,j) - \{\mu_x \times \mu_y\}}{\sigma_x \sigma_y}$$

Dengan :

μ_x = nilai rata-rata elemen kolom matriks $Pd_{\theta}(i,j)$

μ_y = nilai rata-rata elemen baris matriks $Pd_{\theta}(i,j)$

σ_x = standar deviasi elemen kolom matriks $Pd_{\theta}(i,j)$

σ_y = standar deviasi elemen matriks $Pd_{\theta}(i,j)$

3. **Homogeneity (Homogenitas)**

$$\sum_{i,j=1}^N \frac{P(i,j)}{1 + |i - j|}$$

Atau

$$\sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1 + (i-j)^2} P(i,j)$$

4. Energy (Energi) : menyatakan distribusi intensitas piksel terhadap jangkauan aras keabuan.

$$\begin{aligned} Dist((2,2)) &= \sqrt{2 - (-2))^2 + ((-1) - 2)^2} \\ &= \sqrt{(2 + 2)^2 + (-1 - 2)^2} \\ &= \sqrt{(4)^2 + (-3)^2} \\ &= \sqrt{16 + 9} \\ &= \sqrt{25} \\ &= 5 \end{aligned}$$

$$\sum_{i,j=0} P(i,j)^2$$

Atau

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

Dimana :

i,j : koordinat di dalam matriks co-occurrence.

P(I,j) : Matriks Co-occurrence nilai pada koordinat i,j.

Dimensi N pada Matriks Co-occurrence.

2.2.5 Klasifikasi

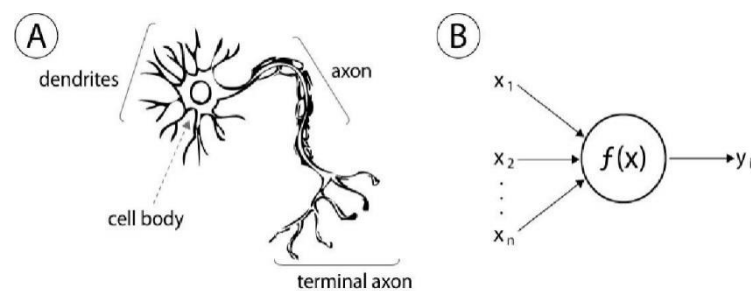
Klasifikasi merupakan kata serapan dari bahasa Belanda *classificatie* yang sendirinya berasal dari bahasa Prancis *classification*. Istilah ini menunjuk kepada sebuah metode untuk menyusun data secara sistematis atau menurut beberapa

aturan atau kaidah yang telah ditetapkan. Di didalam KBBI, klasifikasi adalah penyusunan system dalam kelompok atau golongan menurut kaidah atau standar yang di tetapkan. Menurut ilmu pengetahuan, klasifikasi adalah proses pengelompokan benda berdasarkan ciri-ciri persamaan dan perbedaan[15].

Proses penemuan model (atau fungsi) yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan agar bisa digunakan untuk memprediksi kelas dari objek yang label kelasnya tidak diketahui. Algoritma klasifikasi yang banyak digunakan secara luas, yaitu Decision/classification trees, Bayesian classifiers/ Naïve Bayes classifiers, Neural networks, Analisa Statistik, Algoritma Genetika, Rough sets, k-nearest neighbor, Metode Rule Based, Memory based reasoning, dan Support vector machines (SVM) [14].

2.2.6 Artificial Neural Network (Jaringan Saraf Tiruan)

Artificial Neural Network (ANN) adalah sebuah sistem cerdas yang digunakan untuk mengolah informasi yang merupakan perkembangan dari generalisasi model matematika. Prinsip kerja ANN terinspirasi dari prinsip kerja sistem jaringan saraf (neural network) manusia [16]. Para ilmuwan menciptakan algoritma matematis yang bekerja menyerupai pola kerja saraf (neuron) tersebut, maka digunakanlah nama *Artificial Neural Network*, atau dalam Bahasa Indonesia biasa disebut Jaringan Saraf Tiruan (JST). Gambar dibawah menggambarkan kemiripan arsitektur ANN dengan dengan system jaringan saraf pada tubuh manusia :



Gambar 2.3 Jaringan Saraf Manusia VS ANN

Label A pada gambar diatas merupakan struktur susunan sel neuron pada tubuh manusia. Sel neuron berfungsi sebagai pengantar informasi dari satu sel, ke sel lainnya dengan urutan sebagai berikut :

- Dendrit merupakan bagian yang berfungsi untuk menerima rangsangan atau informasi
- Badan sel bertugas menerima dan mengakumulasi rangsangan dari dendrit, memproses informasi tersebut dan lalu meneruskannya ke akson
- Akson berfungsi meneruskan rangsangan yang telah diproses badan sel ke neuron lain.

Label B menggambarkan struktur ANN, dimana juga terdapat tiga bagian didalamnya yaitu input layer (x), hidden layer ($f(x)$) dan output layer (y). Informasi akan diterima oleh input layer menggunakan bobot yang ditentukan. Bobot akan dikumpulkan dan diakumulasi oleh hidden layer. Kemudian hasil penjumlahan tersebut dibandingkan dengan threshold yang ditentukan sebagai nilai aktivasi. Informasi yang masuk memenuhi syarat akan dilanjutkan ke output layer.[17]

2.2.7 Arsitektur Artificial Neural Network

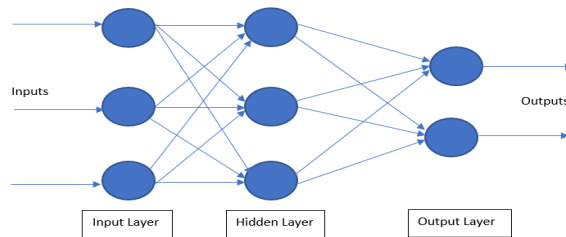
Merupakan sebuah pengaturan spesifikasi dan hubungan setiap neuron yang terjadi pada jaringan didalam jaringan. Semua neuron yang terletak pada lapisan yang sama memiliki sifat dan fungsi aktivasi yang sama pula.

Neuron-neuron dalam ANN ini dikelompokkan ke dalam beberapa lapisan. Pertama, lapisan masukan (input layer) merupakan lapisan pertama yang menerima sinyal dari bagian luar jaringan. Kedua, lapisan tersembunyi (hidden layer) yaitu lapisan yang menerima sinyal dari neuron pada lapisan masukan. Dan ketiga, lapisan keluaran(output layer) yaitu lapisan yang mengekstrak ciri dari yang berkaitan atau pola dari sinyal yang diterima.

Berikut adalah beberapa arsitektur jaringan yang sering digunakan dalam *Artificial Neural Network*.

1. *Single Layer Network* (jaringan layer tunggal)

Dalam jaringan layer tunggal, semua masukan dihubungkan langsung dengan beberapa keluaran.

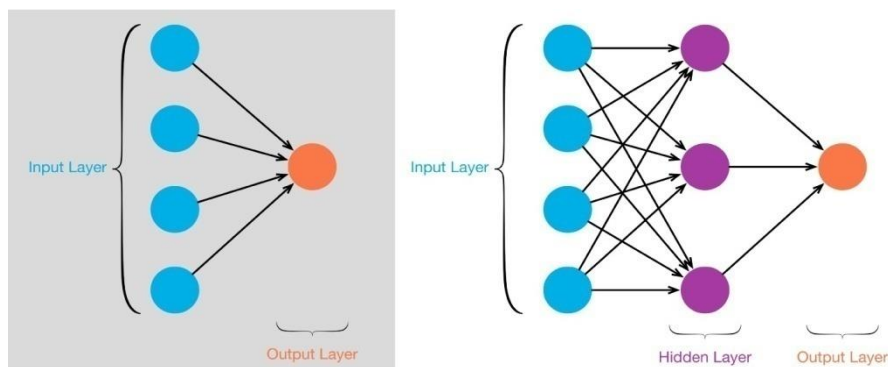


Gambar 2.4 Single Layer Network

Disebut jaringan layer tunggal karena semua unit masukan dihubungkan dengan semua unit keluaran, meskipun dengan bobot yang berbeda.

2. *Multi Layer Network* (Jaringan Layer Jamak)

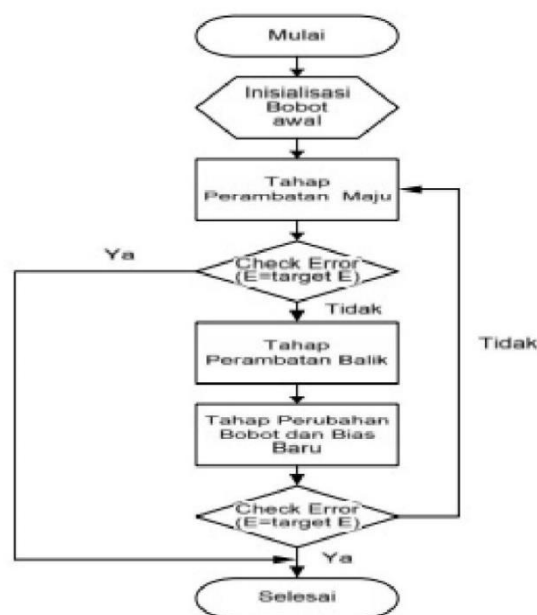
Dalam jaringan layer jamak, selain unit masukan dan keluaran, terdapat unit lain yang biasa disebut unit tersembunyi. Hal ini sama seperti layer tunggal yang terdiri dari masukan dan keluaran, hanya saja ditambah bagian unit. Unit itu sendiri berfungsi sebagai penghubung antara masukan dan keluaran.[18]



Gambar 2.5 Multi Layer Network

2.2.8 ANN Backpropagation

Backpropagation merupakan sebuah algoritma pembelajaran dalam Artificial Neural Network yang telah banyak digunakan untuk memecahkan kasus-kasus rumit. Algoritma ini telah ada sejak tahun 1970an namun mulai dikenal kalangan luas semanjak dikenalkan oleh David Rumelahrt, Geoffrey Hinton dan Ronald Williams pada papernya pada tahun 1986.[16] Di dalam algoritma ini dilakukan dua tahap perhitungan, yaitu perhitungan maju yang dilakukan untuk menghitung error antara output ANN dengan target yang diinginkan. Dan yang berikutnya adalah perhitungan mundur yang menggunakan error yang telah didapatkan untuk memperbaiki bobot pada semua neuron yang ada. Bagan 2.1 di bawah menjelaskan alur kerja dari algoritma backpropagation.



Gambar 2.6 Algoritma Backpropagation

Terdapat tiga fase utama dalam alur kerja backpropagation, yaitu fase feed forward, backpropagation error, dan yang terakhir adalah perubahan nilai bobot. Berikut penjabaran dari masing-masing fase:

1. Feedforward

Tahap ini merupakan alur maju dari penggunaan artificial neural network seperti biasanya, dimana semua nilai input dan variable yang digunakan pada input layer dikirimkan ke hidden layer. Nilai tersebut diterima oleh sejumlah node yang ditentukan pada hidden layer lalu dihitung menggunakan fungsi aktivasi. Hasil perhitungan dari masing-masing node di hidden layer tersebut diberikan bobot yang selanjutnya dikirim ke output layer. Pada output layer ini kembali dilakukan perhitungan menggunakan fungsi aktivasi tertentu, untuk menghasilkan nilai output berdasarkan pola masukan.

2. Backpropagation error

Backpropagation error dilakukan setelah neural network berhasil memberikan output dari perhitungan input seperti yang telah dijelaskan pada proses feedforward. Nilai yang didapatkan oleh masing-masing output node dibandingkan dengan nilai output yang diinginkan menggunakan fungsi loss, menghitung nilai error pada setiap node. Selanjutnya nilai error yang didapatkan dipropagasikan ke belakang, dimulai dari output, sehingga semua node baik di output maupun hidden layer meberikan gambaran nilai error terhadap nilai output yang diinginkan.

3. Perubahan nilai bobot

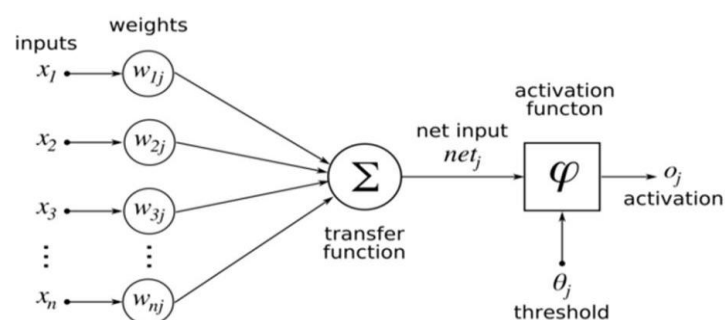
Setelah mendapatkan nilai error, selanjutnya nilai error digunakan untuk menghitung gradien dari loss function dengan memperhatikan bobot dari network. Selanjutnya gradien tersebut digunakan untuk mendapatkan nilai optimal yang selanjutnya digunakan untuk memperbarui nilai bobot.

2.2.9 Fungsi Pelatihan

Fokus utama dalam peramalan menggunakan metode ANN adalah untuk melatih network untuk dapat memahami pattern nilai yang dimiliki dari sebuah kasus berdasarkan data historis untuk dapat memprediksi nilai yang akan datang. Fungsi pelatihan berfungsi sebagai algoritma yang digunakan pada ANN untuk melatih network dalam memahami pattern tersebut. Terdapat banyak fungsi pelatihan yang tersedia dan dapat digunakan, hal ini menjadikan sebagian orang bingung untuk menentukan fungsi pelatihan apa yang paling baik untuk digunakan. Namun berdasarkan uji coba yang dilakukan MATLAB didapatkan dua fungsi pelatihan yang dipilih dalam penelitian ini. Kedua fungsi tersebut adalah Lavenberg-Marquardt (LM), BFGS Quasi-Newton (BFG). Kedua fungsi pelatihan diatas telah diuji dan dibuktikan lebih baik dari fungsi lainnya oleh MATLAB dalam memecahkan kasus dengan tipe permasalahan baik function approximation maupun pattern recognition.[17]

2.2.10 Fungsi Aktivasi

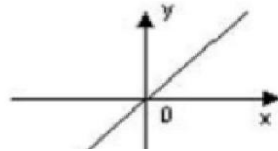
Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan untuk mengolah inputan informasi. Dibawah ini gambar yang menjelaskan fungsi aktivasi.



Gambar 2.7 Struktur ANN

Dapat dilihat pada struktur ANN diatas, fungsi transfer berfungsi mengubah sejumlah inputan ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$) yang memiliki bobot ($w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}$) dan bias menjadi nilai input (net_j) bagi fungsi aktivasi. Selanjutnya fungsi aktivasi memproses nilai input untuk dibandingkan dengan threshold yang ditentukan dan mengaktivasi nilai menjadi output (o_j). Beberapa fungsi aktivasi yang digunakan pada ANN adalah :

1. Fungsi aktivasi linier

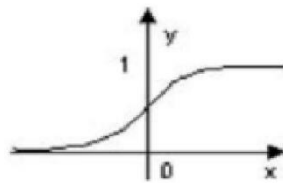


Gambar 2.8 Fungsi aktivasi linier

Fungsi aktivasi linier menghasilkan nilai output yang sama dengan nilai input. Fungsi aktivasi linear dapat digunakan dengan rumus :

$$() =$$

2. Fungsi aktivasi sigmoid biner

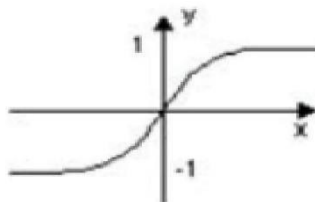


Gambar 2.9 Fungsi aktivasi sigmoid biner

Fungsi aktivasi sigmoid biner menghasilkan nilai output pada interval 0 hingga 1. Rumus fungsi ini adalah :

$$y = f(t) = \frac{1}{1 + e^{x p (-x)}}$$

3. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar



Gambar 2.10 Fungsi aktivasi sigmoid bipolar

Fungsi aktivasi sigmoid bipolar menghasilkan nilai output pada interval -1 hingga

1. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar dapat digunakan dengan rumus :

$$y = f(t) = \frac{2}{1 + \exp} - 1_{(-x)}$$

2.2.11 Evaluasi Model

Evaluasi model dalam penelitian ini dilakukan untuk menguji performa dari system yang telah dibangun. Pengukuran terhadap kinerja suatu sistem klasifikasi merupakan hal yang penting. Kinerja sistem klasifikasi menggambarkan seberapa baik sistem dalam mengklasifikasikan data. *Confusion matrix* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya *confusion matrix* mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya. Berdasarkan jumlah keluaran kelasnya, sistem klasifikasi dapat dibagi menjadi 4 (empat) jenis yaitu klasifikasi *binary*, *multi-class*, *multi-label* dan *hierarchical*[19].

Pada pengukuran kinerja menggunakan *confusion matrix*, terdapat 4 (empat) istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Nilai *True Negative* (TN) merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar, sedangkan *False Positive* (FP) merupakan data negatif namun terdeteksi sebagai data positif. Sementara itu, *True Positive* (TP) merupakan data positif yang terdeteksi benar. *False Negative* (FN) merupakan kebalikan dari *True Positive*, sehingga data positif, namun terdeteksi sebagai data negatif. Pada jenis klasifikasi *binary* yang hanya memiliki 2 keluaran kelas, *confusion matrix* dapat disajikan seperti pada Tabel 2.1 [19].

Tabel 2.2 Binary 2 Class

Kelas	Terklasifikasi Positif	Terklasifikasi Negatif
Positif	TP (True Positive)	FN (False Negative)
Negatif	FP (False Positive)	TN (True Negative)

Berdasarkan nilai *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Positive* (TP) dapat diperoleh nilai akurasi, presisi dan *recall*. Nilai akurasi, presisi, dan recall dapat diperoleh dengan persamaan sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100\%$$

$$Presisi = \frac{TP}{FP + TP} * 100\%$$

$$Recall = \frac{TP}{FN + TP} * 100\%$$

Dimana :

- TP adalah *True Positive*, yaitu jumlah data positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
- TN adalah *True Negative*, yaitu jumlah data negatif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
- FN adalah *False Negative*, yaitu jumlah data negatif namun terklasifikasi salah oleh sistem.
- FP adalah *False Positive*, yaitu jumlah data positif namun terklasifikasi salah oleh system.

2.3 MATLAB

MATLAB (*Matrix Labolatory*) merupakan suatu bahasa pemrograman lanjutan yang dibentuk dengan dasar pemikiran menggunakan sifat dan bentuk matriks. Pada awalnya, program ini merupakan antar muka untuk koleksi rutin-rutin numerik dari proyek LINPACK dan EASTPACK. MATLAB awalnya dikembangkan dengan menggunakan bahasa FORTRAN namun sekarang ini sudah merupakan bentuk komersial dari perusahaan Mathworks.Inc yang dalam perkembangan selanjutnya dikembangkan bahasa C++ dan *Assembler* (terutama fungsi-fungsi dasar)[20].

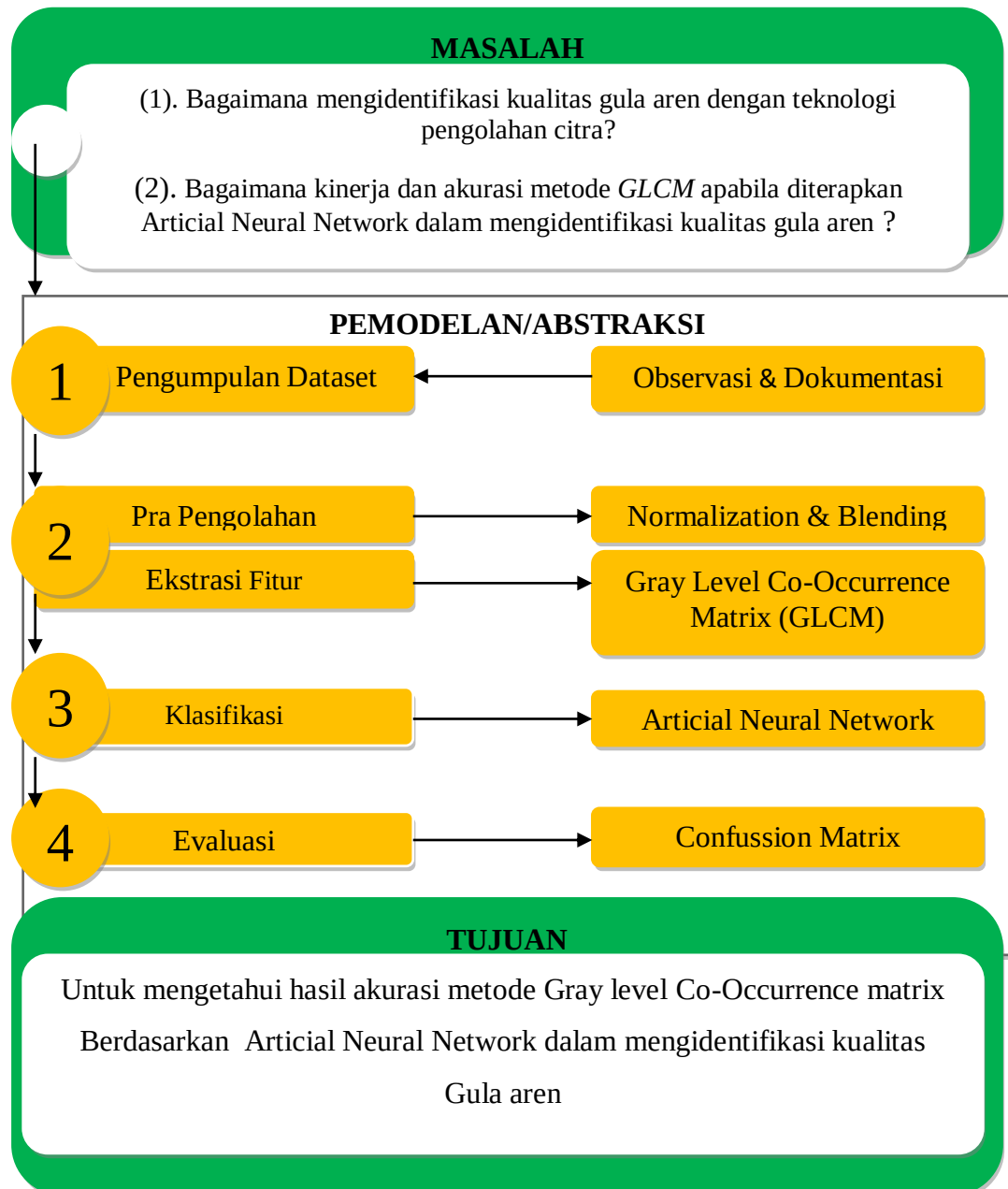
Aplikasi Matlab menurut Zaitunt (2009:12) juga bermanfaat dalam membantu atau memudahkan pekerjaan manusia dalam beberapa hal yaitu :

1. Perhitungan matematika

2. Komputasi numerik
3. Simulasi dan percobaan
4. Visualisasi dan analisis data
5. Pembuatan grafik untuk keperluan sains dan teknik

Pengembangan aplikasi, misalnya dengan memanfaatkan GUI.

2.4 Kerangka Pikir



Gambar 2.4 Kerangka Pikir

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis, Metode, Subjek, Objek, Waktu dan Lokasi Penelitian

Di lihat dari penerapannya, maka penelitian ini merupakan penelitian terapan karena penelitian ini berfokus untuk memberikan solusi atau permasalahan secara praktis. Dipandang dari jenis informasi yang diolah, maka penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Dilihat dari perlakuan terhadap data, maka penelitian ini merupakan penelitian konfirmatori. Penelitian menggunakan metode penelitian eksperimen. Subjek dari penelitian ini adalah mengidentifikasi kualitas gula aren. Penelitian ini dimulai dari bulan Januari 2022 s/d april 2022.

3.2 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini terdapat bagian yang berhubungan dengan bahan dan data yang akan digunakan. Berikut adalah penjelasan mengenai bahan dan data yang akan digunakan tersebut:

3.2.1 Bentuk

Dalam pengenalan kualitas gula aren ini diperlukan banyak data guna melakukan identifikasi kualitas gula aren ini. Data-data tersebut berupa foto/image gula aren yang terdiri dari gula aren kualitas Baik dan tidak Baik jenis data yang digunakan berupa foto gula aren yang memiliki format JPG.

3.2.2 Jumlah

Jumlah dataset yang akan digunakan adalah sebanyak 120 data foto gula aren yang terdiri dari data training 90 dan testing 30. Foto yang di ambil terdiri dari 2 class gula aren. Setiap class gula aren akan diambil 45 foto sebagai data sehingga 2x45 maka di dapat 90 data training foto gula aren.

3.2.3 Sumber Data

Data gula aren yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari beberapa petani pengrajin gula aren dan pengepul gula aren yang ada di desa batubantayo Kec. Pinogaluman Kab.Bolaang Mongondow Utara.

3.2.4 Cara Memperoleh data

Banyaknya data yang digunakan tidak terlepas dari cara memperoleh data tersebut. Data berupa foto gula aren ini diperoleh dengan cara survey ke beberapa pengrajin gula aren dan pengepul, lalu dilakukan pengambilan foto dengan cara manual menggunakan camera digital dengan kamera 16 MP, jarak pengambilan foto dilakukan setinggi 20 cm.

3.2.5 Peralatan Penelitian

Dalam pembuatan tugas akhir ini pengenalan kualitas gula aren tidak lari dari beberapa peralatan yang digunakan. Peralatan tersebut digunakan untuk membantu dalam proses dibuatnya tugas akhir ini. Peralatan tersebut terdiri sebagai berikut :

1) Laptop

Merk : Acer

Type : Aspire E5-476G

Processor : Inte(R) Core(TM) i3-6006U CPU 2.00GHz 1.99GHz

Ram : 4.00 GB

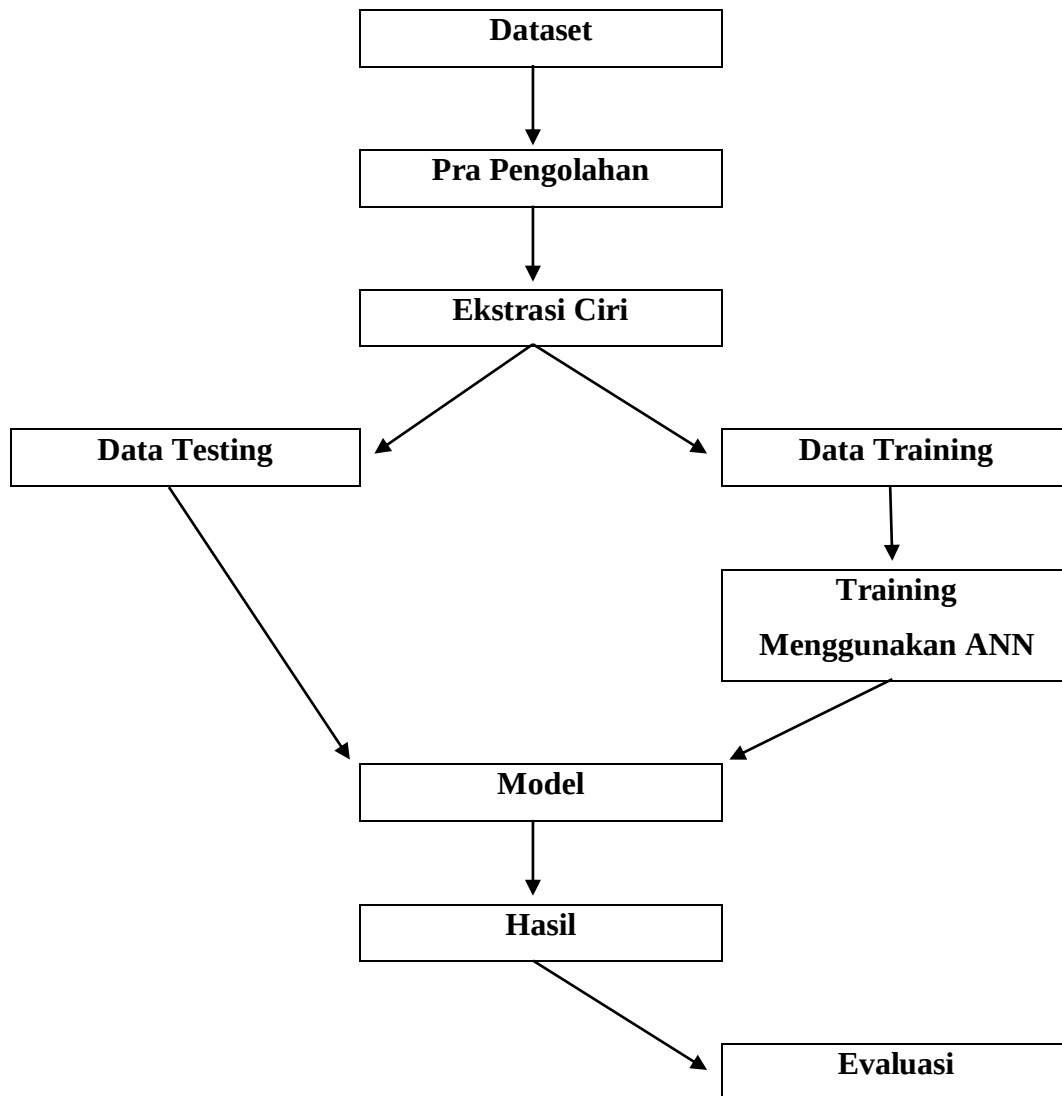
HDD : 1 TB

OS : Windows 10

Terdapat beberapa software dilaptop yang digunakan untuk membantu penyelesaian tugas akhir. Software tersebut diantaranya :

a) Matlab

3.3 Permodelan



Gambar 3.1 Permodelan system

3.3.1 Pra Pengolahan

Sebelum diolah, terlebih dahulu dilakukan intensity adjustment dan segmentasi, hal ini bertujuan untuk meningkatkan citra yang gelap dan proses segmentasi ialah proses pemisahan antara objek yang dikehendaki dan objek yang tidak di kehendaki.

3.3.2 Ekstrasi Ciri

Ekstrasi ciri berfungsi sebagai pendeteksi ciri dari suatu citra. Ciri yang dapat digunakan untuk membedakan objek satu dengan objek lainnya, diantaranya adalah ciri bentuk, ukuran, ciri geometri, ciri tekstur, dan warna. Pada penelitian ini menggunakan ekstrasi ciri tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), Untuk mendapatkan nilai ciri Contrasts, Correlation, Energy, dan homogeneity. Nilai dari parameter tersebut kemudian dijadikan sebagai data masukan dalam proses identifikasi dan klasifikasi.

3.3.3 Data Training

Data training berupa data yang telah diekstrak cirinya yang selanjutnya akan di latih menggunakan Artificial Neural Network, jumlah data training yang digunakan berupa 10% dari sampel citra gula aren yang berbeda. Algoritma ini akan menentukan mencari bobot yang terbaik. Data training ini berupa hasil dari ekstrasi Gray Level Co-occurrence Matrix terhadap pengenalan kualitas gula aren.

3.3.4 Training Menggunakan Artificial Neural Network

Pada tahap ini data training digunakan pada Artificial Neural Network agar dapat mengenali objek untuk dilakukan data pengujian. Artificial Neural Network akan dilatih dengan menggunakan nilai ekstrasi ciri GLCM. Artificial Neural Network yang sudah dilatih akan disimpan menjadi model.

3.3.5 Model

Pada tahap ini arsitektur Artificial Neural Network menggunakan arsitektur multi layer network dimana arsitektur Artificial Neural Network terdiri dari satu atau lebih lapisan hidden layer. Setelah dilakukan pengujian pada data uji dari proses pengujian tersebut akan menghasilkan confusion matrix

3.3.6 Data Testing

Data testing merupakan data yang telah diekstrasi cirinya, untuk menguji data yang telah dilatih, jumlah data training yang digunakan berupa 90% dari

sampel gula aren. Data testing digunakan untuk mengetahui keberhasilan melakukan klasifikasi, data testing merupakan ciri dari hasil ekstraksi Gray Level Co-occurrence Matrix terhadap citra gula aren.

3.3.7 Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi merupakan output pada data testing yang didapatkan dari proses klasifikasi yang menggunakan Artificial Neural Network berdasarkan model yang diperoleh dari data training.

3.3.8 Evaluasi

Evaluasi bertujuan untuk mengetahui hasil kinerja dari metode yang digunakan. Evaluasi dilakukan pada data testing dan output yang dihasilkan akan dimasukkan kedalam confusion matrix untuk menghitung nilai akurasi dan Cross Validation untuk menguji atribut inputan.

BAB IV

HASIL PENELITIAN

4.1 Data penelitian

Tabel 4.1 Data Gula Aren

No	Gambar	Keterangan
1		Gula Aren Baik
2		Gula Aren tidak baik

4.2 Preprocessing Data

Pra-pengolahan yang akan dilakukan adalah merubah citra training atau citra *testing* yang awalnya berbentuk citra dari RGB (Red, Green, Blue) menjadi citra bentuk grayscale, perubahan ini dilakukan karena citra grayscale memiliki persamaan yang sederhana dan mampu mengurangi kebutuhan memory dimana nilai warna putih diwakili dengan angka 255 dan nilai warna hitam diwakili dengan angka 0. Berikut gambar proses perubahan citra warna ke *grayscale*:

Tabel 4.2 Proses Citra RGB ke *grayscale*

Tingkat Kualitas	Image Asli	Image Grayscale
Baik		
Tidak baik		

4.3 Fitur Ekstraksi GLCM

Berikut adalah contoh perhitungan matrix 6x6 dengan ukuran pixel 400x300 Citra yang diekstrak adalah semua gambar yang ada pada data *training*

Tabel 4.3 Nilai dari suatu Citra

	0	1	2	3	4	5
0	0.7963	0.7963	0.7963	0.7963	0.7963	0.7963
1	0.7963	0.7963	0.7963	0.7963	0.7963	0.7963
2	0.7963	0.7963	0.7963	0.8002	0.8002	0.8002
3	0.7963	0.7963	0.8002	0.8002	0.8002	0.8041

4	0.8002	0.8002	0.8002	0.8041	0.8041	0.8041
5	0.8002	0.8002	0.8002	0.8041	0.8080	0.8080

Citra asli dengan Ukuran 6x6. Dari tabel dapat di lihat ada 4 tingkat keabuan, yaitu 0,7963, 0,8002 0.8041,0.8080. Karena pada citra asli terdapat 6 tingkat keabuan, maka matrix Co-Occurrence yang akan di buat adalah matrix dengan ukuran 4x4 dengan sudut 0°.

Tabel 4.4 Matrix GLCM

x/y	0,7963	0.8002	0.8041	0.8080
0,7963	13	0	0	0
0.8002	2	8	0	0
0.8041	0	3	2	0
0.8080	0	0	1	1

Jumlah total nilai GLCM pada table 4.4 Matrix GLCM = 30

Tabel 4.5 *Matrix Ternormalisasi*

x/y	0,7963	0.8002	0.8041	0.8080
0,7963	0,4333	0	0	0
0.8002	0,0666	0,2666	0	0
0.8041	0	0,1	0,0666	0
0.8080	0	0	0,0333	0,0333

a) Menghitung nilai *Contras*

Contras =

$$(0,7963-0,7963)^2 (0,4333) + (0.8002-0.8002)^2 (0,2666) + (0,8002-0,7963)^2 (0,0666) + (0,8041-0,8002)^2 (0,1) + (0,8041-0,8041)^2 (0,0666) + (0,8041-0,8080)^2 (0,0333) + (0,8080-0,8080)^2 (0,0333)$$

Contras =

$$0 (0,4333) + 0 (0,2666) + ((-0,0039)(0,0666)) + ((-0,0039)(0,1) + 0 (0,6666) + 0,0041 (0,0333) + 0 (0,0333)$$

Contras =

$$0 + 0 + (0,0039) + (0,0039) + 0 + 0,0001 + 0$$

$$\mathbf{Contras = 0,0079}$$

b) Menghitung nilai *Correlation*

Correlation =

$$\mu i = (0,7963 * (0,4333)) + (0,8002 * (0,2666)) + (0,8002 * (0,666)) + (0,8041 * (0,1)) + (0,8041 * (0,6666)) + (0,8080 * (0,0333) + 0,8080 *(0,0333)$$

$$\mu i = 0,345 + 0,213 + 0,532 + 0,08 + 0,027 + 0,266 + 0,266$$

$$\mu i = \mathbf{1,809}$$

$$\mu j = (0,7963 * (0,4333)) + (0,8002 * (0,2666)) + (0,8002 * (0,666)) + (0,8041 * (0,1)) + (0,8041 * (0,6666)) + (0,8080 * (0,0333) + 0,8080 *(0,0333)$$

$$\mu j = 0,345 + 0,213 + 0,532 + 0,08 + 0,027 + 0,266 + 0,266$$

$$\mu j = \mathbf{1,809}$$

$$\sigma i = \sqrt{\begin{aligned} &((0,4333(0,7963 - 1,809)^2) + ((0,0666(0,8002 - 1,809)^2) + \\ &((0,2666(0,8002 - 1,809)^2) + ((0,1(0,8041 - 1,809)^2) + \\ &((0,0666(0,8041 - 1,809)^2) + ((0,0333(0,8080 - 1,809)^2) \\ &+((0,0333(0,8080 - 1,809)^2) \end{aligned}}$$

$$\sigma i = \sqrt{\begin{aligned} &((0,4333(-1,0127)^2) + ((0,0666(-1,0088)^2) + \\ &((0,2666(-1,0088)^2) + ((0,1(-1,0859)^2) + \\ &((0,0666(-1,0859)^2) + ((0,0333(-1,001)^2) \\ &+((0,0333(1,001)^2 \end{aligned}}$$

$$\sigma_i = 1,748$$

$$\sigma_j = \sqrt{\begin{aligned} &((0,4333(0,7963 - 1,809)^2) + ((0,0666(0,8002 - 1,809)^2) + \\ &((0,2666(0,8002 - 1,809)^2) + ((0,1(0,8041 - 1,809)^2) + \\ &((0,0666(0,8041 - 1,809)^2) + ((0,0333(0,8080 - 1,809)^2) \\ &+((0,0333(0,8080 - 1,809)^2) \end{aligned}}$$

$$\sigma_j = \begin{aligned} &((0,4333(-1,0127)^2) + ((0,0666(-1,0088)^2) + \\ &((0,2666(-1,0088)^2) + ((0,1(-1,0859)^2) + \\ &((0,0666(-1,0859)^2) + ((0,0333(-1,001)^2) \\ &+((0,0333(1,001)^2 \end{aligned}$$

$$\sigma_j = 1,748$$

$$\begin{aligned} \text{Correlation} = &((0,7963 - 1,809) * (0,7963 - 1,809) * (0,4333) / (1,748 * \\ &1,748)) + ((0,8002 - 1,809) * (0,7963 - 1,809) * (0,0666) / (1,748 * 1,748)) + \\ &((0,8002 - 1,809) * (0,8002 - 1,809) * (0,2666) / (1,748 * 1,748)) + \\ &((0,8002 - 1,809) * (0,8041 - 1,809) * (0,1) / (1,748 * 1,748)) + \\ &((0,8041 - 1,809) * (0,8041 - 1,809) * (0,0666) / (1,748 * 1,748)) + \\ &((0,8041 - 1,809) * (0,8080 - 1,809) * (0,0333) / (1,748 * 1,748)) + \\ &((0,8080 - 1,809) * (0,8080 - 1,809) * (0,0333) / (1,748 * 1,748)) \end{aligned}$$

$$\text{Correlation} = 3,622$$

c) Menghitung nilai *Energy*

$$\text{Energy} =$$

$$(0,4333)^2 + (0,6666)^2 + (0,2666)^2 + (0,1)^2 + (0,666)^2 + (0,0333)^2 + (0,0333)^2$$

$$\text{Energy} = 0,1877 + 0,4443 + 0,071 + 0,01 + 0,443 + 0,0011 + 0,0011$$

$$\text{Energy} = 1,1582$$

d) Menghitung nilai *Homogeneity*

$$\text{Homogeneity} =$$

$$\begin{aligned} &((0,4333) / (1 + (0,7963 - 0,7963))) + ((0,0666) / (1 + (0,8002 - 0,7963))) + \\ &((0,2666) / (1 + (0,8002 - 0,8002))) + ((0,1) / (1 + (0,8041 - 0,8002))) + ((0,0666) / \end{aligned}$$

$$(1 + (0,8041-0,8041)) + ((0,0333) / (1 + (0,8080-0,8041)) + ((0,0333) / 1+(0,8080-0,8080))$$

Homogeneity =

$$(0,4333/1) + (0,0666/1+ 0,0039) + (0,2666/1) + (0,1/1,0039) + (0,0666/1) + (0,0333/1 + 0,0039) + (0,0333/1)$$

Homogeneity = 2,764

Setelah semua proses perhitungan fitur dilakukan, langkah selanjutnya adalah menjumlahkan tiap matriks dari fitur tersebut sehingga didapatkan hasil sebagai berikut

Tabel 4.6 Hasil Nilai Fitur Ekstraksi

No	Contras	Correlation	Energy	Homogeneity
1	0,0079	3,622	1,1582	2,764

4.4 Klasifikasi

Klasifikasi pada data yang di gunakan yaitu 90 data Training dan 30 data Testing gula aren dengan kualitas baik dan tidak baik, masing-masing gambar tersebut mempunyai nilai *contras*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*.

Tabel 4. 7 Hasil Data *Testing*

No	Data Testing	Con(X1)	Cor(X2)	Energy(X3)	Hom(X4)	Kelas
1		0,1015	0.9898	0.2075	0.9511	?

Selanjutnya kita akan melakukan proses learning pada tabel data training diatas dengan menggunakan arsitektur jaringan MLP *backpropagation* yang telah disajikan sebelumnya.

Langkah awal yang dilakukan pada proses learning jaringan MLP tersebut adalah dengan menentukan nilai bobot (w), adapun nilai bobot awal yang dipilih yaitu sesuai dengan program dengan data test nomor 1 :

$W_{15} = 0.3$	$W_{25} = 0.2$	$W_{35} = 0.1$	$W_{45} = 0.3$
$W_{16} = 0.1$	$W_{26} = 0.4$	$W_{36} = 0.7$	$W_{46} = 0.8$
$W_{17} = 0.5$	$W_{27} = 0.7$	$W_{37} = 0.4$	$W_{47} = 0.2$
$W_{18} = 0.9$	$W_{28} = 0.8$	$W_{38} = 0.5$	$W_{48} = 0.4$
$W_{51} = 0.6$	$W_{61} = 0.3$	$W_{71} = 0.7$	$W_{81} = 0.4$

Tahap training menggunakan algoritma ANN:

Laju pembelajaran (η) = 0.1;

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah Sigmoid Biner;

Target error = 0.0001 dengan kriteria SSE

Maksimum jumlah *iterasi* pelatihan = 1,000 kali.

Nilai pada *neuron* hidden layer 1,2,3,....., dan 500 :

untuk mendapatkan hasil actual output pada *neuron* 5 dan 6 dapat dihitung dengan seperti berikut :

$$:5 = \text{sigmoid}(x_1w_{15} + x_2w_{25} + x_3w_{35} + x_4w_{45} \dots)$$

$$:5 = 1/[1 + e^{-(0.1015 \times 0.3 + 0.9898 \times 0.2 + 0.2075 \times 0.1 + 0.9511 \times 0.3)}] = 0,53449$$

$$:6 = \text{sigmoid}(x_1w_{16} + x_2w_{26} + x_3w_{36} + x_4w_{46} \dots)$$

$$:6 = 1/[1 + e^{-(0,1015 \times 0,1 + 0.9898 \times 0.4 + 0.2075 \times 0.7 + 0.9511 \times 0.8)}] = 1,3122$$

$$:7 = \text{sigmoid}(x_1w_{17} + x_2w_{27} + x_3w_{37} + x_4w_{47} \dots)$$

$$:7 = 1/[1 + e^{-(0,1015 \times 0,5 + 0.9898 \times 0.7 + 0.2075 \times 0.4 + 0.9511 \times 0.2)}] = 1,24765$$

$$:8 = \text{sigmoid}(x_1w_{18} + x_2w_{28} + x_3w_{38} + x_4w_{48} \dots)$$

$$:8 = 1/[1 + e^{-(0,1015 \times 0,9 + 0.9898 \times 0.8 + 0.2075 \times 0.5 + 0.9511 \times 0.4)}] = 1,36753$$

Dengan diperolehnya *actual output* dari *neuron* 5, 6, 7 dan 8 maka nilai *actual output* dari *neuron* 1 pada layer 2 sudah dapat dihitung dengan menggunakan persamaan yang sama dengan yang digunakan pada *neuron* 5, 6, 7 dan 8....500

$$\gamma_1 = (\gamma_5w_{51} + \gamma_6w_{61} + \gamma_7w_{71} + \gamma_8w_{81}) \dots$$

$$\gamma_1 = 1/[1 + e^{-(0,53449 \times 0.6 + 1,3122 \times 0.3 + 1,24765 \times 0.7 + 1,36753 \times 0.4)}] = 2,134$$

Sinyal error dapat dihitung dengan menggunakan cara berikut :

$$e = \gamma_{d,1} - \gamma_1$$

$$e = 0 - 2,134 = -2,134$$

Setelah diperoleh nilai *error*, proses *training* dilakukan untuk proses update nilai bobot dan *level threshold* pada jaringan MLP, dapat dilakukan dengan cara propagasi nilai *error* (e) dari *output* layer yang secara *backward* hingga ke input layer.

Dalam melakukan propagasi balik, pertama-tama dilakukan kalkulasi nilai *gradient error* untuk *neuron* 5 pada *output* layer, *gradient error* tersebut dihitung dengan cara berikut :

$$\delta_1 = \gamma_1(1 - \gamma_1)e$$

$$\delta_1 = 2,134 \times (1 - 2,134) \times (-2,134) = -5,1642$$

Selanjutnya kita menentukan bnilai koreksi bobot dengan asumsi learning rate

(α) adalah sebesar 0.0001:

$$\nabla w_{51} = \alpha \times \gamma_5 \times \delta_1$$

$$\nabla w_{51} = 0,0001 \times 0,53449 \times (-5,1642) = -0,000276$$

$$\nabla w_{61} = \alpha \times \gamma_6 \times \delta_1$$

$$\nabla w_{61} = 0,0001 \times 1,3122 \times (-5,1642) = -0,000677$$

$$\nabla w_{71} = \alpha \times \gamma_7 \times \delta_1$$

$$\nabla w_{71} = 0,0001 \times 1,24765 \times (-5,1642) = -0,000644$$

$$\nabla w_{81} = \alpha \times \gamma_8 \times \delta_1$$

$$\nabla w_{81} = 0,0001 \times 1,36753 \times (-5,1642) = -0,000706$$

Selanjutnya hitung nilai *gradient error* untuk neuron 5 , 6, 7 dan 8..... yang terdapat pada hidden layer:

$$\delta_5 = \gamma_5(1 - \gamma_5) \times \delta_1 \times w_{51}$$

$$\delta_5 = 0,53449 \times (1 - 0,53449) \times (-5,1642) \times 0.6 = -0,7708$$

$$\delta_6 = \gamma_6(1 - \gamma_6) \times \delta_1 \times w_{61}$$

$$\delta_6 = 1,3122 \times (1 - 1,3122) \times (-5,1642) \times 0.3 = 0,6347$$

$$\delta_7 = \gamma_7(1 - \gamma_7) \times \delta_1 \times w_{71}$$

$$\delta_7 = 1,24765 \times (1 - 1,24765) \times (-5,1642) \times 0.7 = -4,5101$$

$$\delta_8 = \gamma_8(1 - \gamma_8) \times \delta_1 \times w_{81}$$

$$\delta_8 = 1,36753 \times (1 - 1,36753) \times (-5,1642) \times 0.4 = 1,038$$

Maka nilai dari koreksi bobot dapat ditentukan sebagai berikut :

$$\Delta w_{15} = \alpha \times x_1 \times \delta_5$$

$$\Delta w_{15} = 0,0001 \times 0,1015 \times (-0,7708) = -0.0000078$$

$$\Delta w_{25} = \alpha \times x_2 \times \delta_5$$

$$\Delta w_{25} = 0,0001 \times 0,9898 \times (-0,7708) = -0,0000762$$

$$\Delta w_{35} = \alpha \times x_3 \times \delta_5$$

$$\Delta w_{35} = 0,0001 \times 0,2075 \times (-0,7708) = -0,0000159$$

$$\Delta w_{45} = \alpha \times x_4 \times \delta_5$$

$$\Delta w_{45} = 0,0001 \times 0,9511 \times (-0,7708) = -0,0000733$$

$$\Delta w_{16} = \alpha \times x_1 \times \delta_6$$

$$\Delta w_{16} = 0,0001 \times 0,1015 \times (-0,6347) = -0,00000644$$

$$\Delta w_{26} = \alpha \times x_2 \times \delta_6$$

$$\Delta w_{26} = 0,0001 \times 0,9898 \times (-0,6347) = -0,0000628$$

$$\Delta w_{36} = \alpha \times x_3 \times \delta_6$$

$$\Delta w_{36} = 0,0001 \times 0,2705 \times (-0,6347) = -0,0000131$$

$$\Delta w_{46} = \alpha \times x_4 \times \delta_6$$

$$\Delta w_{46} = 0,0001 \times 0,9511 \times (-0,6347) = -0,0000603$$

$$\Delta w_{17} = \alpha \times x_1 \times \delta_7$$

$$\Delta w_{17} = 0,0001 \times 0,1015 \times (-4,5101) = -0,0000457$$

$$\Delta w_{27} = \alpha \times x_2 \times \delta_7$$

$$\Delta w_{27} = 0,0001 \times 0,9898 \times (-4,5101) = -0,000446$$

$$\Delta w_{37} = \alpha \times x_3 \times \delta_7$$

$$\Delta w_{37} = 0,0001 \times 0,2075 \times (-4,5101) = -0,0000935$$

$$\Delta w_{47} = \alpha \times x_4 \times \delta_7$$

$$\Delta w_{47} = 0,0001 \times 0,9511 \times (-4,5101) = -0,000428$$

$$\Delta w_{18} = \alpha \times x_1 \times \delta_8$$

$$\Delta w_{18} = 0,0001 \times 0,1015 \times (-4,5101) = -0,000045$$

$$\Delta w_{28} = \alpha \times x_2 \times \delta_8$$

$$\Delta w_{28} = 0,0001 \times 0,9898 \times (-4,5101) = -0,000446$$

$$\Delta w_{38} = \alpha \times x_3 \times \delta_8$$

$$\Delta w_{38} = 0,0001 \times 0,2075 \times (-4,5101) = -0,000093$$

$$\Delta w_{48} = \alpha \times x_4 \times \delta_8$$

$$\Delta w_{48} = 0,0001 \times 0,9511 \times (-4,5101) = -0,000428$$

Kemudian yang akan dilakukan update seluruh nilai bobot (w) dan *threshold* (θ) yang terdapat pada jaringan MLP, dengan menggunakan cara berikut:

$$w_{15} = w_{15} + \Delta w_{15} = 0,3 + (-0,0000078) = 0,2999$$

$$w_{16} = w_{16} + \Delta w_{16} = 0,1 + (-0,0000762) = 0,0999$$

$$w_{17} = w_{17} + \Delta w_{17} = 0,5 + (-0,0000457) = 0,4999$$

$$w_{18} = w_{18} + \Delta w_{18} = 0,9 + (-0,000045) = 0,8999$$

$$w_{25} = w_{25} + \Delta w_{25} = 0,2 + (-0,0000762) = 0,1999$$

$$w_{26} = w_{26} + \Delta w_{26} = 0,4 + (-0,0000628) = 0,3999$$

$$w_{27} = w_{27} + \Delta w_{27} = 0,7 + (-0,000446) = 0,6995$$

$$w_{28} = w_{28} + \Delta w_{28} = 0,8 + (-0,000446) = 0,7999$$

$$w_{35} = w_{35} + \Delta w_1 = 0,1 + (-0,0000159) = 0,0999$$

$$w_{36} = w_{36} + \Delta w_{36} = 0,7 + (-0,0000131) = 0,6999$$

$$w_{37} = w_{37} + \Delta w_{16} = 0,4 + (-0,00000644) = 0,3999$$

$$w_{38} = w_{38} + \Delta w_{16} = 0,5 + (-0,00000644) = 0,4999$$

$$w_{45} = w_{45} + \Delta w_{45} = 0,3 + (-0,0000733) = 0,2999$$

$$w_{46} = w_{46} + \Delta w_{46} = 0,8 + (-0,0000603) = 0,7999$$

$$w_{47} = w_{47} + \Delta w_{47} = 0,2 + (-0,000428) = 0,1999$$

$$w_{48} = w_{48} + \Delta w_{48} = 0,4 + (-0,000428) = 0,3995$$

w_{1200}

Selanjutnya proses diatas diulangi sampai w_{1200} untuk hidden layer awal dan 10 untuk hidden layer 2 dan untuk data ke-dua data ke-tiga dan data ke-15. Pada setiap data yang diproses dalam satu iterasi, eror keluaran disimpan untuk dihitung sebagai kriteria error, seperti SSE, MSE, dsb. Apabila hasil MSE

< error yang didapatkan maka iterasi berhenti, sebaliknya dilakukan perambatan terus hingga batas perulangan/*epoch*.

4.5 Evaluasi

4.4.1 Confusion Matrix

Pada penelitian ini menggunakan Confusion Matrix sebagai metode dalam perhitungan akurasi pada identifikasi kualitas gula aren menggunakan metode ANN. Evaluasi kinerja pengenalan kualitas di dasarkan dari jumlah pengujian objek salah dan benar yang di deteksi dapat dilihat dari table berikut :

Tabel 4.8 Hasil Confusion Matrix

Data Aktual	Hasil Klasifikasi	
	Baik	Tidak baik
Baik	15	0
Tidak Baik	4	11

Jumlah data yang diklasifikasi dengan benar = 15

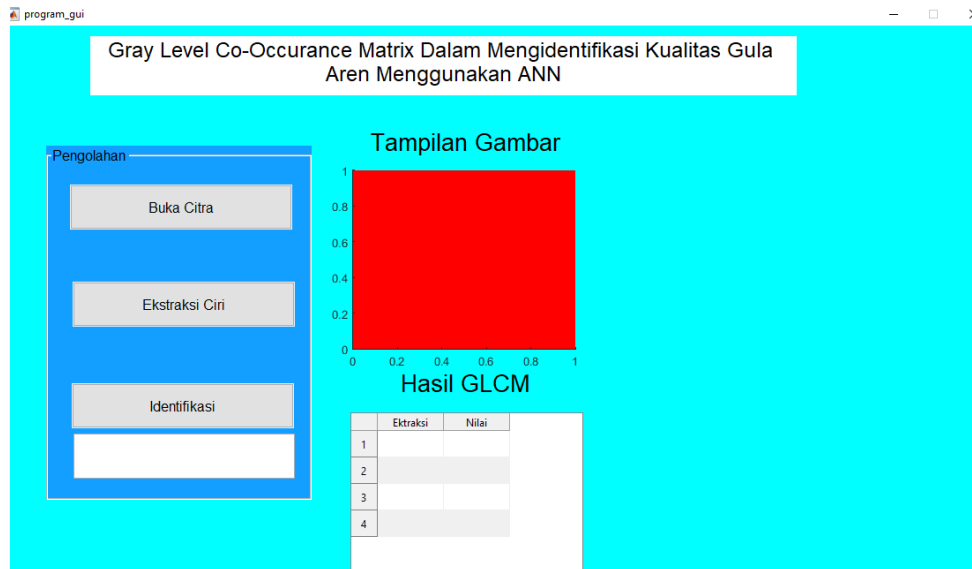
Jumlah data yang diklasifikasi salah = 11

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Data uji Dikenali}}{\text{Data uji}} \times 100 \% \text{ Akurasi} = \frac{15+11}{15+0+4+11} \times 100\% = 86.666\%$$

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Tampilan Program

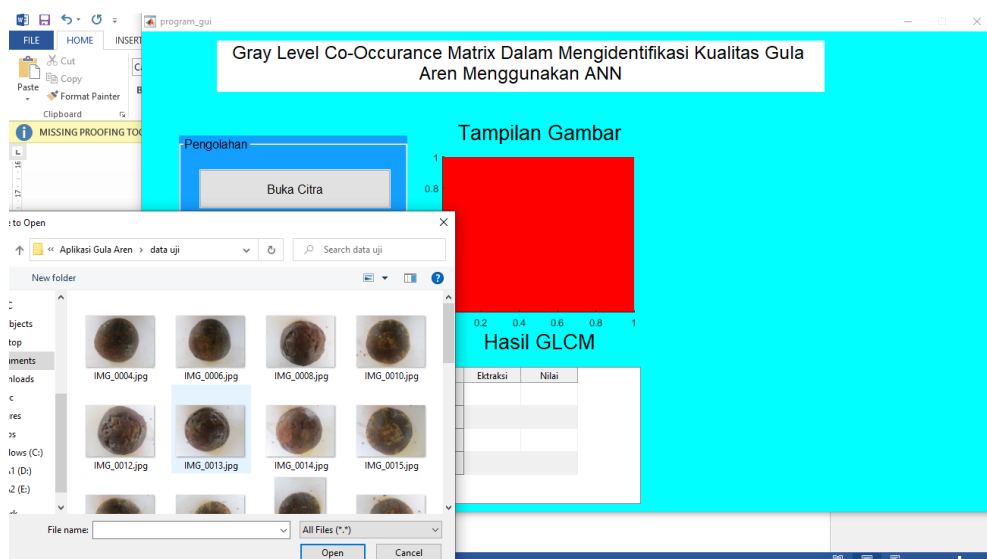


Gambar 5.1 Tampilan awal program

Tampilan ini merupakan tampilan awal ketika program di jalankan, tampilan ini terdiri dari beberapa menu yaitu menu Button cari gambar, Button proses ekstraksi, dan button klasifikasi

5.2 Tampilan Button Buka Citra

Gambar 5.2 Button Buka Citra



Tampilan ini merupakan tampilan input folder training.

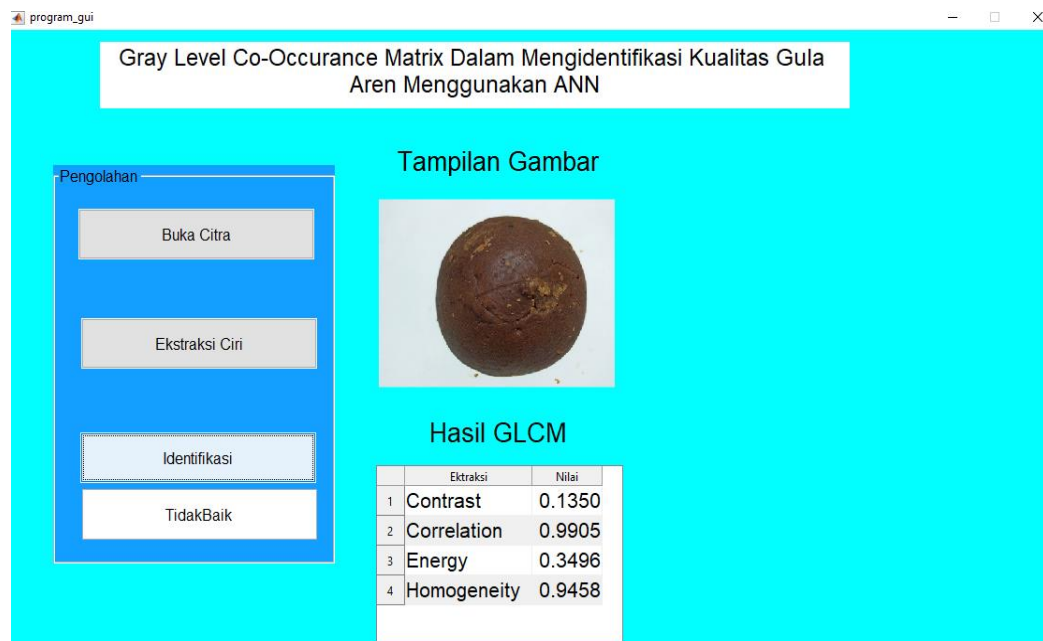
5.3 Tampilan Button Ekstraksi



Gambar 5.3 Tampilan Hasil GLCM

Tampilan ini merupakan tampilan nilai dari GLCM yaitu berupa nilai Contrast, Correlation, Eenergy dan Homogeneity yang akan diolah sebelum melakukan identifikasi.

5.3 Hasil Identifikasi



Gambar 5.3 Tampilan Hasil Identifikasi Gula Aren

Pada tampilan gambar 5.3 merupakan tampilan hasil identifikasi Gula Aren berdasarkan tekstur GLCM dengan menggunakan klasifikasi ANN yang telah didapatkan

BAB VI

PENUTUP

6.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya maka dapat ditarik kesimpulan bahwa Gray Level Co-Occurrence matrix dalam mengidentifikasi kualitas gula aren menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) menghasilkan akurasi 86,6 % yang dihitung menggunakan *Counfusion Matrix*.

6.2 SARAN

1. Penulis berharap pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan data sampel yang lebih banyak agar hasil akurasi lebih Baik.
2. Dalam melakukan identifikasi mengenai Gula Aren peneliti selanjutnya dapat mengembangkan system ini dengan menggunakan beberapa metode mengenai identifikasi selain metode ANN.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Effendi TR, Asmita T, Adelia M, Fadillah N. Sistem Deteksi Kualitas Gula Aren Berbasis Warna Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means Clustering. J Telekomun Dan Komput 2020;10:57. <https://doi.org/10.22441/incomtech.v10i2.8214>.
- [2] AHMADI R. ANALISIS USAHA PENGOLAHAN GULA AREN DI DESA BATUBANTAYO KECAMATAN PINOGALUMAN KABUPATEN BOLAANG MONGONDOW UTARA. UPTTIK © 2011-2022 2016. <https://repository.ung.ac.id/skripsi/show/614410041/analisis-usaha-pengolahan-gula-aren-di-desa-batubantayo-kecamatan-pinogaluman-kabupaten-bolaang-mongondow-utara.html>.
- [3] Yuli Sulistyo W, Riadi I, Yudhana A, Dahlan A, Studi Teknik Elektro P, Ahmad Dahlan Jalan Soepomo U. Analisis Deteksi Keaslian Citra Menggunakan Teknik Error Level Analysis Dengan Forensicallybeta. Semin Nas Inform 2018;2018:154–9.
- [4] Haba RK, Pelangi KC. Pengelompokan Buah Jeruk menggunakan Naïve Bayes dan Gray Level Co-occurrence Matrix. Ilk J Ilm 2020;12:17–24. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i1.494.17-24>.
- [5] Maharani MP, Hidayat IB, Suhardjo PD, K MSS. Perbandingan Deteksi Pulpitis Melalui Citra Radiograf Periapikal Dengan Ekstraksi Ciri Watershed Dan Grey Level Co-Occurrence Matrix (Glcm) Dengan Klasifikasi K-Nearest Neighbour (K-Nn) Comparison of Pulpitis Detection Through Periapical Radiograph Wit. E-Proceeding Eng 2018;5:5414–21.
- [6] Ciputra A, Setiadi DRIM, Rachmawanto EH, Susanto A. Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Manalagi Dengan Algoritma Naive Bayes Dan Ekstraksi Fitur Citra Digital. Simetris J Tek Mesin, Elektro Dan Ilmu Komput 2018;9:465–72. <https://doi.org/10.24176/simet.v9i1.2000>.
- [7] Sofiyanto A. No TitleI dentifikasi Kualitas Strawberry Berdasarkan Warna dan Tekstur Dengan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix dan Naïve bayes. JurnalitiPolinemaAcId 2020.

https://scholar.google.com/scholar?hl=id&as_sdt=0%2C5&q=identifiikasi+kualitas+stawberry+berdasarkan+warna+dan+tektur&btnG=.

- [8] Manik FY, Saragih KS. Klasifikasi Belimbing Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna RGB. IJCCS (Indonesian J Comput Cybern Syst 2017;11:99. <https://doi.org/10.22146/ijccs.17838>.
- [9] Asmara RA, Puspitasri D, Romlah S, H Q, Romario R. Identifikasi Kesegaran Daging Sapi Berdasarkan Citranya Dengan Ekstraksi Fitur Warna dan Teksturnya Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix. Pros SENTIA 2017;9:89–94.
- [10] Wikipedia. GULA AREN. https://IdWikipediaOrg/Wiki/Gula_aren 2021. <https://id.wikipedia.org>.
- [11] Munir R. Pengantar Pengolahan Citra. Pengolah Citra Digit 2019:1–10.
- [12] Feature extraction. Cogn Sci Technol 2014;PartF1:75–103. https://doi.org/10.1007/978-981-4585-69-9_4.
- [13] Ganis YK, Santoso I, Isnanto RR. Klasifikasi Citra Dengan Matriks Ko-okurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-occurrence Matrix -GLCM) Pada Lima Kelas Biji-Bijian. Undergrad Thesis, Jur Tek Elektro Fak Tek Univesitas Diponegoro 2011:1–7.
- [14] Widyaningsih M. Identifikasi Kematangan Buah Apel Dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). J SAINTEKOM 2017;6:71. <https://doi.org/10.33020/saintekom.v6i1.7>.
- [15] Syair Audi Liri Sacra, Said Al Faraby DTM. Classification of Suggestion , Prohibition and Information of Shahih Bukhari Hadith Using Naïve Bayes Classifier 2017;4:4794–802.
- [16] Dahri D, Agus F, Khairina DM. Metode Naive Bayes Untuk Penentuan Penerima Beasiswa Bidikmisi Universitas Mulawarman. Inform Mulawarman J Ilm Ilmu Komput 2016;11:29. <https://doi.org/10.30872/jim.v11i2.211>.
- [17] Saleh A. Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga. Creat Inf Technol J 2015;2:207–17.

- [18] Prasetyo E. DATA MINING Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab. Ed.I. KOTA SUBULUSSALAM: Yogyakarta : ANDI , 2012; 2012.
- [19] Ratna S. Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm. Technol J Ilm 2020;11:181. <https://doi.org/10.31602/tji.v11i3.3294>.

LAMPIRAN

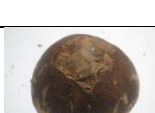
Lampiran 1 : Dataset

Total seluruh dataset yang digunakan berjumlah 120 data asli yang terdiri dari 90 data *training* dan 30 data *testing*.

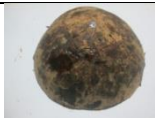
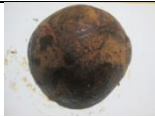
1. Data Training

NO	Data Training	Contrast	Correlation	Energy	Homogeinity
0		0.21426	0.98348	0,17115	0.919169
1		0.13055	0.9915948	0.29277	0.9453570
2		0.1542690	0.9882431	0.19957411	0.935920
3		0,053499	0.157869	0.196879	0.93278
4		0.183166	0,981351	0.22493	0.92297
5		0.1721804	0.987102	0.18459	0.928114
6		0,047885	0.1733333	0.9877745	0.929197
7		0.12024227	0.9907478	0,29986	0,978613

8		0,050962	0,983715	0.226738	0,980031
9		0,043623	0,981632	0.9445633	0.226738
10		0.1681453	0.985901	0.193273	0.9240671
11		0.15824561	0.9876778	0.2258731	0.93946
12		0.12411862	0.98969869	0.2272587	0.942002
13		0.143542	0.988211	0.1941637	0.9345971
14		0.1927819	0.984719	0.1652978	0.915028
15		0.214461	0.98347	0.20867754	0.9202908
16		0.081737	0.993455	0.191212	0.95926482
17		0.992817	0.992817	0.290551	0.956460

18		0.161746	0.9861338	0.158315	0.927963
19		0.157777	0.98678	0.1774477	0.932165
20		0.159649	0.9880257	0,44506266	0,98454408
21		0,0353839	0,9866924	0,46376759	0,98443599
22		0,04054451	0,559841	0,43561765	0,23984454
23		0,0417368	0,9824965	0,4508034	0,9384871
24		0,0526178	0,9792189	0,4247418	0,9827406
25		0,0357905	0,9863393	0,4539856	0,948486
26		0,0444507	0,9381725	0,4758287	0,9833831
27		0,0390418	0,9833687	0,456893	0,984784

28		0,0485929	0,9808819	0,419364	0,982308
29		0,044623	0,977298	0,4657239	0,981584
30		0,0437707	0,983002	0,4794833	0,9833971
31		0,050945	0,979376	0,431295	0,982001
32		0,037704	0,985965	0,407913	0,984993
33		0,053519	0,979489	0,424166	0,982244
34		0,052401	0,9761063	0,2389895	0,9279356
35		0,038054	0,9853166	0,474185	0,984754
36		0,0542126	0,9739304	0,414956	0,9813645
37		0,0454499	0,981169	0,4148305	0,983417

38		0,0448464	0,9819238	0,398945	0,981832
39		0,058217	0,975813	0,464635	0,980186
40		0,0446778	0,9813015	0,4201332	0,983014
41		0,043812	0,979917	0,553859	0,983394
42		0,045185	0,980715	0,597566	0,983608
43		0,048741	0,9815293	0,407078	0,981575
44		0,039346	0,984754	0,442653	0,984198
45		0,037488	0,9820207	0,7282163	0,985704
46		0,044967	0,980031	0,6649379	0,983013
47		0,047125	0,980515	0,51867	0,983246

48		0,054398	0,9790736	0,415952	0,981709
49		0,0411743	0,9827383	0,4488491	0,9847021
50		0,020925	0,9831037	0,6370101	0,99018
51		0,0289517	0,98341403	0,50717227	0,986485
52		0,0165148	0,985815	0,617724	0,991842
53		0,029622	0,9847913	0,4015791	0,986803
54		0,033659	0,983679	0,36388	0,9848352
55		0,02199	0,983778	0,606572	0,989369
56		0,034767	0,982181	0,4700158	0,9874241
57		0,0389627	0,9809792	0,3883357	0,9819857

58		0,0315166	0,982746	0,396181	0,985364
59		0,024665	0,984916	0,556216	0,988133
60		0,0376472	0,985756	0,366034	0,983552
61		0,0346647	0,982952	0,632467	0,985475
62		0,0367	0,982961	0,394162	0,985011
63		0,042677	0,980537	0,514596	0,982132
64		0,031406	0,9886	0,46104	0,9857132
65		0,036771	0,986469	0,368456	0,984014
66		0,033869	0,981819	0,581079	0,985819
67		0,027477	0,98612	0,54991	0,987324

68		0,030241	0,989132	0,378645	0,986371
69		0,028589	0,982436	0,689041	0,988623
70		0,029559	0,985577	0,470406	0,987167
71		0,034881	0,985394	0,43199	0,984936
72		0,038631	0,983767	0,499381	0,983685
73		0,03339	0,983757	0,652354	0,986705
74		0,039204	0,987344	0,352619	0,983266
75		0,0338396	0,986088	0,430827	0,985461
76		0,042237	0,982007	0,445539	0,982997
77		0,034759	0,982918	0,576711	0,985218

78		0,036455	0,984962	0,428138	0,984084
79		0,039535	0,982405	0,49889	0,984058
80		0,038376	0,9385317	0,3372423	0,983616
81		0,029559	0,9883467	0,482121	0,988117
82		0,039338	0,986699	0,356002	0,9383297
83		0,030786	0,988174	0,377006	0,986612
84		0,041624	0,981959	0,439343	0,983167
85		0,040131	0,983498	0,444467	0,983997
86		0,035411	0,98844374	0,415743	0,985629
87		0,035727	0,985048	0,414832	0,98439

88		0,031299	0,987595	0,501831	0,9287569
89		0,0358389	0,9855289	0,3684177	0,1984468

2. Data Uji

NO	Data Testing	Contrast	Correlation	Energy	Homogeinity
0		0.10149540 5179616	0.989756796 356862	0.20747345 4870817	0.9510902255639 10
1		0.08689641 55228597	0.990650859 508880	0.21876809 5848829	0.9583339211067 07
2		0.12288220 5513785	0.988091689 223276	0.17423083 2022970	0.9426225285435 81
3		0.08903926 48287385	0.990240402 630474	0.24392866 5579292	0.9562043998886 10
4		0.15402673 3500418	0.982365236 644601	0.15258200 5696502	0.9276336675020 89
5		0.15753550 5430242	0.983040652 064190	0.16005991 2661073	0.9325274296853 24
6		0.10032581 4536341	0.987508937 330699	0.16888956 4345283	0.9508354218880 54

7		0.14094402 6733500	0.979525755 549316	0.15963984 5925033	0.9324582289055 97
8		0.15300751 8796992	0.982023491 300574	0.14995977 5657467	0.9285779727095 52
9		0.12974937 3433584	0.983554291 412111	0.22955732 7180385	0.9382268170426 06
10		0.10093714 5866543	0.988374929 430685	0.28165576 2959201	0.9507579141725 48
11		0.14217209 6908939	0.983719788 798597	0.15541216 1844321	0.9320384294068 50
12		0.12719886 0189874	0.986870081 853471	0.18484204 6443048	0.9417062042222 50
13		0.16639933 1662490	0.983654436 024658	0.16210594 8385305	0.9288549150654 41
14		0.14045948 2038429	0.987001272 059500	0.15716827 3091529	0.9384707602339 18
15		0.20771929 8245614	0.981767208 419135	0.12912269 0602865	0.9181542745753 27
16		0.15845446 9507101	0.982438398 492886	0.13966213 6823540	0.9259579504316 35
17		0.12213032 5814536	0.986433629 418457	0.14578819 1587295	0.9407839042049 57

18		0.09912680 38764829	0.989125066 223270	0.13949345 8611863	0.9514436497748 44
19		0.12272347 5355054	0.991444687 064079	0.30982282 2441791	0.9469412419938 74
20		0.94694124 1993874	0.946941241 993874	0.34959713 5556798	0.9457560568086 88
21		0.15202684 0043344	0.989518124 603014	0.34558059 8851222	0.9348762976458 40
22		0.14187969 9248120	0.989476719 461515	0.34288880 2485188	0.9447282094124 20
23		0.11900584 7953216	0.991490570 234149	0.34365366 0327371	0.9495634920634 92
24		0.13791144 5279866	0.989923071 557700	0.19639699 6250024	0.9421113895850 74
25		0.14438596 4912281	0.989224403 792207	0.14438596 4912281	0.9892244037922 07
26		0.11639097 7443609	0.992475624 707447	0.32865877 2802237	0.9526800334168 76
27		0.12671679 1979950	0.992022164 351037	0.30486943 5074738	0.9511354775828 46
28		0.13746867 1679198	0.990137692 381113	0.20399146 4877733	0.9388304093567 25

29		0.09624060 15037594	0.991272207 601421	0.32331104 5226545	0.9596319966583 13
----	---	------------------------	-----------------------	-----------------------	-----------------------

Lampiran 2 : Kode Program

1. Pelatihan

```

clc; clear; close all; warning off all;

image_folder = 'data latihan';
filenames = dir(fullfile(image_folder, '*.jpg'));
total_images = numel(filenames);

data_latih = zeros(4,total_images);

for n = 1:total_images
    full_name= fullfile(image_folder, filenames(n).name);
    Img = imread(full_name);
    Img = im2double(Img);

    % figure, imshow(I)
    J = rgb2gray(Img);
    % figure, imshow(J)
    pixel_dist = 1;
    GLCM = graycomatrix(J,'offset',[0 pixel_dist;]);
    stats =
graycoprops(GLCM,{'contrast','correlation','energy','homogeneity'}
);
    Contrast = mean(stats.Contrast);
    Correlation = mean(stats.Correlation);
    Energy = mean(stats.Energy);
    Homogeneity = mean(stats.Homogeneity);

    % Pembentukan data latihan
    data_latih(1,n) = Contrast;
    data_latih(2,n) = Correlation;
    data_latih(3,n) = Energy;
    data_latih(4,n) = Homogeneity;

end
% Pembentukan target latihan
target_latih = ones(1,total_images);

target_latih(1:total_images/2) = 2;

% performance goal (MSE)
error_goal = 1e-6;

% choose a spread constant
spread = 1;

% choose max number of neurons
K = 5;

% number of neurons to add between displays
Ki = 10;

```

```

% create a neural network
net = newrb(data_latih,target_latih,error_goal,spread,K,Ki);

% Proses training
net.trainFcn = 'traingdx';
[net_keluaran,tr,~,E] = train(net,data_latih,target_latih);

save net_keluaran net_keluaran
% Hasil identifikasi
hasil_latih = round(sim(net_keluaran,data_latih));
[m,n] = find(hasil_latih==target_latih);
akurasi = sum(m)/total_images*100

```

2. Pengujian

```

clc; clear; close all; warning off all;

image_folder = 'data uji';
filenames = dir(fullfile(image_folder, '*.jpg'));
total_images = numel(filenames);

data_uji = zeros(4,total_images);

for n = 1:total_images
    full_name= fullfile(image_folder, filenames(n).name);
    Img = imread(full_name);
    Img = im2double(Img);

    % figure, imshow(I)
    J = rgb2gray(Img);
    % figure, imshow(J)
    pixel_dist = 1;
    GLCM = graycomatrix(J,'offset',[0 pixel_dist;]);
    stats =
    graycoprops(GLCM,{'contrast','correlation','energy','homogeneity'}
    );
    Contrast = mean(stats.Contrast);
    Correlation = mean(stats.Correlation);
    Energy = mean(stats.Energy);
    Homogeneity = mean(stats.Homogeneity);

    % Pembentukan data latih
    data_uji(1,n) = Contrast;
    data_uji(2,n) = Correlation;
    data_uji(3,n) = Energy;
    data_uji(4,n) = Homogeneity;

end
% Pembentukan target uji
target_uji = ones(1,total_images);
target_uji(1:total_images/2) = 2;

```

```
load net_keluaran
hasil_uji = round(sim(net_keluaran,data_uji));
```

```
[m,n] = find(hasil_uji==target_uji);
akurasi = sum(m)/total_images*100
```

3. Program Gui

```
function varargout = program_gui(varargin)
% PROGRAM_GUI MATLAB code for program_gui.fig
%     PROGRAM_GUI, by itself, creates a new PROGRAM_GUI or raises
the existing
%     singleton*.
%
%     H = PROGRAM_GUI returns the handle to a new PROGRAM_GUI or
the handle to
%     the existing singleton*.
%
%     PROGRAM_GUI('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls
the local
%     function named CALLBACK in PROGRAM_GUI.M with the given
input arguments.
%
%     PROGRAM_GUI('Property','Value',...) creates a new
PROGRAM_GUI or raises the
%     existing singleton*. Starting from the left, property
value pairs are
%     applied to the GUI before program_gui_OpeningFcn gets
called. An
%     unrecognized property name or invalid value makes property
application
%     stop. All inputs are passed to program_gui_OpeningFcn via
varargin.
%
% *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows
only one
%     instance to run (singleton)".
%
% See also: GUIDE, GUIDATA, GUIHANDLES

% Edit the above text to modify the response to help program_gui

% Last Modified by GUIDE v2.5 16-Apr-2022 09:08:48

% Begin initialization code - DO NOT EDIT
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',   gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @program_gui_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',  @program_gui_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',   [] , ...
                  'gui_Callback',    []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end
```

```

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

% --- Executes just before program_gui is made visible.
function program_gui_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles,
varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles     structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin    command line arguments to program_gui (see VARARGIN)

% Choose default command line output for program_gui
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% UIWAIT makes program_gui wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = program_gui_OutputFcn(hObject, eventdata,
handles)
% varargout  cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles     structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

function edit3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles     structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit3 as text
%        str2double(get(hObject,'String')) returns contents of
edit3 as a double

```

```

% --- Executes during object creation, after setting all
properties.
function edit3_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all
CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit4_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit4 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit4 as text
%         str2double(get(hObject,'String')) returns contents of
edit4 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all
properties.
function edit4_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit4 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all
CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%         See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit5 as text

```



```

%          str2double(get(hObject,'String')) returns contents of
edit5 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all
properties.
function edit5_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all
CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%          See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit6_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit6 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit6 as text
%          str2double(get(hObject,'String')) returns contents of
edit6 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all
properties.
function edit6_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to edit6 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles    empty - handles not created until after all
CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%          See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

% --- Executes on button press in pushbutton1.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton1 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of
MATLAB

```

```

% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

try
    [nama_file,nama_path] = uigetfile({'*.*'});

    if ~isequal(nama_file,0)
        Img = imread(fullfile(nama_path,nama_file));
        axes(handles.axes1)
        imshow(Img)
        handles.Img = Img;
        guidata(hObject,handles)

    end
end

% --- Executes on button press in pushbutton2.
function pushbutton2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to pushbutton2 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)
try
    Img = im2double(handles.Img);

    %      figure, imshow(I)
    J = rgb2gray(Img);

    axes(handles.axes2)
    imshow(J)
    title('Gray')

end

% --- Executes on button press in pushbutton3.
function pushbutton3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to pushbutton3 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

try
    Img = im2double(handles.Img);

    % Ekstraksi Ciri Tekstur Filter Gabor
    J = (rgb2gray(Img));
    figure, imshow(J)
    pixel_dist = 1;
    GLCM = graycomatrix(J,'offset',[0 pixel_dist;]);
    stats =
graycoprops(GLCM,{'contrast','correlation','energy','homogeneity'}
);
    Contrast = mean(stats.Contrast);
    Correlation = mean(stats.Correlation);
    Energy = mean(stats.Energy);

```

```

Homogeneity = mean(stats.Homogeneity);

GLCM = graycomatrix(J,'offset',[0 pixel_dist;]);

data2 = cell(4,2);
data2{1,1} = 'Contrast';
data2{2,1} = 'Correlation';
data2{3,1} = 'Energy';
data2{4,1} = 'Homogeneity';
data2{1,2} = Contrast;
data2{2,2} = Correlation;
data2{3,2} = Energy;
data2{4,2} = Homogeneity;

set(handles.uitable1,'Data',data2,'ForegroundColor',[0 0 0])

ciri_GLCm = [Contrast; Correlation; Energy; Homogeneity];

handles.ciri_GLCm = ciri_GLCm;
guidata(hObject, handles)

set(handles.edit1,'String','')
catch
end

% --- Executes on button press in pushbutton4.
function pushbutton4_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to pushbutton4 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

try
    ciri_GLCm = handles.ciri_GLCm;
    load net_keluaran

    hasil_uji = round(sim(net_keluaran,ciri_GLCm));

    if hasil_uji == 1
        kelas = 'TidakBaik';
    end
    if hasil_uji == 2
        kelas = 'Baik';
    end

    set(handles.edit2,'String',kelas);
catch
end

% --- Executes on button press in pushbutton5.
function pushbutton5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to pushbutton5 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB

```

```

% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

function edit2_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to edit2 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit2 as text
%           str2double(get(hObject,'String')) returns contents of
edit2 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all
properties.
function edit2_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to edit2 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles      empty - handles not created until after all
CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.
%           See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end

function edit1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hints: get(hObject,'String') returns contents of edit1 as text
%           str2double(get(hObject,'String')) returns contents of
edit1 as a double

% --- Executes during object creation, after setting all
properties.
function edit1_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject      handle to edit1 (see GCBO)
% eventdata    reserved - to be defined in a future version of
MATLAB
% handles      empty - handles not created until after all
CreateFcns called

% Hint: edit controls usually have a white background on Windows.

```

```
%      See ISPC and COMPUTER.
if ispc && isequal(get(hObject,'BackgroundColor'),
get(0,'defaultUicontrolBackgroundColor'))
    set(hObject,'BackgroundColor','white');
end
```

Lampiran 3 : Surat Rekomendasi Penelitian



PEMERINTAH KABUPATEN BOLAANG MONGONDOW UTARA
KECAMATAN PINOGALUMAN
DESA BATUBANTAYO
Jalan Aren No. 01 Kode Pos 95765

SURAT KETERANGAN
Nomor : 470/2013-DBT/108/VI/2022

Yang bertanda tangan di bawah ini

N a m a : WARMAN A SALHASIM
Jabatan : Kepala Desa Batubantayo
Alamat : Desa Batubantayo Kec Pinogaluman Kabupaten Bolaang Mongondow Utara

Dengan ini Menyatakan Kepada

N a m a : FATRIS MOKOALUNG
NIM : T3115227
Program Studi : S-1 TEKNIK INFORMATIKA

Bahwa Mahasiswa tersebut telah selesai mengikuti penelitian dengan judul Skripsi GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX DALAM MENGIDENTIFIKASI KUALITAS GULA AREN MENGGUNAKAN METODE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. Demikian surat Keterangan ini di buat untuk di pergunakan sebagai mana mestinya.

Batubantayo 13 Juni 2022
Mengetahui
KEPALA DESA BATUBANTAYO

WARMAN A SALHASIM

Lampiran 4 : Hasil Turnitin


Similarity Report ID: oid:25211:19022596

PAPER NAME	AUTHOR
SKRIPSI_T3115037_FATRSIS MOKOALUNG.docx	FATRIS MOKOALUNG mokoalung1997@gmail.com

WORD COUNT	CHARACTER COUNT
6702 Words	44839 Characters

PAGE COUNT	FILE SIZE
52 Pages	2.5MB

SUBMISSION DATE	REPORT DATE
Jun 17, 2022 10:44 PM GMT+8	Jun 17, 2022 10:47 PM GMT+8

● **30% Overall Similarity**
 The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 30% Internet database
- 8% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database
- 1% Submitted Works database

● **Excluded from Similarity Report**

- Bibliographic material
- Small Matches (Less than 25 words)
- Manually excluded sources

TOP SOURCES

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	repository.its.ac.id Internet	7%
2	core.ac.uk Internet	3%
3	repository.usd.ac.id Internet	3%
4	library.binus.ac.id Internet	3%
5	text-id.123dok.com Internet	2%
6	id.wikipedia.org Internet	1%
7	ejurnal.ung.ac.id Internet	<1%
8	adoc.pub Internet	<1%



Similarity Report ID: 01d25211:19022596

9	ojs.selodangmayang.com	<1%
	Internet	
10	7faktakomputer.blogspot.com	<1%
	Internet	
11	andi.ddns.net	<1%
	Internet	
12	ecampus.pelitabangsa.ac.id	<1%
	Internet	
13	coursehero.com	<1%
	Internet	
14	jurnal.akba.ac.id	<1%
	Internet	
15	grendy-firmanda-fst13.web.unair.ac.id	<1%
	Internet	
16	jurnal.umj.ac.id	<1%
	Internet	
17	eprints.undip.ac.id	<1%
	Internet	
18	elibrary.unikom.ac.id	<1%
	Internet	
19	media.neliti.com	<1%
	Internet	
20	ojs.uajy.ac.id	<1%
	Internet	



Similarity Report ID: oid:25211:19022596

21	repository.unhas.ac.id	<1%
	Internet	
22	publikasi.mercubuana.ac.id	<1%
	Internet	
23	Sri Winiarti, Desy Widayanti, Ulaya Ahdiani, Taufiq Ismail. "Klasifikasi J...	<1%
	Crossref	
24	repository.unikom.ac.id	<1%
	Internet	
25	neliti.com	<1%
	Internet	



Similarity Report ID: oid:25211:19022596

Excluded from Similarity Report

- Bibliographic material
- Manually excluded sources
- Small Matches (Less than 25 words)

EXCLUDED SOURCES

123dok.com	22%
Internet	

Lampiran 5 : Surat Bebas Pustaka

 **KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI**
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UPT. PERPUSTAKAAN FAKULTAS
SK. MENDIKNAS RI NO. 84/D/0/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No.17 Telp(0435) 829975 Fax. (0435) 829976 Gorontalo

SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA
No : 042/Perpustakaan-Fikom/VI/2022

Perpustakaan Fakultas Ilmu Komputer (FIKOM) Universitas Ichsan Gorontalo dengan ini menerangkan bahwa :

Nama Anggota : Fatris Mokoalung
No. Induk : T3115037
No. Anggota : M202283

Terhitung mulai hari, tanggal : Rabu, 15 Juni 2022, dinyatakan telah bebas pinjam buku dan koleksi perpustakaan lainnya.

Demikian keterangan ini di buat untuk di penggunaan sebagaimana mestinya.

 **Gorontalo, 15 Juni 2022**
Mengetahui,
Kepala Perpustakaan

Apriyanto Alhamad, M.Kom
NIDN : 0924048601

Lampiran 6 : Daftar Riwayat Hidup

Nama : Fatris Mokoalung
NIM : T3115037
Tempat Tanggal/Lahir: Kayuogu 24 Faebruari 1997
Email : Mokoalung1997@gmail.com

Riwayat Pendidikan :

1. Peneliti Lulus di SD Negeri 1 Batubantayo 2008
2. Peneliti Lulus di SMP Negeri 1 Atinggola 2011
3. Peneliti Lulus Pendidikan Di SMK Negeri 1 Kaidipang 2014
4. Peneliti Masuk dan di terima di Universitas Icshan Gorontalo Pada Tahun 2015