

**DETEKSI MUTU JAMBU KRISTAL MENGGUNAKAN
METODE *GRAY LEVEL CO-UCCURRANCE MATRIX***

Oleh

RAMDHANI KAREL

T3116006

SKRIPSI



**PROGRAM SARJANA
TEKNIK INFORMATIKA
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2020**

**DETEKSI MUTU JAMBU KRISTAL MENGGUNAKAN
METODE *GRAY LEVEL CO-UCURRANCE MATRIX***

Oleh

RAMDHANI KAREL

T3116006

SKRIPSI



**PROGRAM SARJANA
TEKNIK INFORMATIKA
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2020**

**DETEKSI MUTU JAMBU KRISTAL MENGGUNAKAN
METODE *GRAY LEVEL CO-UCCURRANCE MATRIX***

Oleh

RAMDHANI KAREL

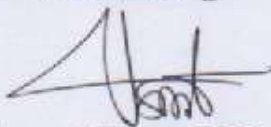
T3116006

SKRIPSI

Telah disetujui dan siap untuk diseminarkan

Gorontalo, 3 Desember 2020

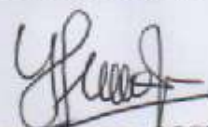
Pembimbing I



Asmaul Husna, M.Kom.

NIDN.0911108602

Pembimbing II



Yulianty Lasena, M.Kom

NIDN.0907078603

DETEKSI MUTU JAMBU KRISTAL MENGGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL CO-UCCURRANCE MATRIX*

Oleh

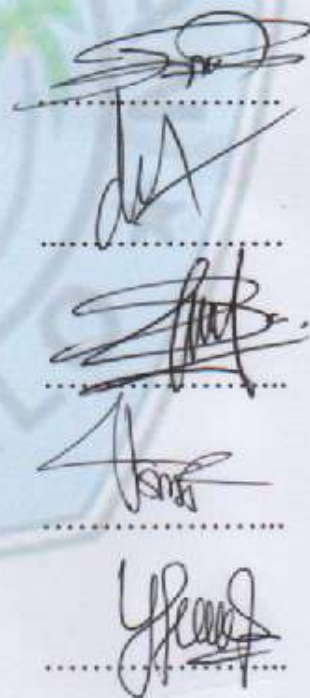
RAMDHANI KAREL

T3116006

Di Periksa oleh Panitia Ujian Strata Satu (S1)

Universitas Ichsan Gorontalo

1. Ketua Penguji
Irvan Abraham Salihi,, M.Kom
2. Anggota Penguji
Sudirman S. Panna, M.Kom,..
3. Anggota Penguji
Andi Bode,, M.Kom
4. Anggota Penguji
Asmaul Husna,, M.Kom
5. Anggota Penguji
Yulianty Lasena,, M.Kom



PERNYATAAN SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa :

1. Karya tulis (Skripsi) saya 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 (Skripsi) saya ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali dari arahan Tim Pembimbing.
3. Dalam karya tulis (Skripsi) saya ini tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasi orang lain, kecuali serta tertulis dicantumkan sebagai acuan/ sitasi dalam naskah dan dicantumkan pula dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan isi 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, 3 Desember 2020

Yang Membuat Pernyataan



Ramdhani Karel

ABSTRACT

Detection of the quality of guava crystals in this study was divided into 3 groups, namely Quality A, Quality B, and Quality C. Data processing was carried out before the researcher carried out pre-processing data, namely converting training data and testing data from RGB images to Grayscale. The next step is to normalize the image using the Histogram Equalization. The next process is data processing, the entire dataset will be feature extraction using the Gray Level Co-Occurrence Matrix method. The characteristics that will be produced from feature extraction are contrast, homogeneity, entropy, and energy. Some data training was conducted to set the highest level of accuracy. The first data training: using an angular orientation of 450, pixel distance = 2, activation function = logistic, hidden layer 1 = 200 neurons, hidden layer 2 = 10 neurons and a maximum iteration of 1000x, able to produce an accuracy rate of 60%. In the second data training using an angular orientation of 450, pixel distance = 1, activation function = logistic, hidden layer 1 = 200 neurons, hidden layer 2 = 10 neurons and a maximum iteration of 1000x, can produce an accuracy rate of 73%. In the third data training: using 00 angular orientation, pixel distance = 2, activation function = logistic, hidden layer 1 = 200 neurons, hidden layer 2 = 10 neurons and a maximum iteration of 1000x, able to produce a level of accuracy calculated using confusion matrix is by 53%. In the fourth data training: using orientation in 00 direction, pixel distance = 1, activation function = logistic, hidden layer 1 = 200 neurons, hidden layer 2 = 10 neurons and maximum iteration = 1000x, able to produce a level of accuracy calculated using confusion matrix is 93 %.

Keywords: Guava Crystal Quality, Pixel Distance Gray Level Co-Occurrence Matrix, Artificial-Neural Network Backpropagation

ABSTRAK

Deteksi mutu jambu biji kristal dalam penelitian ini dibagi menjadi 3 kelompok yaitu Mutu A, Mutu B, dan Mutu C. Pengolahan data dilakukan terlebih dahulu peneliti melakukan pra pengolahan data yaitu mengkonversi data training dan data testing dari image RGB ke Grayscale. Langkah berikut yang dilakukan yaitu menormalisasi citra menggunakan Histogram Equalization. Proses selanjutnya yaitu pengolahan data, seluruh dataset akan diekstraksi ciri menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix. Ciri yang akan dihasilkan dari ekstraksi ciri yaitu contrast, homogenitas, entropy, dan energy. Beberapa pelatihan data dilakukan untuk mengatur tingkat akurasi tertinggi. Pelatihan data yang pertama : menggunakan orientasi arah sudut 45^0 , jarak piksel = 2, fungsi aktivasi = logistic, hidden layer 1 = 200 neuron, hidden layer 2 = 10 neuron dan iterasi maksimum 1000x, mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 60%. Pada pelatihan data yang kedua menggunakan orientasi arah sudut 45^0 , jarak piksel = 1, fungsi aktivasi = logistic, hidden layer 1 = 200 neuron, hidden layer 2 = 10 neuron dan iterasi maksimum 1000x, mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 73%. Pada pelatihan data yang ketiga : menggunakan orientasi arah sudut 0^0 , jarak piksel = 2, fungsi aktivasi = logistic, hidden layer 1 = 200 neuron, hidden layer 2 = 10 neuron dan iterasi maksimum 1000x, mampu menghasilkan tingkat akurasi yang dihitung menggunakan confusion matrix adalah sebesar 53%. Pada pelatihan data yang keempat : menggunakan orientasi arah 0^0 , jarak piksel = 1, fungsi aktivasi = logistic, hidden layer 1 = 200 neuron, hidden layer 2 = 10 neuron dan iterasi maksimum = 1000x, mampu menghasilkan tingkat akurasi yang dihitung menggunakan confusion matrix adalah 93%.

Kata Kunci : Mutu Jambu Kristal, Jarak Piksel, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Artificial-Neural Network Backpropagation

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Assalamualaikumwarahmatullahiwabarakatuh.

Alhamdulillah, penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul “DETEKSI MUTU JAMBU KRISTAL MENGGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL CO-UCCURRANCE MATRIX* “untuk memenuhi salah satu syarat penyusunan Skripsi Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa skripsi ini tidak mungkin 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 yang setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak Muhammad Ichsan Gaffar, SE, M.AK, Selaku Ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo. atas fasilitas yang telah diberikan selama kuliah di Universitas Ichsan Gorontalo.
2. Bapak Abdul Gaffar Latjokke, M.Si, Selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo.
3. Ibu Zohrahayaty, S.Kom, M.Kom, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.
4. Bapak Sudirman S. Panna, M.Kom, selaku Pembantu Dekan I Bidang Akademik Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo, terimakasih atas dukungan yang di berikan.
5. Ibu Irma Surya Kumala Idris, M.Kom, selaku Pembantu Dekan II Bidang Administrasi Umum dan Keuangan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

6. Bapak Sudirman Melangi, M.Kom, selaku Pembantu Dekan III Bidang Kemahasiswaan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo
7. Bapak Irvan A. Salihi, S.Kom, M.Kom, selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo terimakasih telah memberikan solusi dalam setiap permasalahan yang didapatkan.
8. Ibu Asmaul Husna, M.Kom selaku Pembimbing I, terimakasih atas segala ketulusan, kesabaran dan perhatian dalam membimbing, mengarahkan, memberikan solusi pada setiap permasalahan, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini
9. Ibu Yulianty Lasena, M.Kom selaku Pembimbing II, terimakasih atas segala ketulusan, kesabaran dan kasih sayangnya dalam membimbing, memberikan motivasi yang tiada henti-hentinya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini
10. Bapak dan Ibu Dosen Universitas Ichsan Gorontalo yang telah mendidik dan mengajarkan disiplin ilmu kepada penulis.
11. Kepada orang tua saya tercinta, atas segala kasih sayang, jerih payah dan doa restunya dalam membesarkan dan mendidik penulis.
12. Kepada seluruh keluarga besar Karel-Katili terimakasih atas segala bantuan, dukungan, perhatian dan motivasinya selama proses penyelesaian skripsi ini
13. Rekan-rekan seperjuangan kelas A dan seangkatan Fikom Universitas Ichsan Gorontalo, terimakasih telah banyak memberikan bantuan dan dukungan moril yang sangat besar kepada penulis.
14. Kepada bapak Hamdan Pakaya, S.Kom, Alfin Y. Bimbing dan Rezky Pakaya, Rizal Musa, terimakasih atas doanya dan dukunganya selama ini. Sukses selalu untuk kalian.
15. Kepada Dinda Frayda Umar, S.Kep dan keluarga terimakasih atas bantuanya
16. Kepada teman-teman Putra Liluwo, terimakasih atas motivasi dan dukunganya kepada striker kalian selama ini. sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini

17. Kepada teman-teman alumni Smk N 3 Gorontalo jurusan tkj angkatan 2016, terimakasih atas doa dan bantuannya selama ini. Sukses untuk kalian semua
18. Kepada semua pihak yang ikut membantu dalam penyelesaian skripsi ini yang tak sempat penulis sebutkan satu-persatu.

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

Gorontalo, 2 Desember 2020

Penulis

Ramdhani Karel

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
PERSETUJUAN SKRIPSI.....	ii
PERSETUJUAN SKRIPSI.....	iii
PERNYATAAN SKRIPSI.....	iv
ABSTRACT	v
ABSTRAK	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	2
1.1. Latar Belakang Masalah	2
1.2. Identifikasi Masalah	3
1.3. Rumusan Masalah	3
1.4. Tujuan Penelitian.....	3
1.5. Manfaat Penelitian.....	3
1.5.1 Manfaat Teoritis	3
1.5.2. Manfaat Praktis	3
BAB I I LANDASAN TEORI	4
2.1. Tinjauan Studi	4
2.2. Tinjauan Pustaka	6
2.2.1. Jambu Biji Kristal	6
2.2.2. Jenis Mutu Jambu Biji Kristal.....	6
2.2.3. Pengolahan Citra Digital	7

2.2.4.	Jenis Citra Digital.....	8
2.2.4.	Segmentasi Citra	9
2.2.5.	GLCM (<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i>).....	10
2.2.6.	<i>Artificial Neural Network</i> (ANN)	12
2.2.7.	<i>BackPropagation</i>	14
2.3.	Kerangka Pikir.....	15
BAB III METODE PENELITIAN		16
3.1.	Jenis, Metode, Subjek, Objek, Waktu Dan Lokasi Penelitian.....	16
3.2.	Pengumpulan Data	17
3.3.	Pemodelan	17
3.3.1.	Pra Pengolahan.....	18
3.3.2.	Ekstraksi Ciri.....	18
3.3.3.	<i>Data Training</i>	19
3.3.4.	<i>Training</i> Menggunakan ANN	19
3.3.5.	Data Testing	19
3.3.6.	Model	19
3.3.7.	Hasil Klasifikasi	20
3.3.8.	Evaluasi	20
BAB IV HASIL PENELITIAN.....		21
4.1	Hasil pengumpulan Data	21
4. 2.	Hasil Pemodelan.....	22
4. 2. 1	Pra Pengolahan	22
4.2.2.	Citra segmentasi.....	24
4.2.3	Ekstraksi Fitur	25

4.3	Evaluasi	44
4.3.1.	Confusion Matrix	44
BAB V	PEMBAHASAN	45
5.1	Pembahasan Pengumpulan Data.....	45
5.2	Pembahasan Model.....	45
5.3	Pembahasan System	46
BAB VI	PENUTUP	48
6.1	Kesimpulan.....	48
6.2	Saran.....	48
DAFTAR PUSTAKA		49
KODE PROGRAM.....		53
RIWAYAT HIDUP	Error! Bookmark not defined.	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kelas 1(Mutu super)	7
Gambar 2.2 Kelas 2 (Mutu A).....	8
Gambar 2.3 Kelas 3 (Mutu B).....	8
Gambar 2.4 Tingkat <i>Grayscale</i>	9
Gambar 2.5 Orientasi Sudut dan Jarak.....	12
Gambar 2.6 Arsitektur Tunggal & arsitektur jamak	14
Gambar 3.1 (Desain Peneletian).....	17
Gambar 3.2 (Pemodelan).....	18
Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan	49
Gambar 5.1 Tampilan Sistem	49
Gambar 5.2 Input gambar.....	49
Gambar 5.3 Input nilai.....	50
Gambar 5.4 Prapengolahan.....	50
Gambar 5.5 Hasil.....	50

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1: Tinjauan Studi.....	5
Table 4.1. : Gambar dataset.....	23
Table 4.2. : Hasil prapengolahan.....	24
Table 4.3. : Hasil segmentasi.....	26
Table 4.4. : Nilai dari suatu citra.....	28
Table 4.5. : Matrix GLCM.....	29
Table 4.6. : Matrix ternormalisasi.....	29
Table 4.7. : Hasil data training.....	33
Table 4.8. : Hasil data tes.....	36
Table 4.9. : Hasil confusion matrix.....	46
Table 5.1. : Hasil <i>Eksperimental</i>	47

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Jambu biji merupakan salah satu komoditas buah di Indonesia yang banyak manfaat. Karena itu jambu biji memiliki bagian pasar yang luas [1]. Jambu biji memiliki banyak jenis, misalnya jambu biji sukun, jambu biji Bangkok, jambu biji mutiara dan jambu biji kristal. Dari berbagai jenis jambu biji tersebut jambu biji Kristal merupakan jenis unggulan dan tergolong istimewa sehingga banyak di sukai konsumen, dan memiliki daya saing [2], dalam upaya meningkatkan daya saing tersebut maka buah jambu biji yang di hasilkan harus dapat memenuhi standar pasar nasional maupun internasional dan di terima luas oleh konsumen. Jambu biji sudah terdaftar di Badan Standarisasi Nasional dengan nomor SNI 7418-2009. Jambu biji untuk di konsumsi segar di bagi menjadi tiga kelas berdasarkan tampilan permukaan buah, kelas super, kelas A, dan kelas B. Kelas super adalah jambu biji berkualitas yang paling baik yaitu bebas dari cacat kecuali cacat yang sangat kecil pada permukaan. Kelas A adalah jambu biji berkualitas baik, cacat sedikit pada kulit seperti lecet atau kerusakan mekanisme lainnya, dengan area cacat tidak lebih dari 5% dari luas total seluruh permukaan buah. Kelas B adalah jambu biji berkualitas baik, cacat sedikit pada kulit seperti lecet atau kerusakan mekanisme lainnya, dengan area cacat tidak lebih dari 10% dari luas total seluruh permukaan buah [3].

Selama ini tindakan pengklasifikasikan mutu jambu biji dilakukan dengan pengamatan secara langsung ke bagian luar buah. Pengklasifikasikan dengan cara ini mempunyai beberapa kelemahan antara lain hasil yang tidak konsisten, di karenakan persepsi dari setiap pengamat itu berbeda-beda dan visual manusia yang seadanya, dan memakan waktu yang lama. Grading di sector pengolahan dan pemasaran merupakan hal yang paling berpengaruh. Grading yang tidak tepat dapat berpotensi merugikan produsen maupun distributor. karena semua mutu buah di hargai sama. Sehingga dibutuhkan sistem yang dapat mendeteksi mutu jambu biji kristal [4].

Teknologi yang dapat diterapkan adalah pengolahan citra digital dan jaringan saraf tiruan. Pengolahan citra digital adalah salah satu teknologi yang dikembangkan untuk mendapatkan informasi dari citra dengan cara memanfaatkan hasil dari metode fitur ekstraksi yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan mutu buah jambu biji kristal. Hal itu dilakukan dengan melakukan fitur warna dan fitur tekstur pada GLCM untuk mengambil intisari pada gambar yang di olah tersebut. *Artificial neural network* (ANN) merupakan sebuah struktur komputasi yang dikembangkan dari proses sistem jaringan saraf biologi di dalam otak. Keunggulan dari metode ANN adalah dapat membangun fungsi non linier dan hanya memerlukan data input dan output tanpa mengetahui dengan jelas proses dalam jaringan. Hal ini cocok diterapkan pada data pengolahan citra [5].

Pada tahun 2018 Feri & Harjoko [6] “melakukan penelitian tentang Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur dan warna”, Penelitian ini bertujuan merancang dan menyusun program pengolahan citra digital dan jaringan saraf tiruan untuk klasifikasi pematuan buah pepaya (*Carica papaya L*) Calina IPB-9 ke dalam tiga kelas mutu, yaitu kelas Super, A, dan B. Fitur tekstur yang diekstrak meliputi nilai energy, entropy, kontras, homogeneity, invers difference moment, variance, dan dissimilarity yang didapatkan berdasarkan GLCM (*gray level cooccurrence matrices*). Fitur-fitur tersebut dijadikan sebagai input pada algoritma pelatihan jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Hasil pengujian pada proses pengenalan menunjukkan fitur energy, dan entropy dapat membedakan kelas mutu pepaya Calina IPB-9 dengan tingkat akurasi terbaik yaitu sebesar 86.11%

Pada penelitian lainnya juga, dilakukan oleh Maimunah Whidhiasih, Retno Nugroho [7] pada tahun 2017 tentang identifikasi mutu telur ayam berdasarkan kebersihan kerabang menggunakan jaringan syaraf tiruan. Hasil penelitian diperoleh akurasi 93,33% yang menyatakan bahwa jaringan syaraf tiruan dapat melakukan identifikasi mutu telur berdasarkan kebersihan kerabang telur dengan baik.

Dari paparan diatas tersebut, penulis akan menggunakan fitur warna dan tekstur dengan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai fitur ekstraksi yang akan mengenali mutu jambu biji kristal.

1.2. Identifikasi Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, diangkat identifikasi masalah yaitu grading disector pengolahan dan pemasaran merupakan hal yang palling berpengaruh. Grading yang tidak tepat dapat berpotensi merugikan produsen maupun distributor.

1.3. Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana tingkat akurasi metode GLCM dalam mendeteksi mutu jambu biji kristal?

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian pada penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi metode GLCM dalam mendeteksi mutu jambu biji kristal

1.5. Manfaat Penelitian

1.5.1 Manfaat Teoritis

1. Diharapkan penelitian ini bisa menambah ilmu pengetahuan di bidang system computer khususnya untuk Computer Vision mengklasifikasi mutu jambu biji kristal
2. Bisa membantu produsen maupun distributor untuk mengklasifikasi mutu jambu biji kristal agar berkualitas dan memiliki daya saing

1.5.2. Manfaat Praktis

Untuk manfaat penelitian deteksi mutu jambu biji kristal dengan fitur warna dan tekstur menggunakan metode GLCM ini dapat digunakan sebagai sistem yang bisa mengenali mutu jambu biji kristal sesuai mutunya berdasarkan citra atau gambar

BAB I I

LANDASAN TEORI

2.1. Tinjauan Studi

Tabel 2.1: Tinjauan Studi

NO	PENELITI	JUDUL	TAHUN	METODE	HASIL
1	Taftyani Yusuf Parahudaya, Agus Harjoko	Metode klasifikasi mutu jambu biji menggunakan KNN berdasarkan fitur warna dan tekstur	2017	GLCM KNN	91,25%
2	Maimunah Whidhiasih, Retno Nugroho	Identifikasi Mutu Telur Ayam Berdasarkan Kebersihan Kerabang Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan	2017	GLCM ANN	93,33%
3	Feri Wibowo, Agus Harjoko	Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan	2018	GLCM ANN	86,11%

NO	PENELITI	JUDUL	TAHUN	METODE	HASIL
4	Danar Putra Pamungkas	Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (<i>Orchidaceae</i>)	2019	GLCM KNN	77%
5	Neneng , Yusra Fernando	Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Analisis Citra Tekstur <i>Gray Level Co- Occurrence Matrices</i> (GLCM) Dan Warna	2017	GLCM ANN	75,6%

2.2. Tinjauan Pustaka

2.2.1. Jambu Biji Kristal

Jambu Biji Kristal merupakan mutasi dari residu Muangthai Pak, ditemukan pada tahun 1991 di District Kao Shiung – Taiwan. Jambu Biji Kristal didatangkan di Indonesia pada tahun 1991 oleh Misi Teknik Taiwan. Jambu Biji Kristal sebenarnya tidak benar – benar tanpa biji tetapi jumlah bijinya kurang dari 3 persen pada bagian buah [8]. Jambu Biji Kristal biasa dikonsumsi segar karena rasa buah yang manis dan tekstur buah yang renyah. Jambu Biji Kristal juga disukai petani karena budidaya yang mudah dan berbuah sepanjang tahun serta nilai jualnya yang tinggi dibandingkan jambu biji varietas lain [9].

2.2.2. Jenis Mutu Jambu Biji Kristal

Menurut Badan Standarisasi Nasional pada tahun 2009 jambu biji untuk dikonsumsi segar terbagi menjadi 3 kelas mutu berdasarkan visual sebagai berikut :

a. Kelas Super

Jambu biji berkualitas paling baik (super) yaitu bebas dari cacat kecuali cacat sangat kecil pada permukaan.



Gambar 2.1 : kelas 1 (Mutu super) [9].

b. Kelas A

Jambu biji berkualitas baik, dengan cacat sedikit pada kulit seperti lecet, tergores atau kerusakan mekanis lainnya. Cacat tidak mempengaruhi isi buah

dengan total area cacat tidak melebihi 5% dari luas permukaan buah.



Gambar 2.2 : Kelas 2 (Mutu A) [9] .

c. Kelas B

Jambu biji berkualitas baik, dengan total area cacat tidak lebih 10% dari luas permukaan buah , seperti lecet, tergores atau kerusakan mekanis lainnya dan tidak mempengaruhi isi buah.



Gambar 2.3 : Kelas 3(Mutu B) [9].

2.2.3. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah proses yang bertujuan untuk memanipulasi dan menganalisis citra menggunakan bantuan komputer. Pengolahan citra digital dapat dikelompokkan dalam dua aspek kegiatan :

1. Memperbaiki kualitas gambar, agar dapat lebih mudah diinterpretasi oleh mata manusia.

2. Mengolah informasi yang terdapat pada suatu gambar untuk keperluan pengenalan objek secara otomatis.

Aspek kedua sangat erat hubungannya dengan ilmu pengenalan pola (*pattern recognition*) yang umumnya bertujuan mengenali suatu objek dengan cara mengekstrak informasi penting yang terdapat pada suatu citra [10].

2.2.4. Jenis Citra Digital

Pada aplikasi pengolahan citra digital umumnya, citra digital dibagi menjadi 3, *RGB image*, *Grayscale image* dan *Binary image* [11] :

a. RGB

Citra berwarna atau citra RGB adalah citra yang menyediakan beberapa warna dalam bentuk komponen R (merah), G (hijau), dan B (biru). Masing-masing komponen menggunakan delapan bit yang nilainya berkisar antara 0 sampai dengan 255 [12].

b. *Grayscale*

Grayscale adalah suatu citra citra yang hanya memiliki warna tingkat keabuan. Gambar *grayscale* 8 bit memiliki 256 tingkat warna abu-abu mulai dari putih hingga hitam [13]. Tingkat *Grayscale* dapat di lihat pada gambar 2.4.



Gambar 2.4 : Tingkat *Grayscale* [14]

Untuk mendapatkan nilai *grayscale* dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai R, G dan B [14]. seperti di bawah ini :

$$s = \frac{r + g + b}{3}$$

(1)

c. *Binary Image*

Binary image terdiri dari warna hitam atau putih, karena hanya ada dua warna untuk per piksel, maka hanya perlu 1 bit setiap piksel (0 dan 1) atau apabila dalam 8 bit (0 dan 255), sehingga sangat efisien dalam hal penyimpanan. atau gambar arsitektur. *Binary image* merupakan hasil pengolahan dari *black and white image* [11].

2.2.4. Segmentasi Citra

segmentasi citra adalah proses pengolahan citra yang bertujuan memisahkan objek dan bukan objek agar objek mudah dianalisis dalam rangka mengenali objek yang banyak melibatkan persepsi *visual* [15]. Proses ini dilakukan dengan melakukan proses *edge detection*, *thresholding*, *dilatasi*, *filling* dan *erosi*.

a. *Edge Detection*

Edge detection adalah perubahan nilai intensitas derajat keabuan yang mendadak (besar) dalam jarak yang singkat. Tepi mencirikan batas-batas objek dan karena itu deteksi tepi berguna untuk segmentasi dan identifikasi objek di dalam citra [15].

b. *Thresholding*

thresholding adalah proses pemisahan piksel sesuai dengan intensitasnya. Yang bertujuan menghasilkan citra biner. Nilai yang berada di atas ambang batas akan bernilai 1 dan nilai yang berada di bawah ambang batas akan bernilai 0 [4].

c. *Dilatasi*

Operasi dilasi ini bertujuan untuk memperlebar luas citra dengan melakukan perbesaran segmen objek dan menambah lapisan di sekeliling objek, sehingga citra hasil dilasi cenderung menebal [16].

d. *Filling*

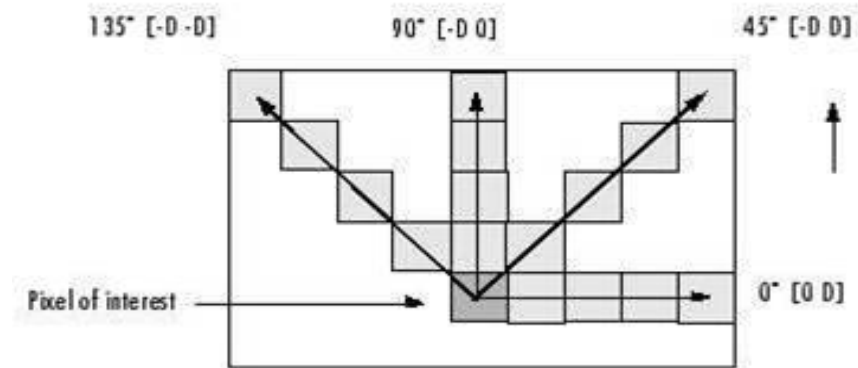
filling adalah untuk mengisi citra biner agar citra hasil segmentasi terisi penuh dengan warna putih. Citra yang memiliki lubang *region* akan diisi dengan menentukan titik awal pengisian yang terletak di dalam objek, kemudian bergerak ke arah titik-titik tetangganya, Operasi dilakukan secara rekursif dan berhenti jika sampai di batas objek [17].

e. *Erosi*

Erosi atau pengikisan adalah kebalikan dari dilasi yaitu teknik yang bertujuan untuk menghilangkan bintik putih yang berada diluar citra segmentasi yang diinginkan [18].

2.2.5. GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*)

GLCM adalah matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ tertentu dalam citra. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, standarnya 0° , 45° , 90° dan 135° . Ilustrasi orientasi sudut dan jarak diperlihatkan pada Gambar 2.5 dengan d adalah jarak antar piksel [19].



Gambar 2.5 : orientasi Sudut dan Jarak [20]

Tahapan perhitungan yang dilakukan pada GLCM adalah sebagai berikut[21]:

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

a. Contrast

menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual, nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra. [22]

$$contrast = \sum_{i_1} \sum_{i_2} (i_1 - i_2)^2 p(i_1, i_2)$$

(2)

b. Homogeneity

homogenitas disebut juga Momentum selisih terbalik yang menunjukkan kehomogenan citra berderajat keabuan sejenis..

$$homogeneity = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{p(i_1, i_2)}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (3)$$

c. Energy

Energy adalah hasil perhitungan yang berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra. Rumus ditunjukkan pada persamaan 4. [21]

$$Energy = \sum_{i_1} \sum_{i_2} p^2(i_1, i_2) \quad (4)$$

d. Entropy

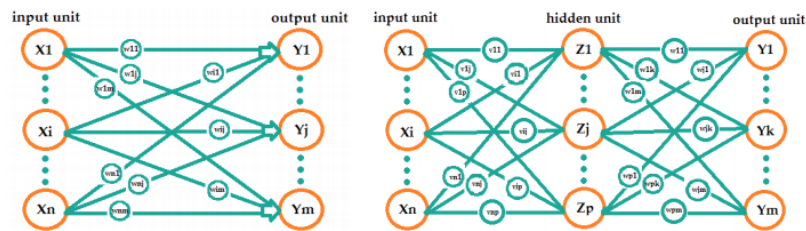
Menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk. Harga ENT besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan meratadan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur(bervariasi). [23]

$$Entropy = - \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \log p(i_1, i_2) \quad (5)$$

2.2.6. *Artificial Neural Network (ANN)*

ANN (*Artificial Neural Network*) adalah suatu model pemecahan masalah yang mengadaptasi jaringan saraf biologi representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia. Istilah buatan digunakan karena ANN ini di implementasikan dengan

menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran.. ANN juga memiliki kemampuan untuk belajar dan beradaptasi melalui contoh ataupun masukan-masukan [24]. Terdapat beberapa arsitektur pada *Artificial Neural Network*, di antaranya adalah arsitektur layar tunggal dan layar jamak.



Gambar 2.6 : Arsitektur Tunggal & arsitektur jamak [25]

Jaringan layar tunggal merupakan pola-pola informasi masukan neuron dihubungkan langsung dengan sekumpulan keluarannya. Sedangkan arsitektur layar jamak terdapat hidden unit diantara input unit dan output unit. Dibandingkan dengan layar tunggal, jaringan layar jamak dapat menyelesaikan masalah yang lebih kompleks, meskipun kadangkala proses pelatihan lebih kompleks dan memakan waktu yang lama.[25]. Setiap pola-pola informasi masukan dan keluaran yang diberikan kedalam ANN diproses dalam neuron.. *Neuron-neuron* tersebut terkumpul di dalam lapisan-lapisan yang disebut *neuron layers*. [26]. Lapisan-lapisan penyusun ANN tersebut dapat dibagi menjadi 3 yaitu :

1. Lapisan *input*, unit-unit di dalam lapisan input disebut unit-unit input. Unit-unit input tersebut menerima pola data dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan.
2. Lapisan tersembunyi, unit-unit di dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi. Di mana outputnya tidak dapat secara langsung diamati

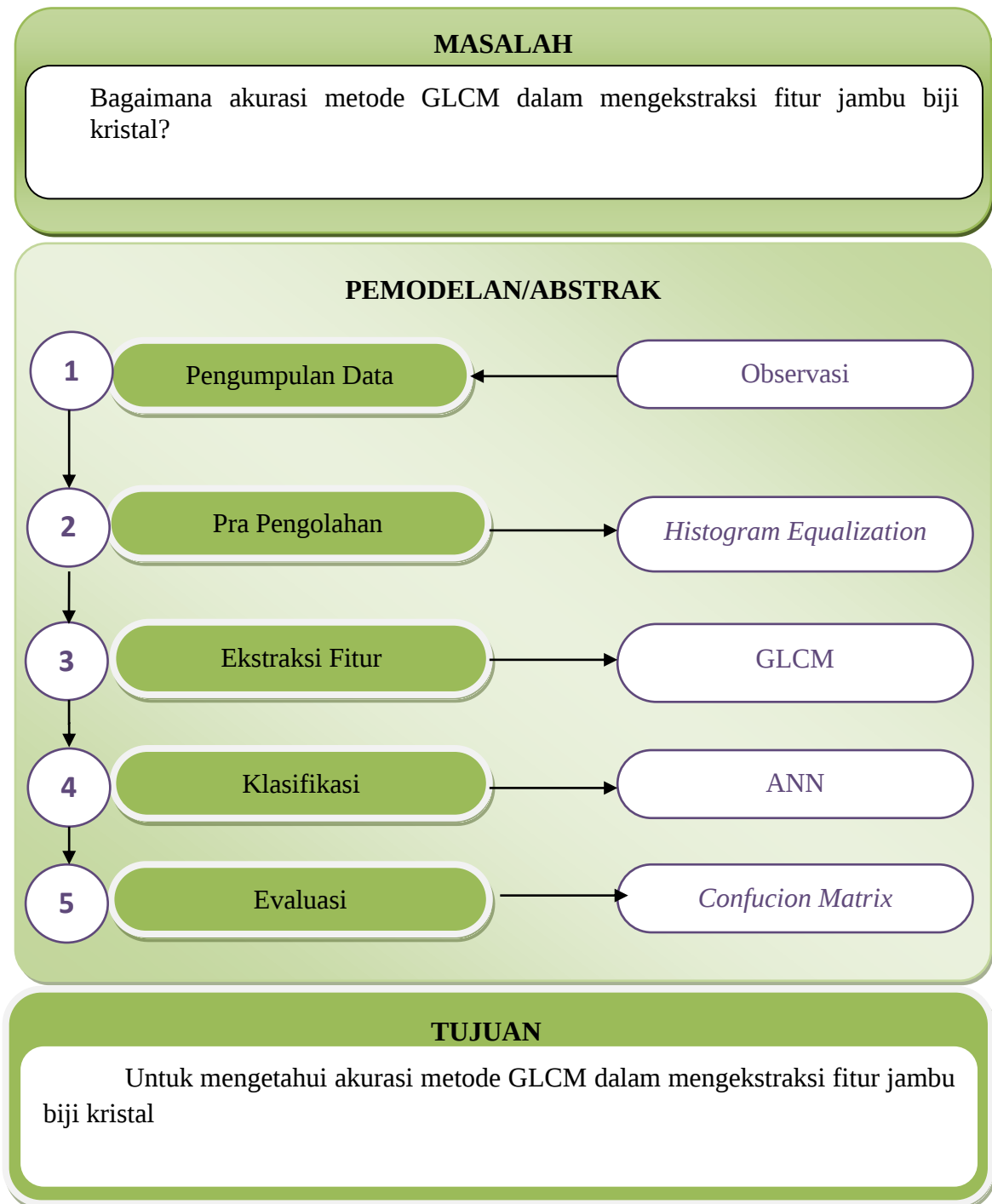
3. Lapisan *Output*, unit-unit di dalam lapisan output disebut unit-unit output. Output dari lapisan ini merupakan solusi ANN terhadap suatu permasalahan

2.2.7. *BackPropagation*

Algoritma *backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan, serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan [27]. Pelatihan algoritma *backpropagation* meliputi 3 fase yaitu :

1. Fase pertama adalah fase maju adalah pola masukan dihitung maju mulai dari layar masukan hingga layar keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan
2. Fase kedua adalah fase mundur adalah selisih antara keluaran jaringan dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit dilayar keluaran
3. Fase ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.

2.3. Kerangka Pikir

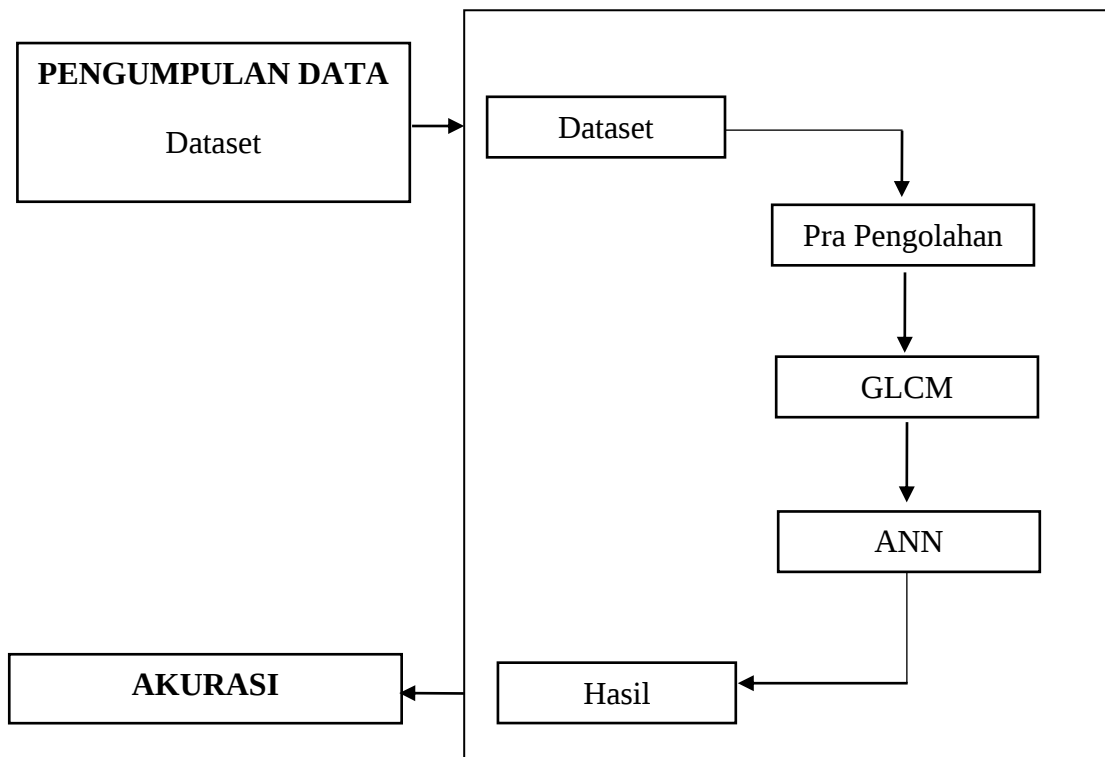


BAB III METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Metode, Subjek, Objek, Waktu Dan Lokasi Penelitian

Dilihat dari tingkat penerapannya maka penelitian ini merupakan penelitian terapan. Dipandang dari jenis data yang diperoleh maka penelitian merupakan penelitian kuantitatif. Dipandang dari perlakuan terhadap data maka penelitian konfirmatori. Penelitian ini menggunakan metode penelitian *eksperimen* dengan demikian jenis penelitian ini adalah *eksperimental*.

Subjek penelitian ini adalah Klasifikasi pada objek citra pada buah jambu biji kristal. Penelitian ini dimulai dari September 2019 sampai Desember 2019.

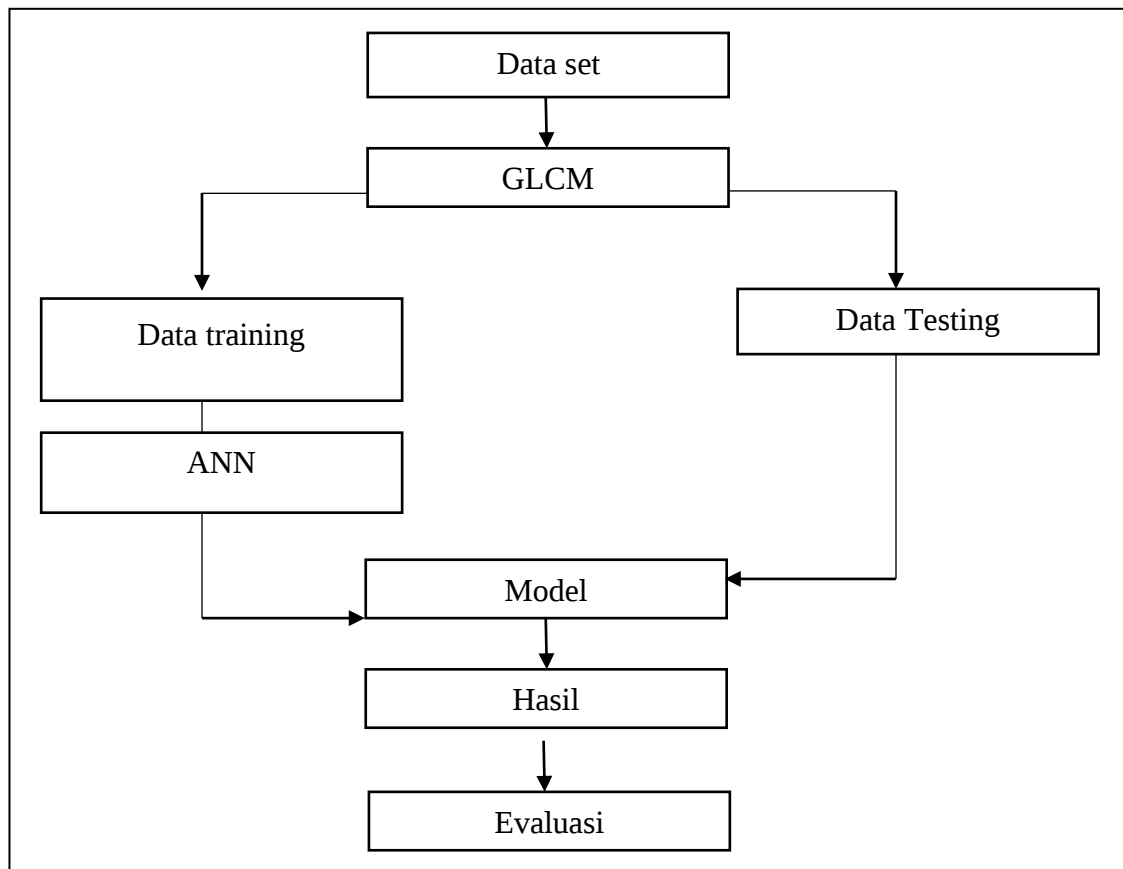


Gambar 3.1: Desain Penelitian

3.2. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan dari penelitian adalah data hasil observasi yang sudah peneliti lakukan dan juga jurnal-jurnal sebagai pendukung data tersebut. Menurut Badan Standarisasi Nasional mutu buah jambu biji dibagi menjadi 3 kelas mutu berupa kelas super, kelas a, dan kelas b. Citra yang dikumpulkan dibagi menjadi dua dataset yaitu: data latih dan data uji. Data latih yang digunakan sebagai pembandingan terhadap data uji pada proses pendeteksian mutu pada buah jambu biji kristal. Sedangkan data uji adalah data digunakan untuk mengetahui hasil deteksi jenis mutu pada buah jambu biji kristal yang didapatkan melalui proses deteksi.

3.3. Pemodelan



Gambar 3.2: Pemodelan

3.3.1. Pra Pengolahan

Sebelum data diolah, terlebih dahulu dilakukan proses sortasi manual untuk penentuan mutu. Sortasi itu dilakukan dengan pengamatan fisik buah secara manual oleh peneliti. Penentuan kelas dilakukan berdasar ketentuan yang ditetapkan oleh BSN. Setelah itu dilakukan proses pengambilan citra menggunakan kamera dari kotak pengambilan citra. Setelah pengambilan citra, setelah itu dilakukan proses pra pengolahan yang menggunakan *Histogram Equalization*, hal ini dilakukan karena *Histogram Equalization* berfungsi untuk mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada sebuah citra, sehingga menjadi seragam. Tujuan dari *Histogram Equalization* untuk melihat apakah distribusi informasi yang ada dalam suatu citra sudah baik atau belum baik.

3.3.2. Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri dilakukan untuk pengambilan informasi pada citra buah jambu biji kristal menggunakan 2 fitur ekstraksi, yaitu :

1. ekstraksi fitur warna

Gambar tersusun dari piksel-piksel yang memiliki ukuran intensitas warna masing-masing. Sebaran warna di tiap-tiap piksel ditunjukkan oleh histogram. Histogram menunjukkan distribusi piksel berdasarkan intensitas *graylevel* yang dimiliki tiap-tiap piksel. Pada proses ekstraksi ciri warna diawali dengan merubah aras warna RGB menjadi aras keabuan (*grayscale*).

2. ekstraksi fitur tekstur

Ciri tekstur merupakan ciri penting dalam sebuah gambar yang merupakan informasi berupa susunan struktur permukaan suatu gambar. Informasi yang dapat di hitung yaitu *contrast*, *homogeneity*, *energy* dan *entropy*

3.3.3. Data Training

Data *Training* berupa data yang telah terekstrak cirinya yang selanjutnya akan dilatih menggunakan Algoritma ANN, jumlah data training yang digunakan berupa 10% dari sampel buah jambu biji kristal dengan mutu yang berbeda. Algoritma ini akan menentukan atau mencari bobot yang terbaik. Data training ini berupa hasil dari ekstraksi fitur warna dan tekstur GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) terhadap mutu buah jambu biji kristal.

3.3.4. Training Menggunakan ANN

Training menggunakan ANN menjadikan data training yang berupa angka atau parameter hasil dari citra mutu buah jambu biji kristal yang telah diolah melalui fitur ekstraksi warna dan tekstur GLCM sebagai data inputan untuk algoritma ANN. Algoritma ANN bekerja berdasarkan kemampuan untuk belajar dan beradaptasi melalui contoh ataupun masukan-masukan. ANN (*Artificial Neural Network*) adalah suatu model pemecahan masalah yang mengadaptasi jaringan saraf biologi representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia.

3.3.5. Data Testing

Data *testing* berupa data yang telah terekstraksi cirinya, untuk menguji data yang telah dilatih, jumlah data training yang digunakan berupa 90% dari sampel mutu buah jambu biji kristal yang berbeda. Data testing digunakan untuk mengetahui keberhasilan *Classifier* berhasil melakukan klasifikasi, data testing merupakan ciri dari hasil ekstraksi fitur warna dan tekstur GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) terhadap mutu buah jambu biji kristal.

3.3.6. Model

Model merupakan hasil dari proses training algoritma ANN menggunakan data testing.

3.3.7. Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi merupakan output pada data testing yang didapatkan dari proses klasifikasi yang menggunakan algoritma ANN berdasarkan model yang diperoleh dari data *training*.

3.3.8. Evaluasi

Evaluasi bertujuan untuk mengetahui kinerja dari metode ekstraksi fitur warna dan tekstur GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) terhadap mutu buah jambu biji kristal yang digunakan. Proses evaluasi dilakukan pada seluruh data *testing* kemudian hasil *output* yang akan dipetakan kedalam *Confusion Matrix* untuk dihitung nilai akurasinya.

BAB IV

HASIL PENELITIAN

4.1 Hasil pengumpulan Data

Seperti yang telah diuraikan pada tahapan metode penelitian bahwa dataset gambar yang digunakan pada penelitian ini ada berupa data real, proses pengumpulan data tersebut dan berhasil di dapat, Data terdiri 90 citra dan 3 objek dengan format file gambar adalah jpg. Berikut sampel gambar yang berhasil dilakukan

Tabel 4.1 Dataset jambu kristal

MUTU A	MUTU B	MUTU C
		
		

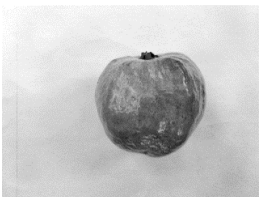
Untuk melakukan proses analisis pada penelitian ini adalah dengan melakukan pemilihan data gambar yang dijadikan sebagai data training dan data testing, jumlah data training adalah sebanyak 90 data gambar dan data testing adalah 15 gambar

4. 2. Hasil Pemodelan

4. 2. 1 Pra Pengolahan

Pra Pengolahan Citra (image pre-processing), yaitu proses paling awal dalam pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pada tahap ini citra jambu kristal akan dikonversi untuk mendapatkan citra jambu kristal yang sesuai kebutuhan dimana citra RGB di konversi ke citra Grayscale selanjutnya citra grayscale dikonversi ke histogram equalization untuk mendapatkan hasil. Berikut 2 tahapan yang dilakukan dalam pra-pengolahan:

Tabel 4.2 prapengolahan

KUALITAS	CITRA RGB	CITRA GRAYSCALE	CITRA HISTOGRAM
MUTU A			
MUTU B			
MUTU C			

Proses konversi RGB ke Grayscale dan Grayscale ke Histogram Equalization Berikut ini merupakan rumus konversi citra RGB ke Grayscale dan rumus konversi citra grayscale ke citra histogram equalization beserta perintah yang digunakan dalam bahasa python dan hasil outputnya:

Rumus Konversi Citra RGB ke Grayscale:

$$S = \frac{R + G + b}{3}$$

Pengubahan citra warna ke grayscale dan normalisasi citra dengan menggunakan Histogram Equalization Pra-pengolahan pertama 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. Setelah citra asli di konversi ke citra abu-abu maka pra-pengolahan selanjutnya adalah normalisasi citra dengan histogram ekualisasi. Histogram ekualisasi adalah sebuah proses yang mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada sebuah citra sehingga menjadi seragam. Tujuan dari histogram equalization adalah untuk memperoleh penyebaran histogram yang merata sehingga setiap derajat keabuan memiliki jumlah piksel yang relatif sama. Berikut gambar proses perubahan citra warna ke grayscale dan normalisasi citra abu-abu dengan histogram ekualisasi.

4.2.2. Citra segmentasi

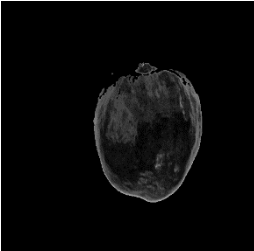
Segmentasi citra merupakan bagian dari proses pengolahan citra. Segmentasi citra (image segmentation) mempunyai arti membagi suatu citra menjadi wilayah-wilayah yang homogeny berdasarkan kriteria keserupaan tertentu antara tingkat keabuan suatu piksel dengan tingkat keabuan piksel-piksel tetangganya, kemudian hasil dari proses segmentasi ini akan digunakan untuk proses lebih lanjut.

4.2.2.1. Metode Otsu Thresholding

Metode otsu merupakan salah satu metode untuk segmentasi citra digital dengan menggunakan nilai ambang secara otomatis, yakni mengubah citra digital warna abu-abu menjadi hitam putih berdasarkan perbandingan nilai ambang dengan nilai warna piksel citra digital. Metode Otsu Thresholding diperkenalkan pertama kali oleh Nobuyuki Otsu, dalam jurnal ilmiahnya yang berjudul “A Thresholding Selection Method from Grayscale Histogram” pada tahun 1979.

Berikut ini proses citra RGB yang di ubah ke Segmentasi beserta perintah yang digunakan dalam bahasa python dan hasil outputnya:

Tabel 4.3 Hasil Segmentasi

Gambar Asili	Gambar R	Gambar G
		

5	250	252	254	255	255	255	255	255	255	255
6	251	253	254	255	255	255	255	255	255	255
7	255	255	255	255	254	254	255	255	255	255
8	254	252	251	252	254	255	255	255	255	255
9	252	251	252	253	254	253	252	251	252	253

Tabel 4.5 Matrix GLCM

x/y	250	251	252	253	254	255
250	0	0	0	0	1	0
251	0	0	0	3	1	0
252	0	0	2	0	2	1
253	0	3	0	1	0	3
254	1	1	2	0	1	9
255	0	0	1	3	9	17

Jumlah total nilai GLCM = 61

Selanjutnya pada tabel 4.5 nilai dalam pixel di jumlahkan dengan jumlah total dalam pixel sebelumnya.

Tabel 4.6 Matrix Ternormalisasi

x/y	250	251	252	253	254	255
250	0	0	0	0	0,0163	0
251	0	0	0	0,0491	0,0163	0
252	0	0	0,0327	0,0491	0,0327	0,0163
253	0	0,0491	0	0,163	0	0,0491
254	0,0163	0,0163	0,0327	0	0,0163	0,1475
255	0	0	0,0163	0,0491	0,1475	0,2786

Setelah itu nilai kontras, homogeneity, energy dan entropy di hitung secara manual di bawah ini :

a. Menghitung nilai *Contras*

$$\begin{aligned} \text{Contras} = & ((250-254)^2 (0,0163) + (251-253)^2 (0,0491) + (251-254)^2 (0,0163) + \\ & (252-252)^2 (0,0327) + (252-253)^2 (0,0491) + (252-254)^2 (0,0327) + (252-255) \\ & ^2 (0,0163) + (253-251)^2 (0,0163) + (253-253)^2 (0,0163) + (253-255)^2 (0,0491) \\ & + (254-250)^2 (0,0163) + (254-251)^2 (0,0163) + (254-252)^2 (0,0327) + (254-254) \\ & ^2 (0,0163) + (254-255)^2 (0,1475) + (255-252)^2 (0,0163) + (255-253)^2 (0,1475) + \\ & (255-255)^2 (0,2786) = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Contras} = & 16 * 0,0163 + 4 * 0,0491 + 9 * 0,0163 + 0,0327 + 1 * 0,0491 + 4 * \\ & 0,0327 + 9 * 0,0163 + 4 * 0,0163 + 0,0163 + 4 * 0,0491 + 16 * 0,0163 + 9 * \\ & 0,0163 + 4 * 0,0327 + 0,0163 + 1 * 0,1475 + 0,0163 + 4 * 0,1475 + 0,2786 = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Contras} = & 0,2608 + 0,1964 + 0,1467 + 0,0327 + 0,0491 + 0,1308 + 0,1467 + \\ & 0,0652 + 0,0163 + 0,1964 + 0,2608 + 0,1467 + 0,1308 + 0,0163 + 0,1475 + \\ & 0,0163 + 0,59 + 0,2786 \end{aligned}$$

$$\text{Contras} = 2,8281$$

b. Menghitung nilai *Energy*

$$\begin{aligned} \text{Energy} = & ((0,0163)^2) + ((0,0491)^2) + ((0,0163)^2) + ((0,0327)^2) + ((0,0491)^2) + \\ & ((0,0327)^2) + ((0,0163)^2) + ((0,0163)^2) + ((0,0163)^2) + ((0,0491)^2) + ((0,0163) \\ & ^2) + ((0,0163)^2) + ((0,0327)^2) + ((0,0163)^2) + ((0,1475)^2) + ((0,0163)^2) + ((0,1475) \\ & ^2) + ((0,2786)^2) = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Energy} = & 0,00025 + 0,00241 + 0,00026 + 0,00106 + 0,00241 + 0,00106 + 0,00026 \\ & + 0,00026 + 0,00026 + 0,00241 + 0,00026 + 0,00026 + 0,00106 + 0,00026 + \\ & 0,02175 + 0,00026 + 0,02175 + 0,07761 \end{aligned}$$

$$\text{Energy} = 0,264914$$

c. menghitung nilai *Homogeneity*

$$\begin{aligned} \text{Homogeneity} = & ((0,0163)/1 + (250-254) + (0,0491)/1 + (251-253) + (0,0163)/1 + \\ & (251-254) + (0,0327)/1 + (252-252) + (0,0491)/1 + (252-253) + (0,0327)/1 + \\ & (252-254) + (0,0163)/1 + (252-255) + (0,0163)/1 + (253-251) + (0,0163)/1 + (253- \\ & 253) + (0,0491)/1 + (253-255) + (0,0163)/1 + (254-250) + (0,0163)/1 + (254-251) + \\ & (0,0327)/1 + (254-252) + (0,0163)/1 + (254-254) + (0,1475)/1 + (254-255) + \\ & (0,0163)/1 + (255-252) + (0,1475)/1 + (255-253) + (0,2786)/1 + (255-255) = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Homogeneity} = & (0,0163 + (-4)) + (0,0491 + (-2)) + (0,0163 + (-3)) + (0,0327 + 0) \\ & + (0,0491 + (-1)) + (0,0327 + (-2)) + (0,0163 + (-3)) + (0,0163 + 2) + (0,0163 + \\ & 0) + (0,0491 + (-2)) + (0,0163 + 4) + (0,0163 + 3) + ((0,0327 + 2) (0,0163 + 0) \\ & + (0,1475 + (-1)) + (0,0163 + 3) + ((0,01475 + 2) + (0,2786 + 0)) : \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Homogeneity} = & (-3,9837) + (-1,9509) + (-2,9837) + 0,0327 + (-0,9509) + (-1,9673) + \\ & (-2,9837) + 2,0163 + 0,0163 + (-1,9509) + 4,0163 + 3,0163 + 2,0327 + 0,0163 + (- \\ & 0,8525) + 3,0163 + 2,01475 + 0,2786 \end{aligned}$$

$$\text{Homogeneity} = -1,16705$$

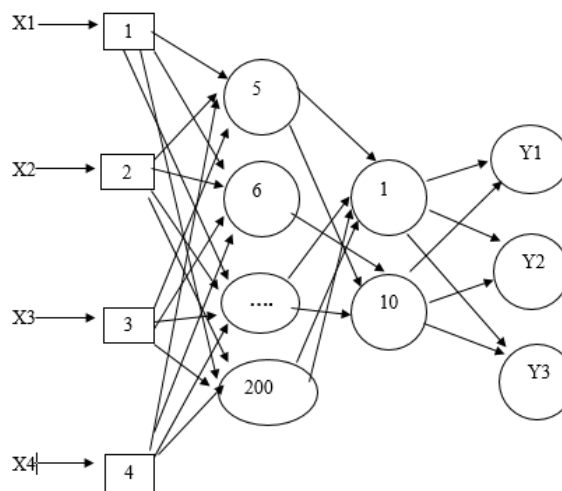
d. Menghitung nilai *Entropy*

$$\begin{aligned} \text{Entropy} = & (0,0163 \log 0,0163) + (0,0491 \log 0,0491) + (0,0163 \log 0,0163) + \\ & (0,0327 \log 0,0327) + (0,0491 \log 0,0491) + (0,0327 \log 0,0327) + (0,0163 \log \\ & 0,0163) + (0,0163 \log 0,0163) + (0,0163 \log 0,0163) + (0,0491 \log 0,0491) + \\ & (0,0163 \log 0,0163) + (0,0163 \log 0,0163) + (0,0327 \log 0,0327) + (0,0163 \log \\ & 0,0163) + (0,1475 \log 0,1475) + (0,0163 \log 0,0163) + (0,1475 \log 0,1475) + \\ & (0,2786 \log 0,2786) = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Entropy} = & (-1,787) + (-1,308) + (-1,787) + (-1485) + (-1,308) + (-1485) + (-1,787) + \\ & (-1,787) + (-1,787) + (-1,308) + (-1,787) + (-1,787) + (-1485) + (-1,787) + (-0,831) + \\ & (-1,787) + (-0,831) + (-0,555) = \end{aligned}$$

$$\text{Entropy} = -1,16705$$

4.2.4 klasifikasi



Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan MLP Backpropagation

Dimana : x1 adalah *contras*, x2 adalah *energy*, x3 adalah *homogeneity*, x4 adalah *entropy*

Klasifikasi pada data yang di gunakan yaitu berupa 90 dataset data Training dan 15 data Testing, yaitu terdiri dari 30 gambar jambu mutu A, 30 gambar jambu mutu B dan dan 30 gambar jambu mutu C, dari 90 dataset data training jambu biji kristal yang mana dari masing-masing gambar tersebut mempunyai nilai kontras, homogeneity, entropy, dan energy. Seperti pada tabel 4.7 dibawah ini:

Tabel 4.7 Hasil Data Trainig

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
1.		432.9906	0.34032	0.61265	5.17905	Mutu A
2.		257.2223	0.34727	0.73994	4.72845	Mutu A
3.		265.5783	0.42697	0.76704	4.19041	Mutu A
4.		300.1712	0.41245	0.73859	4.47867	Mutu A

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
5.		222.1241	0.44594	0.73995	4.34961	Mutu A
31.		72.5722	0.63466	0.93089	2.6608	Mutu B
32.		206.9120	0.65121	0.913652	2.5750	Mutu B
33.		203.6998	0.48565	0.828141	3.6933	Mutu B

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
34.		55.5466	0.24650	0.694925	5.4317	Mutu B
35.		272.5084	0.43791	0.762141	4.2991	Mutu B
61.		214.6782	0.4473	0.76984	4.36201	Mutu C
62.		187.5830	0.4769	0.75321	4.29052	Mutu C

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
63.		183.2211	0.2594	0.69576	5.40082	Mutu C
64.		93.84741	0.20995	0.64717	5.64545	Mutu C
65.		88.45101	0.27655	0.6827	5.22414	Mutu C

Tabel 4.8 Hasil Data Test

No.	Data Testing	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
1.	 Mutu B	163.5602	0.26321	0.6634	5.40718	Mutu B

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
2.	 Mutu C	185.9263	0.30415	0.7163	5.1405	Mutu A
3.	 Mutu B	200.4614	0.26889	0.6600	5.5232	Mutu B
4.	 Mutu A	262.1512	0.38127	0.7281	4.6066	Mutu A

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
5.	 Mutu A	58.42333	0.26480	0.7750	4.8770	Mutu A
6.	 Mutu A	110.6707	0.26642	0.7569	5.0551	Mutu A
7.	 Mutu B	243.7435	0.31539	0.6593	5.3471	Mutu B
8.	 Mutu C	48.42775	0.22130	0.7824	5.0555	Mutu C

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
9.	 Mutu C	230.5803	0.28584	0.6554	5.4488	Mutu C
10.	 Mutu A	222.1840	0.32654	0.6626	5.2562	Mutu A
11.	 Mutu B	179.3122	0.28428	0.5918	5.5474	Mutu B
12.	 Mutu C	83.62011	0.30734	0.5723	5.4231	Mutu C

No.	Data Training	Con (x1)	Ene(x2)	Hom(x3)	Ent (x4)	Y
13.	 Mutu B	109.9939	0.29441	0.7157	5.2805	Mutu B
14.	 Mutu C	64.65849	0.24026	0.7111	5.2809	Mutu C
15.	 Mutu C	170.4038	0.23077	0.6007	5.8499	Mutu C

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

Langkah awal pada proses learning pada jaringan MLP tersebut adalah dengan menentukan nilai bobot (w), adapun nilai bobot awal yang dipilih adalah random:

$$\begin{array}{llll}
 W_{15} = 0.1 & W_{25} = 0.2 & W_{35} = 0.3 & W_{45} = 0.4 \\
 W_{16} = 0.5 & W_{26} = 0.6 & W_{36} = 0.7 & W_{46} = 0.8 \\
 W_{17} = 0.4 & W_{27} = 0.3 & W_{37} = 0.2 & W_{47} = 0.1 \\
 W_{18} = 0.8 & W_{28} = 0.7 & W_{38} = 0.6 & W_{48} = 0.5 \\
 X_1 = 83,620 & X_2 = 0,3073 & X_3 = 0,5723 & X_4 = 5,4321 \\
 W_{51} = 0.3 & W_{61} = 0.5 & W_{71} = 0.7 & W_{81} = 0.9
 \end{array}$$

Tahap training menggunakan algoritma ANN:

Laju pembelajaran (η) = 0.0001;

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah Sigmoid Biner;

Maksimum jumlah iterasi pelatihan = 1,000 kali.

Nilai pada neuron hidden layer 1,2, 3, , dan 200 :

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

$$:\gamma_5 = \text{sigmoid}(x_1w_{15} + x_2w_{25} + x_3w_{35} + x_4w_{45} \dots)$$

$$:\gamma_5 = 1/[1 + e^{-(83,6201 \times 0,1 + 0.3073 \times 0.2 + 0.5723 \times 0.3 + 5.4321 \times 0.4)}] = 0,9999$$

$$:\gamma_6 = \text{sigmoid}(x_1w_{16} + x_2w_{26} + x_3w_{36} + x_4w_{46} \dots)$$

$$:\gamma_6 = 1/[1 + e^{-(83,6201 \times 0,5 + 0.3073 \times 0.6 + 0.5723 \times 0.7 + 5.4321 \times 0.8)}] = 1,0000$$

$$:\gamma_7 = \text{sigmoid}(x_1w_{17} + x_2w_{27} + x_3w_{37} + x_4w_{47} \dots)$$

$$:\gamma_7 = 1/[1 + e^{-(83,6201 \times 0,4 + 0.3073 \times 0.3 + 0.5723 \times 0.2 + 5.4321 \times 0.1)}] = 3,2808$$

$$:\gamma_8 = \text{sigmoid}(x_1 w_{18} + x_2 w_{28} + x_3 w_{38} + x_4 w_{48} \dots)$$

$$:\gamma_8 = 1/[1 + e^{-(83,6201 \times 0,8 + 0.3073 \times 0.7 + 0.5723 \times 0.6 + 5.4321 \times 0.5)}] = 1$$

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 8 200

$$\gamma_1 = \text{sigmoid}(\gamma_5 w_{51} + \gamma_6 w_{61} + \gamma_7 w_{71} + \gamma_8 w_{81})$$

$$\gamma_1 = 1/[1 + e^{-(0.9999 \times 0.3 + 1.0000 \times 0.5 + 3.2808 \times 0.7 + 1 \times 0.3)}] = 0,9676$$

Sinyal error dapat dihitung dengan menggunakan cara berikut :

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

$$e = 0 - 0.9676 = -0.9676$$

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 :

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

$$\delta_1 = 0.9676 \times (1 - 0.9676) \times (-0.9676) = -0.0282$$

Selanjutnya kita menentukan nilai koreksi bobot dengan asumsi learning rate (α) adalah sebesar 0.0001

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

$$\nabla w_{51} = 0.0001 \times 0,9999 \times (-0.0282) = -0.0000028$$

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

$$\nabla w_{61} = 0.0001 \times 1,0000 \times (-0.0282) = -0.0000028$$

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

$$\nabla w_{71} = 0.0001 \times 3,2808 \times (-0.0282) = -9,1862$$

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

$$\nabla w_{81} = 0.0001 \times 3,2808 \times (-0.0282) = -0.0003208$$

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

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

$$\delta_5 = 0,9999 \times (1 - 0,9999) \times (-0.0282) \times 0.3 = -0,000008431$$

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

$$\delta_6 = 1,0000 \times (1 - 1,0000) \times (-0.0282) \times 0.5 = -0,141$$

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

$$\delta_7 = 3,2808 \times (1 - 3,2808) \times (-0.0282) \times 0.7 = -0,1974$$

$$\delta_8 = \gamma_8(1 - \gamma_8) \times \delta_1 \times w_1$$

$$\delta_8 = 1 \times (1 - 1) \times (-0.0282) \times 0.9 = -0,02538$$

Maka nilai koreksi bobot dapat ditentukan sebagai berikut

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

$$\Delta w_{15} = 0.0001 \times 83.6201 \times (-0,000008431) = -7,0500$$

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

$$\Delta w_{25} = 0.0001 \times 0,3073 \times (-0,000008431) = -2,5908$$

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

$$\Delta w_{35} = 0.0001 \times 0.5723 \times (-0,000008431) = -4,8250$$

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

$$\Delta w_{45} = 0.0001 \times 5.4231 \times (-0,000008431) = -4,5798$$

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

$$\Delta w_{16} = 0.0001 \times 83.6201 \times (-0,141) = -0,01179$$

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

$$\Delta w_{26} = 0.0001 \times 0,3073 \times (-0,141) = -0,000004332$$

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

$$\Delta w_{36} = 0.0001 \times 0.5723 \times (-0,141) = -0,000008069$$

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

$$\Delta w_{46} = 0.0001 \times 5.4231 \times (-0,141) = -0,00007659$$

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

$$\Delta w_{17} = 0.0001 \times 83.6201 \times (-0,1974) = -0,001650$$

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

$$\Delta w_{27} = 0.0001 \times 0,3073 \times (-0,1974) = -0,000006066$$

$$\Delta w_{37} = \alpha \times x_3 \times \delta_{7s}$$

$$\Delta w_{37} = 0.0001 \times 0.5723 \times (-0,1974) = -0,000001129$$

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

$$\Delta w_{47} = 0.0001 \times 5.4231 \times (-0,1974) = -0,0001072$$

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

$$\Delta w_{18} = 0.0001 \times 83.6201 \times (-0,02538) = -0,0002122$$

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

$$\Delta w_{28} = 0.0001 \times 0,3073 \times (-0,02538) = -0,0000007799$$

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

$$\Delta w_{38} = 0.0001 \times 0.5723 \times (-0,02538) = -0,000001452$$

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

$$\Delta w_{48} = 0.0001 \times 5.4231 \times (-0,02538) = -0,00001376$$

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

$$w_{15} = w_{15} + \Delta w_{15} = 0.1 + (-7,0500) = -6,95$$

$$w_{16} = w_{16} + \Delta w_{16} = 0.5 + (-0,01179) = 0,48821$$

$$w_{17} = w_{17} + \Delta w_{17} = 0.4 + (-0,001650) = 0,3983$$

$$w_{18} = w_{18} + \Delta w_{18} = 0,8 + (-0,0002122) = 0,7997$$

$$w_{25} = w_{25} + \Delta w_{25} = 0,2 + (-2,5908) = -2,3908$$

$$w_{26} = w_{26} + \Delta w_{26} = 0.6 + (-0,000004332) = 0,5999$$

$$w_{27} = w_{27} + \Delta w_{27} = 0.3 + (-0,000006066) = 0,2999$$

$$w_{28} = w_{28} + \Delta w_{28} = 0.7 + (-0,0000007799) = 0,6999$$

$$w_{35} = w_{35} + \Delta w_1 = 0.3 + (-4,8250) = -4,5250$$

$$w_{36} = w_{36} + \Delta w_{36} = 0.7 + (-0,000008069) = 0,6999$$

$$w_{37} = w_{37} + \Delta w_{16} = 0.2 + (-0,000001129) = 0,1999$$

$$w_{38} = w_{38} + \Delta w_{16} = 0.6 + (-0,000001452) = 0,5999$$

$$w_{45} = w_{45} + \Delta w_{45} = 0.4 + (-4,5798) = -4,5794$$

$$w_{46} = w_{46} + \Delta w_{46} = 0.8 + (-0,00007659) = 0,7999$$

$$w_{47} = w_{47} + \Delta w_{47} = 0.1 + (-0,0001072) = 0,9999$$

$$w_{48} = w_{48} + \Delta w_{48} = 0.5 + (-0,00001376) = 0,4999$$

$$w_{1200} \dots\dots\dots$$

Selanjutnya proses di atas 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, error 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.

4.3 Evaluasi

4.3.1. Confusion Matrix

Pada penelitian ini menggunakan confusion Matrix sebagai metode. Dalam perhitungan akurasi pada penerapan deteksi mutu jambu biji kristal. Evaluasi kinerja deteksi mutu di dasarkan dari jumlah pengujian objek salah dan benar yang di deteksi dapat dilihat dari table berikut :

Tabel 4.9 Hasil *Confusion Matrix*

		KLASIFIKASI		
		Mutu A	Mutu B	Mutu C
AKTUAL	Mutu A	3	0	0
	Mutu B	0	6	0
	Mutu C	1	0	5

Jumlah data yang diklasifikasi dengan benar = 14

Jumlah data yang diklasifikasi salah = 1

Akurasi = (Data Uji Dikenali)/(Data uji) x 100 % Akurasi = $14/15 \times 100 \% = 93\%$

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Pembahasan Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang diambil dari data real dengan jumlah data sebanyak 105 image, 105 image yang dipakai dalam penelitian ini terdiri 90 data training dan 15 data testing yang merupakan data image RGB dengan format JPG. Masing-masing data terdiri dari tiga kategori mutu, untuk data training terdiri dari 30 image jambu kristal mutu A, 30 image jambu kristal mutu B dan 14 jambu kristal mutu C. Sedangkan untuk data testing terdiri dari 15 image mutu A, 3 image daun mutu B dan 6 image , dan mutu C 6 image.

5.2 Pembahasan Model

Tabel 5.1 Hasil Esperimental

Arah GLCM	Jarak	Data Training	Data Testing	Nilai Akurasi
45 ⁰	2	90	15	60%
45 ⁰	1	90	15	73%
0 ⁰	2	90	15	53 %
0 ⁰	1	90	15	93%

Sebelum pengolahan data dilakukan terlebih dahulu peneliti melakukan pra pengolahan data yaitu mengkonversi data training dan data testing dari image RGB ke Grayscale. Hal ini dilakukan karena inputan dari metode Gray Level CoOccurrence Matrix merupakan inputan image grayscale. Jadi, seluruh data image RGB harus dikonversi ke grayscale. Setelah didapatkan hasil konversi citra, langkah berikut yang dilakukan yaitu menormalisasi citra menggunakan Histogram

Equalization. Proses selanjutnya yaitu pengolahan data, seluruh dataset(training dan testing) akan diekstraksi ciri menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix. Ciri yang akan dihasilkan dari ekstraksi ciri yaitu contrast, homogenitas, entropy, dan energy. Hasil ekstraksi ciri inilah yang akan menjadi data inputan pada proses training menggunakan metode Artificial Neural Network, inputanya yaitu x_1 = Contrast, x_2 = Energy, x_3 = Homogenitas, x_4 = Entropy

5.3 Pembahasan System



Gambar 5.1 : Tampilan Sistem

Sistem klasifikasi daun menggunakan satu form yang terdiri dari beberapa bagian :

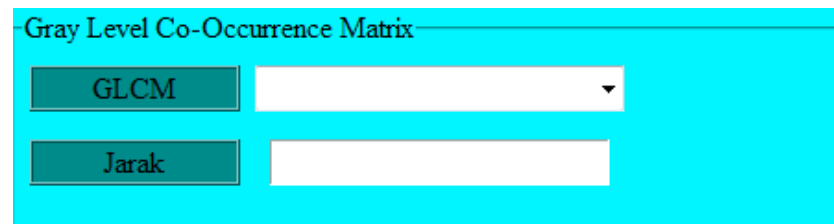
1. input gambar

Gambar 5.2 Input gambar

- *image training* untuk memasukan folder dimana data training berada
- *image testing* untuk memasukan gambar data testing

2. Input nilai Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), terdiri dari :

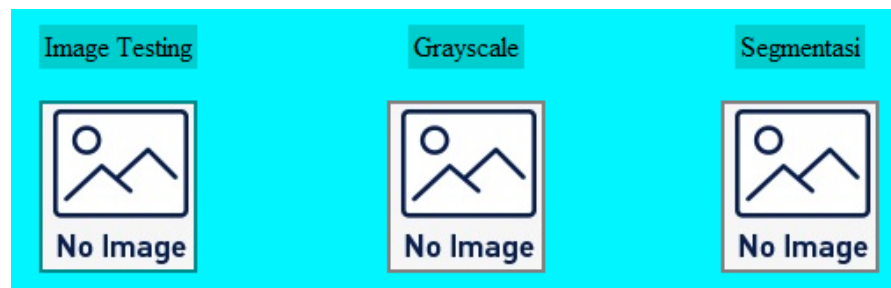
- Orientasi sudut arah: 0^0 , 45^0 , 90^0 , 135^0
- Jarak keterangan: 1, 2, 3 dan seterusnya.



Gambar 5.3 Input nilai

3. Prapengolahan

Pada prapengolahan akan menampilkan output yang berupa hasil konversi image dari RGB ke Grayscale, hasil normalisasi citra menggunakan Histogram Equalization, deteksi daun menggunakan Grayscale dan Segmentasi.



Gambar 5.4 Prapengolahan

4. Hasil klasifikasi

Hasil klasifikasi menampilkan kategori penyakit daun bayam (Mutu A, Mutu B, Mutu C) dan akurasi klasifikasi



Gambar 5.5 Hasil

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah diuraikan diatas maka dapat ditarik suatu kesimpulan sebagai berikut:

Hasil penggunaan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dalam mengekstraksi ciri daun menggunakan metode Artificial Neural Network mampu menghasilkan tingkat akurasi yang dihitung menggunakan counfusion matrix yaitu sebesar 93%

6.2 Saran

Setelah melakukan penelitian, ada beberapa saran yang perlu diperhatikan untuk mencapai tujuan yang diharapkan, yaitu sebagai berikut :

1. Perlu diadakan penelitian lebih lanjut, dengan penggunaan metode lainnya terutama pada metode ekstraksi ciri sebagai perbandingan untuk mendapatkan hasil terbaik.
2. Untuk penelitian selanjutnya bisa menggunakan Algoritma lain sebagai perbandingan untuk mendapatkan hasil terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Indra, “Karakterisasi Morfologi Dan Anatomi Tanaman Jambu Biji (*Psidium Guajava* L.) Di Taman Buah Mekarsari Bogor,” *Fak. Mat. Dan Ilmu Pengetah. Alam Inst. Pertan. Bogor*, pp. 1–31, 2018.
- [2] Nita Tri Damayanti, “Potensi pengembangan tanaman jambu kristal (*Psidium guajava* L) berdasarkan aspek agroklimat di Jawa Barat,” *Skripsi*, 2016.
- [3] Parimin, “Jambu Biji,” *Budid. dan Ragam Pemanfaatannya.*, pp. 1–16, 2005.
- [4] T. Y. Prahudaya and A. Harjoko, “Metode Klasifikasi Mutu Jambu Biji Menggunakan Knn Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur,” *J. Teknosains*, vol. 6, no. 2, p. 113, 2017.
- [5] F. Ugm, “Pemrosesan Citra Digital untuk Klasifikasi Mutu Buah Pisang Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan,” *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 4, no. 1, pp. 57–68, 2014.
- [6] F. Wibowo and A. Harjoko, “Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan,” *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, p. 100, 2018.
- [7] Maimunah and R. N. Whidhiasih, “Identifikasi Mutu Telur Ayam Berdasarkan Kebersihan Kerabang Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan,” *Informatics Educ. Prof.*, vol. 2, no. 1, pp. 51–60, 2017.
- [8] V. T. NARUNDANA, “STUDI KELAYAKAN BISNIS TANAMAN BUAH JAMBU KRISTAL PADA KELOMPOK TANI DESA CIKARAWANG, KECAMATAN DRAMAGA, KABUPATEN BOGOR,” 2011.
- [9] R. Pratidina, M. Syamsun, and N. H. Wijaya, “Analisis Pengendalian Mutu

- Jambu Kristal dengan Metode Six Sigma di ADC IPB-ICDF Taiwan, Bogor,” *J. Manaj. dan Organ.*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2016.
- [10] T. Akhir, “TEKSTUR BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL Classification System of Corn Kernel Quality based on Texture Using Digital Image Processing,” 2012.
- [11] R. Kusumanto and A. . N. Tompunu, “Technogenic activity of man and local sources of environmental pollution,” *Pengolah. CITRA Digit. UNTUK MENDETEKSI OBYEK MENGGUNAKAN Pengolah. Warn. Model Norm. RGB*, vol. (Semantik, no. ISBN 979-26-0255-0, 2011.
- [12] Y. Fernando, “Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Analisis Citra Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrices (Glcm) Dan Warna,” *Semin. Nas. Sains dan Teknol.* 2017, no. Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Jakarta, pp. 1–7, 2017.
- [13] E. D. Handoyo, “Perancangan Mini Image Editor Versi 1.0 sebagai Aplikasi Penunjang Mata Kuliah Digital Image Processing,” *J. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 145–154, 2006.
- [14] C. N. Santi, “Mengubah Citra Berwarna Menjadi Gray-Scale dan Citra biner,” *Teknol. Inf. Din.*, vol. 16, no. 1, pp. 14–19, 2011.
- [15] A. S. R. Sinaga, “Implementasi Teknik Thresholding pada Segmentasi Citra Digital,” *Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, p. 49, 2017.
- [16] A. Hardianti, “SEGMENTASI CITRA BENTUK DAN RANGKA TUBUH MANUSIA DENGAN MENGGUNAKAN METODE MEDIAN FILTER DAN THINNING,” *Univ. Nasant. PGRI Kediri*, vol. 06, no. 2, pp. 1–7, 2017.
- [17] H. Masrani, I. Ruslianto, and Ilhamsyah, “Aplikasi Pengenalan Pola Pada Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode

- Ekstraksi Fitur Geometri,” *Coding, Sist. Komput. Untan*, vol. 06, no. 02, pp. 69–78, 2018.
- [18] D. A. Priandini, J. Nangi, M. Muchtar, and J. Y. Sari, “Deteksi area plat mobil menggunakan operasi morfologi citra,” *Semin. Nas. Teknol. Terap. Berbas. Kearifan Lokal*, pp. 294–302, 2018.
- [19] E. Miyamoto and T. M. Jr., “FAST CALCULATION OF HARALICK TEXTURE FEATURES Human Computer Interaction Institute Department of Electrical and Computer Engineering Carnegie Mellon University,” *Hum. Comput. Interact. Inst. Dep. Electr. Comput. Eng. Carnegie Mellon Univ. Pittsburgh PA*, vol. 15213, pp. 1–6, 2011.
- [20] F. Z. Rahmanti, N. K. Ningrum, S. E. Sukmana, and P. W. Adi, “Plasmodium Falciparum Identification in Thick Blood Preparations Using GLCM and Support Vector Machine (SVM),” *J. Appl. Intell. Syst.*, vol. 2, no. 1, pp. 12–20, 2017.
- [21] G. T. Situmorang, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, “Penerapan Metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan,” vol. 3, no. 5, pp. 4710–4716, 2019.
- [22] M. Widyaningsih, “Identifikasi Kematangan Buah Apel Dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM),” *J. SAINTEKOM*, vol. 6, no. 1, p. 71, 2017.
- [23] T. Ismail, “Analisis Keseluruhan Sudut Co-Occurrence Matrix pada GLCM dalam Mengklasifikasi Citra,” pp. 1–55, 2018.
- [24] S. Kusmaryanto, “Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Pengenalan Wajah Metode Ekstraksi Fitur Berbasis Histogram,” *J. EECCIS Vol. 8, No. 2, Desember 2014*, vol. 8, no. 2, pp. 193–198, 2014.
- [25] A. Andana, R. Widyati, and M. Irzal, “Pengenalan Citra Tulisan Tangan

- Dengan Metode Backpropagation,” *J. Mat. Terap.*, vol. 2, no. 1, pp. 36–44, 2018.
- [26] Y. A. Lesnussa, S. Latuconsina, and E. R. Persulesy, “Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi kasus: Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon),” *J. Mat. Integr.*, vol. 11, no. 2, p. 149, 2015.
- [27] N. Nurmila, A. Sugiharto, and E. A. Sarwoko, “Algoritma Back Propagation Neural Network Untuk Pengenalan Pola Karakter Huruf Jawa,” *J. Masy. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2010.

KODE PROGRAM

1. Pembuatan Form

```
import cv2

import tkinter as tk
import tkinter.filedialog as fdialog
import tkinter.ttk as ttk
from PIL import Image, ImageTk
import proses

class Aplication(tk.Frame):
    def __init__(self, parent):
        self.parent = parent
        self.frames()
        self.widget()

    def frames(self):
        #frame judul
        self.FrameAtas = tk.Frame(self.parent, width=1366, height=900,
background="cyan2", relief='raised')
```

```

        self.FrameAtas.grid(row=0, column=0, columnspan=3, padx=4, pady=10,
sticky="NSEW")

        self.FrameAtas.grid_propagate(0)


        #frame input gambar

        self.FrameKiri1 = tk.LabelFrame(self.parent, height=120,
background="turquoise1", text="Input Gambar", font="Times", fg="black")

        self.FrameKiri1.grid(row=1, column=0, padx=10, sticky="NSEW")

        self.FrameKiri1.grid_propagate(0)


        #glcm

        self.FrameKiri2 = tk.LabelFrame(self.parent, height=120,
background="turquoise1", text="Gray Level Co-Occurrence Matrix", font="Times",
fg="black")

        self.FrameKiri2.grid(row=2, column=0, padx=10, pady=10, sticky="NSEW")

        self.FrameKiri2.grid_propagate(0)


        #

        #

        #proses

        self.FrameKiri4 = tk.Frame(self.parent, height=100, background="turquoise1")

        self.FrameKiri4.grid(row=5, column=0, padx=10, pady=6, sticky="NSEW")

        self.FrameKiri4.grid_propagate(0)


        #hasil gambar

        self.FrameKanan5 = tk.LabelFrame(self.parent, background="turquoise1",
font="Times", fg="black")

```

```

        self.FrameKanan5.grid(row=1, column=1, rowspan=2, columnspan=2, padx=10,
pady=2, sticky="NSEW")

        self.FrameKanan5.grid_propagate(0)

#hasil akhir

        self.FrameKanan6 = tk.LabelFrame(self.parent, background="turquoise1",
font="Times", fg="dark khaki")

        self.FrameKanan6.grid(row=3, column=1, rowspan=3, columnspan=2, padx=10,
pady=9, sticky="NSEW")

        self.FrameKanan6.grid_propagate(0)

#kaki

        self.FrameBawah = tk.LabelFrame(self.parent, height=30, width=1020,
background="turquoise1")

        self.FrameBawah.grid(row=6, column=0, columnspan=3, padx=10, pady=10,
sticky="NSEW")

        self.FrameBawah.grid_propagate(0)

#

    def widget(self):

#

#    #frame

#    #logo

        self.PathTestingImg ='D:\encrimen\sampul\jadi.jpg'

        self.imT = Image.open(self.PathTestingImg)

        self.imT = ImageTk.PhotoImage(self.imT)

        self.label1 = tk.Label(self.FrameAtas, width=1366, height=120, bg="cyan4",
image=self.imT)

```

```

self.label1.pack(side="top")

#

#

#    #frame 1
#    #label data training

self.label1 = tk.Label(self.FrameKiri1, text="Image Training", font="Times",
relief="ridge", width=12, background="cyan4")

self.label1.grid(row=3, column=0, sticky="NSEW", padx=8, pady=5)

#

#    #textbox data training

self.nilai = tk.StringVar(self.FrameKiri1, value="")

self.txtrain = tk.Entry(self.FrameKiri1, textvariable = self.nilai, width=23)

self.txtrain.grid(row=3, column=1, sticky="NSEW", pady=5)

#    #button browse training

self.path2 = tk.Button(self.FrameKiri1, text="Browse", font="Times", width=6,
background="cyan4", command=lambda:self.nilai.set(fdialog.askdirectory()))

self.path2.grid(row=3, column=5, padx=5)

#

#    #label data testing

self.label2 = tk.Label(self.FrameKiri1, text="Image Testing", font="Times",
relief="ridge", background="cyan4")

self.label2.grid(row=4, column=0, sticky="NSEW", padx=8, pady=10)

#

#    #textbox data testing

```

```

self.nilai1 = tk.StringVar(self.FrameKiri1, value="")

self.txtest = tk.Entry(self.FrameKiri1, textvariable = self.nilai1)

self.txtest.grid(row=4, column=1, sticky="NSEW", pady=10)

#

#    #button browse testing

    self.path1 = tk.Button(self.FrameKiri1, text="Browse",
font="Times",background="cyan4",
command=lambda:self.nilai1.set(fdialog.askopenfilename()))

    self.path1.grid(row=4, column=5, sticky="NSEW", padx=5, pady=5)

#

#

#

#    #frame 2

#    #COMBOBOX GLCM

    arah = tk.IntVar(self.FrameKiri2)

    self.label = tk.Label(self.FrameKiri2, text="GLCM", width=12, font="Times",
relief="ridge", background="cyan4")

    self.label.grid(row=5, column=0, padx=8 , pady=10)

#

#    #arah GLCM

    arah = tk.StringVar(self.FrameKiri2, value="")

    self.cbarahglcm = ttk.Combobox(self.FrameKiri2, textvariable = arah, width=10)

    self.cbarahglcm['value'] = (0, 45, 90, 135)

    self.cbarahglcm.current(0)

    self.cbarahglcm.grid(row=5, column=1, sticky="NSEW", pady=10)

#

```

```

#    #jarak GLCM

    self.label1 = tk.Label(self.FrameKiri2, text="Jarak", font="Times",
        relief="ridge", width=12, background="cyan4")

    self.label1.grid(row=6, column=0, sticky="NSEW", padx=8, pady=5)

#

    jarak = tk.StringVar(self.FrameKiri2, value="")

    self.tbjarak = tk.Entry(self. FrameKiri2, textvariable = jarak, width=30)

    self.tbjarak.grid(row=6, column=1, sticky="NSEW", padx=8, pady=5 )


#

#

#

#

##

##    #frame 4

##    #button proses

    self.path2 = tk.Button(self.FrameKiri4, width=34, height=4, text="PROSES",
        font="Times",background="cyan4",command=self.Proses)

    self.path2.grid(row=5, column=0, padx=10, pady=6, sticky="NSEW")

##

#

#

#    #frame 5

#    #output

#    #label hasil Image Asli

    self.label = tk.Label(self.FrameKanan5, text="Image Testing", font="Times",

```

```

background="cyan3", fg="black")

    self.label.grid(row=0, column=0, padx=60, pady=17)
#    #images Hasil Testing

    self.noimage1 = 'D:\encrimen\sampul\no_image.jpg'
    self.noimageTest1 = Image.open(self.noimage1)
    self.noimageTest1 = ImageTk.PhotoImage(self.noimageTest1)
    self.labelTest1 = tk.Label(self.FrameKanan5, bg = "cyan4",
image=self.noimageTest1)
    self.labelTest1.grid(row=1, column=0, padx=60, pady=1, sticky="W")

#
#
#    #label Grayscale

    self.label = tk.Label(self.FrameKanan5, text="Grayscale", font="Times",
background="cyan3", fg="black")
    self.label.grid(row=0, column=1, padx=60, pady=17)
#    #images Hasil Grayscale

    self.noimage2 = 'D:\encrimen\sampul\no_image.jpg'
    self.noimageTest2 = Image.open(self.noimage2)
    self.noimageTest2 = ImageTk.PhotoImage(self.noimageTest2)
    self.labelTest2 = tk.Label(self.FrameKanan5, bg = "gray",
image=self.noimageTest2)
    self.labelTest2.grid(row=1, column=1, padx=30, pady=1, sticky="N")

#
#    #label Segmentasi

    self.label = tk.Label(self.FrameKanan5, text="Segmentasi", font="Times",
background="cyan3", fg="black")

```

```

self.label.grid(row=0, column=2, padx=60, pady=17)
#    #images Hasil Segmentasi
self.noimage3 = 'D:\encrimen\sampul/no_image.jpg'
self.noimageTest3 = Image.open(self.noimage3)
self.noimageTest3 = ImageTk.PhotoImage(self.noimageTest3)
self.labelTest3 = tk.Label(self.FrameKanan5, bg = "gray",
image=self.noimageTest3)
self.labelTest3.grid(row=1, column=2, padx=30, pady=1, sticky="S")
#
#
#    #frame 6
#    #label keterangan hasil output
self.label12 = tk.Label(self.FrameKanan6, text="OUTPUT", width=30, height=4,
font="Times", background="cyan4")
self.label12.grid(row=2, column=0, columnspan=5, padx=50, pady=50)
#
#
#    #frame 7
#    #label kaki
self.label = tk.Label(self.FrameBawah, text="DETEKSI MUTU JAMBU BIJI
KRISTAL MENGGUNAKAN METODE GLCM", font="Times", fg="black")
self.label.grid(row=2, column=2, sticky="NSEW", padx=350, pady=1)
self.label.config(background="sky blue")
self.FrameBawah.grid_propagate(0)
##
#    #hasil output akhir

```

```
self.label12 = tk.Label(self.FrameKanan6, text="HASIL", width=20, height=4,
font="Times", background="cyan4")
```

```
self.label12.grid(row=0, column=1, columnspan=1, padx=250, pady=2)
```

```
def Proses(self):
```

```
    #get image training
```

```
    folder_train = self.txtrain.get()
```

```
    #get image testing
```

```
    img_test = self.txtest.get()
```

```
    #glcm
```

```
    angle = self.cbarahglcm.get()
```

```
    neigh = self.tbjarak.get()
```

```
#
```

```
    a = proses.image_analisis()
```

```
    hasil, img_segmen, gray, = a.model_algoritma(folder_train, img_test, neigh,
angle)
```

```
    self.label12.configure(text = hasil)
```

```
#    #hasil gambar
```

```
#    #hasil image 1
```

```
    imgTest = Image.open(self.txtest.get())
```

```
    imgTest = imgTest.resize((165, 165), Image.ANTIALIAS)
```

```

imgTest = ImageTk.PhotoImage(imgTest)
self.labelTest1.configure(image=imgTest)
self.labelTest1.image_names = imgTest
##
##      #hasil image 2
imgGray = Image.fromarray(gray)
imgGray = imgGray.resize((165, 165), Image.ANTIALIAS)
imgGray = ImageTk.PhotoImage(imgGray)
self.labelTest2.configure(image=imgGray)
self.labelTest2.image_names = imgGray

##
##      #hasil image 3
imgsegmen = cv2.cvtColor(img_segmen, cv2.COLOR_BGR2RGB)
imgsegmen = Image.fromarray(imgsegmen)
imgsegmen = imgsegmen.resize((165,165), Image.ANTIALIAS)
imgsegmen = ImageTk.PhotoImage(imgsegmen)
self.labelTest3.configure(image=imgsegmen)
self.labelTest3.image_names = imgsegmen

#

```

```
def main():
    root = tk.Tk()
    root.geometry('1070x670+130+10')
    root.configure(background='light blue')
    app = Application(root)
    app.parent.title("Deteksi Mutu Jambu Biji Kristal")
    root.mainloop()
```

```
if __name__ == '__main__':
    main()
```

1. Proses

```
import cv2
from imutils import paths
import numpy as np
#from scipy.spatial import ConvexHull
from skimage import feature
from scipy.stats import entropy
import os
from scipy import stats
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import warnings

with warnings.catch_warnings():
    warnings.filterwarnings("ignore", category=DeprecationWarning)

class image_analisis:
    #

    def segmentasi(self, img):
        gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
```

```

    blur = cv2.GaussianBlur(gray,(5,5),0)
    ret, alpha = cv2.threshold(np.uint8(blur), 0, 255,
cv2.THRESH_BINARY_INV+cv2.THRESH_OTSU)
    alpha[alpha==255] = 1
    rect = cv2.boundingRect(alpha)
    r = img[:, :, 0] * alpha
    g = img[:, :, 1] * alpha
    b = img[:, :, 2] * alpha
    hasil = cv2.merge((r,g,b))
    x,y,w,h = rect
    result = hasil[y:y+h, x:x+w]
    return result, gray

def fitur_glcmlcm(self, img, neigh, angle):
    img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    matrix_glcmlcm = feature.greycomatrix(img, [neigh], [angle], symmetric=False,
normed=True)
    contrast = feature.greycomprops(matrix_glcmlcm, 'contrast')[0,0]
    homogeneity = feature.greycomprops(matrix_glcmlcm, 'homogeneity')[0,0]
    ent = entropy(matrix_glcmlcm.flatten())
    energy = feature.greycomprops(matrix_glcmlcm, 'energy')[0,0]
    hasil_fitur = [contrast, energy, homogeneity, ent]
    return hasil_fitur

def get_Img_Path(self, folderPath):
    imPath = []
    for path in paths.list_images(folderPath):
        imPath.append(path)
    return imPath

def get_label(self, folderPath):
    label = []
    imPath = self.get_Img_Path(folderPath)
    for item in imPath:
        label.append(os.path.split(os.path.dirname(item))[-1])
    return label

def training_data(self, folderPath, neigh, angle):
    pathList = self.get_Img_Path(folderPath)
    images = []
    for imPath in pathList:
        img = cv2.imread(imPath)

```

```

        images.append(img)
    data_train = []
    for img in images:
        hasil_segmen, gray = self.segmentasi(img)
        ekstraksi = self.fitur_glcmm(hasil_segmen, neigh, angle)
        data_train.append(ekstraksi)
    label_train = self.get_label(folderPath)
    return data_train, label_train

def testing_data(self, img, neigh, angle):
    data_test = []
    img = cv2.imread(img)
    hasil_segmen, gray = self.segmentasi(img)
    hasil_ekstrak_glcmm = self.fitur_glcmm(hasil_segmen, neigh, angle)
    data_test.append(hasil_ekstrak_glcmm)
    return data_test, hasil_segmen, gray
#

def encode_data(self, data):
    scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0,1))
    hasil_transform = scaler.fit_transform(data)
    return hasil_transform

def model_algoritma(self, folder_train, img_test, neigh, angle):
    data_train, y_train = self.training_data(folder_train, neigh, angle)
    data_test, gray, hasil_segmen = self.testing_data(img_test, neigh, angle)
    allData = self.encode_data(data_train + data_test)
    x_train = allData[0:-int(len(data_test))]
    x_test = allData[-int(len(data_test)):]
    clf = MLPClassifier(activation='logistic',
                        hidden_layer_sizes=(200,10),
                        max_iter=1000,
                        learning_rate_init=0.0001,
                        solver='sgd')
    clf.fit(x_train, y_train)
    bobot = clf.coefs_
    final_hasil = clf.predict(x_test)
    return final_hasil[0], gray, hasil_segmen
#

```



DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Nama : Ramdhani Karel
Tempat, Tanggal Lahir : Gorontalo, 30 Desember 1998
Pekerjaan : Mahasiswa
Email : dandikarel@gmail.com

Daftar Riwayat Hidup :

1. Tahun 2010, menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 82 Kota Tengah, Kecamatan Kota Tengah, Kota Gorontalo.
2. Tahun 2013, menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Menengah Pertama Negeri 8 Gorontalo, Kecamatan Kota Tengah, Kota Gorontalo.
3. Tahun 2016, menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Menengah Kejuruan Negeri 3 Gorontalo, Kota Tengah, Kota Gorontalo.
4. Tahun 2016, telah diterima menjadi Mahasiswa di Perguruan Tinggi Swasta Universitas Ichsan Gorontalo.



KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
LEMBAGA PENELITIAN (LEMLIT)
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO

Jl. Raden Saleh No. 17 Kota Gorontalo
Telp: (0435) 8724466, 829975; Fax: (0435) 82997;
E-mail: lembagapenelitian@unisan.ac.id

SURAT KETERANGAN

Nomor : 1964/SK/LEMLIT-UNISAN/GTO/XI/2020

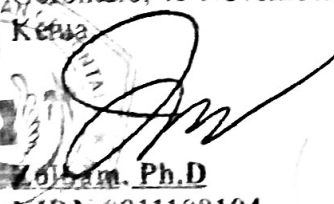
Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Zulham, Ph.D
NIDN : 0911108104
Jabatan : Ketua Lembaga Penelitian

Menerangkan bahwa :

Nama Mahasiswa : Ramdhani Karel
NIM : T3116006
Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Penelitian : DETEKSI MUTU JAMBU BIJI KRISTAL
MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-
UCURENCE MATRIX

Adalah benar telah melakukan pengambilan data penelitian dalam rangka Penyusunan
Proposal/Skripsi pada KEPALA DESA BONGOAYU.

Gorontalo, 05 November 2020
Ketua

Zulham, Ph.D
NIDN 0911108104



KEMENTERIAN PENDIDIKAN DAN KEBUDAYAAN
UNIVERSITAS ICHSAN
(UNISAN) GORONTALO

SURAT KEPUTUSAN MENDIKNAS RI NOMOR 84/D/O/2001
Jl. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

SURAT REKOMENDASI BEBAS PLAGIASI

No. 0697/UNISAN-G/S-BP/XII/2020

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Sunarto Taliki, M.Kom
NIDN : 0906058301
Unit Kerja : Pustikom, Universitas Ichsan Gorontalo

Dengan ini Menyatakan bahwa :

Nama Mahasisw : RAMDHANI KAREL
NIM : T3116006
Program Studi : Teknik Informatika (S1)
Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer
Judul Skripsi : deteksi Mutu Jambu Kristal Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix

Sesuai dengan hasil pengecekan tingkat kemiripan skripsi melalui aplikasi Turnitin untuk judul skripsi di atas diperoleh hasil Similarity sebesar 14%, berdasarkan SK Rektor No. 237/UNISAN-G/SK/IX/2019 tentang Panduan Pencegahan dan Penanggulangan Plagiarisme, bahwa batas kemiripan skripsi maksimal 35% dan sesuai dengan Surat Pernyataan dari kedua Pembimbing yang bersangkutan menyatakan bahwa isi softcopy skripsi yang diolah di Turnitin SAMA ISINYA dengan Skripsi Aslinya serta format penulisannya sudah sesuai dengan Buku Panduan Penulisan Skripsi, untuk itu skripsi tersebut di atas dinyatakan BEBAS PLAGIASI dan layak untuk diujikan.

Demikian surat rekomendasi ini dibuat untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Gorontalo, 05 Desember 2020

Tim Verifikasi,



Sunarto Taliki, M.Kom

NIDN. 0906058301

Tembusan :

1. Dekan
2. Ketua Program Studi
3. Pembimbing I dan Pembimbing II

T3116006 RAMDHANI KAREL

DETEKSI MUTU JAMBU KRISTAL MENGGUNAKAN METODE G...

Sources Overview

14%

OVERALL SIMILARITY

1	www.scribd.com	2%
2	journals.ums.ac.id	1%
3	docplayer.info	<1%
4	id.scribd.com	<1%
5	pdfs.semanticscholar.org	<1%
6	repository.usu.ac.id	<1%
7	id.123dok.com	<1%
8	journal.ugm.ac.id	<1%
9	eprints.dinus.ac.id	<1%
10	jptik.ub.ac.id	<1%
11	media.neliti.com	<1%
12	Taner Cevik, Ali Mustafa Ali Alshaykha, Nazife Cevik. "Performance analysis of GLCM-based classification on Wavelet Transform-com...	<1%
13	repository.uin-suska.ac.id	<1%
14	repository.uksw.edu	<1%
15	e-jurnal.pnl.ac.id	<1%
16	malyurama.wordpress.com	<1%

17	jurnal.untan.ac.id INTERNET	<1%
18	ojs.uniska-bjm.ac.id INTERNET	<1%
19	docobook.com INTERNET	<1%
20	jurnal.umj.ac.id INTERNET	<1%
21	prosiding.seminar-id.com INTERNET	<1%
22	www.researchgate.net INTERNET	<1%
23	journal.ipb.ac.id INTERNET	<1%
24	repository.ipb.ac.id INTERNET	<1%
25	Rismiyati, Khadijah, Djalal Er Riyanto. "HOG and Zone Base Features for Handwritten Javanese Character Classification", 2018 2nd Int... CROSSREF	<1%
26	jurnal.ugm.ac.id INTERNET	<1%
27	ojs.unud.ac.id INTERNET	<1%
28	ejournal.gunadarma.ac.id INTERNET	<1%
29	www.boute.ir INTERNET	<1%

Excluded search repositories:

- Submitted Works

Excluded from Similarity Report:

- Small Matches (less than 25 words).

Excluded sources:

- None