

**ANALISIS METODE NAIVE BAYES DALAM
PENGKLASIFIKASIAN CITRA IKAN BERFORMALIN
DENGAN MEMANFAATKAN EKSTRAKSI FITUR GLCM**

SKRIPSI

OLEH:

AYU PARIYANDANI

178160038



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2022**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 22/6/22

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

Access From (repository.uma.ac.id)22/6/22

**ANALISIS METODE NAIVE BAYES DALAM PENGKLASIFIKASIAN
CITRA IKAN BERFORMALIN DENGAN MEMANFAATKAN EKSTRAKSI
FITUR GLCM**

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area

Oleh:

AYU PARIYANDANI

178160038

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
2022**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

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

Document Accepted 22/6/22

Access From (repository.uma.ac.id)22/6/22

Judul Skripsi : Analisis Metode Naive Bayes Dalam Pengklasifikasian Citra Ikan
Berformalin Dengan Memanfaatkan Ekstraksi Fitur GLCM

Nama : Ayu Pariyandani

NPM : 178160038

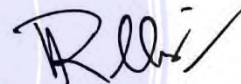
Fakultas : Teknik

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing



Muhathir, ST, M.Kom

Pembimbing I



Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom

Pembimbing II

Diketahui :



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

Dekan Fakultas Teknik



Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom

Prodi/WD 1

Tanggal Lulus : 23 Februari 2022

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

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

Document Accepted 22/6/22

Access From (repository.uma.ac.id)22/6/22

HALAMAN PERNYATAAN

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

Medan, 26/04/2022

Yang membuat pernyataan,



Ayu Pariyandani

178160038

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI

TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai civitas akademik Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ayu Pariyandani
NPM : 178160038
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis karya : Tugas Akhir

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Non-eksklusif** (*Non-exclusive Royalty-Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul : Analisis Metode Naive Bayes Dalam Pengklasifikasian Citra Ikan Berformatin Dengan Memanfaatkan Ekstraksi Fitur GLCM

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

Dibuat di : Medan
Pada tanggal : 26 April 2022
Yang menyatakan



(Ayu Pariyandani)

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

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

Document Accepted 22/6/22

Access From (repository.uma.ac.id)22/6/22

ABSTRAK

Klasifikasi adalah teknik untuk menilai suatu objek untuk dimasukkan ke dalam kelas tertentu. Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasi berdasarkan teorema Bayesian, yang mengasumsikan independensi suatu kelas dengan kelas lainnya. Naïve Bayes digunakan dalam klasifikasi citra ikan berformalin ini karena memiliki akurasi yang baik dan menghasilkan tingkat kesalahan yang kecil ketika menggunakan data latih yang besar. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra ikan formalin dan ikan non formalin. Data yang digunakan adalah citra ikan formalin dan non formalin. Berdasarkan hasil analisis, klasifikasi citra ikan berformalin dan non formalin dengan metode Naïve Bayes dan ekstraksi fitur GLCM memiliki akurasi sebesar 76% untuk GaussianNB, 48% untuk BernoulliNB dan 79% untuk MultinomialNB.

Kata kunci : Ikan, Formalin, Klasifikasi, Naïve Bayes, GLCM

ABSTRACT

Classification is a technique for assessing an object to be included in a certain class. Naïve Bayes is one of the algorithms used to classify based on the Bayesian theorem, which assumes the independence of a class with other classes. Naïve Bayes is used in this formalin fish image classification because it has good accuracy and produces a small error rate when using large training data. This study aims to classify the image of formalin fish and non-formalin fish. The data used is the image of formalin and non-formalin fish. Based on the analysis results, the classification of formalin and non-formalin fish images using the Naïve Bayes method and GLCM feature extraction has an accuracy of 76% for GaussianNB, 48% for BernoulliNB, and 79% for MultinomialNB.

Keywords : Fish, Formalin, Classification, Naïve Bayes, GLCM

RIWAYAT HIDUP

Ayu Pariyandani, dilahirkan di kota Medan pada tanggal 08 Juni 1999. Anak pertama (1) dari tiga bersaudara (3) dari ayah Misman dan ibu Watini.

Penulis menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar (SD) di Sekolah Dasar Negeri 101782 Tanjung Rejo, Kecamatan Percut Sei Tuan, Kabupaten Deli Serdang pada tahun 2011. Penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) di Sekolah Menengah Pertama Swasta Ar-Rahman Percut Sei Tuan, Kecamatan Percut Sei Tuan, Kabupaten Deli Serdang, selesai pada tahun 2014. Di tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Atas (SMA) di Sekolah Menengah Atas Negeri 1 Percut Sei Tuan, Kecamatan Percut Sei Tuan, Kabupaten Deli Serdang, selesai pada tahun 2017.

Penulis melanjutkan pendidikan selanjutnya di perguruan tinggi swasta Universitas Medan Area (UMA) Fakultas Teknik program studi Informatika. Selama duduk di bangku perkuliahan penulis mengikuti berbagai kegiatan seperti Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) dan penulis juga mengikuti beberapa penelitian yang dipublikasikan dalam bentuk jurnal. Penulis juga melaksanakan kerja praktek di Sekolah Menengah Atas Swasta PAB 8 Saentis, Kecamatan Percut Sei Tuan, Kabupaten Deli Serdang pada tahun 2020.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala karuniaNya sehingga skripsi ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian ini ialah pengklasifikasian citra dengan judul Analisis Metode Naive Bayes Dalam Pengklasifikasian Citra Ikan Berformalin Dengan Memanfaatkan Ekstraksi Fitur GLCM.

Penyusunan Tugas Akhir ini merupakan syarat yang harus ditempuh untuk memenuhi kelulusan yang disyaratkan dalam menempuh Gelar Sarjana Strata (S-1) sesuai dengan kurikulum Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Penyusunan tugas akhir ini tidak akan selesai tanpa bimbingan, nasehat serta petunjuk dari berbagai pihak. Untuk itu, perkenankanlah saya sebagai penulis untuk menyampaikan ucapan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua Orang Tua dan adik-adik saya yang senantiasa selalu memberikan dukungan dan do'a yang tiada henti serta memberikan motivasi dan nasehat yang berguna bagi saya.
2. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng, M.Sc selaku Rektor Universitas Medan Area.
3. Bapak Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M.Kom selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
4. Ibu Susilawati, S.Kom, M.Kom selaku Wakil Dekan Bidang Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat Universitas Medan Area.

5. Bapak Yudi Daeng Polewangi, ST, M.T selaku Ketua Wakil Dekan Bidang Pengembangan SDM dan Administrasi Keuangan Universitas Medan Area.
6. Bapak Muhathir, ST, M.Kom selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan saran dan masukan dalam proses penyelesaian tugas akhir ini.
7. Bapak Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area dan dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan saran dan masukan dalam proses penyelesaian tugas akhir ini.
8. Seluruh Dosen dan semua staff Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area yang telah banyak membantu penulis menyelesaikan tugas akhir ini.
9. Teman-teman dan tim Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) yang telah memberikan dukungan dan kebersamaan selama masa perkuliahan hingga saat ini.
10. Semua pihak yang telah banyak membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini, penulis mengucapkan terimakasih banyak.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir/skripsi/tesis ini masih memiliki kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan tugas akhir/skripsi/tesis ini. Penulis berharap tugas akhir/skripsi/tesis ini dapat bermanfaat baik untuk kalangan pendidikan maupun masyarakat.

Akhir kata penulis ucapkan terima kasih dan semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan Taufiq dan Hidayah-Nya kepada kita semua agar kita dapat menjadi insan yang berguna bagi Agama, Bangsa, Negara dan berguna juga bagi orang lain serta diri kita sendiri. Amin

Medan, 26 April 2022

Ayu Pariyandani
NPM 178160038



DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	
HALAMAN PERNYATAAN	
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	
ABSTRAK	
RIWAYAT HIDUP	
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
BAB I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 <i>Machine Learning</i>	5
2.2 Ikan	6
2.3 Formalin	8
2.4 <i>Naïve Bayes</i>	10
2.5 <i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i>	11

2.6 MySQL	14
2.7 Microsoft Visual Studio.....	15
2.8 Visual Basic	16
2.9 Python	17
2.10 Use Case Diagram	19
2.11 Entity Relationship Diagram	20
BAB III. METODE PENELITIAN.....	22
3.1 Ruang Lingkup Kegiatan	22
3.2 Analisis Sistem Yang Berjalan	23
3.3 Analisis Sistem Yang Diusulkan.....	24
3.4 Perancangan Sistem	24
3.4.1 Use Case Diagram	24
3.4.2 Entity Relationship Diagram.....	25
3.5 Perancangan Database	26
3.6 Perancangan Interface	27
3.7 Prosedur Kerja.....	28
BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	34
4.1 Hasil	34
4.1.1 Halaman Utama.....	34
4.1.2 Proses Data Pelatihan.....	35
4.1.3 Proses Klasifikasi.....	40
BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN.....	52
5.1 Kesimpulan	52

5.2 Saran	52
DAFTAR PUSTAKA	54



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Simbol <i>Use Case Diagram</i>	19
Table 2.2 Simbol <i>Entity Relationship Diagram</i>	20
Tabel 3.1 Data	25
Tabel 3.2 Data Citra	30
Tabel 3.3 Data Pelatihan	30
Tabel 3.4 Data Testing	31
Tabel 3.5 Menghitung Probabilitas Tiap Kelas.....	31
Table 3.6 Menghitung Mean dan Atribut Tiap Kelas	31
Table 3.7 Menghitung Standart Deviasi Dari Atribut Tiap Kelas	31
Table 3.8 Menghitung Distribusi Normal dan Atribut Tiap Kelas	32
Table 3.9 Menghitung Probabilitas Tiap Kelas.....	32
Tabel 3.10 Menghitung Hasil Akhir Klasifikasi.....	32
Tabel 4.1 Data Citra	39
Tabel 4.2 Hasil Klasifikasi Naïve Bayes Gaussian.....	38
Table 4.3 Hasil Klasifikasi Naïve Bayes Bernoulli	46
Table 4.4 Hasil Klasifikasi Naïve Bayes Multinomial.....	46
Table 4.5 Nilai Akurasi Klasifikasi Naïve Bayes Gaussian.....	48
Table 4.6 Nilai Akurasi Klasifikasi Naïve Bayes Bernoulli	48
Table 4.7 Nilai Akurasi Klasifikasi Naïve Bayes Multinomial	48
Tabel 4.8 Hasil Perbandingan Variasi Naïve Bayes	49

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 <i>Machine Learning Multi-disciplinary</i>	6
Gambar 2.2 Ikan.....	8
Gambar 2.4 Formalin	9
Gambar 3.1 Ruang Lingkup Kegiatan	22
Gambar 3.2 <i>Use Case Diagram</i>	23
Gambar 3.3 <i>Entity Relationship Diagram</i>	24
Gambar 3.4 Perancangan <i>Interface</i> Halaman Utama.....	26
Gambar 3.5 Perancangan <i>Interface</i> Halaman Data Pelatihan	26
Gambar 3.6 Prosedur Kerja.....	28
Gambar 3.7 Efek <i>Grayscale</i>	29
Gambar 3.8 Hasil Perhitungan GLCM.....	29
Gambar 4.1 Halaman Utama.....	33
Gambar 4.2 <i>Form</i> Data Pelatihan	34
Gambar 4.3 <i>Input</i> Data Pelatihan.....	35
Gambar 4.4 Proses <i>Grayscale</i>	35
Gambar 4.5 Proses GLCM.....	36
Gambar 4.6 Proses Simpan	37
Gambar 4.7 Data di Database.....	37
Gambar 4.8 Proses Eksport Data Database Ke Format Excel	38
Gambar 4.9 File Hasil Eksport Data	38
Gambar 4.10 Proses Input Data Dan Menampilkan Data	39

Gambar 4.11 Menampilkan Informasi Data.....	40
Gambar 4.12 Cek Deret Kosong Dan Melihat Ukuran Data	40
Gambar 4.13 Variabel Independen Dan Variabel Dependen.....	41
Gambar 4.14 Memasukkan Rumus Naïve Bayes.....	41
Gambar 4.15 Menentukan Hasil Prediksi GaussianNB	42
Gambar 4.16 Menentukan Hasil Prediksi BernoulliNB.....	42
Gambar 4.17 Menentukan Hasil Prediksi MultiomialNB.....	43
Gambar 4.18 Probabilitas Hasil Prediksi GaussianNB	43
Gambar 4.19 Probabilitas Hasil Prediksi BernoulliNB	44
Gambar 4.20 Probabilitas Hasil Prediksi MultinomialNB.....	44
Gambar 4.21 <i>Confusion Matrix Model GaussianNB</i>	45
Gambar 4.22 <i>Confusion Matrix Model BernoulliNB</i>	45
Gambar 4.23 <i>Confusion Matrix Model MultinomialNB</i>	45
Gambar 4.24 Menghitung Nilai Akurasi GaussianNB	47
Gambar 4.25 Menghitung Nilai Akurasi BernoulliNB	47
Gambar 4.26 Menghitung Nilai Akurasi MultinomialNB	47
Gambar 4.27 Grafik Hasil Perbandingan Klasifikasi	50

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara kepulauan dengan dua pertiga wilayahnya tertutup laut seluas 6,32 juta km² ini adalah salah satu negara dengan garis pantai terpanjang kedua (99.093 km²) di dunia (Soemarmi, et all, 2019). Indonesia dikenal sebagai negara maritim dan agraris, sebagian besar wilayah Indonesia merupakan lautan sehingga menyebabkan banyak tumbuhnya industri perikanan (Wijayanti & Lukitasari, 2016).

Ikan adalah produk pangan yang mudah rusak. Ikan mudah membusuk karena kadar air dan protein yang tinggi dalam tubuh ikan mendorong pertumbuhan mikroorganisme yang cepat. Hasil tangkapan ikan oleh nelayan jika pada musimnya akan sangat banyak. Karena banyaknya tangkapan ikan menyebabkan ikan yang tidak terjual juga banyak. Untuk mengatasi masalah ini, beberapa nelayan dan para pedagang mengawetkan ikan dengan cara memberikan formalin.

Ikan yang sudah diberi formalin ini dijual kembali oleh pedagang dan dibeli oleh para konsumen. Konsumen yang membeli ikan tersebut mengalami kerugian yang sangat besar karena ikan yang mereka beli bukan lagi ikan segar melainkan ikan yang sudah dicampur dengan zat berbahaya formalin. Faktanya, formalin merupakan zat cair yang tidak baik untuk kesehatan jika dikonsumsi dalam jangka waktu yang lama dan dalam kapasitas yang besar akan memperburuk kesehatan, terutama menimbulkan penyakit pada tubuh manusia.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya terkait pengklasifikasian citra ikan berformalin yang dilakukan oleh beberapa peneliti seperti, Klasifikasi Citra Ikan Berformalin Menggunakan Metode k-NN dan GLCM (Pariyandani, et all, 2019). Pengidentifikasian Citra Ikan Berforalin Dengan Menggunakan Metode Multilayer Perceptron (Wanti & Muhathir, 2021).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penulis ingin mengangkat permasalahan tersebut sebagai tugas akhir dengan judul “Analisis Metode Naive Bayes Dalam Pengklasifikasian Citra Ikan Berformalin Dengan Memanfaatkan Ekstraksi Fitur GLCM”. Algoritma Naive Bayes adalah salah satu algoritma teknik pengklasifikasian yang menggunakan metode probabilistik dan statistik. Metode Naive Bayes telah terbukti memberikan kecepatan dan akurasi yang tinggi ketika diterapkan pada database dengan data besar (Nugroho, 2014). GLCM (*Gray Level Co- occurrence Matrix*) merupakan suatu metode ekstraksi ciri untuk memperoleh nilai fitur dengan cara menghitung kemunculan matriks yang sama dalam piksel gambar. Aplikasi ini berbentuk software dekstop yang dibangun dengan menggunakan algoritma naive bayes dan ekstraksi fitur GLCM.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan penjelasan permasalahan tersebut, maka didapat dua rumusan masalah yang akan dibahas di dalam penelitian ini. Kedua rumusan permasalahan tersebut antara lain :

1. Bagaimana implementasi dari sistem pengklasifikasian citra ikan berformalin dengan menggunakan Naive Bayes dan GLCM ?

2. Bagaimana hasil pengujian dari sistem pengklasifikasian citra ikan berformalin dengan menggunakan Naive Bayes dan GLCM ?

1.3 Batasan Masalah

Dalam penulisan tugas akhir ini penulis membatasi masalah dalam ruang lingkup sebagai berikut :

1. Sistem klasifikasi citra ikan ini dibangun dalam bentuk aplikasi desktop.
2. Aplikasi menggunakan bahasa pemrograman *Visual Basic* dan Python.
3. Sistem ini dibangun dengan menggunakan algoritma Naive bayes dan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix*.
4. Sistem pengklasifikasian citra ikan ini dibangun dengan menggunakan 500 sampel gambar, 250 sampel citra ikan non formalin dan 250 sampel citra ikan berformalin.
5. Citra diambil menggunakan kamera *handphone* oppo a5s dengan jarak pengambilan 17,5 cm. Ukuran citra yang digunakan mulai dari 60-110 kb dan dengan dimensi 768x768 pixel.

1.4 Tujuan Penelitian

Secara keseluruhan, tujuan dari dibuatnya penelitian ini adalah untuk membangun suatu perangkat lunak berbasis desktop yang dapat mengklasifikasikan gambar ikan berformalin dan non formalin menggunakan metode naive bayes dan ekstraksi fitur GLCM secara otomatis sehingga dapat mempermudah masyarakat mengenali ikan non formalin dengan ikan yang telah tercampur dengan berformalin. Tujuan khusus yang ingin dicapai saat melakukan penelitian ini adalah:

1. Untuk melakukan implementasi dari sistem pengklasifikasian citra ikan berformalin dengan menggunakan Naive Bayes dan GLCM.
2. Melakukan pengujian dari sistem pengklasifikasian citra ikan berformalin dengan menggunakan Naive Bayes dan GLCM untuk mengetahui ikan tersebut berformalin atau tidak.

1.5 Manfaat Penelitian

Berdasarkan dari penjelasan yang telah diuraikan di atas, maka diperoleh dua manfaat, kedua manfaat dari penelitian tersebut adalah :

1. Penelitian ini memberikan pemahaman kepada pembaca mengenai ikan formalin, naive bayes, dan GLCM.
2. Hasil penelitian ini dapat digunakan masyarakat untuk mengenali ikan yang masih segar atau ikan yang sudah berformalin.

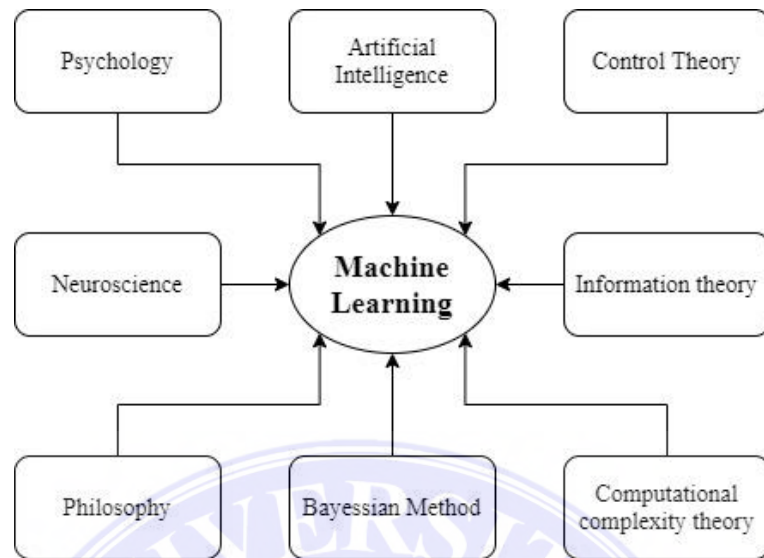
BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Machine Learning

Machine learning pertama kali diperkenalkan oleh (Samuel, 1959) dan telah banyak diterapkan dalam program komputer, game bidang ekonomi, bidang kesehatan, *data mining*, bioinformatika dan lain-lain. *Artificial intelligence* dan *machine learning* yang semakin berkembang, banyak kemajuan yang sedang dibuat tidak hanya oleh para peneliti di bidang *machine learning* tetapi juga oleh para ahli di bidang lain yang menggunakan metode ini (Wei, 2019).

Machine learning adalah *multi-disciplinary* yang memiliki berbagai domain penelitian yang memperkuat keberadaannya. Simulasi model *machine learning* secara signifikan terkait dengan statistik komputasi yang tujuan utamanya adalah fokus pada pembuatan prediksi melalui komputer. *Machine learning* juga ada hubungannya dengan Optimasi Matematika yang menghubungkan model, aplikasi, dan kerangka kerja ke bidang statistik (Alzubi, 2018).



Gambar 2.1. *Machine learning multi-disciplinary*

Algoritma *machine learning* digunakan sebagai generalizer dan prediktor yang kuat. Karena keakuratan algoritma ini akan semakin meningkat jika jumlah data latih banyak, karena hal tersebut pengguna *machine learning* terus meningkat dalam beberapa tahun terakhir dan telah membawa minat baru untuk para ahli dan peneliti untuk menggunakan *machine learning* (Burrell, 2016).

2.2 Ikan

Ikan mempunyai ukuran dan bentuk tubuh tertentu, dan bentuk tubuh ikan berbeda-beda antara ikan yang satu dengan ikan yang lainnya. Hal tersebut menunjukkan bahwa setiap ikan memiliki spesifikasi tertentu untuk setiap karakteristiknya, ukuran, dan bentuk tubuhnya. Karena perbedaan jenis, banyak macam ragam, dan perbedaan karakteristiknya, sehingga sangat sulit untuk masyarakat

biasa mengenali keanekaragaman dari ikan tanpa mempelajarinya dan mengenalinya terlebih dahulu (Ramadhani & Murti, 2018).

Ikan merupakan bahan pangan yang mempunyai nilai gizi yang tinggi dan sangat penting bagi tubuh manusia (Niswah, et all, 2016). Ikan memiliki kandungan protein yang sangat tinggi. Kandungan protein tersebut sangat dibutuhkan oleh tubuh manusia, dan mengandung asam amino esensial yang dibutuhkan oleh tubuh. Selain daripada itu, ikan juga memiliki nilai biologis hingga mencapai 90% dan rendah dalam jaringan ikat, sehingga dapat dengan mudah dicerna. Manfaat lain dari ikan adalah dapat digunakan sebagai bahan-bahan untuk membuat bermacam obat-obatan yang bermanfaat untuk kesehatan, pakan ternak untuk hewan-hewan yang membutuhkan asupan protein, dan lainnya sebagainya. Komposisi kimia, ukuran dari ikan, dan nilai gizinya bervariasi tergantung menurut umur, jenis kelamin dari ikan, spesies, kematangan, dan kondisi lingkungan hidup dari ikan (Natsir & Latifa, 2018).

Ikan terkenal sebagai bahan pangan yang cepat rusak (*perishable food*) karena kandungan air yang dimiliki oleh ikan dan proteinnya yang sangat tinggi yang terkandung dalam tubuhnya sehingga ikan cepat mengalami penurunan mutu dan kualitasnya (Tatuh, 2016). Ikan cepat rusak karena perkembangan dari mikroorganisme yang terdapat dalam tubuh ikan akan mudah hidup dan berkembang biak dengan pesat (Handayani, 2019).



Gambar 2.2. Ikan

2.3 Formalin

Formaldehide, yang lebih populer dengan nama formalin, merupakan salah satu dari sekian banyaknya zat tambahan dalam makanan yang sangat dilarang karena efek sampingnya yang beresiko penyakit. Meskipun kebanyakan masyarakat sudah mengetahui efek samping dan bahayanya penggunaan formaldehide ini sebagai campuran bahan pangan, tetapi penggunaannya justru meningkat dan bukannya menurun, meningkatnya penggunaan formaldehide ini juga disebabkan oleh factor harga yang relative terjangkau dan mudah didapatkan dibandingkan dengan bahan pengawet makanan yang diperbolehkan digunakan lainnya (Astuti & Tebai, 2018).

Menurut Dr. Leonardus Broto Kardono, direktur Pusat Penelitian Kimia LIPI, pada awalnya formalin ini berbentuk padat dan bukan cair dengan sebutan formaldehida atau

dalam bahasa asingnya ditulis dengan *formaldehyde*. Bahan kimia ini memiliki senyawa reaktif CH_2OH dan memiliki banyak nama berbeda lainnya berdasarkan senyawa campurannya yang mudah berikatan dengan air. Jika dicampur dengan air, maka zat ini disebut formalin dengan rumus kimia CH_2O . Konsentrasi zat formalin yang dapat ditemukan di pasaran biasanya 37%-40%. Karena formalin bertindak sebagai agen antibakteri yang dapat memperlambat aktifitas pertumbuhan bakteri dalam makanan yang kaya protein, formalin bereaksi dengan protein dalam makanan untuk memperpanjang umur simpan. Akan tetapi ketika makanan tersebut masuk ke tubuh manusia, maka dapat menyebabkan mutasi dan menjadi karsinogen yang dapat menyebabkan sel kanker tumbuh dan menyebabkan cacat genetic pada tubuh. (Singgih, 2017).

Formalin sebenarnya bukanlah bahan yang dapat dicampurkan dengan makanan, juga bukan zat yang dapat sembarangan dicampurkan pada makanan. Masyarakat yang memakan makanan seperti mie, tahu, ayam, bakso, ikan, dan bahkan permen yang mengandung formalin belum merasakan dampak negatifnya sekarang. Tetapi efek sampingnya akan dirasakan pada beberapa tahun kemudian setelah mengkonsumsi makanan tersebut (Wijayanti & Lukitasari, 2016).



Gambar 2.3. Formalin

2.4 Naive Bayes

Naïve Bayes (NB) adalah salah satu algoritma data mining yang paling terkenal untuk klasifikasi (Chen, et all, 2020). NB merupakan salah satu algoritma yang paling banyak dan sering digunakan dalam pengklasifikasian karena kesederhanaan, efektivitas, dan ketahanannya. Ini diakui sebagai salah satu dari sepuluh algoritma teratas yang digunakan dalam penambangan data (Arar & Ayan, 2017). Teorema Bayes dapat digunakan untuk membuat prediksi berdasarkan pengetahuan sebelumnya. Dalam istilah teknis, prediksi adalah probabilitas posterior. Pengetahuan sebelumnya disebut probabilitas sebelumnya yang mencerminkan tebakan yang paling mungkin tanpa data tambahan. Data saat ini dinyatakan sebagai kemungkinan yang mencerminkan probabilitas seorang prediktor yang diberikan hasil tertentu (Zhang, 2016). Persamaan dari teorema bayes adalah sebagai berikut:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H)*P(H)}{\sum P(E|H)*P(H)} \dots\dots\dots (1)$$

Dimana:

$P(H|E)$: Probabilitas hipotesa H jika diketahui evidence E.

$P(E|H)$: Probabilitas munculnya evidence E jika diketahui hipotesa H

$P(H)$: Probabilitas hipotesa H

$P(E)$: probabilitas evidence E

Efisiensi komputasi dalam pemodelan dan prediksi merupakan keunggulan yang tidak perlu dipertanyakan lagi dibandingkan beberapa algoritma klasifikasi lainnya, yang disebabkan oleh kemungkinan paralelisasi yang mudah, terutama penting untuk kumpulan data yang besar (Bužić & Dobša, 2018).

Pengklasifikasi Bayesian, bekerja berdasarkan aturan Bayesian dan teorema probabilitas. Telah terbukti bahwa mempelajari pengklasifikasi Bayesian yang optimal dari data pelatihan adalah masalah NP-hard. Versi sederhana dari *classifier* Bayesian yang disebut sebagai naive Bayes menggunakan dua asumsi. Yang pertama adalah bahwa, dengan diberi label kelas, atribut independen bersyarat dan yang terakhir adalah, tidak ada atribut laten yang mempengaruhi proses prediksi label (Jahromi, 2017).

2.5 Gray Level Co-Occurance Matrix

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) telah diperkenalkan oleh Haralick, yang mengubah suatu citra menjadi matriks sesuai dengan hubungan piksel pada citra

aslinya. Kemunculan bersama pasangan piksel untuk jarak tertentu yang berorientasi pada arah tertentu perlu dihitung. Setelah itu, fitur statistik dapat diekstraksi untuk klasifikasi citra tekstur (Yang & Yang, 2016)

GLCM adalah metode klasik ekstraksi fitur tekstur, yang efektif dalam pengenalan citra, segmentasi citra, pengambilan citra, klasifikasi citra, dan metode analisis tekstur. Penerapan GLCM untuk mengekstrak fitur tekstur terjadi melalui distribusi probabilitas kondisi gabungan tingkat keabuan citra untuk merepresentasikan tekstur dan menghitung korelasi lokal piksel untuk mendapatkan nilai fitur tekstur. GLCM digunakan secara ekstensif di banyak bidang dan terus ditingkatkan. Dengan menghitung arah dan ukuran jendela yang berbeda dari GLCM, fitur tekstur multi-skala diekstraksi dari citra pankromatik resolusi sangat tinggi (Zhang, et all, 2017).

Metode ini sangat sering digunakan, sehingga berikut adalah langkah-langkah dalam melakukan ekstrasi fitur menggunakan GLCM (Nabella, et all, 2019).

- a. Mengubah gambar dari RGB menjadi gambar skala abu-abu
 - b. Menentukan nilai intensitas maksimum untuk gambar skala abu-abu
 - c. Membentuk matriks korelasi pada arah 45^0 , 0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0 dengan nilai intensitas maksimum 1
 - d. Menghitung nilai elemen dari setiap matrix dimana nilai setiap elemen matriks menyatakan jumlah ketetanggaan frekuensi munculnya urutan nilai
- I.

- e. Melakukan normalisasi dengan membagi nilai dari elemen matrix dengan jumlah nilai dari matrix tersebut. Normalisasi dilakukan untuk menghilangkan ketergantungan pada pengukuran citra.
- f. Perhitungan property GLCM untuk setiap interaksi.

Adapun dalam metode GLCM (Gray Level Co- occurrence Matrix) terdapat 4 fitur yang dihitung antara lain yaitu :

a. Kontras

Nilai kontras dinyatakan sebagai perubahan intensitas antar gambar, semakin tinggi nilai kontras, semakin banyak nilai intensitas gambar yang berubah.

$$\text{Kontras} = \sum_n^L n^2 \{ \sum_{|i-j|=n} \text{GLCM}(i, j) \} \dots\dots\dots 2$$

b. Energy

Fitur ini digunakan untuk mengukur konsentrasi pasangan intensitas dalam matriks co-occurrence. Rumus yang digunakan untuk menghitung energy adalah (Aferi, et all, 2018):

$$\text{Energy} = \sum_{i,j=0}^{n-1} p^2(i, j) \dots\dots\dots 3$$

c. Entropy

Dari nilai entropy ini dapat memberikan informasi fitur tekstur yang kasar serta halus dari ekstrasi citra yang dilakukan. Semakin tinggi nilai entropynya maka semakin kasar tekstur yang dihasilkan pada citra (Sari, et all, 2018).

$$\text{Entropy} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i,j) \log(GLCM(i,j))) \dots\dots\dots 4$$

d. IDM (Inverse Different Moment)

IDM (*Inverse Different Moment*) merupakan suatu fitur yang digunakan untuk ukuran yang mendefinisikan variasi tingkat intensitas dari pasangan pixel dalam suatu citra yang akan diuji (Sudiby, et all, 2018).

$$\text{IDM} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i,j) \log(GLCM(i,j))) \dots\dots\dots 5$$

2.6 MySQL

MySQL merupakan suatu server yang digunakan sebagai tempat penyimpanan struktur data. MySQL adalah tempat penyimpanan data yang banyak digunakan oleh para programmer. MySQL ini dapat mudah dimengerti penggunaannya sehingga programmer pemula banyak menggunakannya. Untuk dapat mengoperasikan MySQL sebagai tempat penyimpanan data pada *database* kita harus mempelajari pemrograman *query* (perintah) SQL (Enterprise, 2018).

MySQL merupakan suatu sistem manajemen *database* (*Database Management System*) atau DBMS. Yang berarti MySQL merupakan suatu sistem yang digunakan untuk melakukan pengaturan koleksi-koleksi struktur data (*database*) baik dalam proses pembuatan maupun dalam proses pengolahan *database*. MySQL berfitur *open source*, artinya setiap orang bebas menggunakan dan memodifikasinya. Pada awalnya MySQL merupakan program yang hanya bisa berjalan pada Linux, tetapi dengan seiring berjalannya pengetahuan dan waktu, para pengembang kemudian merilis MySQL yang bisa diakses oleh Windows (Rusli, et all, 2019).

2.7 Microsoft Visual Studio

Microsoft Visual Studio merupakan bagian pengembangan dari Microsoft. Visual Studio merupakan Microsoft platform pengembang perangkat lunak. Dalam visual studio terdapat kode editor pendukung *intelliSense* dan *refactoring* kode. Visual Studio hampir mendukung hampir semua bahasa pemrograman seperti bahasa pemrograman C, C++, VB.NET, Python dan lainnya (Blazing, 2018).

Visual studio adalah *integrated development environment* (IDE), seperangkat alat yang membantu untuk menulis program. Visual Studio menyertakan serangkaian jenis proyek yang dapat kita pilih. Setiap kali kita memulai proyek baru, VS akan secara otomatis menghasilkan kode kerangka yang dapat dikompilasi dan segera dijalankan. Setiap jenis proyek memiliki item proyek yang dapat kita tambahkan, dan item proyek menyertakan kode kerangka. VS menawarkan banyak kontrol premade, yang mencakup skeletoncode, sehingga kita tidak perlu menulis kode sendiri untuk tugas yang berulang. Banyak dari kontrol yang lebih kompleks berisi wizard yang membantu kita menyesuaikan kode berdasarkan opsi wizard yang kita pilih.

Kita dapat menyesuaikan warna, opsi editor, dan tata letak pada program yang sedang dibangun dengan menggunakan Visual Studio. Jika lingkungan pengembangan VS *out-of-the-box* atau keluar dari konsep yang ada maka tidak menawarkan fitur yang kita butuhkan, kita dapat menulis makro kita sendiri untuk mengotomatiskan serangkaian tugas yang kita ulangi. Untuk penyesuaian yang lebih canggih, VS

memperlihatkan antarmuka pemrograman aplikasi (API) untuk membuat *add-in* dan ekstensi (Enterprise, 2019).

2.8 Visual Basic

Visual Basic .NET adalah generasi berikutnya dari Visual Basic, tetapi juga merupakan perubahan yang signifikan dari generasi sebelumnya. Pengembang Visual Basic 6 yang berpengalaman akan merasa nyaman dengan kode Visual Basic .NET dan akan mengenali sebagian besar konstruksinya. Namun, Microsoft telah membuat beberapa perubahan untuk membuat Visual Basic .NET menjadi bahasa yang lebih baik dan pemain yang setara di dunia .NET. Termasuk penambahan seperti kata kunci Kelas untuk mendefinisikan kelas dan kata kunci Mewarisi untuk pewarisan objek, antara lain. Kode Visual Basic 6 tidak dapat dikompilasi oleh compiler Visual Basic .NET tanpa modifikasi yang signifikan. Kabar baiknya adalah bahwa Microsoft telah menyediakan alat migrasi untuk menangani tugas (Grundgeiger, 2018).

Visual Basic dikembangkan oleh Microsoft. Visual Basic adalah bahasa pemrograman yang ideal digunakan dalam pengembangan aplikasi berbasis desktop. Ada beberapa alasan mengapa Visual Basic ideal digunakan untuk mengemangkan aplikasi berbasis desktop. Alasannya dapat dilihat di bawah ini:

- Visual Basic merupakan pemrograman yang menggunakan syntax “bahasa manusia” yang dapat dipahami oleh orang biasa.

- Visual Basic dilengkapi dengan berbagai fitur dan jendela, ikon, menu-menu, dan tatap muka lainnya sehingga cocok dipakai dalam membuat aplikasi lainnya yang berbasis GUI (*Graphical User Interface*).
- Visual Basic dikemas dalam lingkungan pengembangan terintegrasi atau IDE (*Integrated Development Environment*) yang disebut Visual Studio. Hal ini membuat pengembangan aplikasi lebih mudah karena tidak memerlukan banyak sumber daya yang berada di luar Visual Studio.
- Visual Basic dapat banyak dijumpai dalam berbagai variasi, seperti VBScript yang bekerja dalam dunia pembuatan website dan VBA (*Visual Basic for Application*) yang bekerja di duni Microsoft Office.
- Referensi yang dimiliki Visual Basic sangat melimpah, misalnya seperti script yang mudah ditemukan dan aplikasi pembantu lainnya yang dapat diinstal dalam berbagai cara untuk memperluas kemampuan Visual Basic (Enterprise, 2017).

2.9 Python

Python hanyalah satu dari banyak bahasa pemrograman. Sama seperti bahasa manusia, ada banyak bahasa komputer yang berbeda, seperti Java, LISP, PHP, dan Perl dan...jangan lupa C atau lainnya, serta hal-hal yang berguna seperti skrip UNIX. Python saat ini adalah bahasa pemrograman dengan pertumbuhan tercepat di dunia, berkat kemudahan penggunaan, kurva pembelajaran yang cepat, dan berbagai paket berkualitas tinggi untuk ilmu data dan pembelajaran mesin (Vallat, 2018).

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi, lintas platform, dan ditafsirkan yang berfokus pada keterbacaan kode (Blank & Deb, 2020). Yang artinya, Python memiliki kode-kode Bahasa pemrograman yang sangat mudah, lengkap, dan jelas untuk pemula sekalipun (Enterprise, 2017).

Python terutama mendukung beberapa bahasa pemrograman, namun tidak hanya terbatas pada pemrograman berorientasi objek saja, tetapi juga pemrograman imperative, dan pemrograman fungsional. Salah satu fitur yang dimiliki oleh Python adalah bahasa pemrograman dinamis yang sudah dilengkapi dengan manajemen memori secara otomatis. Seperti dalam bahasa pemrograman dinamis lainnya, python sering digunakan sebagai bahasa skrip, meskipun dalam praktiknya penggunaannya lebih luas dalam konteks penggunaan yang biasanya tidak dilakukan dalam bahasa skrip. Python dapat digunakan dalam berbagai macam tujuan pengembangan perangkat lunak lainnya dan dapat berjalan di berbagai platform sistem operasi yang berbeda (Syahrudin & Kurniawan, 2018).

Saat ini, kode python dapat dieksekusi di banyak platform sistem operasi yang berbeda, beberapa:

- a. Linux/Unix
- b. Windows
- c. Mac OS X
- d. Java Virtual Machine
- e. Palm

f. Amiga

g. Symbian





Python didistribusikan di bawah lisensi yang berbeda dalam versi yang berbeda. Tetapi, pada prinsipnya, Python dapat diperoleh dan digunakan secara gratis bahkan untuk tujuan komersial. Lisensi Python tidak bertentangan dengan definisi Open Source atau General Public License (GPL) (Syahrudin & Kurniawan, 2018).

2.10 Use Case Diagram

Use Case Diagram diusulkan oleh Ivar Jacobson pada tahun 1986. Use case diagram merupakan metode yang digunakan dalam menganalisis system untuk mengidentifikasi, mengklarifikasi, dan mengatur kebutuhan system. Use case diagram digunakan dalam UML (Unified Modeling Language), notasi standart untuk memodelkan objek dan system dunia nyata. Use case diagram adalah *subclass* dari Unified Modeling Language (UML). Use case diagram merupakan salah satu Object Oriented Diagram (Aleryani, 2016).

Use case diagram merupakan tahap utama dan tahap yang paling mudah dalam pemodelan system, yaitu dengan menggambarkan cara menggunakan system tersebut. Use case memiliki symbol-simbol umum yang menjadi syntax dalam pembuatan use case diagram. Aktor, kasus kegunaan, dan asosiasi langsung adalah symbol yang paling sering digunakan (Sutanto, 2018). Symbol dari Use case diagram dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

Tabel 2.1. Simbol *Use Case Diagram*




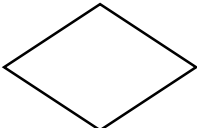
Simbol	Keterangan
Aktor/Role 	Mewakili para pengguna yang akan menggunakan system.
Use Case 	Menunjukkan interaksi dari aktor ke system.
Asosiasi Langsung 	Berfungsi untuk menghubungkan actor dengan use case, system, atau produk.
Hubungan Generalisasi 	Menghubungkan use case khusus ke lebih umum.

2.11 Entity Relationship Diagram

Entity Relationship Diagram (ERD) merupakan diagram yang menggambarkan model hubungan entitas. Himpunan relasi dan hubungan entitas masing-masing memiliki atribut yang merepresentasikan seluruh fakta yang telah dianalisa (Sukmaindrayana & Sidik 2017). Entity Relationship Diagram (ERD) memiliki fungsi

untuk membuat struktur model dan hubungan antar data, untuk membuat diagram tersebut membutuhkan symbol dan notasi sebagai penjelasan yang mudah dipahami (Pertiwi, et all, 2019). Dalam Entity Relationship Diagram ini memiliki tiga (3) symbol yang sering digunakan. Symbol-symbol dari Entity Relationship Diagram dapat dilihat pada table dibawah ini.

Tabel 2.2. Simbol *Entity Relationship Diagram*

Simbol	Keterangan
Entity 	Menyatakan himpunan entitas, berbentuk persegi panjang.
Garis 	Berfungsi untuk menghubungkan antara entitas, atribut, dan relasi.
Atribut 	Menunjukkan atribut yang berfungsi untuk menampung key, berbentuk elips.
Relasi 	Menunjukkan himpunan relasi, berbentuk belah ketupat.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Ruang Lingkup Kegiatan

Ruang lingkup kegiatan selama melaksanakan penelitian dalam mengklasifikasikan gambar ikan non formalin dan formalin menggunakan algoritma Naïve Bayes dan ekstraksi fitur GLCM (*Gray Level co-occurrence Matrix*) ini adalah sebagai berikut:

h. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara yang pertama pengambilan citra dari ikan non formalin dan ikan berformalin masing-masing sebanyak 250 gambar. Kedua, melakukan studi literatur dengan cara membaca dan memahami materi yang terkait dengan pengklasifikasian citra menggunakan algoritma Naïve Bayes dan ekstraksi fitur GLCM dari jurnal-jurnal maupun *e-book*. Ketiga, melakukan perancangan system yang akan digunakan dengan menggunakan *Use Case Diagram*, dan ERD (*Entity Relationship Diagram*).

i. Analisis

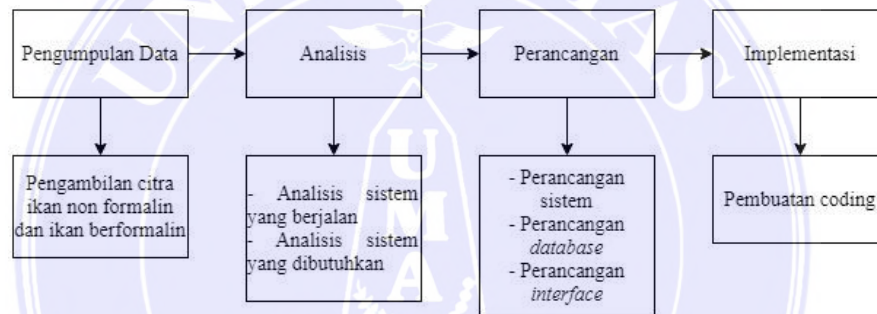
Analisis sistem yang dilakukan adalah dengan menganalisis sistem yang sedang berjalan dan menganalisis sistem yang akan diusulkan. Analisis sistem yang berjalan untuk saat ini konsumen tidak menggunakan sistem atau aplikasi apapun untuk mengecek apakah ikan yang ia beli di pasar termasuk ikan non formalin atau ikan berformalin dan analisis sistem yang akan diusulkan adalah dengan menggunakan aplikasi klasifikasi ikan berformalin yang terkomputerisasi yang diharapkan dapat membantu konsumen dalam memilih dan membeli ikan.

j. Perancangan

Perancangan yang dilakukan adalah perancangan sistem dilanjutkan dengan perancangan *database* setelah itu melakukan perancangan *interface*.

k. Implementasi.

Agar sistem klasifikasi citra ikan dapat diimplementasikan dengan baik, penulis melakukan pembuatan codingan program sesuai dengan perancangan yang telah dirancang kemudian melakukan uji coba apakah sistem pengklasifikasian citra ikan yang telah dibangun sesuai dengan yang diharapkan dan dibutuhkan.



Gambar 3.1. Ruang Lingkup Kegiatan

3.2 Analisis Sistem Yang Berjalan

Setelah melakukan observasi di lapangan dapat diketahui bahwa para konsumen ikan belum ada yang menggunakan alat bantu seperti aplikasi untuk memilih dan membeli ikan. Tak jarang para konsumen tidak memeriksa ikan yang akan mereka beli dan langsung membelinya begitu saja. Mereka hanya membeli ikan begitu saja tanpa takut ikan yang mereka beli adalah ikan berformalin. Formalin adalah zat yang biasa digunakan sebagai pengawet dan beberapa pedagang memanfaatkan zat ini sebagai pengawet barang dagangan mereka. Biasanya pedagang yang menggunakan formalin yaitu pedagang makanan dan pedagang ikan adalah salah satunya. Ikan adalah produk

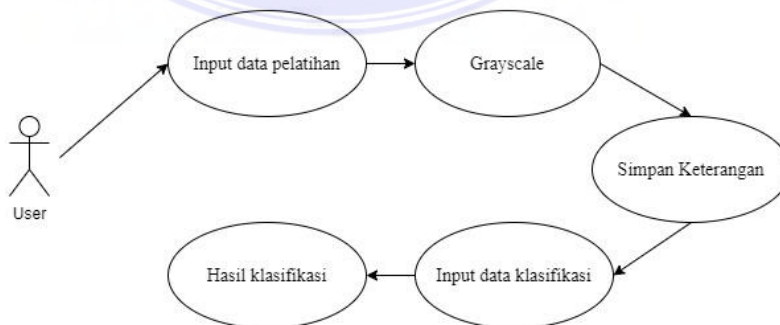
pangan yang cepat mengalami pembusukan yang hanya dapat bertahan dalam satu hari saja. Oleh sebab itu, beberapa pedagang ikan yang barang dagangannya tidak habis terjual akan menggunakan formalin sebagai pengawet agar ikan tidak membusuk dan dapat dijual pada keesokan harinya.

3.3 Analisis Sistem Yang Diusulkan

Banyaknya kecurangan yang dilakukan para penjual ikan pada masa sekarang menyadarkan kita untuk membuat suatu alat atau sistem pendeteksiian yang tepat dan akurat untuk membantu konsumen memilih bahan makanan yang higienis dan sehat. Untuk itu maka dibuatlah suatu sistem pengklasifikasian citra ikan berformalin berbasis desktop dengan menggunakan *Microsoft Visual Studio 2010*. Bahasa pemrograman yang digunakan adalah *visual basic*. Dalam sistem mengharuskan kita menggunakan data *training* agar akurasi dari sistem dapat bekerja lebih akurat. Setelah itu langkah selanjutnya barulah citra ikan akan diklasifikasikan dan dites keakuratan dari sistem tersebut.

3.4 Perancangan Sistem

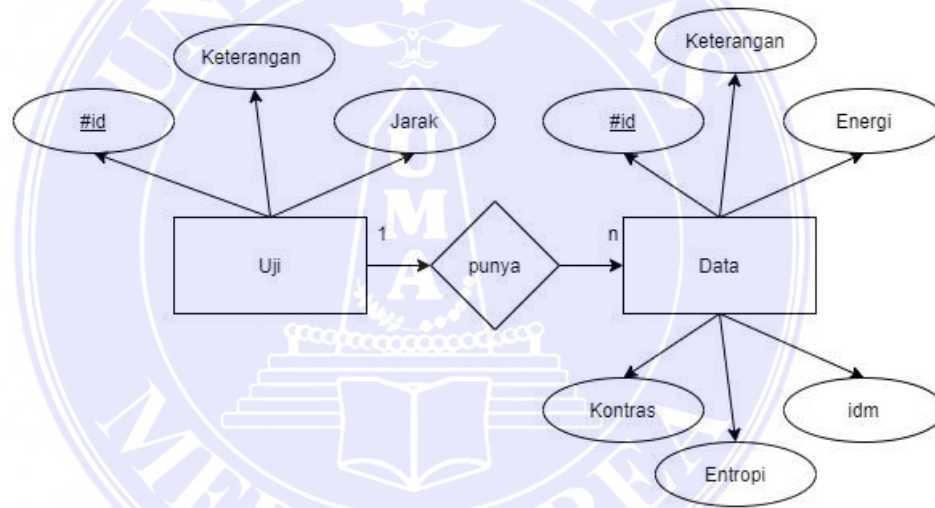
3.4.1 Use Case Diagram



Gambar 3.2. Use Case Diagram

Gambar di atas merupakan *use case diagram*. User akan menginputkan data citra ikan sebagai pelatihan kemudian data tersebut di *grayscale* dan hasilnya akan disimpan di database. Langkah ini dilakukan user beberapa kali dengan menginputkan data yang berbeda dan bertujuan agar hasil dari klasifikasi nantinya lebih akurat. Selanjutnya user masuk ke menu klasifikasi, user akan menginputkan data citra ikan yang ingin diklasifikasi kemudian hasil akan keluar yang menunjukkan data tersebut ikan non formalin atau ikan formalin.

3.4.2 Entity Relationship Diagram (ERD)



Gambar 3.3. Entity Relationship Diagram

Gambar di atas merupakan ERD dari sistem pengklasifikasian citra ikan. Memiliki dua entitas yaitu entitas uji dan entitas data.

- a. Entitas uji terdapat atribut id, keterangan dan jarak.
- b. Entitas data yang memiliki atribut id, keterangan, energi, kontras, entropi, dan idm.

3.5 Perancangan Database

Adapun struktur perancangan tabel *database* yang akan dirancang untuk sistem pengklasifikasian citra ikan yang akan dibangun adalah sebagai berikut:

Tabel 3.1. Data

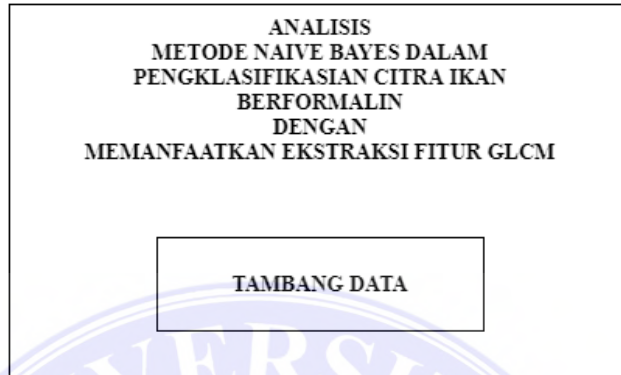
Field Name	Type	Size
Id	Int	11
Keterangan	Varchar	20
Energi	Double	-
Kontras	Double	-
Entropi	Double	-
Idm	Double	-

Pada tabel data di atas memiliki 6 *field* yang digunakan untuk menampung data di *database* adalah sebagai berikut:

- a. Id sebagai *primary key* digunakan untuk menampung id dari data.
- b. Keterangan digunakan untuk menampung keterangan dari data.
- c. Energi digunakan untuk menampung energi dari data.
- d. Kontras digunakan untuk menampung kontras dari data.
- e. Entropi digunakan untuk menampung entropi dari data.
- f. Idm digunakan untuk menampung idm dari data.

3.6 Perancangan Interface

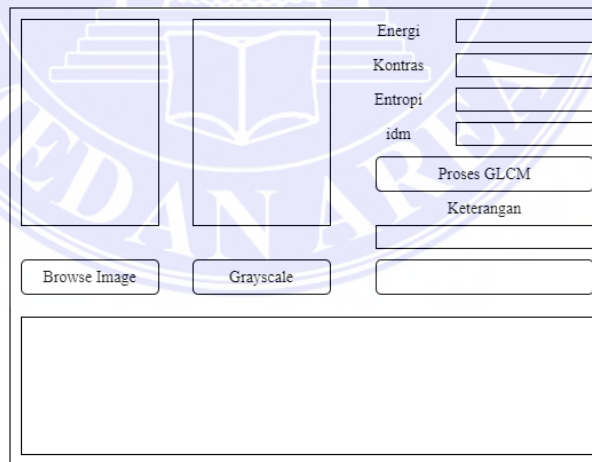
3.6.1 Perancangan Interface Untuk Halaman Utama



Gambar 3.4. Perancangan *Interface* Halaman Utama

Gambar di atas merupakan rancangan interface untuk halaman utama dari sistem pengklasifikasian citra ikan. Terdapat *button* pada halaman utama yaitu *button* data pelatihan.

3.6.2 Perancangan Interface Untuk Data Pelatihan

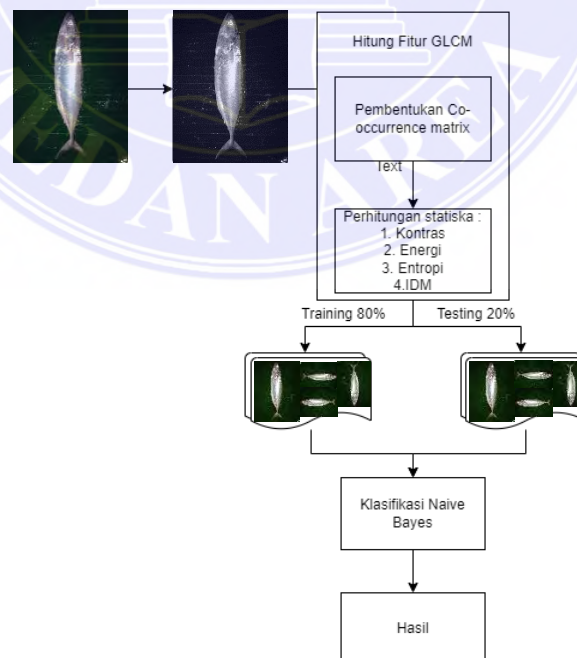


Gambar 3.5. Perancangan *Interface* Halaman Data Pelatihan

Gambar di atas merupakan perancangan *interface* halaman data pelatihan dari sistem pengklasifikasian citra ikan. Pada perancangan *Interface* data pelatihan

terdapat *field* yang berfungsi untuk menampung gambar dari ikan yang akan di latih dan di bawahnya terdapat *button browse image* yang berfungsi untuk mencari gambar yang akan dilatih. Di sebelah kanan dari *button browse image* terdapat *button grayscale* yang berfungsi untuk memproses gambar menjadi warna keabu-abuan. Kemudian terdapat empat *field* yang digunakan untuk menampung energy, kontras, entropi dan idm. Di bawahnya terdapat *button proses GLCM* yang berfungsi untuk memproses perhitungan GLCM. Kemudian ada *field* keterangan yang berfungsi untuk menamai data yang telah selesai di ekstrak yang nantinya akan disimpan di *database*. Dibawahnya terdapat *button simpan* yang berfungsi untuk memproses penyimpanan ke *database*. Setelah itu, terdapat *field* yang berfungsi untuk menampung data yang telah selesai di ekstrak dengan GLCM dan disimpan ke *database*.

3.7 Prosedur Kerja



Gambar 3.6. Prosedur Kerja

Gambar di atas merupakan prosedur kerja dari sistem yang dirancang berbasis desktop. Dalam dibangunnya sistem ini memiliki beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Pada tahapan pertama akan menginputkan citra asli dari ikan.
2. Kemudian citra ikan yang telah diinputkan diberi efek *grayscale* bertujuan untuk mengubah warna asli citra menjadi keabu-abuan yang memiliki fungsi untuk menyederhanakan model gambar.
3. Setelah itu, melakukan perhitungan GLCM pada citra yang telah diubah warnanya menjadi keabu-abuan.



Gambar 3.7. Efek Grayscale

Hal ini dilakukan karena GLCM hanya bisa menghitung nilai piksel citra asli. Dalam proses perhitungan GLCM ada proses pengukuran nilai dari tekstur yang didasarkan pada kontras, energi, entropi dan IDM. Berikut merupakan perhitungan yang telah didapatkan dari salah satu citra:

Energi	586756
Kontras	132535,5
Entropi	817221440239,897
Idm	541761,208439526

Gambar 3.8. Hasil Perhitungan GLCM

Berdasarkan gambar 7 di atas maka didapatkan hasil perhitungan sebagai berikut:

1. Energi = 586756
2. Kontras = 132535.5
3. Entropi = 817221440239.897
4. IDM = 541761.208439526

Berikut merupakan data hasil pelatihan yang dilakukan pada beberapa citra:

Tabel 3.2. Data Citra

Keterangan	Energi	Kontras	Entropi	idm
Formalin	586756	195934,25	385470422666	514722,598
Formalin	586756	220420,5	328666766974	503567,8588
Formalin	586756	195287	339808470906	508966,589
Formalin	586756	212657,25	287999302270	502792,1274
Formalin	586756	212909,75	274805521374	503621,7096
Non Formalin	586756	102044,5	818692274470	545690,9221
Non Formalin	586756	104381,5	777729231195	545772,9251
Non Formalin	586756	97000,5	826012005305	547814,7671
Non Formalin	586756	101340	797287653029	546994,7422
Non Formalin	586756	100308,75	810891867420	546231,2871

5. Tahap selanjutnya adalah pengklasifikasian citra menggunakan Naive Bayes Untuk menyelesaikan perhitungan menggunakan algoritma Naive bayes dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 3.3. Data Pelatihan

Keterangan	Energi	Kontras	Entropi	idm
Formalin	586756	195934,25	385470422666	514722,598
Formalin	586756	220420,5	328666766974	503567,8588
Formalin	586756	195287	339808470906	508966,589
Formalin	586756	212657,25	287999302270	502792,1274
Formalin	586756	212909,75	274805521374	503621,7096
Non Formalin	586756	102044,5	818692274470	545690,9221
Non Formalin	586756	104381,5	777729231195	545772,9251
Non Formalin	586756	97000,5	826012005305	547814,7671
Non Formalin	586756	101340	797287653029	546994,7422
Non Formalin	586756	100308,75	810891867420	546231,2871

Tabel 3.4. Data Testing

	Energi	Kontras	Entropi	IDM
E1	586756	101340,5	79728763535	546983,7341

- Menghitung probabilitas tiap kelas

Tabel 3.5. Menghitung Probabilitas Tiap Kelas

Hitung Probabilitas tiap kelas		
Keterangan	Jlh training	probabilitas
Formalin	5	0,5
non formalin	5	0,5
Jumlah	10	

- Menghitung mean dari atribut tiap kelas

Tabel 3.6. Menghitung Mean Dari Atribut Tiap Kelas

Hitung Mean dari atribut tiap-tiap kelas				
Keterangan	Energi	Kontras	Entrofi	IDM
Formalin	586756	207441,75	323350096838	506734,1766
Non Formalin	586756	101015,05	806122606284	546500,9287

- Menghitung standart deviasi dari atribut tiap kelas

Tabel 3.7. Menghitung Standart Deviasi Dari Atribut Tiap Kelas

Hitung standart deviasi dari aribut tiap-tiap kelas				
Keterangan	Energi	Kontras	Entrofi	IDM
Formalin	0	10056,92716	39406432020	4561,826667
Non Formalin	0	2413,040273	17091347235	803,5956247

- Menghitung distribusi normal dari atribut tiap kelas

Tabel 3.8. Menghitung Distribusi Normal Dari Atribut Tiap Kelas

Hitung distribusi normal dari tiap-tiap kelas				
Keterangan	Energi	Kontras	Entrofi	IDM
Formalin	0,0085	2,53806E-26	3,15925E-10	1
Non Formalin	0,0987	0,553643204	0	0,726015524

- Hitung probabilitas tiap kelas dan hitung hasil akhir

Tabel 3.9. Menghitung Probabilitas Tiap Kelas

Probabilitas Naïve Bayes	
Probabilitas	Keterangan
3,4078E-38	Formalin
0	Non Formalin

Tabel 3.10. Menghitung Hasil Akhir Klasifikasi

Hasil Akhir Klasifikasi	
Formalin	3,4078E-38

Setelah melakukan perhitungan dan menyelesaikannya, maka dapat disimpulkan bahwa hasil dari klasifikasi menggunakan rumus Naïve Bayes dengan data testing tersebut adalah termasuk ke dalam data **ikan berformalin.**

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

4.2 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Sistem klasifikasi citra ikan ini dirancang berbasis desktop dengan menggunakan bahasa pemrograman visual basic untuk ekstraksi fitur GLCM dan menggunakan bahasa pemrograman python untuk Naïve Bayes. Data penyimpanan menggunakan *database* MySQL.
2. Hasil dari klasifikasi citra ikan menggunakan algoritma Naïve Bayes variasi Gaussian, Bernoulli, dan Multinomial dengan ekstraksi fitur GLCM (*Gray Level Co-occurrence*) ini didapatkan hasil akurasi sebesar 76% untuk GaussianNB, 48% untuk BernoulliNB dan 79% untuk MultinomialNB dengan 400 data *training* dan 100 data *testing*.

4.3 Saran

Adapun saran penulis untuk system klasifikasi citra ikan berformalin menggunakan metode Naïve Bayes dan ekstraksi fitur GLCM ini yaitu:

1. Memperbaharui system agar menjadi lebih baik lagi. System yang telah dibangun masih sangat sederhana dan masih banyak kekurangannya
2. Pengembangan system klasifikasi citra ikan ini menjadi berbasis *mobile* agar pengguna dapat dengan mudah menggunakan system dimanapun.
3. Pencahayaan dan kualitas kamera yang digunakan sangat memengaruhi proses klasifikasi. Diharapkan dalam proses penelitian selanjutnya

pengambilan data dapat dimaksimalkan lagi untuk menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat.



DAFTAR PUSTAKA

- Aferi, F. D., Purboyo, T. W., & Saputra, R. E. (2018). Cotton texture segmentation based on image texture analysis using gray level co-occurrence matrix (GLCM) and Euclidean distance. *Int. J. Appl. Eng. Res*, 13(1), 449-455.
- Aleryani, A. Y. (2016). Comparative study between data flow diagram and use case diagram. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 6(3), 124-126.
- Alzubi, J., Nayyar, A., & Kumar, A. (2018, November). Machine learning from theory to algorithms: an overview. In *Journal of physics: conference series* (Vol. 1142, No. 1, p. 012012). IOP Publishing.
- Arar, Ö. F., & Ayan, K. (2017). A feature dependent Naive Bayes approach and its application to the software defect prediction problem. *Applied Soft Computing*, 59, 197-209.
- Astuti, I., & Tebai, P. (2018). Analisis Fromalin Ikan teri (*Stolephorus* sp) Asin Di Pasar Tradisional Kabupaten Gorontalo. *Fisheries Journal*, 43-50.
- Blank, J., & Deb, K. (2020). pymoo: Multi-objective optimization in python. *IEEE Access*, 8, 89497-89509.
- Blazing, A. (2018). Pemrograman Windows Dengan Visual Basic. *Net: Pengenalan VB. Net dan Microsoft Visual Studio. Di akses*, 16.
- Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 2053951715622512.
- Bužić, D., & Dobša, J. (2018, May). Lyrics classification using naive bayes. In *2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)* (pp. 1011-1015). IEEE.
- Chen, S., Webb, G. I., Liu, L., & Ma, X. (2020). A novel selective naïve Bayes algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 192, 105361.
- Enterprise, J. (2017). *Otodidak Pemrograman Python*. Elex Media Komputindo.
- Enterprise, J. (2017). *Otodidak Visual Basic*. Elex Media Komputindo.
- Enterprise, J. (2018). *HTML, PHP, dan MySQL untuk Pemula*. Elex Media Komputindo.
- Enterprise, J. (2019). *Belajar Pemrograman dengan Visual Studio*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo.

- Grundgeiger, D. (2018). *Programming Visual Basic. NET*. O'Reilly.
- Handayani, T. (2019). Identifikasi Formalin Pada Ikan Yang Dijual Di Pasar Lasi Kabupaten Agam Tahun 2019. *Seminar Nasional Kesehatan*, 75-79.
- Jahromi, A. H., & Taheri, M. (2017, October). A non-parametric mixture of Gaussian naive Bayes classifiers based on local independent features. In *2017 Artificial Intelligence and Signal Processing Conference (AISP)* (pp. 209-212). IEEE.
- Nabella, F. Y., Sari, Y. A., & Wihandika, R. C. (2019). Seleksi Fitur Information Gain Pada Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan Hue Saturation Value dan Gray Level Co-Occurrence Matrix. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- Natsir, N. A., & Latifa, S. (2018). Analisis Kandungan Protein Total Ikan Kakap Merah Dan Ikan Kerapu Bebek. *Jurnal Biology Science & Education*, 49-55.
- Niswah, C., Pane, E. R., & Resanti, M. (2016). Uji kandungan formalin pada ikan asin di pasar km 5 Palembang. *Bioilmi: Jurnal Pendidikan*, 2(2).
- Nugroho, Y. S. (2014). Data Mining Menggunakan Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Universitas Dian Nuswantoro. *Dian Nuswantoro Fakultas Ilmu Komputer Skripsi*.
- Pariyandani, A., Larasati, D. A., Wanti, E. P., & Muhathir, M. (2019). Klasifikasi Citra Ikan Berformalin Menggunakan Metode k-NN dan GLCM. In *Semantika (Seminar Nasional Teknik Informatika)* (Vol. 2, No. 1, pp. 42-47).
- Pariyandani, A., Wanti, E. P., & Muhathir, M. (2020). Analysis of the Naïve Bayes Method in Classifying Formalized Fish Images Using GLCM Feature Extraction. *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering*, 1(2), 120-128.
- Pertiwi, I. P., Fedinandus, F. X., & Limantara, A. D. (2019). Sistem Pendukung Keputusan Penerima Program Keluarga Harapan (PKH) Menggunakan Metode Simple Additive Weight
- Ramadhani, M., & Murti, D. H. (2018). Klasifikasi Ikan Menggunakan Oriented Fast And Rotated Brief (ORB) Dan K-Nearest Neighbor (KNN). *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 115-124.
- Rusli, Ahmar, A. S., & Rahman, A. (2019). Pemrograman Website dengan PHPMySQL untuk Pemula. Sulawesi Selatan: Yayasan Ahmar Cendekia Indonesia.

- Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of research and development*, 3(3), 210-229.
- Sari, Y., Alkaff, M., & Pramunendar, R. A. (2018, June). Classification of coastal and Inland Batik using GLCM and Canberra Distance. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 1977, No. 1, p. 020045). AIP Publishing LLC.
- Singgih, H. (2017). Uji Kandungan Formalin Pada Ikan Asin Menggunakan Sensor Warna Dengan Bantuan FMR (Formalin Main Reagent). *Jurnal Eltek*, 55-70.
- Soemarmi, A., Indarti, E., Pujiyono, P., & Diamantina, A. (2019). Konsep Negara Kepulauan dalam Upaya Perlindungan Wilayah Pengelolaan Perikanan Indonesia. *Masalah-Masalah Hukum*, 48(3), 241-248.
- Sudiby, U., Kusumaningrum, D. P., Rachmawanto, E. H., & Sari, C. A. (2018). Optimasi Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Pengklasifikasian Citra Daging Sapi dan Daging Babi Berbasis GLCM dan HSV. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 9(1), 1-10.
- Sukmaindrayana, A., & Sidik, R. (2017). Aplikasi Grosir Pada Toko Rsidik Bungursari Tasikmalaya. *JURNAL MANAJEMEN INFORMATIKA (JUMIKA)*, 4(2).
- Sutanto, E. (2018). *Pemrograman Android Dengan Menggunakan Eclipse & StarUML*. Surabaya: Airlangga University Press.
- Syahrudin, A. N., & Kurniawan, T. (2018). Input Dan Output Pada Bahasa Pemrograman Python. *Jurnal Dasar Pemrograman Python Stmik*, January, 1-7.
- Tatuh, H. A. (2016). Analisis kandungan formalin pada berbagai jenis ikan di Kota Manado. *Pharmacon*, 5(4).
- Vallat, R. (2018). Pingouin: statistics in Python. *Journal of Open Source Software*, 3(31), 1026.
- Wanti, E. P., & Muhathir, M. (2021). Pengidentifikasian Citra Ikan Berformalin Dengan Menggunakan Metode Multilayer Perceptron. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 5(1), 491-502.
- Wei, J., Chu, X., Sun, X. Y., Xu, K., Deng, H. X., Chen, J., ... & Lei, M. (2019). Machine learning in materials science. *InfoMat*, 1(3), 338-358.
- Wijayanti, N. S., & Lukitasari, M. (2016). Analisis Kandungan Formalin Dan Uji Coba Organoleptik Ikan Asin Yang Beredar Di Pasar Besar Madiun. *Jurnal Florea*, 59-64.

- Yang, P., & Yang, G. (2016). Feature extraction using dual-tree complex wavelet transform and gray level co-occurrence matrix. *Neurocomputing*, 197, 212-220.
- Zhang, X., Cui, J., Wang, W., & Lin, C. (2017). A study for texture feature extraction of high-resolution satellite images based on a direction measure and gray level co-occurrence matrix fusion algorithm. *Sensors*, 17(7), 1474.
- Zhang, Z. (2016). Naïve Bayes classification in R. *Annals of translational medicine*, 4(12).



LAMPIRAN

1. Source Code Klasifikasi Dengan Naïve Bayes Rumus Bernoulli

```
import pandas as pd

import numpy as np

# input data

Cryotherapy=pd.read_excel("Data_Ikan3.xlsx")

# Menampilkan data

Cryotherapy.head()

# Variabel independen

x = Cryotherapy.drop(["Keterangan"], axis = 1)

x.head()

# Variabel dependen

y = Cryotherapy["Keterangan"]

y.head()

# Import train_test_split function

from sklearn.model_selection import train_test_split

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.2,

random_state = 123)

from sklearn.naive_bayes import BernoulliNB

bernounb = BernoulliNB()
```

```
bernoutrain = bernounb.fit(x_train, y_train)

bernoutrain.class_count_

# Menentukan hasil prediksi dari x_test BernoulliNB

y_pred = bernoutrain.predict(x_test)

y_pred

np.array(y_test)

# Menentukan probabilitas hasil prediksi BernoulliNB

bernoutrain.predict_proba(x_test)

# import confusion_matrix model BernoulliNB

from sklearn.metrics import confusion_matrix

confusion_matrix(y_test, y_pred)

# Menghitung nilai akurasi dari klasifikasi naive bayes BernoulliNB

from sklearn.metrics import classification_report

print(classification_report(y_test,y_pred))
```

2. Source Code Klasifikasi Dengan Naïve Bayes Rumus Gaussian

```
import pandas as pd

import numpy as np

# input data

Cryotherapy=pd.read_excel("Data_Ikan3.xlsx")
```

```
# Menampilkan data
Cryotherapy.head()

# menampilkan informasi data
Cryotherapy.info()

# Mengecek apakah ada deret yang kosong
Cryotherapy.empty

# Melihat ukuran dari data
Cryotherapy.size

# Variabel independen
x = Cryotherapy.drop(["Keterangan"], axis = 1)
x.head()

# Variabel dependen
y = Cryotherapy["Keterangan"]
y.head()

# Import train_test_split function
from sklearn.model_selection import train_test_split

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.2,
random_state = 123)

# Import Gaussian Naive Bayes model

from sklearn.naive_bayes import GaussianNB

from sklearn.naive_bayes import BernoulliNB

from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
```

```
# Mengaktifkan/memanggil/membuat fungsi klasifikasi Naive bayes

modelnb = GaussianNB()

bernounb = BernoulliNB()

multinb = MultinomialNB()

# Memasukkan data training pada fungsi klasifikasi naive bayes

nbtrain = modelnb.fit(x_train, y_train)

bernoutrain = bernounb.fit(x_train, y_train)

multitrain = multinb.fit(x_train, y_train)

nbtrain.class_count_

bernoutrain.class_count_

multitrain.class_count_

# Menentukan hasil prediksi dari x_test GaussianNB

y_pred = nbtrain.predict(x_test)

y_pred

np.array(y_test)

# Menentukan probabilitas hasil prediksi GaussianNB

nbtrain.predict_proba(x_test)

# import confusion_matrix model GaussianNB

from sklearn.metrics import confusion_matrix

confusion_matrix(y_test, y_pred)
```

```
# Menghitung nilai akurasi dari klasifikasi naive bayes GaussianNB  
from sklearn.metrics import classification_report  
print(classification_report(y_test,y_pred))
```

3. Sorce Code Klasifikasi dengan Naïve Bayes Rumus Multinomial

```
import pandas as pd  
import numpy as np  
  
# input data  
Cryotherapy=pd.read_excel("Data_Ikan3.xlsx")  
  
# Menampilkan data  
Cryotherapy.head()  
  
# Variabel independen  
x = Cryotherapy.drop(["Keterangan"], axis = 1)  
x.head()  
  
# Variabel dependen  
y = Cryotherapy["Keterangan"]  
y.head()  
  
# Import train_test_split function  
from sklearn.model_selection import train_test_split  
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size = 0.2,  
random_state = 123)  
  
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB  
multinb = MultinomialNB()
```

```

multitrain = multinb.fit(x_train, y_train)

multitrain.class_count_

# Menentukan hasil prediksi dari x_test MultinomialNB

y_pred = multitrain.predict(x_test)

y_pred

np.array(y_test)

# Menentukan probabilitas hasil prediksi GaussianNB

multitrain.predict_proba(x_test)

# import confusion_matrix model MultinomialNB

from sklearn.metrics import confusion_matrix

confusion_matrix(y_test, y_pred)

# Menghitung nilai akurasi dari klasifikasi naive bayes MultinomialNB

from sklearn.metrics import classification_report

print(classification_report(y_test,y_pred))

```

4. Data Penelitian

Keterangan	Energi	Kontras	Entropi	idm
Formalin	586756	212910	274805521374	503622
Formalin	586756	212657	287999302270	502792
Formalin	586756	195287	339808470906	508967
Formalin	586756	220421	328666766974	503568
Formalin	586756	195934	385470422666	514723
Formalin	586756	184395	401404063556	515496
Formalin	586756	172657	392230485567	518186
Formalin	586756	177242	449584895861	520378
Formalin	586756	158650	392891362789	524943
Formalin	586756	177533	395829076016	518722
Formalin	586756	189989	393728280055	517915

Formalin	586756	208143	427001716749	513436
Formalin	586756	210871	339419343872	509647
Formalin	586756	184561	380256433633	516888
Formalin	586756	174782	367354704350	518665
Formalin	586756	215903	380260436091	509932
Formalin	586756	170200	408650074698	522372
Formalin	586756	175233	492288098534	521820
Formalin	586756	197256	412440485404	514556
Formalin	586756	233369	411669192771	506296
Formalin	586756	218377	389163031200	510155
Formalin	586756	192502	410847330715	514392
Formalin	586756	179601	556342949883	519782
Formalin	586756	198179	379558478843	515517
Formalin	586756	198132	373569672460	515269
Formalin	586756	178619	383191384609	520947
Formalin	586756	211215	382773346982	509357
Formalin	586756	205674	368921387072	512477
Formalin	586756	180260	405701409107	519035
Formalin	586756	193248	426904777804	515616
Formalin	586756	176909	419294916945	522333
Formalin	586756	195122	396340824414	517732
Formalin	586756	227265	391102535687	507060
Formalin	586756	207115	405986420307	511828
Formalin	586756	214424	368926062455	508705
Formalin	586756	185872	383078059281	521323
Formalin	586756	130713	557388941951	537748
Formalin	586756	200260	483332298592	516622
Formalin	586756	171594	468874459346	523990
Formalin	586756	187876	452179442726	519989
Formalin	586756	201729	405273440889	514649
Formalin	586756	192233	384510714757	516585
Formalin	586756	198939	411864391377	514311
Formalin	586756	232261	362930675788	506240
Formalin	586756	226633	394819893811	508433
Formalin	586756	172129	538267215436	523467
Formalin	586756	194294	432730895474	513945
Formalin	586756	188162	444363070918	517635
Formalin	586756	216353	390938501633	510904
Formalin	586756	165157	464786216721	524597
Formalin	586756	152939	438388993621	528576
Formalin	586756	153884	617727295775	530413
Formalin	586756	159615	575755724051	527223
Formalin	586756	167812	468984578576	525038

Formalin	586756	154920	480903912741	526782
Formalin	586756	185603	397488427531	518492
Formalin	586756	151038	433037132827	528629
Formalin	586756	149869	527166919537	530835
Formalin	586756	151136	516491471746	528987
Formalin	586756	170760	491929561665	525216
Formalin	586756	180959	498544994836	521693
Formalin	586756	168126	428174767569	524113
Formalin	586756	142362	470078834438	530603
Formalin	586756	164083	460703541537	525195
Formalin	586756	161391	423366706206	524224
Formalin	586756	140324	488310015089	531418
Formalin	586756	140259	476629225330	532623
Formalin	586756	155583	447431602381	528259
Formalin	586756	149434	472174253919	529496
Formalin	586756	153895	470287091132	528412
Formalin	586756	129862	506219590727	534529
Formalin	586756	153419	470494871923	527262
Formalin	586756	99590,8	496693062734	545229
Formalin	586756	135104	481691031986	534381
Formalin	586756	143099	579575422364	530391
Formalin	586756	146398	547563282480	529467
Formalin	586756	159777	503389563980	525352
Formalin	586756	142466	465468188261	530661
Formalin	586756	127647	470965074783	533971
Formalin	586756	155014	424166510859	524863
Formalin	586756	160509	491907114057	524096
Formalin	586756	139112	427544796949	530676
Formalin	586756	137481	448001287113	530871
Formalin	586756	135293	615982624649	533581
Formalin	586756	130803	459390036251	533328
Formalin	586756	148398	443967983518	526534
Formalin	586756	154901	436726236470	523670
Formalin	586756	162595	392297704012	522639
Formalin	586756	122718	435767605295	536417
Formalin	586756	121181	482890953637	537416
Formalin	586756	145761	515201506624	528693
Formalin	586756	151546	432150348476	527486
Formalin	586756	135067	456373407335	532576
Formalin	586756	138949	450497338883	531013
Formalin	586756	123134	506827443271	535469
Formalin	586756	136464	477605342282	531150
Formalin	586756	131322	472807086567	533226

Formalin	586756	126769	499199246463	535213
Formalin	586756	114302	554848096439	540001
Formalin	586756	124520	654354995545	537224
Formalin	586756	132062	499895950898	533462
Formalin	586756	144011	446075444591	529908
Formalin	586756	121320	473610248472	535910
Formalin	586756	135828	450609069964	531160
Formalin	586756	131817	551162324435	533535
Formalin	586756	131234	469061855379	531950
Formalin	586756	135511	520111253379	530859
Formalin	586756	159689	496955807022	524158
Formalin	586756	156303	444069494067	524284
Formalin	586756	148530	498048161188	527421
Formalin	586756	89271,3	507149963601	547083
Formalin	586756	135124	524344680600	531377
Formalin	586756	145374	487425043774	528679
Formalin	586756	134612	541233106012	532475
Formalin	586756	146684	519878516765	528220
Formalin	586756	144004	500178558481	528878
Formalin	586756	150410	450369704966	527188
Formalin	586756	142736	456141464663	529851
Formalin	586756	142844	543813473863	529203
Formalin	586756	143653	446108453370	528990
Formalin	586756	130454	504528088917	533624
Formalin	586756	143696	455644950089	529335
Formalin	586756	151128	577680267303	526920
Formalin	586756	166356	503530856141	521713
Formalin	586756	144911	483952742148	528222
Formalin	586756	150163	584559553851	526771
Formalin	586756	138305	459437812740	529428
Formalin	586756	155324	433324831716	524235
Formalin	586756	145139	429628467629	527651
Formalin	586756	136232	494978500648	531607
Formalin	586756	139166	489989590948	530383
Formalin	586756	146424	463990080387	527837
Formalin	586756	149605	425116904286	527126
Formalin	586756	135255	560943713138	533265
Formalin	586756	141831	440545682252	529089
Formalin	586756	144926	423714604670	528506
Formalin	586756	134431	500984364291	531771
Formalin	586756	132181	520271297785	533140
Formalin	586756	139832	541067046380	529615
Formalin	586756	139177	464097477700	530702

Formalin	586756	146321	456968463623	528266
Formalin	586756	123315	484844064345	536080
Formalin	586756	133553	483026031795	531328
Formalin	586756	139950	449108308873	528597
Formalin	586756	142673	486166250387	528824
Formalin	586756	125420	490122226938	534374
Formalin	586756	102769	517105549042	542818
Formalin	586756	105399	589360249630	542477
Formalin	782852	92533,3	933303215874	741780
Formalin	782852	87243,3	1041926964965	743904
Formalin	782852	87604,5	888573901257	741352
Formalin	782852	95925,8	928395891226	739079
Formalin	782852	91079,8	1028349923218	743823
Formalin	782852	88285,3	941288941149	743050
Formalin	782852	99580,8	826421794842	738029
Formalin	782852	113834	801213293009	731104
Formalin	782852	98860,3	819852332531	737805
Formalin	782852	98922,3	900587267324	737792
Formalin	782852	92349	955368363215	740593
Formalin	782852	99371,3	839746962992	737455
Formalin	782852	97180,8	893835284018	739624
Formalin	782852	79849	935208970469	744904
Formalin	782852	93381,5	826444344587	740156
Formalin	782852	106339	885630118114	735784
Formalin	782852	95232	836952085601	739637
Formalin	782852	88607,5	1036167036285	743297
Formalin	782852	95241,5	924528665100	739100
Formalin	782852	101377	871073556931	736474
Formalin	782852	86851,3	1002274706067	743827
Formalin	782852	94665,5	880501230646	740006
Formalin	782852	97242,8	847478339942	738148
Formalin	782852	102983	845199452934	736348
Formalin	782852	104670	854075396952	735511
Formalin	782852	96180,3	867557100432	739452
Formalin	782852	95010,8	853617058964	739636
Formalin	782852	99266,5	780445661436	737097
Formalin	782852	90715,5	836535695798	740235
Formalin	782852	97380,3	767143260783	737779
Formalin	782852	100357	893450865928	737249
Formalin	782852	97813	929825641082	738642
Formalin	782852	99901	866240162859	738198
Formalin	782852	88277,3	811281255198	742749
Formalin	782852	94319,8	888047927199	737960

Formalin	782852	112990	815947417133	730675
Formalin	782852	96147	943048791433	740318
Formalin	782852	103472	979988167845	734800
Formalin	782852	101965	825446040609	734967
Formalin	782852	113276	735067809007	732052
Formalin	782852	87108,8	755284046670	741520
Formalin	782852	104551	705518299778	734149
Formalin	782852	87779,5	914595411527	741031
Formalin	782852	98798,5	842643830299	737057
Formalin	782852	107075	799802297404	734105
Formalin	782852	98268	941855919902	736591
Formalin	782852	94973,3	838870422890	737425
Formalin	782852	103872	860325976258	736746
Formalin	782852	91414,3	980984512493	741528
Formalin	782852	73714,3	908197090460	747714
Formalin	782852	100979	884840578815	735813
Formalin	782852	110537	784083569186	732749
Formalin	782852	104335	775094879888	735448
Formalin	782852	106232	843413410453	734956
Formalin	782852	102463	844254646387	736390
Formalin	782852	109742	781104093457	733407
Formalin	782852	116187	746531401299	730668
Formalin	782852	119941	721388520500	728200
Formalin	782852	92801	799710327266	739916
Formalin	782852	103071	862106288152	736007
Formalin	782852	114978	673223638737	730775
Formalin	782852	93203,5	970404362943	739959
Formalin	782852	114851	801776510474	730943
Formalin	782852	112854	761549159326	731823
Formalin	782852	96499,8	960838830780	739688
Formalin	782852	85203,8	883501696318	742964
Formalin	782852	104214	813423764996	734214
Formalin	782852	86936	762262276446	741175
Formalin	782852	116197	718029367508	730384
Formalin	782852	84979,8	839007710359	743535
Formalin	782852	104387	809742755802	735425
Formalin	782852	127741	739123246991	726309
Formalin	782852	107037	815537416990	735033
Formalin	782852	103379	862595485050	735417
Formalin	782852	96317,3	781468648994	738010
Formalin	782852	118473	721199181714	729583
Formalin	782852	107361	652472335054	733174
Formalin	782852	123335	756998395917	726276

Formalin	782852	121970	815532512750	727450
Formalin	782852	130161	743914080032	723914
Formalin	782852	99735,5	712610006062	737121
Formalin	782852	103125	668613271384	735313
Formalin	782852	100852	730606113676	735061
Formalin	782852	110256	781702233892	731554
Formalin	782852	110858	881923847683	732142
Formalin	782852	103390	889882163074	734166
Formalin	782852	118640	832075929592	728239
Formalin	782852	116743	695766517799	729523
Formalin	782852	91923,5	785709049298	738869
Formalin	782852	97407,3	781162914979	737111
Formalin	782852	94997,8	714188229668	738861
Formalin	782852	107238	648687804210	733521
Formalin	782852	92704	726746771953	741141
Formalin	782852	96420	803088819393	740467
Formalin	782852	101984	743360771955	736007
Formalin	782852	120036	716169236189	727946
Formalin	782852	98333,5	811387001783	740146
Formalin	782852	108478	716418246214	734493
Formalin	782852	118382	729029527587	729911
Formalin	782852	127902	730875737202	725048
Formalin	782852	109390	789566417001	732694
Formalin	782852	103326	772452002030	736704
Non Formalin	586756	100309	810891867420	546231
Non Formalin	586756	101340	797287653029	546995
Non Formalin	586756	97000,5	826012005305	547815
Non Formalin	586756	104382	777729231195	545773
Non Formalin	586756	102045	818692274470	545691
Non Formalin	586756	107998	867836239064	544862
Non Formalin	586756	67468	1103000755058	560266
Non Formalin	586756	87863,5	893559655816	550895
Non Formalin	586756	92047,8	963253400189	549139
Non Formalin	586756	100440	808923149080	546255
Non Formalin	586756	88890,8	1023428703616	551589
Non Formalin	586756	102359	792539018999	545896
Non Formalin	586756	74685	1103004906614	556610
Non Formalin	586756	89275,8	911882018247	550239
Non Formalin	586756	85479	1042865006678	554267
Non Formalin	586756	94423	955558567309	550149
Non Formalin	586756	77494,3	1153120034926	557749
Non Formalin	586756	88320,5	1089899167718	553615
Non Formalin	586756	85586,8	1121455476243	555894

Non Formalin	586756	82849,5	1126208911710	556486
Non Formalin	586756	82778,3	1085117325164	554628
Non Formalin	586756	115910	768800557997	540632
Non Formalin	586756	103143	886436421090	546544
Non Formalin	586756	78646	1200866745816	558616
Non Formalin	586756	107627	839091718260	543476
Non Formalin	586756	118812	800115173991	542325
Non Formalin	586756	114852	833226306795	543944
Non Formalin	586756	101210	955512236035	548506
Non Formalin	586756	88504,8	1018754395004	551662
Non Formalin	586756	79494,8	1165068372178	557065
Non Formalin	586756	88458,3	1004521460733	552776
Non Formalin	586756	97661,8	943198318673	548924
Non Formalin	586756	102765	824416161444	545318
Non Formalin	586756	100458	1066406018504	552340
Non Formalin	586756	111952	853354732572	544483
Non Formalin	586756	110951	866988504370	545102
Non Formalin	586756	106192	859643691366	544420
Non Formalin	586756	111464	896914105509	544939
Non Formalin	586756	103859	951427853729	547763
Non Formalin	586756	118921	754360840386	541810
Non Formalin	586756	127297	731228161825	539507
Non Formalin	586756	131383	735491281341	539415
Non Formalin	586756	120084	802282151165	545050
Non Formalin	586756	126598	596614735374	537896
Non Formalin	586756	114133	684317282735	539963
Non Formalin	586756	119735	723403198688	540189
Non Formalin	586756	106473	858201154255	546966
Non Formalin	586756	103504	857887063567	546862
Non Formalin	586756	103813	831063131858	544639
Non Formalin	586756	131908	678015856606	539373
Non Formalin	586756	124426	637802106014	541633
Non Formalin	586756	113374	744158224911	543846
Non Formalin	586756	100548	826010455466	544841
Non Formalin	586756	100758	1024813507639	550188
Non Formalin	586756	132776	529812064096	540229
Non Formalin	586756	124855	822039322428	542454
Non Formalin	586756	115183	967444743559	547221
Non Formalin	586756	137176	739053310734	539680
Non Formalin	586756	113584	1143245918929	553704
Non Formalin	586756	130402	858409433566	541721
Non Formalin	586756	106577	1007685248279	548440
Non Formalin	586756	129591	907013413362	542056

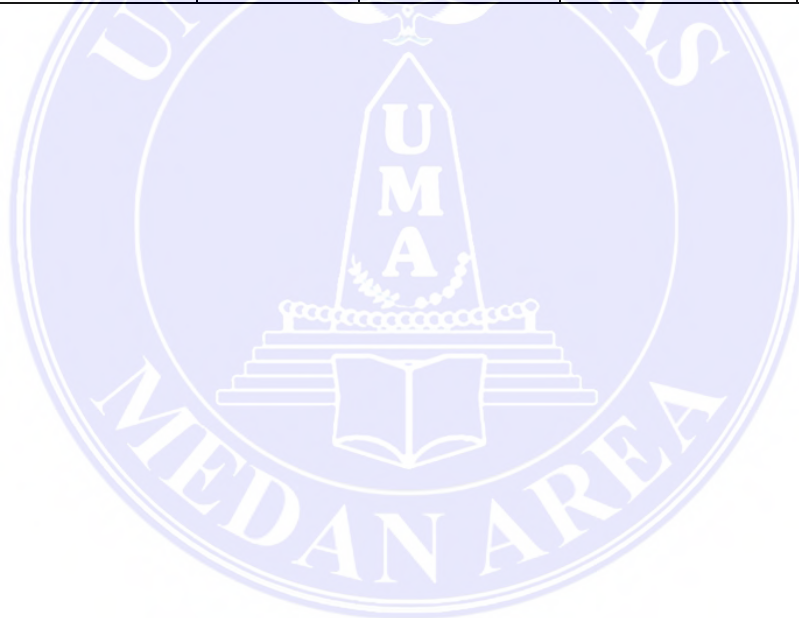
Non Formalin	586756	117921	884136623321	543859
Non Formalin	586756	118366	839852433818	544305
Non Formalin	586756	138644	643754427275	537081
Non Formalin	586756	136889	745442932946	538062
Non Formalin	586756	133974	731048117949	539017
Non Formalin	586756	102775	1045639949256	550265
Non Formalin	586756	94889,3	1064263569797	551067
Non Formalin	586756	100770	1016995474279	549791
Non Formalin	586756	95013,5	1047839119724	552413
Non Formalin	586756	137211	536692966541	535028
Non Formalin	586756	119753	712467974006	539140
Non Formalin	586756	117738	1041287500985	548543
Non Formalin	586756	104440	1070838308007	552792
Non Formalin	586756	117707	974374531362	546319
Non Formalin	586756	111981	940297074786	545228
Non Formalin	586756	115658	941811588581	545350
Non Formalin	586756	108181	978468105960	549282
Non Formalin	586756	111001	946121788034	546948
Non Formalin	586756	127546	780560660829	540346
Non Formalin	586756	138141	795365034066	538984
Non Formalin	586756	123378	841059378064	542875
Non Formalin	586756	127470	739222470234	539571
Non Formalin	586756	119312	766828732697	540928
Non Formalin	586756	107679	947946776733	547699
Non Formalin	586756	143783	887233126510	539772
Non Formalin	586756	165893	667425341605	529841
Non Formalin	586756	139829	907830407095	541184
Non Formalin	586756	142818	1005143097230	544541
Non Formalin	586756	165698	860551851049	537114
Non Formalin	586756	153236	879543714177	537210
Non Formalin	586756	154614	701452776916	532094
Non Formalin	586756	158400	706759155527	532892
Non Formalin	586756	161531	871882277805	537143
Non Formalin	586756	157892	792455194573	536152
Non Formalin	586756	152185	757868173456	532987
Non Formalin	586756	167139	701374544898	530374
Non Formalin	586756	164469	732597373351	532312
Non Formalin	586756	154326	689664924357	535250
Non Formalin	586756	144635	786861667209	534460
Non Formalin	586756	129241	1081694581482	549036
Non Formalin	586756	122755	782386712678	538923
Non Formalin	586756	119993	841469426190	541477
Non Formalin	586756	133839	806230482815	537615

Non Formalin	586756	141372	885057465844	540210
Non Formalin	586756	122764	986424857327	544809
Non Formalin	586756	155532	793766459961	533639
Non Formalin	586756	145272	741523518641	534863
Non Formalin	586756	154649	783613449254	534757
Non Formalin	586756	103904	906308722411	549883
Non Formalin	586756	108174	960043694684	550554
Non Formalin	586756	116799	753329502401	542242
Non Formalin	586756	138598	720874565839	538165
Non Formalin	586756	141261	782336156411	538953
Non Formalin	586756	132545	789106550448	541354
Non Formalin	586756	134246	712284996939	537132
Non Formalin	586756	132536	817221440240	541761
Non Formalin	586756	145523	791162970159	536879
Non Formalin	586756	147309	715384485191	534135
Non Formalin	586756	143590	814025283664	536640
Non Formalin	586756	157072	812783888230	534901
Non Formalin	586756	129516	831350341937	540682
Non Formalin	586756	128298	927619061385	542280
Non Formalin	586756	124630	677013685890	538345
Non Formalin	586756	162450	738493835861	533131
Non Formalin	586756	120485	906946662748	544495
Non Formalin	586756	116199	963986178298	546419
Non Formalin	586756	126560	614596380989	538243
Non Formalin	586756	126506	720144927095	538067
Non Formalin	586756	130022	838821986329	540285
Non Formalin	586756	135222	770011126779	537779
Non Formalin	586756	134581	698084014930	535850
Non Formalin	586756	132165	863820049626	542088
Non Formalin	586756	124153	989234199942	545264
Non Formalin	586756	112752	901678587657	545689
Non Formalin	586756	122303	842753069968	541865
Non Formalin	586756	132395	826946775610	539541
Non Formalin	586756	119185	1011612860883	547436
Non Formalin	586756	121090	1013942278497	546489
Non Formalin	586756	111645	845695964308	543633
Non Formalin	586756	133413	889261033527	541053
Non Formalin	586756	134533	755093317570	538254
Non Formalin	586756	133956	632462026884	536213
Non Formalin	586756	101796	1020198622015	550351
Non Formalin	586756	132501	717349583369	537669
Non Formalin	586756	115804	974203060358	546206
Non Formalin	586756	127038	863406599716	542162

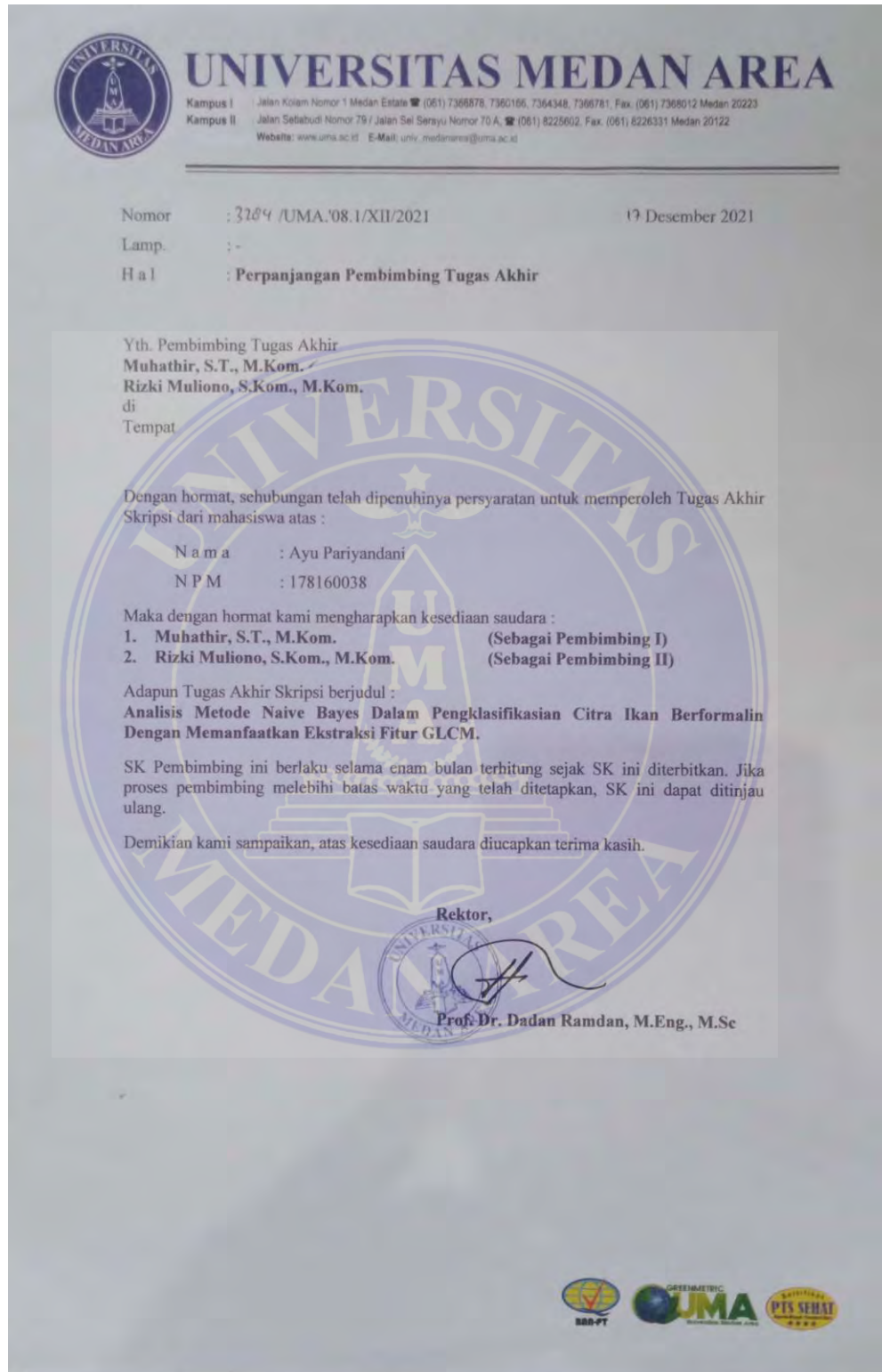
Non Formalin	586756	119614	746340006455	540438
Non Formalin	586756	150387	604158392692	533839
Non Formalin	586756	131545	832074872237	541784
Non Formalin	586756	121458	851624714642	543589
Non Formalin	586756	115182	694413221694	541561
Non Formalin	586756	109384	753754640402	545513
Non Formalin	586756	134382	802749358611	541051
Non Formalin	586756	138050	751568121695	537976
Non Formalin	586756	117686	679939291356	540388
Non Formalin	586756	124872	824315120328	541619
Non Formalin	586756	140126	742068545096	538769
Non Formalin	586756	98752,8	902528263108	551023
Non Formalin	586756	125915	650777602538	540832
Non Formalin	586756	137048	725459332102	536388
Non Formalin	586756	155845	738000815122	535470
Non Formalin	586756	151209	767966549814	536996
Non Formalin	586756	136069	761501387289	537805
Non Formalin	586756	152915	732777448062	533969
Non Formalin	586756	168712	768263659882	533258
Non Formalin	586756	141823	916520900233	541440
Non Formalin	586756	159253	570748653870	531864
Non Formalin	586756	150249	514368093088	534513
Non Formalin	586756	158059	678096191512	532843
Non Formalin	586756	152544	803729636610	535832
Non Formalin	586756	135840	643929384337	536637
Non Formalin	586756	154565	637668469943	533246
Non Formalin	586756	153815	904782817826	539367
Non Formalin	586756	143496	913473107902	542228
Non Formalin	586756	122974	915351890792	544113
Non Formalin	586756	141892	796390066493	537631
Non Formalin	586756	154631	785528186106	535420
Non Formalin	586756	142562	822700040662	537830
Non Formalin	586756	136126	762472760456	536656
Non Formalin	586756	165303	549208878197	530060
Non Formalin	586756	150134	850900080205	538570
Non Formalin	586756	141960	776939596848	537608
Non Formalin	586756	133508	768680423102	538237
Non Formalin	586756	138891	729303926497	537772
Non Formalin	586756	148819	831223656614	537175
Non Formalin	586756	143414	737086239812	537803
Non Formalin	586756	140885	660780996618	534690
Non Formalin	586756	134665	847727492389	540530
Non Formalin	586756	128544	955062628902	544085


Non Formalin	586756	152731	612658429616	531455
Non Formalin	586756	117630	849645922620	544745
Non Formalin	586756	114568	624916282336	541380
Non Formalin	586756	150569	684975513979	534217
Non Formalin	586756	121833	744471889985	542390
Non Formalin	586756	142170	531032389357	531391
Non Formalin	586756	147525	543721838000	532598
Non Formalin	586756	153497	682643073151	534621
Non Formalin	586756	141007	808407262109	538194
Non Formalin	586756	143497	620930680865	532320
Non Formalin	586756	149166	663317388551	530761
Non Formalin	586756	141358	817963110181	539311
Non Formalin	586756	132929	842075066615	540462
Non Formalin	782852	87535	597241684755	741779
Non Formalin	782852	89537	845528859925	744515
Non Formalin	782852	102109	604733283411	736372
Non Formalin	782852	91965,5	835207527176	742982
Non Formalin	782852	98746	684939605373	738508
Non Formalin	782852	92225,8	787338659047	742562
Non Formalin	782852	99140	609828830282	737446
Non Formalin	782852	79953,3	738392792619	746702
Non Formalin	782852	97202,5	824302493905	741202
Non Formalin	782852	104968	581934451175	736728
Non Formalin	782852	114215	666401115538	733749
Non Formalin	782852	107628	624103268598	736003
Non Formalin	782852	108675	555476434728	734151
Non Formalin	782852	97764,3	727931261853	738860
Non Formalin	782852	104192	624912431756	737135
Non Formalin	782852	109578	673491788025	736019
Non Formalin	782852	99714,3	626044135440	738299
Non Formalin	782852	79999,3	749184909239	746368
Non Formalin	782852	101935	754666318958	738689
Non Formalin	782852	98184	576400733221	738307
Non Formalin	782852	89593,3	799673301982	742978
Non Formalin	782852	86907,3	734354039920	743784
Non Formalin	782852	101611	605188971656	737068
Non Formalin	782852	102381	597343050400	736590
Non Formalin	782852	53113,5	678929285467	757617
Non Formalin	782852	78369,3	706667910372	748408
Non Formalin	782852	75995,8	696447564655	748679
Non Formalin	782852	80346,3	743859413642	746838
Non Formalin	782852	76620	801820694236	748760
Non Formalin	782852	79527,8	622360217530	746242

Non Formalin	782852	82374,5	642645237661	746125
Non Formalin	782852	83737,3	679597332636	745122
Non Formalin	782852	77000,3	684525058105	747743
Non Formalin	782852	83367,8	646917970797	746022
Non Formalin	782852	96516,3	553061399464	739347
Non Formalin	782852	69919,3	721790205787	751178
Non Formalin	782852	69542,3	811377920499	752359
Non Formalin	782852	71918	708657196523	749884
Non Formalin	782852	75117	665557910492	748164
Non Formalin	782852	79584,5	602554509540	745643
Non Formalin	782852	77994,5	656499836847	748588
Non Formalin	782852	82263,3	610605882759	746344
Non Formalin	782852	80491,5	737613818649	748164
Non Formalin	782852	64614,8	744292948097	752855
Non Formalin	782852	76010,8	631910940325	747872
Non Formalin	782852	79640,3	638556123577	746075



5. SK Pembimbing Tugas Akhir



 **UNIVERSITAS MEDAN AREA**
Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7366876, 7360186, 7364348, 7366781, Fax. (061) 7368012 Medan 20223
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, ☎ (061) 8225602, Fax. (061) 8226331 Medan 20122
Website: www.uma.ac.id E-Mail: univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 3784 /UMA.08.1/XII/2021 19 Desember 2021
Lamp. : -
Hal : Perpanjangan Pembimbing Tugas Akhir

Yth. Pembimbing Tugas Akhir
Muhathir, S.T., M.Kom.
Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom.
di
Tempat

Dengan hormat, sehubungan telah dipenuhinya persyaratan untuk memperoleh Tugas Akhir Skripsi dari mahasiswa atas :

N a m a : Ayu Pariyandani
N P M : 178160038

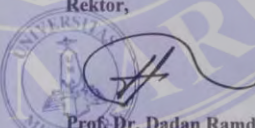
Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :


1. **Muhathir, S.T., M.Kom.** (Sebagai Pembimbing I)
2. **Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom.** (Sebagai Pembimbing II)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :
Analisis Metode Naive Bayes Dalam Pengklasifikasian Citra Ikan Berformalin Dengan Memanfaatkan Ekstraksi Fitur GLCM.

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

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Rektor,

Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc



CS Dipindai dengan CamScanner

6. Surat Pengantar Riset

UNIVERSITAS MEDAN AREA
FAKULTAS TEKNIK

Kampus 1 : Jalan Kualanaram 1 Medan Estate Jalan P001 Nomor 1 ☎ (061) 7366876, 7360168, 7364346, 7366781, Fax: (061) 7366938 Medan 20221
Kampus 2 : Jalan Sekeloa III Nomor 70 J. Sekeloa, Sei. Senjaya Nomor: T.C.A. ☎ (061) 8225802, Fax: (061) 8226391 Medan 20122
Website: www.stetnik.uma.ac.id E-mail: umh_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 173/FT.6/01.10/VII/2021
Lamp : -
Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir
23 Juli 2021

Yth. Kepala Desa Tanjung Rejo
Jln. Lembaga Desa Tj. Rejo
Di
Deli Serdang

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

NO	N A M A	N P M	PRODI
1	Ayu Pariyandani	178160038	Informatika

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

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

Analisis Metode *Naive Bayes* dalam Pengklasifikasian Citra Ikan Berformalin dengan Memanfaatkan Ekstra Fitur GLCM

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

Dekan,
Maizana, MT

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

7. Surat Selesai Riset

**PEMERINTAH KABUPATEN DELI SERDANG
KECAMATAN PERCUT SEI TUAN
DESA TANJUNG REJO**

ALAMAT : JL. LEMBAGA DUSUN II NG.17 DESA TANJUNG REJO KODE POS .20371

SURAT KETERANGAN
Nomor : 471 / 1971 / 2021

KEPALA DESA TANJUNG REJO KECAMATAN PERCUT SEI TUAN KABUPATEN DELI SERDANG DENGAN INI MENERANGKAN BAHWA :

Nama : AYU PARIYANDANI
NIM : 178160038
Jurusan/Program Studi : Informatika

Selanjutnya diterangkan bahwa benar nama tersebut diatas telah selesai mengadakan Penelitian dan Pengambilan Data di Desa Tanjung Rejo Kecamatan Percut Sei Tuan Kabupaten Deli Serdang dengan judul “Analisis Metode Naive Bayes dalam pengklasifikasian Citra Ikan Berformalin dengan Memanfaatkan Ekstra Fitur GLCM”

Demikian surat ini diberikan kepada yang bersangkutan untuk dapat dipergunakan sebagaimana perlunya.

Tanjung Rejo, 20 September 2021

**KEPALA DESA TANJUNG REJO
KECAMATAN PERCUT SEI TUAN**





 Diambil dengan Creative Commons

8. Hasil Cek Plagiat Dengan Turnitin



turnitin Similarity Report ID: oid:29477:16628520

PAPER NAME	AUTHOR
Rev1_178160038_Ayu Pariyandani.pdf	178160038 Ayu_Pariyandani

WORD COUNT	CHARACTER COUNT
12423 Words	83630 Characters

PAGE COUNT	FILE SIZE
87 Pages	2.2MB

SUBMISSION DATE	REPORT DATE
May 9, 2022 11:06 AM GMT+7	May 9, 2022 11:10 AM GMT+7

- **22% Overall Similarity**
The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.
 - 20% Internet database
 - 7% Publications database
 - Crossref database
 - Crossref Posted Content database
 - 16% Submitted Works database
- **Excluded from Similarity Report**
 - Small Matches (Less than 10 words)



Summary