

**KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI
MENGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*
CLASSIFIER**

SKRIPSI

**OLEH:
JUNI ARAMIKO
NIM. 13650014**



**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK
IBRAHIM
MALANG
2020**

**KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI
MENGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*
CLASSIFIER**

SKRIPSI

**Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)**

Oleh :

**JUNI ARAMIKO
NIM. 13650014**

**JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020**

HALAMAN PERSETUJUAN

**KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI
MENGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*
*CLASSIFIER***

SKRIPSI

OLEH:

**JUNI ARAMIKO
NIM. 13650014**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal : 2020

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Prof. Dr.Suhartono. M.Kom
NIP. 19680519 200312 1 001

Fatchurrohman, M.Kom
NIP. 19700731 200501 1 002

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

HALAMAN PENGESAHAN

**KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI
MENGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*
*CLASSIFIER***

SKRIPSI

Oleh :
JUNI ARAMIKO
NIM. 13650014

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan
Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan untuk
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal :..... 2020

Susunan Dewan Penguji

Tanda Tangan

Penguji Utama	: <u>Prof. Dr.Suhartono. M.Kom</u> NIP. 19680519 200312 1 001	()
Ketua Penguji	: <u>Fatchurrohman M.Kom</u> NIP. 19700731 200501 1 002	()
Sekretaris Penguji	: <u>A'la Syauqi, M.Kom</u> NIP. 19771201 200801 1 007	()
Anggota Penguji	: <u>Ajib Hanani, M.T</u> NIDT. 19840731 2016081 1 076	()

Mengesahkan,
Ketua Jurusan Teknik Informatika

Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : JUNI ARAMIKO

Nim : 13650014

Fakultas / Jurusan : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika

Judul Skripsi : **KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI
MENGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*
CLASSIFIER**

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar – benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 28 Agustus 2020

Yang membuat pernyataan



JUNI ARAMIKO
NIM. 13650014



MOTTO

BERBUAT BAIKLAH, SEKALI KAMU BERBUAT BAIK ORANG LAIN
SUKA MEMAKAINYA.

JANGAN BERHENTI UNTUK BERBUAT BAIK HANYA KARENA
SEGELINTIR ORANG BURUK

(AYAH)

HALAMAN PERSEMBAHAN



“Sesungguhnya Bersama kesulitan ada kemudahan”

QS. Al-Insyirah : 6

“yang maha pengasih lagi maha penyayang Allah SWT”

Terima kasih Ya Allah, atas segala rencana, rahmat serta karuniamu yang sangat luar biasa, terimakasih karna rencana-Mu Indah Bagiku. Semoga kau selalu limpahkan berkah bdn rahmat-Mu padaku.” Serta Sholawat dan salam atas Nabi Besar Muhammad saw, Semoga setiap langkah selalu Engkau ridhoi.

“Apa dan siapapun kamu, modal utamamu ialah jujur dan apa adanya.

Saat kamu melihat orang yang sedang bekerja belajarlh untuk senantiasa menghargai dan menghormatinya, agar saat kau bekerja nanti, jadi orang terhormat dan dihargai.”

Saya persembahkan karya ini kepada semua pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan skripsi ini

Sebagai seorang anak, kepada kedua orang tuanya....

Untuk Ayahanda Ibrahim.K (Alm.) & Mamak Nurmaja

“Ayah yang sudah memberikanku kepercayaan, ibu yang selalu ada dan percaya. Atas segala harapan dan kepercayaan, harapan, doa dan kasih sayang kalian saat ini dan hari- hari berikutnya, aku merasa sangat beruntung dan Bahagia dan hanya mampu mengucap syukur karena allah telah menitipkanku pada kalian.”

Dari seorang adik, untuk kakak dan abangnya....

**Kanda Nirmadaini.S.pd, Efriana.S.pd, Edi Syahputra. A,Md,
Afriza Rizka.S.T**

KATA PENGANTAR



Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarokatuhu.

Alhamdulillah Robbil 'Alamiin, segala puji bagi Allah yang selalu memberikan kesehatan, ketabahan dan kekuatan dalam proses penyelesaian skripsi ini. Sholawat serta salam selalu tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW yang telah memberikan teladan, bimbingan dan petunjuk, sehingga umat manusia menjadi lebih beradab.

Dalam menyelesaikan skripsi ini, banyak pihak yang telah memberikan bantuan. Atas segala bantuan yang telah diberikan, penulis ingin menyampaikan doa dan ucapan terima kasih yang sedalam-dalamnya kepada:

1. Prof. Dr. Abd. Haris, M. Ag , selaku rektor Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Cahyo Crysdiyan, selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika yang telah memberikan motivasi untuk terus berjuang.
3. Prof. Dr.Suhartono, M.kom , selaku dosen pembimbing I yang telah meluangkan waktu untuk membimbing, mengarahkan dan memberi masukan kepada penulis dalam pengerjaan skripsi ini hingga akhir.
4. Fatchurohman, M.Kom, selaku dosen pembimbing II yang telah membimbing serta memberikan masukan kepada penulis dalam pengerjaan skripsi ini.
5. Segenap dosen penelaah yang telah memberikan bimbingan dan arahan dalam menyelesaikan skripsi ini.

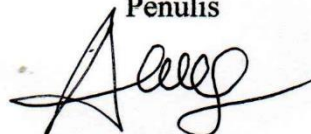
6. Segenap dosen teknik informatika yang telah memberikan bimbingan keilmuan kepada penulis selama masa studi.
7. Teman-teman seperjuangan teknik informatika Fortinity 2013.
8. Segenap keluarga besar Ikatan Pemuda Pelajar Mahasiswa Tanoh Gayo (IPPEMATANG MALANG) yang sudah mengenalkan kota malang hingga hidup dalam perantauan, Memberi nasehat do'a serta pengalaman dan pembelajaran.
9. Segenap teman teman, kolega bisnis , dan usaha yang saat ini masih saya perjuangkan untuk masa depan,
10. Untuk jodoh yang saat ini masih disimpan oleh allah
11. Serta orang orang baik yang sudah memberikan doa dan dukungan terbaiknya kepada saya, semoga selalu dilimpahkan rahmat dan karunia kepada kita semua

Berbagai kekurangan dan kesalahan mungkin pembaca temukan dalam penulisan skripsi ini, untuk itu penulis menerima segala kritik dan saran yang membangun dari pembaca sekalian. Semoga apa yang menjadi kekurangan bisa disempurnakan oleh peneliti selanjutnya dan semoga karya ini senantiasa dapat memberi manfaat.

Wassalamualaikum Warahmatullahi.Wabarokatuhu.

Malang, 28 Agustus 2020

Penulis



JUNI ARAMIKO

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN Error! Bookmark not defined.	
MOTTO	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
ABSTRAK	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Pernyataan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	6
1.5 Manfaat. Penelitian	6
1.6 Sistematika Penulisan	6
BAB II STUDI PUSTAKA	8
2.1 Kopi	8
2.1.1 Kopi Arabica (<i>Coffe arabica</i>)	9
2.2 Standar Nasional Indonesia No 01-2907-2008	11
2.3 Citra Digital	14
2.4 Pemrosesan Citra	15
2.4.1. <i>Ekstraksi Fitur</i>	15
2.4.2. <i>Grayscale</i>	16
2.4.3. Deteksi Tepi : Sobel Operator	18
2.4.4 Operasi Morfologi :Dilasi	18
2.5 Ekstraksi Ciri ; Basic Region Descriptor	19
2.5.1 Kontur	20
2.5.2 Ciri dari perhitungan kontur Internal dan <i>Chain Code</i>	20
2.5.2.1. Luas	20
2.5.2.2. Perimeter	21
2.6 Metode Naïve Bayes Classifier	22
2.7 Penelitian Terkait	25

BAB III METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1 Perancangan Basis Pengetahuan	27
3.1.1 Gambaran Umum	27
3.1.2 Desain Penelitian	28
3.1.2.1 Studi Literatur	28
3.1.2.2 Data Penelitian	29
3.1.3. Spesifikasi Perangkat Penelitian	31
3.1.3.1. <i>Hardware</i> (Perangkat Keras)	31
3.1.3.2. Perangkat Lunak	32
3.2 Perancangan Sistem	32
3.2.1 Perancangan sistem klasifikasi	32
3.2.2 Data Training	35
3.2.3 Data Testing	44
3.3 Proses metode Teorema Bayes	44
3.4 Perancangan Aplikasi	46
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	55
4.1 Hasil	55
4.2 Proses Training Data	57
4.3 Proses Testing Data	57
4.4 Uji Coba	59
4.5 Hasil Uji Coba	61
BAB V.....	68
5.1 Kesimpulan	68
5.2 Saran	68
DAFTAR PUSTAKA.....	69

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tumbuhan Kopi (<i>Digilib Unila</i>).....	8
Gambar 2.2 Piramida Mutu Biji Kopi.....	11
Gambar 2.3 Kernel Konvolusi Sobel.....	18
Gambar 2.4 Representasi Bentuk (Abdul Kadir, 2013)	19
Gambar 2.5 (a) Kontur Tertutup (b) Kontur Terbuka	20
Gambar 2.6 Skema Naïve bayes Clasifier	24
Gambar 2.7 Naïve Bayes Clasifier model proses	25
Gambar 3.1 Block diagram area permasalahan.....	30
Gambar 3.2 Spesifikasi Perangkat Yang digunakan dalam penelitian dengan Menggunakan <i>Piriform Speccy</i>	32
Gambar 3.3 Flowchart pembuatan sistem	33
Gambar 3.4 Blok Diagram alur pelaksanaan penelitian	34
Gambar 3.5 Data Training Kopi	35
Gambar 3.6 Flowchart Naïve Bayes Clasifier.....	45
Gambar 3.7 Desain <i>User Interface</i>	46
Gambar 4.1 Halaman Utama Program.....	55
Gambar 4.2 UI Panel Data Training.....	56
Gambar 4.3 Image View	57
Gambar 4.4 Image Size.....	58
Gambar 4.5 Nilai Probability <i>class</i> kopi	58
Gambar 4.6 Nilai RGB dan Diameter	58
Gambar 4.7 Data Testing Kopi Hitam Penuh.....	59
Gambar 4.8 Data Testing Kopi Hitam Pecah	59
Gambar 4.9 Data Testing Kopi Hitam Sebagian	59
Gambar 4.10 Data Testing Kopi Pecah.....	60

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Syarat Mutu Umum (BSNI, 2008).....	12
Tabel 2.2 Syarat Mutu Khusus Berdasarkan Sistem Nilai Cacat (BSNI) 2008)	12
Tabel 2.3 Penentuan Nilai Cacat (BSNI, 2008)	13
Tabel 3.1 Jenis <i>Coffee Defect</i>	28
Tabel 3.2 Nilai Data Training.....	36
Tabel 4.1 Hasil Uji Coba.....	61



ABSTRAK

**ARAMIKO, JUNI 2020.13650014. Klasifikasi Kerusakan Biji kopi
Menggunakan *Naïve Bayes Classifier*.**

Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas
Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.

Pembimbing (I) Dr.Suhartono, M.kom (II) Fatchurohman. M.Kom.

Kata kunci : Klasifikasi Kerusakan, Biji Kopi, *Naïve Bayes Classifier*,

Di Indonesia, kopi merupakan salah satu produk unggulan dalam sektor perkebunan dan pertanian. Untuk dapat bersaing dengan negara-negara penghasil kopi lainnya, maka mutu kopi Indonesia harus sesuai dengan standar yang telah ditetapkan.

Dengan 70% total produksi nasional dijadikan komoditas ekspor, maka perlu adanya standarisasi kualitas biji kopi.

Metode yang dilakukan metode *Naïve Bayes Classifier* salah satunya pemutuan kualitas terhadap biji kopi dengan mengklasifikasikan kerusakan pada biji kopi tersebut. Pengolahan hasil perkebunan kopi saat ini sudah sangat berkembang pesat hal ini dikarenakan sudah banyak industri yang menggunakan teknologi canggih dalam proses pengolahannya.

Naïve Bayes Classifier dalam hal ini digunakan dalam memudahkan untuk mendeteksi jenis kerusakan (Sortasi) biji kopi dalam studi ini menggunakan biji kopi jenis kopi arabika.

Program yang dibuat bertujuan untuk mengklasifikasikan beberapa jenis kerusakan biji kopi yang ada. Terdapat proses *training* and *testing*, dimana pada penelitian ini, terdapat 60 data training dan 40 data testing berdasarkan jenis kerusakan yang berbeda beda dimana jumlah data uji 40 data testing didapat 33 data uji yang benar sehingga didapatkan nilai 82,5.

ABSTRACT

ARAMIKO, JUNI 2020.13650014. Coffee Bean Damage Classification Using the Naïve Bayes Classifier.

Department of Informatics, Faculty of Science and Technology, State Islamic University (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang.

Advisor (I) Dr. Suhartono, M.kom (II) Fatchurohman. M.Kom.

Keywords: Damage Classification, Coffee Beans, Naïve Bayes Classifier,

In Indonesia, coffee is one of the leading products in the plantation and agricultural sectors. To be able to compete with other coffee-producing countries, the quality of Indonesian coffee must comply with predetermined standards.

With 70% of total national production turned into export commodities, it is necessary to standardize the quality of coffee beans.

The method used by the Naïve Bayes Classifier method, one of which is the quality of the coffee beans by classifying the damage to the coffee beans. The processing of coffee plantation products is currently developing very rapidly, this is because many industries have used sophisticated technology in their processing.

Naïve Bayes Classifier In this case, it is used to make it easier to detect the type of damage (sorting) of coffee beans in this study using Arabica coffee beans.

The program made aims to classify several types of damage to existing coffee beans. There is a training and testing process, where in this study, there are 60 training data and 40 testing data based on different types of damage, where the number of test data is 40 testing data obtained 33 correct test data so that the value is 82.5.

نبذة مختصرة

Naïve Bayes تصنيف أضرار حبوب البن باستخدام مصنف أراميكو - يونيو 2020.13650014
مولانا مالك إبراهيم مالانج (UIN) قسم المعلوماتية ، كلية العلوم والتكنولوجيا ، جامعة الدولة الإسلامية
المستشار (الأول) (د. سوهارتونو ، محمد كوم) الثاني (فاتشروهمان م. كوم)

، Naïve Bayes الكلمات الرئيسية: تصنيف الضرر ، حبوب البن ، تصنيف

في إندونيسيا ، يعتبر البن أحد المنتجات الرائدة في قطاعي المزارع والزراعة. لتكون قادرًا على التنافس مع الدول الأخرى المنتجة للبن ، يجب أن تتوافق جودة القهوة الإندونيسية مع المعايير المحددة مسبقًا

مع تحول 70٪ من إجمالي الإنتاج الوطني إلى سلع تصديرية ، من الضروري توحيد جودة حبوب البن

وإحدى هذه الطرق هي جودة حبوب البن ، Naïve Bayes Classifier الطريقة المستخدمة من قبل طريقة ، عن طريق تصنيف الأضرار التي لحقت بحبوب القهوة. تتطور معالجة مزارع البن حاليًا بسرعة كبيرة وذلك لأن العديد من الصناعات قد استخدمت التكنولوجيا المتقدمة في معالجتها

Naïve Bayes Classifier في هذه الحالة ، يتم استخدامه لتسهيل اكتشاف نوع الضرر (الفرز) (لحبوب البن في هذه الدراسة باستخدام حبوب البن أرابيكا

يهدف البرنامج إلى تصنيف عدة أنواع من الأضرار التي لحقت بحبوب القهوة الموجودة. توجد عملية تدريب واختبار ، حيث يوجد في هذه الدراسة 60 بيانات تدريب و 40 بيانات اختبار بناءً على أنواع مختلفة من الضرر حيث يكون عدد بيانات الاختبار 40 بيانات اختبار تم الحصول عليها 33 بيانات اختبار صحيحة بحيث تكون القيمة 82.5

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Biji kopi merupakan salah satu komoditas yang banyak diperdagangkan hingga saat ini, biji kopi dihasilkan oleh tanaman kelompok genus *Coffea* dari famili *Rubiaceace*.

Di Indonesia, kopi merupakan salah satu produk unggulan dalam sektor perkebunan. Untuk dapat bersaing dengan negara-negara penghasil kopi lainnya, maka mutu kopi Indonesia harus sesuai dengan standar yang telah ditetapkan. Dengan 70% total produksi nasional dijadikan komoditas ekspor, maka perlu adanya standarisasi kualitas biji kopi.

Ada beberapa cara dan metode yang dapat dilakukan, salah satunya adalah pemutuan kualitas terhadap biji kopi. Pengolahan hasil perkebunan kopi saat ini sudah sangat berkembang pesat hal ini dikarenakan sudah banyak industri yang menggunakan teknologi canggih dalam proses pengolahannya. Salah satu tahapan yang ada dalam proses pengolahan hasil perkebunan kopi adalah *grading/sortasi* atau juga pengelompokan kopi berdasarkan kualitas dan jenisnya. Pengelompokan kopi dimulai dari sortasi yang ditentukan oleh beberapa parameter, diantaranya adalah ukuran ceri (buah merah), bentuk ceri, aroma, dan masih banyak lagi lainnya.

Proses kopi dari hulu hingga hilir, di hulu kopi bermula dari perawatan, pemupukan hingga nantinya kopi siap petik semua dilakukan oleh seorang petani kopi, kemudian di hulu juga ada seorang processor yang kadang juga diolah oleh seorang petani. Kemudian di hilir kopi dari petani yang sudah diproses oleh

processor di goreng (*Roasting*) oleh seorang roaster kemudian kopi yang sudah melewati proses roastinglah yang nantinya ada di bar dari sebuah *coffeeshop*.

Petani hingga barista perlu dibekali informasi dan pengetahuan yang cukup dan akurat mengenai proses diantara processing hingga roasting harus terlebih dahulu melewati proses sortasi hingga dihasilkan kualitas kopi pilihan terbaik.

Setiap jenis dari kopi tentunya dilakukan tingkat pemutuan yang berbeda-beda, seperti yang kita ketahui untuk sejarah awal penetapan standar mutu terhadap komoditas kopi sudah ada sejak jaman pendudukan Belanda. Pada waktu itu dikenal dengan nama OVEIP atau *Organisatie Verenigde Eksporteurs Van Indonesische Producten*. Organisasi yang merupakan lembaga yang melakukan standarisasi dari produk-produk komoditas yang diekspor dari Indonesia. Selanjutnya diterapkan sistem TRIAGE, atau lebih dikenal dengan system nilai kotor. Nilai kotor yang dimaksud adalah biji kopi warna hitam, biji berwarna coklat, dan feksel (biji pecah/hancur). Dengan adanya perkembangan selera dan permintaan akan komoditas kopi, maka pada tanggal 1 oktober 1983 ditetapkan standar mutu kopi ini dikenal dengan “Sistem Nilai Cacat” (*defect System*).

Hal ini islam sangat menyarankan dan memperhatikan dalam setiap makhluk ciptaannya untuk selalu menerima perbedaan dalam segala hal sehingga kita mengetahui makna dari keberagaman ciptaan-Nya. Sebagaimana firman Allah dalam didalam Alqur’an :

قُلْ أَنْظِرُوا مَاذَا فِي السَّمَاوَاتِ وَالْأَرْضِ ط وَ مَا تُعْنَى الْآيَاتِ وَالنُّذُرِ عَنْ قَوْمٍ لَا يُؤْمِنُونَ

Artinya : Katakanlah, Perhatikanlah apa yang ada dilangit dan dibumi, tidaklah bermanfaat tanda kekuasaan Allah dan rasul- rasul yang memberi peringatan bagi orang-orang yang tidak beriman. “(QS. Yunus :101).

Dari ayat diatas para ulama’ dan ahli tafsir menafsirkan tanda- tanda kebesaran Allah yang ada di alam ini bermanfaat bagi manusia. Oleh karena itu, umat manusia hendaknya mengambil manfaat dari tanda tanda kekuasaan Allah swt.

Allah memerintahkan kepada manusia agar melakukan pengkajian dan penelitian terhadap alam semesta beserta segala isinya memerlukan kesungguhan manusia untuk terus mencari serta menelaah segala sesuatunya. Diharapkan dari program ini untuk memudahkan semua pihak dalam memperbaiki kualitas pertanian dengan mudah dan bermanfaat.

Sebagai mana rasullah nabi Muhammad SAW bersabda yang ditulis Syaikh Nashiruddin Al Albani dalam ringkasan kitab sahih At-Tarhib Wa At-tarhib

عن جابر قال: قال رسول الله صل الله عليه وسلم: وخير الناس انفعهم للناس

Artinya: ”*Jabir Radhiyallahu ‘anhuma berkata* bahwa rasulullah Shalallahu ‘alaihi wasallam bersabda: “Sebaik baik manusia adalah yang paling bermanfaat bagi manusia. HR.Thabrani dan Daruqutni).

Solusi yang dapat ditemukan dari permasalahan diatas ialah bagaimana mengidentifikasi data maupun informasi yang berupa citra secara akurat dengan menggunakan *naïve bayes classifier*.

Naïve bayes Classifier merupakan penyederhanaan dari teorema Bayes, yang ditemukan oleh ilmuan inggris. Algoritma dalam metode Naïve bayes classifier didasarkan dengan Teknik klasifikasi (Kusuma dewi, 2009). *Metode naïve bayes dengan prinsip teorema bayes* mempunyai atribut yang saling

berhubungan satu dengan yang lainnya. perbedaannya Pendekatan yang digunakan teorema ini yaitu menghitung probabilitas sebuah kejadian pada kondisi tertentu (Lukito & Chrismanto, 2015).

Penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh beberapa peneliti untuk melakukan identifikasi atau klasifikasi dari kualitas kopi berdasarkan citra biji dari biji kopi. Beberapa diantaranya melakukan pemutuan biji kopi dengan pengolahan citra digital dengan jaringan saraf tiruan.

penelitiannya berhasil melakukan klasifikasi kualitas biji kopi menggunakan citra kedalam 4 kelas kualitas dengan akurasi rata-rata sebesar 81,1%. Dengan menggunakan perhitungan entropi, energi, kontras, dan homogenitas, parikesit, dkk (2011) melakukan klasifikasi kualitas sampel dari biji kopi kedalam 7 kelas sesuai standar SNI dengan akurasi yang dihasilkan 74,28% dan masih banyak lagi lainnya diumana akurasi klasifikasi yang dicapai sebesar 98% (dengan 2% misklasifikasi).

Beberapa dari jenis cacat pada standar SNI untuk biji kopi adalah biji hitam/*Black Beans*, Biji pecah, Biji hitam pecah, dan biji kopi hitam sebagian dimana pada biji kopi hitam. Saat ini untuk mengetahui beberapa jenis kerusakan pada biji kopi masih menjadi pertanyaan, yang ada hanya menentukan grade dengan proses sortasi manual atau dengan proses cupping test, sedangkan untuk menentukan grade yang dihitung ialah berdasarkan jumlah kerusakan pada biji kopi, maka seharusnya dibuatkan sistem yang dapat mengklasifikasikan jenis dari kerusakan kerusakan yang ada. Dengan penelitian ini, nantinya dapat melakukan klasifikasi terhadap bentuk biji kopi pecah, hitam, hitam pecah serta hitam sebagian dengan tingkat akurasi yang baik. Oleh karna itu, Pada penelitian

“KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES diharapkan nantinya bisa mempermudah dalam mengklasifikasikan jenis jenis kerusakan pada biji kopi.

1.2 Rumusan Masalah

Masalah yang akan diselesaikan melalui penelitian ini adalah Bagaimana menentukan nilai akurasi dalam pengklasifikasian jenis kerusakan pada biji kopi dengan *naïve bayes classifier*.

1.3 Batasan Masalah

Agar pembahasan penelitian ini tidak keluar dari pokok permasalahan yang dirumuskan, maka ruang lingkup pembahasan dibatasi pada :

1. Sampel biji kopi yang digunakan ialah sampel jenis kopi arabica dengan berat sampel 300gr yang disortasi berdasarkan aturan SNI atau sortasi berdasarkan jenis kerusakan kopi.
2. Perangkat lunak (*Software*) yang digunakan adalah Matlab R2016b yang digunakan untuk perancangan antarmuka (GUI), proses *Preprocessing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi.
3. Segmentasi, *cropping* citra, dan pembersihan latar obyek kopi dilakukan secara manual dengan menggunakan aplikasi adobe photoshop. Kemudian citra hasil akan disimpan dalam file berektensi .jpg
4. Pemisahan citra foto menjadi 4 kelas, yaitu biji pecah, biji hitam penuh, biji hitam sebagian dan biji hitam pecah yang diambil dengan melakukan pengamatan visual secara manual yaitu dengan menggunakan aplikasi tambahan yaitu photoshop.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun maksud dan tujuan dari penelitian ini adalah Untuk mendapatkan nilai akurasi dalam pengklasifikasian jenis kerusakan pada biji kopi dengan *naïve bayes classifier*.

1.5 Manfaat Penelitian

Kegunaan yang dapat dihasilkan dari hasil penelitian dalam tugas akhir ini adalah :

1. Mengetahui cara kerja ekstraksi menggunakan Deskriptor Bentuk Dasar (*Basic Region Descriptor*) dalam proses ekstraksi ciri pada masing-masing citra biji kopi.
2. Mempermudah dan mempercepat para pelaku kopi, dalam proses *sortasi* dan *grading* dari kopi.
3. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai bahan pijakan bagi para peneliti berikutnya yang akan membahas mengenai masalah jenis Kerusakan pada Biji kopi
4. Mengetahui tingkat akurasi dalam proses pengklasifikasian kopi arabica.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika dan penulisan dalam laporan ini adalah sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan : berisi latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian batasan masalah dan manfaat penelitian.

Bab II Tinjauan Pustaka : berisi tentang pembahasan tentang penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, dasar - dasar teori tentang *inverse kinematics*, animasi 3D, 3D *modelling* dan *software* blender.

Bab III Metodologi Penelitian: berisi analisa dan rancangan pembuatan karakter dan implementasi metode *Inverse Kinematics* pada blender.

Bab IV Hasil dan Pembahasan : berisi hasil dari pengerjaan rancangan yang telah dibuat pada bab sebelumnya. Dan bahasan tentang hasil dari implementasi metode *invers kinematics* pada gerak gajah.

Bab V Kesimpulan dan Saran : berisi kesimpulan dari seluruh bagian penelitian beserta saran agar dapat membangun untuk penelitian yang lebih lanjut pada masa depan.



BAB II

STUDI PUSTAKA

Pada bagian ini membahas tentang penelitian yang terkait dan konsep tentang teori yang digunakan dalam melakukan penelitian ini.

2.1 Kopi

Kopi merupakan salah satu jenis tanaman perkebunan yang sudah lama dibudidayakan dan memiliki nilai ekonomis yang lumayan tinggi. Kopi berasal dari Afrika, yaitu daerah pegunungan di Etopia. Namun, kopi sendiri baru dikenal oleh masyarakat dunia setelah tanaman tersebut dikembangkan di luar daerah asalnya, yaitu Yaman di bagian selatan Arab (Rahardjo, 2012).



Gambar 2.1 Tumbuhan Kopi (*Digilib Unila*)

Sejarah mencatat bahwa penemuan kopi sebagai minuman berkhasiat dan berenergi. Pertama kali ditemukan oleh Bangsa Etiopia di Benua Afrika sekitar 3000 tahun (1000 SM) yang lalu. Kopi kemudian terus berkembang hingga saat ini menjadi salah satu minuman paling populer di dunia yang dikonsumsi oleh berbagai kalangan masyarakat. Indonesia sendiri telah mampu memproduksi lebih 6 dari 400 ribu ton kopi per tahunnya. Di samping rasa dan aromanya yang menarik, kopi juga

dapat menurunkan risiko terkena penyakit kanker, diabetes, batu empedu, dan berbagai penyakit jantung (Danarti dan Najiyati, 1999).

Termasuk dalam family *Rubiaceae* dan terdiri dari banyak jenis antara lain *Coffea arabica*, *cofea robusta*, dan *cofea liberica*. Kopi juga banyak diyakini berasal dari sebuah kerajaan kuno Ethiopia bernama Abessinia. Dimana tanaman kopi tumbuh dan berkembang didataran tinggi. Berikut sistematika klasifikasi spesies kopi arabica

Kingdom	: Plantae
Subkingdom	: Tracheobionta
Super Divisi	: Magnoliophyta
Kelas	: Magnoliophyta
Sub Kelas	: Asteridae
Ordo	: Rubiales
Famili	: Rubiaceae
Genus	: Coffea
Species	: <i>Coffea arabica</i> (Kopi Arabika), <i>Coffea robusta</i> (kopi robusta) dan <i>Coffea liberica</i> (Kopi liberika).

Indonesia sendiri adalah salah satu penghasil kopi dimana yang banyak dibudidayakan adalah *Coffea arabica* Dan *Coffea robusta*.

2.1.1 Kopi Arabica (*Coffea arabica*)

Kopi arabika (*Coffea arabica*) berasal dari hutan pegunungan di Etiopia, Afrika. Di habitat asalnya, tanaman ini tumbuh di bawah kanopi hutan tropis yang rimbun dan merupakan jenis tanaman berkeping dua (dikotil) yang memiliki akar tunggang. Kopi arabika banyak ditumbuh di

dataran dengan ketinggian di atas 500 meter dpl. Kopi arabika akan tumbuh maksimal bila ditanam di ketinggian 1000- 2000 meter dpl. Dengan curah hujan berkisar 1200-2000 mm per tahun. Suhu lingkungan paling cocok untuk tanaman ini berkisar 15-24oC. Tanaman ini tidak tahan pada temperatur yang mendekati beku dibawah 4oC. Berikut sistematika

kopi arabika :

Kingdom : Plantae (Tumbuhan)

Subkingdom : Tracheobionta (Tumbuhan berpembuluh)

Super Divisi : Spermatophyta (Menghasilkan biji)

Divisi : Magnoliophyta (Tumbuhan berbunga)

Kelas : Magnoliopsida (berkeping dua / dikotil)

Sub Kelas : Asteridae

Ordo : Rubiales

Famili : Rubiaceae (suku kopi-kopian)

Genus : Coffea

Spesies : Coffea arabica L.

Untuk berbunga dan menghasilkan buah, tanaman kopi arabika membutuhkan periode kering selama 4-5 bulan dalam setahun. Biasanya pohon arabika akan berbunga di akhir musim hujan. Bila bunga yang baru mekar tertimpa hujan yang deras akan menyebabkan kegagalan berbuah. Tanaman ini menyukai tanah yang kaya dengan kandungan bahan organik. Material organik tersebut digunakan tanaman untuk sumber nutrisi dan menjaga kelembaban. Tingkat keasaman atau pH tanah yang diinginkan kopi arabika berkisar 5,5-6.

2.2 Standar Nasional Indonesia No 01-2907-2008

Standar Nasional Indonesia (SNI) biji kopi (No. 01-2907-2008) merupakan hasil dari beberapa revisi standarisasi yang diterapkan dalam ekspor kopi biji berdasarkan sistem nilai cacat kopi menggantikan Standar Nasional Indonesia sejak 1990 disamping dengan mempertimbangkan perkembangan pasar global dan persyaratan internasional juga memperhatikan sebagian resolusi ICO (International Coffee Organization) No:407 tentang “Coffee Quality Improvement Program”. Seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 2.2** dibawah.

Standar yang dibuat dari Resolusi ICO berisi : “*Negara pengekspor tidak boleh mengekspor kopi dengan (a) Untuk Arabica, Tidak melebihi 86 nilai cacat per 300 gr sampel dan Robusta tidak melebihi 150 nilai cacat per 300 gr*” Berlaku sejak tahun 2002 yang sudah dibahas melalui rapat dan consensus panitia teknis pada 15 september 2007 sampai 21 Agustus 2017 dilakukan jejak pendapat dan disetujui menjadi RASNI (Rancangan Standar Nasional Indonesia). Untuk mengantisipasi maka diperlukannya peningkatan standar mutu kopi Indonesia yang disesuaikan dengan standar dunia.



Gambar 2.2 Piramida Mutu Biji Kopi

Beberapa syarat mutu berdasarkan dokumen SNI no. 01-2907-2008 berdasarkan nilai *Defect* yang disajikan dalam **Tabel 2.1 dan Table 2.2.**

Tabel 2.1 Syarat Mutu Umum (BSNI, 2008)

NO	Kriteria	Satuan	Persyaratan
1	Serangga	-	
2	Biji Berbau busuk Kapang	-	
3	Kadar Air	% Fraksi Massa	Maks. 12.5
4	Kadar Kotoran	%Fraksi massa	Maks. 0.5

Tabel 2.2 Syarat Mutu Khusus Berdasarkan Sistem Nilai Cacat (BSNI) 2008)

MUTU	PERSYARATAN
Golongan I	Jumlah Nilai cacat maksimal 11
Golongan II	Jumlah nilai cacat 12 sampai dengan 25
Golongan III	Jumlah nilai cacat 26 sampai dengan 44
Golongan IVA	Jumlah Nilai cacat 45 sampai dengan 60
Golongan IVB	Jumlah nilai cacat 61 sampai dengan 80
Golongan V	Jumlah Nilai cacat 81 sampai dengan 150
Golongan VI	Jumlah nilai cacat 151 sampai dengan 225
CATATAN	
Untuk kopi arabika Golongan IV tidak dibagi menjadi IVA dan IVB	

Tabel 2.3 Penentuan Nilai Cacat (BSNI, 2008)

NO	Jenis Defect	Nilai Defect
1	1 (satu) Biji Hitam	1
2	1 (satu) Biji Hitam Sebagian	$\frac{1}{2}$
3	1 (satu) Biji hitam Pecah	$\frac{1}{2}$
4	1 (satu) Biji Kopi Gelondong	1
5	1 (satu) Biji cokelat	$\frac{1}{4}$
6	1 (satu) Kulit kopi Ukuran Besar	1
7	1 (satu) Kulit Kopi Ukuran Sedang	$\frac{1}{2}$
8	1 (satu) Kulit Kopi Ukuran Kecil	$\frac{1}{5}$
9	1 (satu) Biji berkulit Tanduk	$\frac{1}{2}$
10	1 (satu) Kulit tanduk ukuran besar	$\frac{1}{2}$
11	1 (satu) Kulit tanduk Ukuran Sedang	$\frac{1}{5}$
12	1 (satu) Kulit Tanduk ukuran Kecil	$\frac{1}{10}$
13	1 (satu) Biji Pecah	$\frac{1}{5}$
14	1 (satu) Biji Muda	$\frac{1}{5}$
15	1 (satu) Biji Berlubang Satu	$\frac{1}{10}$
16	1 (satu) Biji Berlubang lebih dari satu	$\frac{1}{5}$
17	1 (satu) Biji bertutul-tutul	$\frac{1}{10}$
18	1 (satu) Ranting/Tanah/batu Ukuran besar	5
19	1 (satu) Ranting/Tanah/batu Ukuran Sedang	2
20	1 (satu) Ranting/Tanah/batu Ukuran Kecil	1

2.3 Citra Digital

Citra atau gambar merupakan kata yang berasal dari kata *image* dalam Bahasa Inggris. Yaitu gambar dua dimensi yang bisa ditampilkan pada layar komputer sebagai himpunan/ diskrit nilai digital yang disebut pixel/ picture elements. Citra itu sendiri memiliki karakteristik yang tidak dimiliki oleh data tekstual dikarenakan lebih kaya akan informasi. Sebuah gambar dapat memberikan informasi yang lebih banyak daripada informasi yang disajikan dalam bentuk tekstual.

Secara harfiah, citra disebut juga data visual dalam bidang dwimatra dimensi (Widiarti, 2013) Format citra Digital Matrik yang dinyatakan yaitu dengan matriks berukuran N (Baris/tinggi) \times M (Kolom/lebar).

N = jumlah Baris $0 \leq y \leq N-1$.

M = Jumlah Kolom $0 \leq x \leq M-1$

L = maksimal warna intensitas $0 \leq f(x,y) \leq L-1$. (Gray level/ derajat keabuan)

Dalam hal ini, citra dapat didefinisikan sebagai sebuah fungsi kontinu dan intensitas dalam bidang dua dimensi dimana setiap titik dapat dituliskan

$$0 < f(x,y) < \infty$$

Dimana $f(x,y)$ merupakan intensitas cahaya pada lokasi (x,y) (Gonzales dan Woods, 1992). Dikarenakan citra merupakan data visual dwimatra yang dapat direpresentasikan dalam dimensi Panjang, dan lebar, maka seperti halnya matriks, citra dapat direpresentasikan dalam sebuah matrik $m \times n$ dengan intensitas piksel sebagai komponen penyusunnya.

2.4 Pemrosesan Citra

2.4.1. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah sebuah proses untuk mendapatkan ciri unik dari suatu objek sehingga dapat lebih mudah untuk objek dikenali. yang dilakukan, Teknik pendekatan warna dilakukan agar ciri yang menonjol dari warna didapatkan.

Fitur awal berupa nilai rata-rata intensitas yang disimbolkan dengan m yang ditunjukkan pada persamaan berikut (Daniel Eka Putra Rismaru 2017).

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (2.1)$$

Merupakan aras keabuan pada citra f dan $p(i)$ merupakan probabilitas kemunculan i . L merupakan nilai aras keabuan tertinggi. Hasil pada persamaan adalah rata-rata kecerahan pada pada citra.

Fitur kedua adalah standar deviasi yang ditunjukkan pada persamaan

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - m)^2 p(i) \dots} \quad (2.2)$$

σ^2 merupakan *varians*/ momen orde dua ternormalisasi sebagai akibat $p(i)$ dinyatakan sebagai fungsi peluang. Sebagai ukuran kekontrasan.

Fitur yang ketiga adalah *skewness*, sering disebut juga momen orde tiga ternormalisasi. Nilai skewness dibagi menjadi $(L-1)^2$ agar lebih ternormalisasi. *Skewness* ditunjukkan pada persamaan berikut

$$\text{Skewness} = \sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^3 p(i) \dots \quad (2.3)$$

Fitur selanjutnya adalah energi. Merupakan ukuran yang menyatakan distribusi intensitas piksel pada jangkauan aras keabuan. Citra yang sama dengan satu nilai aras keabuan akan mempunyai nilai energi yang maksimal/maksimum, yaitu sebesar 1. Energi sering disebut juga sebagai keseragaman.

$$\text{energi} = \sum_{i=0}^{L-1} [p(i)] \quad (2.4)$$

Dimana citra dengan sedikit aras keabuan akan mempunyai energi yang lebih tinggi daripada citra yang mempunyai banyak nilai aras keabuan.

Fitur selanjutnya dan juga fitur akhir adalah *entropi* dan juga *smoothness* (Kehalusan). *Entropi* untuk mengindikasikan kompleksitas citra dan ditunjukkan pada persamaan

$$\text{entropi} = \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2(p(i)) \dots \quad (2.5)$$

Semakin tinggi nilai entropi maka semakin kompleks citra tersebut. Entropi serta energi berkenderungan berkebalikan. entropi juga merepresentasikan jumlah informasi yang terkandung pada sebaran data.

Untuk fitur *Smoothness* (kehalusan) dimana bertujuan untuk mengukur tingkat kehalusan atau kekasaran intensitas citra dan ditunjukkan pada persamaan

$$R = 1 - \frac{1}{1+\sigma^2} \dots \quad (2.6)$$

2.4.2. Grayscale

Secara umum, proses konveksi dari citra warna ke citra keabuan menggunakan persamaan dalam mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matrik masing-masing r, g dan b menjadi citra gray scale dengan nilai

s, maka konversi dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai r,g dan b sehingga dapat dituliskan menjadi :

$$s = \frac{r+g+b}{3} \quad (2.7)$$

Secara umum, proses konversi dari citra warna kecitra keabuan menggunakan persamaan

$$I = axR + bxG + cxB \quad (2.8)$$

Dimana R adalah nilai yang menunjukkan komponen Merah, G adalah nilai yang menunjukkan komponen Hijau, dan B menunjukkan komponen Biru. Jika nilai a,b dan c dibuat sama, dan sebagai contoh digunakan nilai R = 50 G=70 dan B=60 maka akan didapatkan

$$I = \frac{50+70+60}{3} \quad (2.9)$$

Dan berikut merupakan rumus umum yang bias dipakai dalam konversi kecitra keabuan yang merupakan formula yang dikembangkan oleh *national Television System Comitte (NTSC)*.

$$I = 0,2989 x R + 0,5870 x G + 0,1141 x B \quad (2.10)$$

2.4.3. Deteksi Tepi : Sobel Operator

Merupakan operator yang digunakan dalam proses pendeteksi tepi pada citra. Operator sobel lebih sensitive terhadap tepi diagonal daripada tepi vertical dan horizontal. Hal ini berbeda dengan operator prewitt, yang lebih sensitive terhadap tepi vertical dan horizontal. Matriks operator sobel dapat dilihat pada gambar berikut :

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

Gx

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

Gy

Gambar 2.3 Kernel Konvolusi Sobel

2.4.4 Operasi Morfologi :Dilasi

Morfologi citra merupakan sebuah bentuk dan struktur dari sebuah obyek yakni citra sebuah cara menggambarkan atau menganalisa sebuah objek digital dalam sebuah citra (Parker, 1997). Dimana dalam prosesnya dilakukan dengan cara mengkombinasikan titik-titik dalam citra digital dengan sebuah *Structuring element* (Kernel).

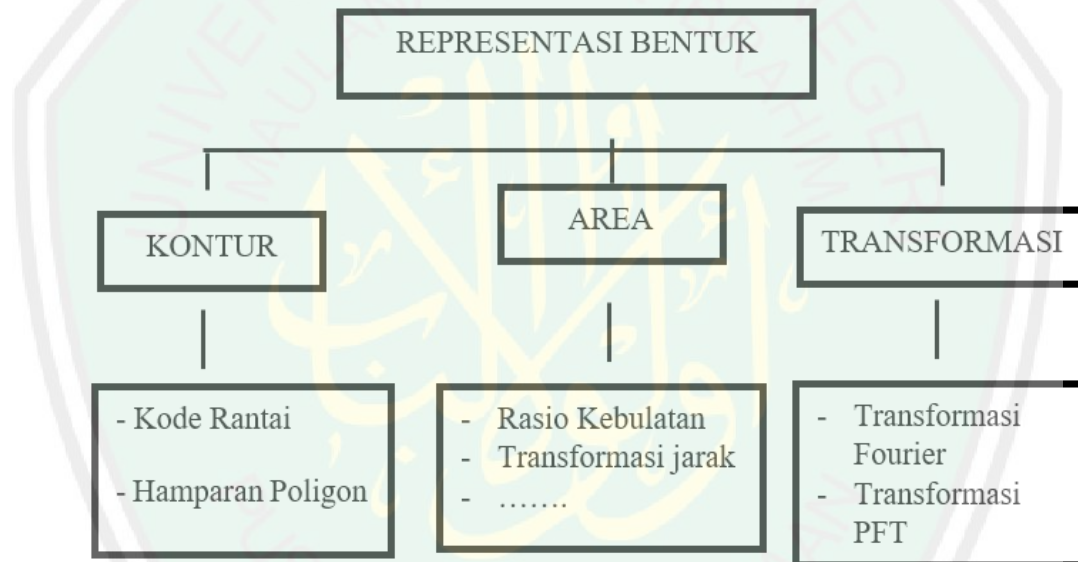
Dilasi merupakan sebuah proses untuk memperbesar ukuran obyek dalam citra. Dilasi merupakan operasi yang berkebalikan dengan erosi. Dilasi merupakan sebuah proses dalam merubah piksel yang berupa latar (Bernilai 0 dalam citra biner) menjadi objek (bernilai 1 dalam citra biner).

$$D(A, B) = A \oplus B \quad (2.11)$$

Dimana A merupakan citra, dan B merupakan elemen penyusunnya. Proses yang dilakukan adalah melakukan proses dilasi pada setiap titik pada citra A sesuai dengan elemen penyusun B.

2.5 Ekstraksi Ciri ; Basic Region Descriptor

Beberapa pemrosesan citra mengacu pada citra biner. Fitur suatu objek dalam citra biner merupakan karakteristik yang melekat pada objek. fitur bentuk merupakan suatu fitur (ciri) yang diperoleh melalui bentuk objek, dan dapat dinyatakan melalui kontur, area, dan transformasi.



Gambar 2.4 Representasi Bentuk (Abdul Kadir, 2013)

Merupakan jenis dari representasi bentuk melalui kontur, area, atau transformasi yang dilakukan terhadap citra biner guna mendapatkan fitur bentuk dari objek pada citra tersebut.

2.5.1 Kontur

Pendeteksi tepi menghasilkan citra tepi yang berupa citra biner (*pixel*) tepi berwarna putih, sedangkan *pixel* bukan-tepi berwarna hitam). Mengikuti kontur (*Contour following*) merupakan suatu metode yang digunakan untuk mendapatkan tepi objek. Dimana terdapat 2 jenis kontur yaitu, kontur internal dan kontur eksternal.



Gambar 2.5 (a) Kontur Tertutup (b) Kontur Terbuka

2.5.2 Ciri dari perhitungan kontur Internal dan *Chain Code*

2.5.2.1. Luas

Cara dasar untuk perhitungan luas adalah dengan melakukan perhitungan terhadap jumlah *Piksel on (1)* pada objek. Disamping itu, ada metode lain dengan pendekatan perhitungan luas yang menggunakan *chain code*. (Putra 2010).

Yang dinyatakan dengan :

Kode 0	→	$\text{Area} = \text{Area} + Y$
Kode 1	→	$\text{Area} = \text{Area} + (Y+0,5)$
Kode 2	→	$\text{Area} = \text{Area} + 0$
Kode 3	→	$\text{Area} = \text{Area} - (Y+0,5)$
Kode 4	→	$\text{Area} = \text{Area} - Y$
Kode 5	→	$\text{Area} = \text{Area} - (Y+0,5)$
Kode 6	→	$\text{Area} = \text{Area} + 0$
Kode 7	→	$\text{Area} = \text{Area} + (Y-0,5)$

Pada umumnya, dalam menghitung luas didasarkan pada koordinat piksel penyusun objek dan arah kode rantainya. Dimana arah kanan dari sebuah piksel dilakukan penambahan berdasarkan ordinatnya (y). sedangkan pada arah kiri piksel dilakukan pengurangan berdasarkan ordinatnya. Pada dasarnya, penambahan dan pengurangan '0,5' dilakukan pada kode rantai yang diagonal yakni 1 3 5 dan 7. Sedangkan pada arah horizontal (kode 0 dan kode 4), akan dilakukan penambahan dan pengurangan luas dengan ordinatnya (y) dan pada arah horizontal (kode 2 dan 6), tidak dilakukan penambahan dan pengurangan karena tidak ada perubahan absinya (x).

2.5.2.2. Perimeter

Perimeter atau keliling menyatakan Panjang tepi suatu objek.

Untuk melakukan perhitungan perimeter, terdapat 2 cara diantaranya :

Perhitungan dengan berdasarkan jumlah piksel dari deteksi tepi.cara ini menghasilkan hasil baiuk jika objek terhubung dengan 4

ketetanggaan, namun tidak dengan 8 ketetanggaan. Hal ini terjadi karena jarak antara dua piksel tidak bersifat konstan. Dimana nantinya bernilai 1 saat 4 tetangga, dan $\sqrt{2}$ pada 8 tetangga

$$\text{Perimeter} = N_e + N_o \sqrt{2} \quad (2.11)$$

Dengan N_e Menyatakan jumlah kode genap dan N_o menyatakan jumlah kode ganjil.

2.6 Metode Naïve Bayes Classifier

Metode *Bayes* ini merupakan metode yang baik di dalam mesin pembelajaran berdasarkan data *training*, dengan menggunakan probabilitas bersyarat sebagai dasarnya.

Interpretasi dari kalkulus yang memuat konsep probabilitas sebagai derajat dimana, suatu pernyataan percaya benar. Teory Bayesian juga dapat digunakan sebagai alat pengambil keputusan untuk memperbaharui tingkat kepercayaan dari suatu informasi, dimana juga merupakan suatu teori matematik untuk membuat suatu model ketidak pastian dari suatu kejadian yang menggabungkan pengetahuan umum dengan pengetahuan fakta dari hasil pengamatan (Garnier , 1998).

Menyatakan bahwa “Probabilitas *Bayesian* adalah salah satu untuk mengatasi ketidakpastian dengan menggunakan *Formula Bayes*” (Sri Hartati dan Sari Iswanti 2008). Metode *Bayes* adalah pendekatan secara statistik untuk menghitung *Tradeoffs* diantara keputusan yang berbeda-beda, dengan menggunakan probabilitas dan *costs* yang menyertai suatu pengambilan keputusan.

Dalam *naïve bayes classifier*., melakukan pengklasifikasian dimana metode klasifikasi itu sendiri ialah sebuah metode dari data mining yang digunakan untuk

memprediksi kategori atau kelas dari suatu data instance berdasarkan sekumpulan atribut-atribut dari data tersebut

Probabilitas *Bayes* merupakan salah satu cara untuk mengatasi ketidakpastian data dengan cara menggunakan formula *bayes* yang dinyatakan dengan bentuk teorema *bayes* untuk *evidence* tunggal E dan hipotesis tunggal H adalah :

$$p(H | E) = \frac{p(E|H)*p(H)}{p(E)} \quad (2.12)$$

Dimana :

$p(H|E)$: probabilitas hipotesis H terjadi jika *evidence* E terjadi.

$p(E|H)$: probabilitas munculnya *evidence* E, jika hipotesis H terjadi.

$p(H)$: probabilitas hipotesis H tanpa memandang *evidence* apapun.

$p(E)$: probabilitas *evidence* E tanpa memandang apapun.

Bentuk teorema *bayes* untuk *evidence* tunggal E dan hipotesis ganda H1, H2,...,Hn adalah :

$$p(H_i | E) = \frac{P(E|H_i).P(H_i)}{\sum_{k=1}^n P(E|H_k).P(H_k)} \quad (2.13)$$

Dimana :

$P(H_i|E)$: probabilitas hipotesis H_i terjadi jika *evidence* E terjadi.

$P(E|H_i)$: probabilitas munculnya *evidence* E, jika hipotesis H_i terjadi.

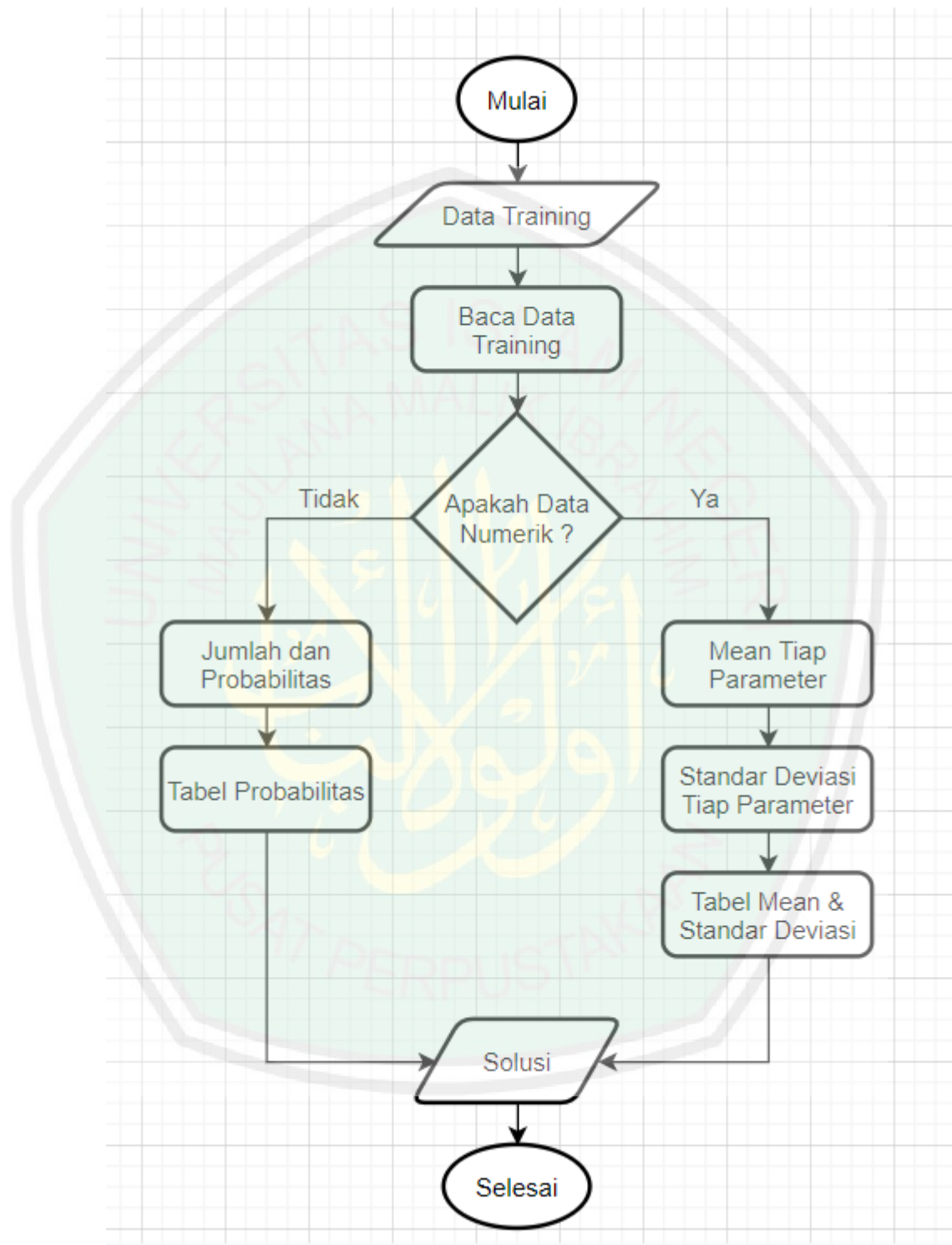
$P(H_i)$: probabilitas hipotesis H_i tanpa memandang *evidence* apapun.

n : jumlah hipotesis yang terjadi.

Untuk *evidence* ganda E1, E2, ..., Em dan hipotesis ganda H1, H2, ...Hn adalah:

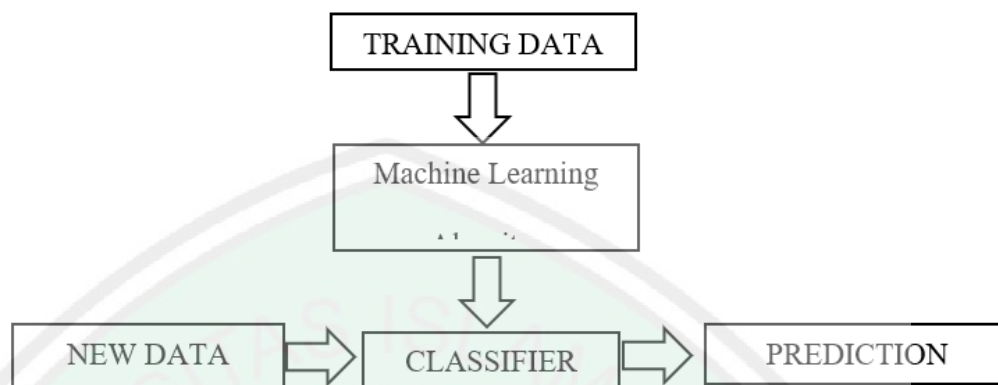
$$p(H_i | E_1 E_2 \dots E_m) = \frac{p(E_1 E_2 \dots E_m | H_i) * p(H_i)}{\sum_{k=1}^n p(E_1 E_2 \dots E_m | H_k) * p(H_k)} \quad (2.14)$$

Berikut algoritma naïve bayes classifier yang di sebutkan pada gambar :



Gambar 2.6 Skema Naïve bayes Clasifier

Dalam prosesnya untuk mengklasifikasikan dengan menggunakan metode naïve bayes classifier ialah dengan melewati beberapa tahapan **Gambar 2.6**



Gambar 2.7 Naïve Bayes Clasifier model proses

2.7 Penelitian Terkait

Ellia Kristiningrum, Firdanis Setaning, Febrian Isharyadi dan ahmad syafin (2016) meneliti tentang standar produk kopi dalam pemasarannya dimana masing masing produsen berlombo untuk terus meningkatkan kualitas pada kopi dengan penggunaan biji kopi pilihan terbaik.

Daniel eka Putra Risamasu (2017) Melaukan sebuah penelitian melakukan penelitian yang berjudul "Identifikasi Bentuk Biji Kopi Menggunakan Deskriptor Bentuk Dasar Dan Jaringan Saraf Tiruan". Pada penelitian ini Membahas mengenai standar yang digunakan dalam grading dan identifikasi jenis biji kopi, dimana untuk penelitian ini didapatkan identifikasi bentuk biji pecah dan utuh. Dimana yang diatur dalam standar Nasional Indonesia no 01-2907-2008 , 70% produksi nasional kopi diekspor sehingga sangat diperlukannya peningkatan mutu dan kualitas biji kopi.

Hayuangga Tinno Putra Kusuma (2018) membuat klasifikasi kopi berdasarkan hasil roasting menggunakan Algoritma Fuzzy C-means, dimana dalam hal ini juga

diperlukan sekali biji kopi berkualitas baik tanpa kerusakan (defect) untuk kemudian dilakukan penyangraian sehingga mempermudah dalam proses klasifikasi tingkat kematangan pada proses tersebut.

Yeni Apriyana (2019) juga dalam hal ini melakukan peningkatan mutu dengan melakukan penelitian untuk menentukan jenis kematangan buah kopi dimana pada awalnya untuk pemilihan kopi dilakukan secara manual oleh petani dalam penentuannya dirasa kurang efektif karena membutuhkan waktu yang lama sehingga memperlambat proses dan akurasi. Dimana untuk outputnya didapatkan tingkat akurasi ketika proses testing dimana system memiliki 4 kondisi output yaitu (Matang, Tidak matang, Terlalu matang dan Tidak diketah



BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai beberapa hal, diantaranya adalah tahapan penelitian yang akan dilakukan, kebutuhan sistem yang akan dibuat dan penyelesaian masalah pada implementasi metode *naïve bayes classifier* dalam Mengklasifikasikan jenis defect (kerusakan) pada biji kopi (Iereng Arjuno). Adapun tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

3.1 Perancangan Basis Pengetahuan

3.1.1 Gambaran Umum

Agar pengetahuan dapat digunakan dalam sistem, maka pengetahuan dari seorang pakar harus direpresentasikan dalam format tertentu yang kemudian dihimpun dalam suatu basis pengetahuan. Basis pengetahuan tersusun atas dua elemen dasar, yaitu fakta yang merupakan informasi tentang obyek dalam area permasalahan tertentu dan aturan yang merupakan informasi tentang cara bagaimana memperoleh fakta baru dari fakta yang telah diketahui.

Dalam basis pengetahuan ini terdapat kumpulan fakta-fakta yang meliputi jenis kerusakan dan bentuk atau ciri kerusakan pada biji kopi.

Untuk mengklasifikasikan bentuk biji kopi dengan menggunakan descriptor bentuk dasar dan *naïve bayes classifier* dimana data dan Pengetahuan yang disusun diperoleh dari berbagai sumber literatur dan wawancara dengan pakar atau ahli dalam hal ini bekerja sama dengan pusat penelitian Kopi dan kakao karangploso.

Tabel 3.1 Jenis *Coffee Defect*

No	Kode	Jenis <i>defect</i> (Kerusakan)
1.	K1	Biji Hitam Penuh
2.	K2	Biji Hitam Pecah
3.	K3	Biji Hitam Sebagian
4.	K4	Biji Pecah

3.1.2 Desain Penelitian

3.1.2.1 Studi Literatur

Untuk tahap awal penelitian ini adalah studi literatur. Berikut merupakan beberapa daftar literatur yang digunakan dalam mendukung penelitian ini.

Sofi'I, imam. 2005, Pemutuan biji kopi dengan pengolahan citra digital dan Artificial Neural Network. Institut Pertanian Bogor : Bogor

Madi, Sri Citra Yuliana, 2010. Pemutuan biji kopi dengan menggunakan pengolahan citra (image Processing). Institut Pertanian Bogor: Bogor

Faridah, Parikesit, Gea O.F dan Ferdiansyah. 2011. *TELKOMNIKA* vol 9,no 3 : *Coffee Bean Grade Determination Based On Image Parameter*. Ditektorat Pendidikan Tinggi : Jakarta.

Ayitensa, Betelihem M. 2014. *Method of Coffee Bean Defect Detection*. International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)

Putra Risamasu, Daniel Eka (2017), Identifikasi bentuk Biji Kopi Menggunakan Deskriptor Bentuk Dasar Dan Jaringan Saraf Tiruan. UNIVERSITAS SANATA DHARMA, Yogyakarta.

3.1.2.2 Data Penelitian

3.1.2.2.1 Kopi

Pada penelitian ini digunakan biji kopi dengan sampel kopi arabica Lereng arjuno seberat 300 gr dimana untuk proses yang digunakan ialah proses basah (wash Proses) dimana sampel kemudian dipisahkan sesuai dengan bagiannya. Yang harapannya akan didapatkan jumlah defect

(Kerusakan) pada biji kopi dengan jenis jenis kerusakan yang ada diantaranya : Biji pecah, Biji hitam Penuh, Biji hitam sebagian serta biji hitam dan pecah.

3.1.2.2.2. Skenario pengambilan Data

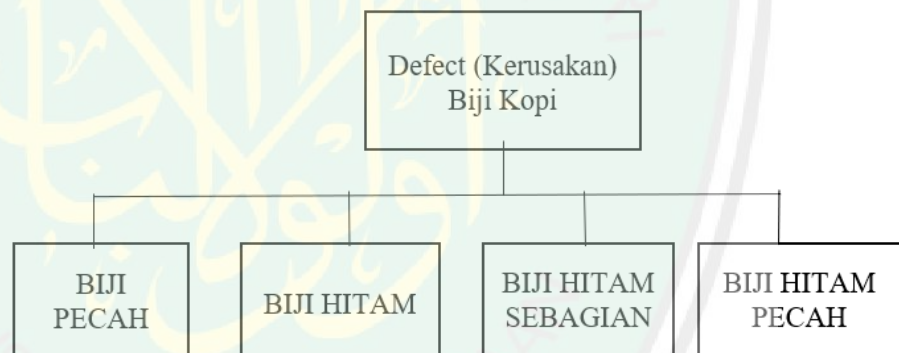
Dalam pengambilan citra dapat dilihat seperti **Gambar 3.1** berikut dimana untuk spesifikasi caranya ialah senbagai berikut :

1. Pengambilan citra sampel biji kopi menggunakan kamera “ CANON EOS 650 D” Lensa 50 mm aps-C
2. Penampang yang digunakan untuk latar belakang berwarna putih dengan mini studio 1 button dengan LED
3. Kecepatan 1/30 iso 100
4. Kopi disebar pada penampang
5. Objek biji kopi diambil dengan jarak 30 cm dari lensa kamera.
6. Citra yang diambil dengan luas penampang 21 x 29,7 atau 6000x4000 piksel.
7. Citra disimpan dalam file berekstensi *.jpeg

3.1.2.2.3 Hasil Pengelompokan

Biji kopi selesai difoto kemudian dilakukan pengelompokan kebeberapa kelas bentuk yaitu biji pecah dan biji utuh. Sesuai dengan Standar Nasional Indonesia No 01-2907-2008, kemudian didapat untuk penentuan biji pecah jika ukurannya $\frac{3}{4}$ biji utuh. Dimana pada penelitian ini untuk jenis kopi arabica lereng arjuno didapatkan data sebanyak :

Biji Kopi Hitam Penuh	= 15 biji
Biji Kopi Hitam Pecah	= 15 biji
Biji Kopi Hitam Sebagian	= 15 biji
Biji Kopi Pecah	= 150 biji



Gambar 3.1 Block diagram area permasalahan

Pembuatan blok diagram dimaksudkan untuk membatasi lingkup permasalahan yang dibahas dengan mengetahui posisi pokok bahasan pada domain yang lebih luas. Pada blok diagram ini, dapat dilihat bahwa *Defect* pada biji kopi sebagai area permasalahan.

3.1.2.2.4 Metode Perancangan Alat Uji

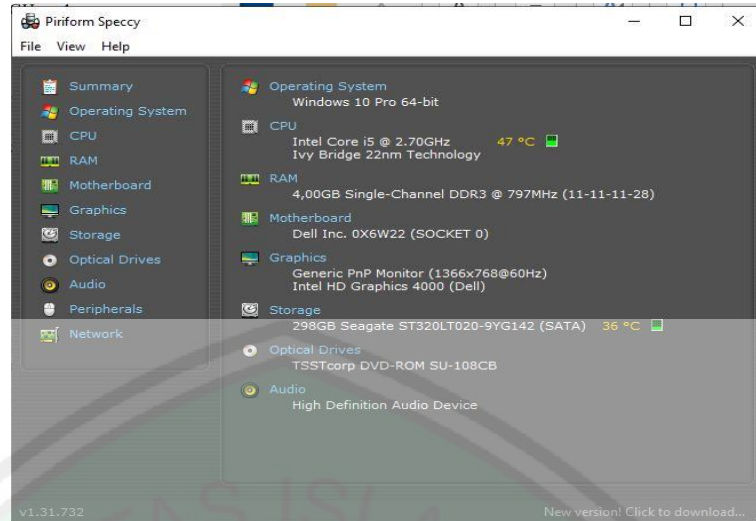
Prototyping, ialah sistem yang akan dikembangkan pada penelitian ini. Dimana pada tahap awal akan dilakukan pengumpulan bahan-bahan penunjang dalam pengembangan sistem, dilanjutkan dengan pembuatan desain, untuk selanjutnya diadakan evaluasi. Setelah evaluasi dilakukan, maka pada tahap selanjutnya ialah menyempurnakan prototipe

3.1.3. Spesifikasi Perangkat Penelitian

3.1.3.1. *Hardware* (Perangkat Keras)

Spesifikasi perangkat keras (*Hardware*) Pada penelitian ini menggunakan :

1. *Cropping* citra biji kopi
 - a. CPU : Intel (®) Core (™) i5-3340M CPU @ 2,70 GHz
 - b. RAM : 4096MB RAM Single-Channel DDR3
 - c. HDD : 298GB Seagate
 - d. *Graphic* : Intel HD Graphics 4000 (Dell)
 - e. Monitor : Generic PnP Monitor (1366x768@60Hz)
2. *Preprocessing* Citra, Ekstraksi ciri, dan perancangan dan penggunaan Metode Naïve bayes
 - a. CPU : Intel (®) Core (™) i5-3340M CPU @ 2,70 GHz
 - b. RAM : 4096MB RAM Single-Channel DDR3
 - c. HDD : 298GB Seagate
 - d. *Graphic* : Intel HD Graphics 4000 (Dell)
 - e. Monitor : Generic PnP Monitor (1366x768@60Hz)



Gambar 3.2 Spesifikasi Perangkat Yang digunakan dalam penelitian dengan Menggunakan *Piriform Speccy*

3.1.3.2. Perangkat Lunak

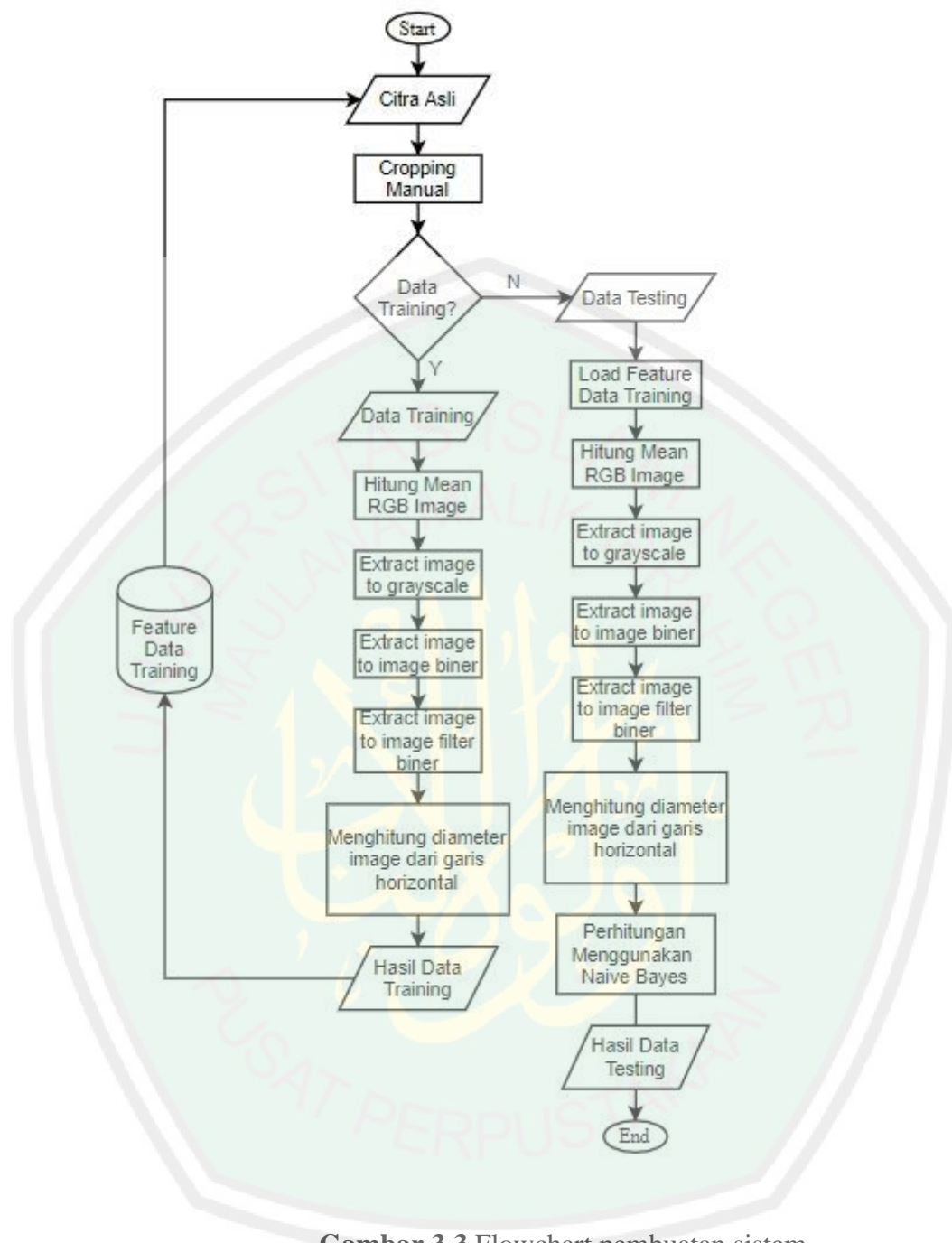
Spesifikasi perangkat lunak (*Software*) yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut

1. *Operating System* :
 - a. Windows 10 Pro 64-bit (10.0, Build 17763)
 2. Software pendukung :
 - a. CorelDRAW X7
 - b. Adobe Photoshop
- Matlab R2016b (naïve bayes classifier)

3.2 Perancangan Sistem

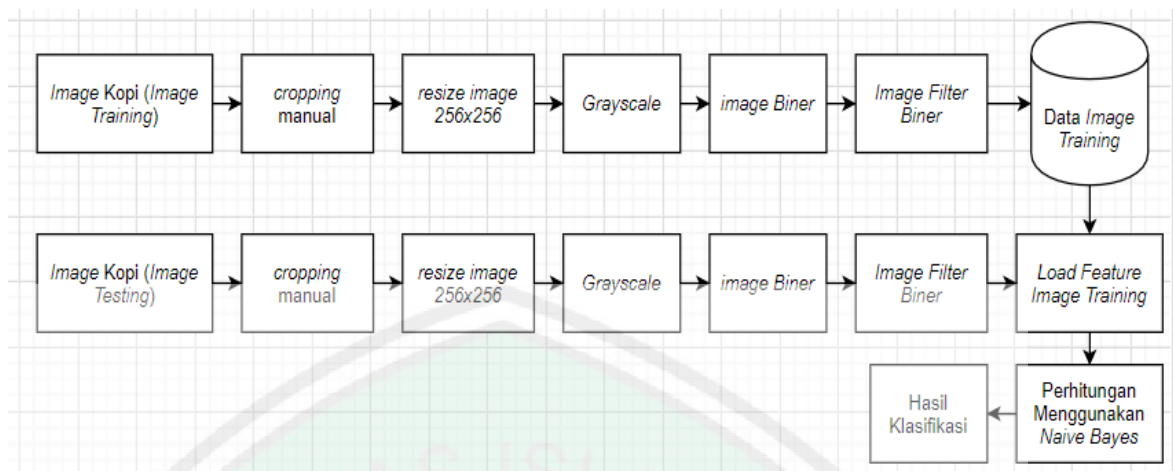
3.2.1 Perancangan sistem klasifikasi

Pada alur ini ada beberapa tahapan yang yang harus dilakukan seperti yang dijelaskan dari gambar **3.3** dibawah ini :



Gambar 3.3 Flowchart pembuatan sistem

Pada hakikatnya, dalam mendeteksi kerusakan pada biji kopi ada beberapa tahapan proses sistem pada naïve bayes classifier itu sendiri. Berikut akan dijelaskan dalam diagram sistem pada gambar 3.4.



Gambar 3.4 Blok Diagram alur pelaksanaan penelitian

Dijelaskan mengenai tahapan yang dilakukan dalam penelitian diawali dengan memasukkan data *image training* lalu dilanjutkan dengan *cropping manual*. Kemudian dilanjutkan dengan *resize image* dengan ukuran 256x256 dengan tujuan menyamakan data dari *image*. Selanjutnya *image* akan diproses untuk mendapatkan *feature* ekstrasi ciri dengan cara mengekstrk *image* menjadi *grayscale* → *image biner* → *image filter biner*. Setelah itu dilanjutkan dengan memasukkan data *image training* ke dalam *database*.

Tahapan yang dilalui dalam *image testing* hampir sama dengan tahapan pada *images training* sampai dengan tahapan proses ekstrasi ciri *image*. Namun hasil dari proses ekstrasi ciri pada *image testing* tidak dimasukkan pada *database*. Melainkan memanggil hasil dari proses *image training* yang tersimpan dalam *database* dengan cara *load image feature*. Tahapan selanjutnya yaitu menghitung hasil dari *image testing* dengan menggunakan metode *Naive Bayes*. Setelah perhitungan menggunakan metode tersebut maka akan menghasilkan klasifikasi dari *image testing*.

3.2.2 Data Training

Data training berupa beberapa jenis defect (kerusakan) yang diambil dari 300g kopi hasil dari proses pasca panen dimana dibagi menjadi 4 jenis atau macam klasifikasi diantaranya :



Biji Pecah, Biji hitam, Biji hitam sebagian, dan biji hitam pecah. Penentuan klasifikasi ini dilakukan secara manual, data ini selanjutnya digunakan untuk proses pembelajaran (training set). Survey dilakukan dengan mengambil sampel kopi dari BALAI PENYULUHAN PERTANIAN (BPP) KARANG PLOSO. Kemudian diambil *Image* dengan Kamera.










Gambar 3.5 Data Training Kopi

Data training tersebut akan diproses sesuai dengan rancangan klasifikasi yang telah dijelaskan pada *sub* bab sebelumnya. Setelah melalui tahapan-tahapan yang telah dirancang data yang didapatkan berupa nilai RGB dan diameter.

Tabel 3.2 Nilai Data Training

NO	RED	GREEN	BLUE	DIAMETER	CLASS	GAMBAR
1	217.427	218.234	217.200	237.000	KHPenuh	
2	205.284	204.670	202.695	316.000	KHPenuh	
3	203.396	206.166	205.009	276.000	KHPenuh	
4	205.277	207.738	207.770	219.000	KHPenuh	
5	190.229	192.009	190.270	244.000	KHPenuh	
6	206.545	209.447	207.789	242.000	KHPenuh	








7	186.570	190.667	190.396	259.000	KHPenuh	
8	187.173	187.622	184.693	252.000	KHPenuh	
9	198.543	201.778	199.786	234.000	KHPenuh	
10	198.814	200.306	198.970	283.000	KHPenuh	
11	176.864	177.960	173.957	252.000	KHPenuh	
12	173.141	176.446	175.120	236.000	KHPenuh	
13	184.312	185.268	180.530	252.000	KHPenuh	

14	201.422	203.929	202.983	227.000	KHPenuh	
15	207.191	209.107	207.458	244.000	KHPenuh	
16	217.727	218.615	217.471	220.000	KHPecah	
17	219.659	219.498	218.175	212.000	KHPecah	
18	231.376	231.069	229.531	236.000	KHPecah	
19	221.449	220.981	219.837	172.000	KHPecah	
20	224.649	224.418	222.333	180.000	KHPecah	

21	227.774	227.302	225.567	318.000	KHPecah	
22	227.472	226.957	225.004	164.000	KHPecah	
23	227.583	227.050	226.559	210.000	KHPecah	
24	232.313	232.168	230.583	196.000	KHPecah	
25	224.431	224.687	223.405	196.000	KHPecah	
26	227.165	226.574	224.465	148.000	KHPecah	
27	220.760	219.949	218.026	156.000	KHPecah	

28	228.700	228.514	226.822	156.000	KHPecah	
29	228.105	227.456	224.773	180.000	KHPecah	
30	223.945	224.600	223.849	188.000	KHPecah	
31	176.827	173.884	164.585	354.000	KHS	
32	190.251	188.132	179.131	252.000	KHS	
33	196.000	193.456	183.360	258.000	KHS	
34	188.744	186.566	175.589	284.000	KHS	
35	184.556	182.650	172.176	252.000	KHS	

36	194.098	194.098	176.060	256.000	KHS	
37	188.350	185.233	174.445	292.000	KHS	
38	196.874	195.083	189.034	420.000	KHS	
39	191.610	190.543	180.065	372.000	KHS	
40	198.263	195.759	183.308	268.000	KHS	
41	170.454	169.504	155.103	284.000	KHS	
42	171.388	171.350	156.677	258.000	KHS	
43	181.534	179.639	164.028	308.000	KHS	

44	193.300	192.321	181.664	267.000	KHS	
45	175.479	172.044	164.863	330.000	KHS	
46	189.328	187.663	166.043	372.000	KPecah	
47	204.694	204.871	191.966	289.000	KPecah	
48	196.909	197.469	179.261	324.000	KPecah	
49	198.750	200.610	187.814	292.000	KPecah	
50	216.703	215.897	204.511	252.000	KPecah	

51	221.442	222.030	212.969	228.000	KPecah	
52	190.601	188.452	167.489	372.000	KPecah	
53	188.124	187.943	175.295	308.000	KPecah	
54	200.003	198.346	186.043	285.000	KPecah	
55	199.969	200.936	186.843	316.000	KPecah	
56	208.360	209.039	199.379	315.000	KPecah	

57	208.812	208.110	192.233	236.000	KPecah	
58	204.812	204.960	192.309	252.000	KPecah	
59	221.443	221.543	213.091	251.000	KPecah	
60	213.247	213.122	199.741	220.000	KPecah	

3.2.3 Data Testing

Data testing diperoleh dari tahapan yang hampir sama dengan *Training* data, yaitu dari hasil pengambilan data *image* kopi dalam keadaan setelah *sortasi*. Dengan data training yang berjumlah 60 data kemudian pada penelitian ini kita menggunakan 40 data testing.

3.3 Proses metode Teorema Bayes

Cara kerja dari metode naïve bayes classifier dalam membuat keputusan adalah dengan melihat probabilitas / peluang munculnya defect (kerusakan) tertentu, pada

tahap awal kita harus mempunyai data defect (kerusakan) dan gejala ciri bentuk dan warna terlebih dahulu. Defect (kerusakan) pada penelitiann ini disini adalah kerusakan pada bentuk dan warna dari kopi jenis arabica dari lereng arjuno.

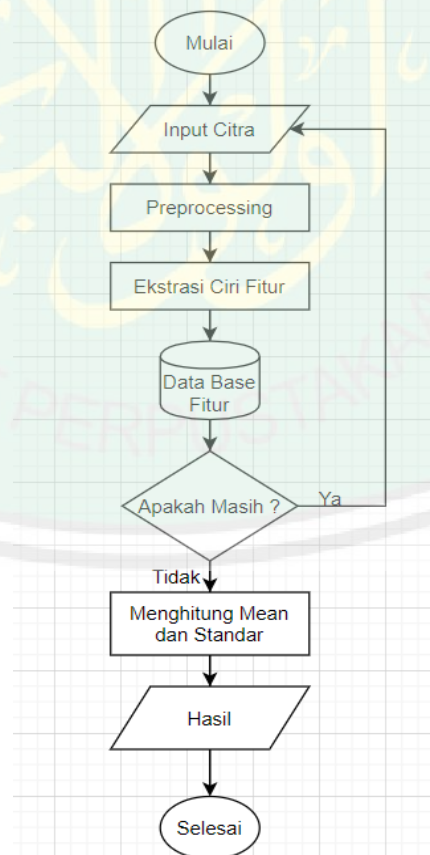
Berikut adalah data yang disajikan

$$p(H_i|E) = \frac{p(E|H_i) \times p(H_i)}{\sum_{k=1}^m p(E|H_k) \times p(H_k)} \dots \dots \dots \text{ [Persamaan 13]}$$

Sedangkan jika ingin menghitung evidence-nya lebih dari satu, maka rumus yang digunakan adalah :

$$p(H_i|E_1 E_2 \dots E_n) = \frac{p(E_1|H_i) \times p(E_2|H_i) \times \dots \times p(E_n|H_i) \times p(H_i)}{\sum_{k=1}^m p(E_1|H_k) \times p(E_2|H_k) \times \dots \times p(E_n|H_k) \times p(H_k)}$$

Untuk mengimplementasikan metode *naïve bayes classifier* ke dalam sistem perlu melalui beberapa proses seperti pada gambar berikut.



Gambar 3.6 Flowchart Naïve Bayes Classifier

1. Input Citra Latih

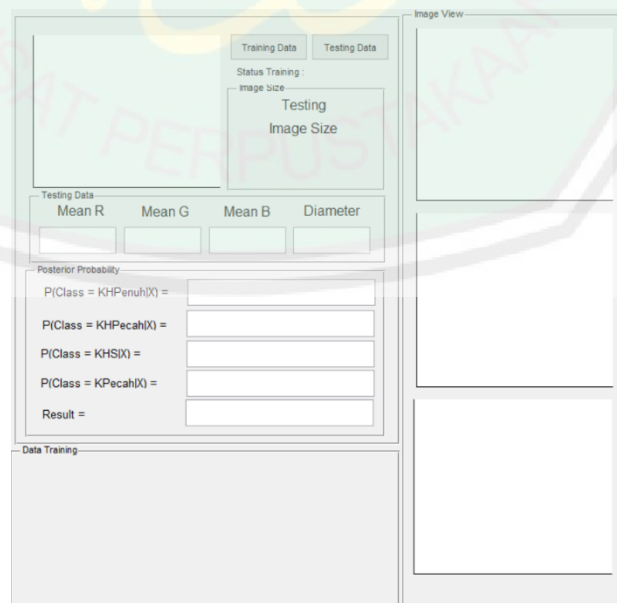
Dalam penelitian ini citra latih yang dipakai ialah citra biji kopi arabica yang dibagi menjadi beberapa jenis kerusakan,

2. *Pre-Processing*

Langkah awal iyalah dengan melakukan penglohan gambar diantaranya proses cropping dengan ukuran tertentu agar gambar terfokus pada bentuk biji saja sekaligus menghilangkan background kemudian dilakukan proses grayscale dari hasil cropping tersebut.

3.4 Perancangan Aplikasi

Tahap pertama yang dilakukan dalam membuat aplikasi yaitu dengan membuat *user interface*. Pembuatan *user interface* dilakukan sesuai dengan membuat 2 *button* yang berfungsi untuk *training data* dan *testing data*. Selanjutnya membuat 4 *axes* untuk menampilkan hasil gambar sebelum dan sesudah diproses. Selanjutnya membuat beberapa *edit text* yang berfungsi untuk menampilkan hasil dari *value* dari perhitungan data seperti nilai *mean* RGB, Diameter, *Probability class*, hasil identifikasi, dll.



Gambar 3.7 Desain *User Interface*

Selanjutnya membuat fungsi dari *button training* yang berfungsi mengambil seluruh data training :

1. Mengambil *image* dari folder training data

Tahap ini berfungsi untuk mengambil semua file *image* dari folder Training Data. Fungsi tersebut dilakukan dengan membuat *source code* seperti berikut :

```
IdentifikasiKopiProject=guidata(gcbo);  
path_data_train=strrep(cd,...  
    'Bayes','KopiImage\Data Training');
```

2. Selanjutnya membuat fungsi untuk menghitung nilai *mean* RGB dari seluruh data training.

```
mean_red=mean(mean(I(:,:,1)));  
mean_green=mean(mean(I(:,:,2)));  
mean_blue=mean(mean(I(:,:,3)));
```


3. Selanjutnya membuat fungsi untuk membuat fungsi untuk merubah *image* menjadi *gray scale*.

```
I_biner=zeros(size(I_gray,1),size(I_gray,2));
I_biner(find(I_gray<255))=1;
```

```
%get red channel
R_Channel=CitraInput(:, :, 1);

%get green channel
G_Channel=CitraInput(:, :, 2);

%get blue channel
B_Channel=CitraInput(:, :, 3);

% get gray image with lightness
GrayImage=(max(max(R_Channel, G_Channel), B_Channel) ...
+ min(min(R_Channel, G_Channel), B_Channel))./2;

% get gray image with average
GrayImage=(R_Channel+G_Channel+B_Channel)./3;

% get gray image with luminosity
GrayImage=0.2989 * R_Channel + 0.5870 * G_Channel + 0.1140
* B_Channel;

%figure; imshow(GrayImage); title('GrayImage luminosity');
Result=GrayImage;
```

4. Selanjutnya membuat fungsi untuk merubah *image* menjadi *Biner*.

5. Selanjutnya membuat fungsi untuk mengubah gambar menjadi *MaxFilterBiner*.
6. Tahapan selanjutnya yaitu membuat fungsi untuk menghitung diameter dari

```

% convert index to xy
[IDX, IDY] = find(max_filter_I_biner == 1);
diameter = IDY ( numel ( IDY ) ) - IDY ( 1 ) + 1;

PI_biner
xIndex_I_biner_dlm_PI_biner = find ( pix > pad_size &
pix < ( mI_biner + pad_size + 1 ) );
yIndex_I_biner_dlm_PI_biner = find ( piy > pad_size &
piy < ( nI_biner + pad_size + 1 ) );

% mengambil irisan xIndex_I_biner_dlm_PI_biner dan
% yIndex_I_biner_dlm_PI_biner
xyIndex_I_biner_dlm_PI_biner = intersect ( xIndex_I_biner_dlm_
PI_biner, yIndex_I_biner_dlm_PI_biner );

ibx = pix ( xyIndex_I_biner_dlm_PI_biner );
iby = piy ( xyIndex_I_biner_dlm_PI_biner );

interval_xy = -pad_size : pad_size;
% repeat matrik interval_xy
matrik_repeat_interval_xy = kron ( interval_xy, ones ( windows_si
ze, 1 ) );
penambah_x = sort ( matrik_repeat_interval_xy ( : ) );
matrik_repeat_interval_xy = matrik_repeat_interval_xy';
penambah_y = matrik_repeat_interval_xy ( : );

for i = 1 : ( windows_size ^ 2 )
    % untuk X kolom i
    X_i = ibx + penambah_x ( i );
    Y_i = iby + penambah_y ( i );

    % convert X_i, Y_i menjadi Index
    Index_PI_biner_i =
XY2Index ( X_i, Y_i, ( mI_biner + ( 2 * pad_size ) ) );

    % mengisi X kolom i
    X_ ( :, i ) = PI_biner ( Index_PI_biner_i );
end
Result = reshape ( max ( X_ ' ) ', [ mI_biner nI_biner ] );

```

objek yang berada dalam *image training*.

7. Selanjutnya mengambil data dari semua proses lalu menampilkan data tersebut kedalam aplikasi.
8. Setelah membuat fungsi dari *button training* proses selanjutnya yaitu

```
t=uitable('Data', dat, 'ColumnName',...
        {'R (Red)', 'G (Green)', 'B (Blue)', 'D
        (Diameter)', 'Class (Kopi)'},...
        'Position', [20 20 430 150]);
```

membuat fungsi dari *button testing* yang berfungsi untuk menampilkan pengujian dari *image testing*. Langkah pertama yang dilakukan adalah

```
[basefilename,path]= uigetfile({'*.*'},'Open All Image File');
filename= fullfile(path, basefilename);
```

membuat fungsi untuk *load data testing*.

9. Selanjutnya membuat fungsi untuk menghitung *mean* RGB dan menampilkan data tersebut kedalam tampilan aplikasi.

```
mean_red_testing=mean(mean(I_testing(:,:,1)));
mean_green_testing=mean(mean(I_testing(:,:,2)));
mean_blue_testing=mean(mean(I_testing(:,:,3)));

set(IdentifikasiKopiProject.var_mean_red_testing,...
    'String',num2str(mean_red_testing,'%0.3f'));

set(IdentifikasiKopiProject.var_mean_green_testing,...
    'String',num2str(mean_green_testing,'%0.3f'));

set(IdentifikasiKopiProject.var_mean_blue_testing,...
    'String',num2str(mean_blue_testing,'%0.3f'));

set(IdentifikasiKopiProject.ImageTesting,'Userdata',I_testing
);
```

10. Langkah selanjutnya membuat fungsi untuk mengubah *image* menjadi *gray scale*, *biner*, dan *maxfilterbiner*. Pembuatan fungsi tersebut sama dengan

pembuatan fungsi pada *button training* yang sudah di jelaskan pada *point* sebelumnya.

11. Tahapan selanjutnya yaitu membuat fungsi untuk mengumpulkan nilai dari *feature* RGB dan diameter.

```
dataset(1,:)=[mean_red_testing mean_green_testing  
mean_blue_testing diameter_testing];  
  
if(isempty(strfind(basefilename, 'Kopi Hitam Penuh'))==0)  
    class_testing{1}='Kopi Hitam Penuh';  
elseif(isempty(strfind(basefilename, 'Kopi Hitam  
Pecah'))==0)  
    class_testing{1}='Kopi Hitam Pecah';  
elseif(isempty(strfind(basefilename, 'Kopi Hitam  
Sebagian'))==0)  
    class_testing{1}='Kopi Hitam Sebagian';  
elseif(isempty(strfind(basefilename, 'Kopi Pecah'))==0)  
    class_testing{1}='Kopi Pecah';  
else  
    class_testing{1}='UnKnown';  
end
```

12. Langkah selanjutnya adalah membuat fungsi penerapan metode *bayesian classifier* dengan menghitung *evidence*, *probability*, *prior*, dan *likelihood* pada data yang sudah *diinput* pada tahap sebelumnya.

```

for i=1:lots_of_feature
feature_rgbd=dataset(:,i);

% menghitung mean dari class kopi

mean_feature_rgbd_KHPenuh=mean(feature_rgbd(1:lots_of_data_train_KHPenuh));

mean_feature_rgbd_KHPecah=mean(feature_rgbd(...
(lots_of_data_train_KHPenuh+1):(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah)));
mean_feature_rgbd_KHS=mean(feature_rgbd(...
(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+1):...
(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+1)));

mean_feature_rgbd_KPecah=mean(feature_rgbd(...
(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+1):...
(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+1):...
(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+lots_of_data_train_KPecah)));

```



```

% menghitung varian dari class kopi

varian_feature_rgbd_KHPenuh=var(feature_rgbd(1:lots_of_data_train_KHPenuh));

varian_feature_rgbd_KHPecah=var(feature_rgbd(...

(lots_of_data_train_KHPenuh+1):(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah)));
        varian_feature_rgbd_KHS=var(feature_rgbd(...

(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+1):...

(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+1)));

varian_feature_rgbd_KPecah=var(feature_rgbd(...

(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+1):...

(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+1):...

(lots_of_data_train_KHPenuh+lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+lots_of_data_train_KPecah)));

Getmean_varian(:,i)=[mean_feature_rgbd_KHPenuh,mean_feature_rgbd_KHPecah,mean_feature_rgbd_KPecah,...

mean_feature_rgbd_KHS,varian_feature_rgbd_KHPenuh,varian_feature_rgbd_KHPecah,varian_feature_rgbd_KHS,...

        varian_feature_rgbd_KPecah];
    end
% menghitung probability dari prior

P_Prior_KHPenuh=lots_of_data_train_KHPenuh/(lots_of_data_train_KHPenuh+...

lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+lots_of_data_train_KPecah);

P_Prior_KHPecah=lots_of_data_train_KHPecah/(lots_of_data_train_KHPenuh+...

lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+lots_of_data_train_KPecah);

P_Prior_KHS=lots_of_data_train_KHS/(lots_of_data_train_KHPenuh+...

lots_of_data_train_KHPecah+lots_of_data_train_KHS+lots_of_data_train_KPecah);

P_Prior_KPecah=lots_of_data_train_KPecah/(lots_of_data_train_KHPenuh+...

```

```

%% menghitung probability likelihood
for i=1:lots_of_feature
    mean_varian_RGBD=Getmean_varian(:,i);
    P_Likelihood_x_RGB_to_KHPenuh=...
        (1/sqrt(2*(22/7)*mean_varian_RGBD(4)))...
        *exp(-1*((Xrgbd(i)-
mean_varian_RGBD(1))^2)/(2*mean_varian_RGBD(4)))

P_Posterior_KHPenuh=P_Posterior_KHPenuh*P_Likelihood_x_RGB_to
_KHPenuh

    mean_varian_RGBD(5)
    mean_varian_RGBD(2)
    Xrgbd(i)
    P_Likelihood_x_RGB_to_KHPecah=...
        (1/sqrt(2*(22/7)*mean_varian_RGBD(5)))...
        *exp(-1*((Xrgbd(i)-
mean_varian_RGBD(2))^2)/(2*mean_varian_RGBD(5)))

P_Posterior_KHPecah=P_Posterior_KHPecah*P_Likelihood_x_RGB_to
_KHPecah

    P_Likelihood_x_RGB_to_KHS=...
        (1/sqrt(2*(22/7)*mean_varian_RGBD(6)))...
        *exp(-1*((Xrgbd(i)-
mean_varian_RGBD(3))^2)/(2*mean_varian_RGBD(6)))

P_Posterior_KHS=P_Posterior_KHS*P_Likelihood_x_RGB_to_KHS

    P_Likelihood_x_RGB_to_KPecah=...
        (1/sqrt(2*(22/7)*mean_varian_RGBD(7)))...
        *exp(-1*((Xrgbd(i)-
mean_varian_RGBD(4))^2)/(2*mean_varian_RGBD(7)))

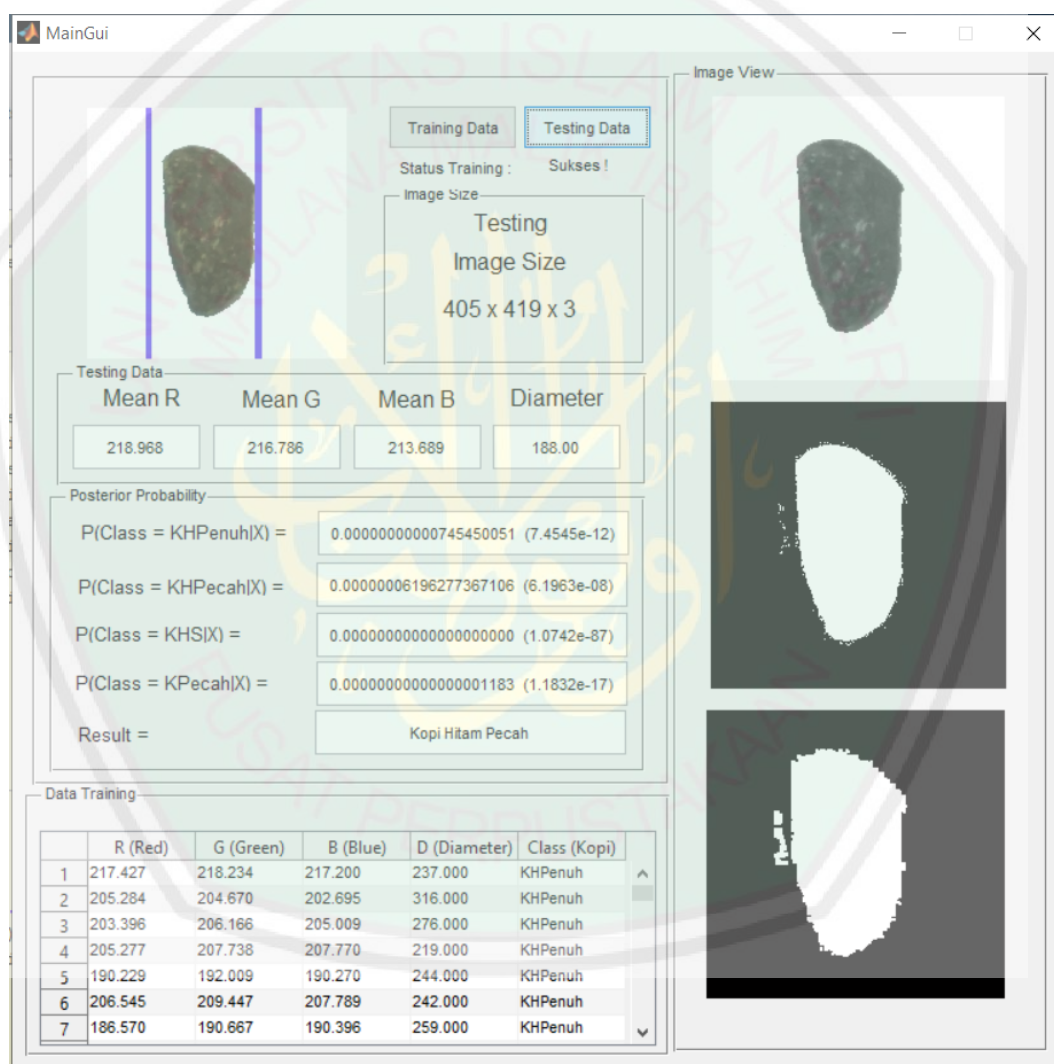
P_Posterior_KPecah=P_Posterior_KPecah*P_Likelihood_x_RGB_to_K
Pecah
end

```

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil

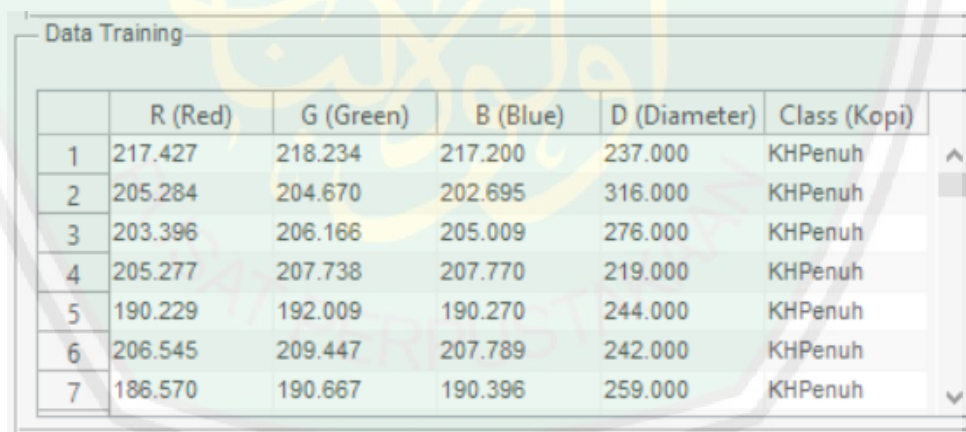
Program yang akan dipakai dalam penulisan ini memiliki beberapa fitur seperti hasil *image processing* maupun data yang diperoleh dari proses tersebut.



Gambar 4.1 Halaman Utama Program

Gambar tersebut adalah tampilan dari halaman utama program. Program tersebut memiliki beberapa fungsi yaitu :

1. Tombol ‘Training Data’ berfungsi untuk mengambil seluruh *image* dalam folder training yang sudah disiapkan.
2. Tombol ‘Testing Data’ berfungsi untuk mangambil data *image* kopi yang akan diproes untuk mengidentifikasi golongan kopi tersebut.
3. *UI Panel* ‘Testing Data’ berfungsi untuk menampilkan nilai dari RGB dan diameter dari *image data* yang telah diinputkan dari data testing.
4. *UI Panel* ‘Posterior Probability’ berfungsi untuk menampilkan nilai probabilitas *class* kopi dan hasil dari identifikasi dari data testing.
5. *UI Panel* ‘Data Training’ berfungsi untuk menampilkan nilai RGB, diameter, dan *class* kopi. Data tersebut didapat dari seluruh *image* yang telah di training pada proses sebelumnya.



	R (Red)	G (Green)	B (Blue)	D (Diameter)	Class (Kopi)
1	217.427	218.234	217.200	237.000	KHPenuh
2	205.284	204.670	202.695	316.000	KHPenuh
3	203.396	206.166	205.009	276.000	KHPenuh
4	205.277	207.738	207.770	219.000	KHPenuh
5	190.229	192.009	190.270	244.000	KHPenuh
6	206.545	209.447	207.789	242.000	KHPenuh
7	186.570	190.667	190.396	259.000	KHPenuh

Gambar 4.2 UI Panel Data Training

6. *UI Panel* ‘Image View’ berfungsi untuk menampilkan hasil dari proses *image processing* dari data testing.

4.2 Proses Training Data

Proses training data dilakukan dengan mengambil seluruh *image* data dari folder Data Training. Selanjutnya *image* tersebut dikelompokkan menjadi 4 *class* yaitu :

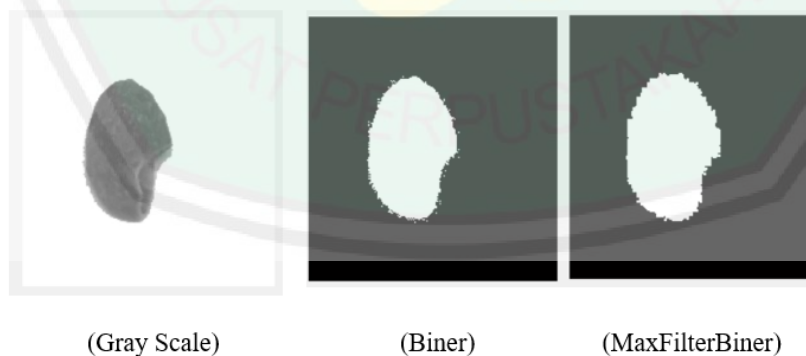
1. Kopi Hitam Penuh (KHPenuh)
2. Kopi Hitam Pecah (KHPecah)
3. Kopi Hitam Sebagian (KHS)
4. Kopi Pecah (KPecah)

Proses tersebut berfungsi sebagai acuan klasifikasi dari identifikasi kopi yang akan dilakukan.

4.3 Proses Testing Data

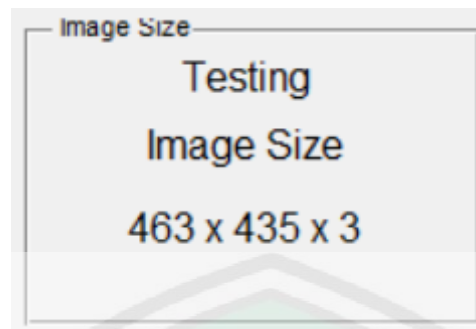
Proses selanjutnya yaitu proses testing data yang berfungsi untuk identifikasi *image* kopi. Hasil yang akan didapatkan dari proses ini berupa klasifikasi dan data dari *image* kopi tersebut. Data-data tersebut akan ditampilkan pada halaman utama program. Data tersebut meliputi :

1. Hasil *image processing* yang ditampilkan pada *ui panel* 'Image View



Gambar 4.3 Image View

2. *Image Size* yang ditampilkan pada *ui panel* 'image size'



Gambar 4.4 Image Size

3. Nilai dari *probability* dari seluruh *class* kopi yang ditampilkan pada *ui panel* 'Posterior Probability'. Selain itu panel tersebut juga menampilkan hasil dari klasifikasi dari *image* kopi tersebut.

The image shows a UI panel titled 'Posterior Probability'. It contains four rows of probability values for different coffee classes, each with a corresponding text label and a numerical value in scientific notation. At the bottom, there is a 'Result =' label and a text box containing the classification result.

Class	Probability Value
P(Class = KHPenuh X) =	0.00000000000000024404 (2.4404e-16)
P(Class = KHPecah X) =	0.00000005573457586751 (5.5735e-08)
P(Class = KHS X) =	0.00000000000000000000 (7.3271e-135)
P(Class = KPecah X) =	0.00000000000000000000 (3.8098e-25)
Result =	Kopi Hitam Pecah

Gambar 4.5 Nilai Probability *class* kopi

4. Nilai dari RGB dan diameter dari kopi akan ditampilkan pada *ui panel* 'Testing Data'.

The image shows a UI panel titled 'Testing Data'. It contains four columns of data: Mean R, Mean G, Mean B, and Diameter. Each column has a numerical value displayed in a text box below the header.

Mean R	Mean G	Mean B	Diameter
229.015	228.603	226.830	166.00

Gambar 4.6 Nilai RGB dan Diameter

4.4 Uji Coba

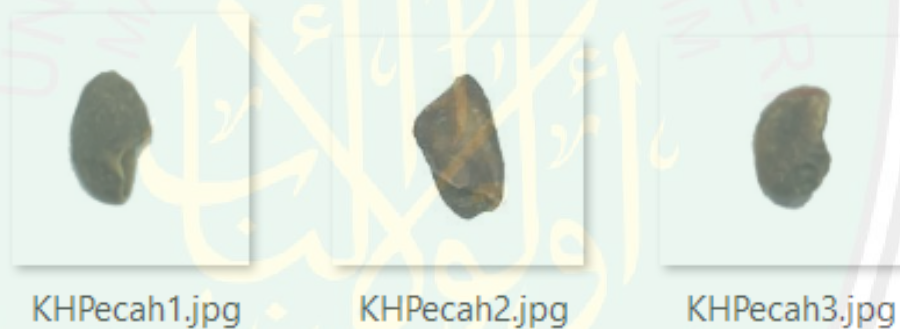
Uji coba dilakukan dengan mengambil 40 data berupa *image* dari kopi. Data berupa 10 biji pada masing-masing kelas kopi. Berikut data kopi :

1. Data Kopi Hitam Penuh



Gambar 4.7 Data Testing Kopi Hitam Penuh

2. Data Kopi Hitam Pecah



Gambar 4.8 Data Testing Kopi Hitam Pecah

3. Data Kopi Hitam Sebagian



Gambar 4.9 Data Testing Kopi Hitam Sebagian

4. Data Kopi Pecah.



Gambar 4.10 Data Testing Kopi Pecah

Proses uji coba dilakukan dengan menyesuaikan hasil data training dengan data testing. Dalam menentukan hasil klasifikasi dari data testing dilakukan dengan penerapan metode *bayes classifier*.

$$P(C|X) = \frac{P(x|c) \cdot P(c)}{P(x)}$$

Dimana :

x : Data dengan class yang belum diketahui

c : Hipotesis data merupakan suatu class spesifik.

$P(c/x)$: Probabilitas hipotesis berdasar kondisi (posteriori probability).

$P(c)$: Probabilitas hipotesis (prior probability)

$P(x/c)$: Probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis

$P(x)$: Probabilitas c

Rumus diatas menjelaskan bahwa peluang masuknya sampel karakteristik tertentu dalam kelas C (Posterior) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut prior), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik karakteristik sampel pada kelas C (disebut juga

likelihood), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik sampel secara global (disebut juga evidence). Karena itu, rumus diatas dapat pula ditulis sebagai berikut




$$posterior = \frac{prior \times likelihood}{evidence}$$

Nilai Evidence selalu tetap untuk setiap kelas pada satu sampel. Nilai dari posterior tersebut nantinya akan dibandingkan dengan nilai nilai posterior kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan.

4.5 Hasil Uji Coba

Hasil uji coba dari proses sebelumnya berupa hasil identifikasi dari *image* testing yang menghasilkan klasifikasi dari *image* tersebut.

Tabel 4.1 Hasil Uji Coba

NO	DATA TESTING	RED	GREEN	BLUE	DIAMETER	RESULT	GAMBAR
1	KHPecah	230.472	229.252	227.523	171.00.00	Kopi Hitam Pecah	
2	KHPecah	226.795	224.085	221.608	395.00.00	Kopi Pecah	
3	KHPecah	230.472	229.252	27.523	171.00.00	Kopi Hitam Pecah	




4	KHPecah	219.024	220.155	19.233	166.00.00	Kopi Hitam Pecah	
5	KHPecah	218.917	220.023	19.417	164.00.00	Kopi Hitam Pecah	
6	KHPecah	218.968	216.786	213.689	188.00.00	Kopi Hitam Pecah	
7	KHPecah	208.702	206.019	202.829	227.00.00	Kopi Hitam Penuh	
8	KHPecah	225.356	224.030	222.307	283.00.00	Kopi Hitam Pecah	
9	KHPecah	214.858	214.896	213.741	204.00.00	Kopi Hitam Pecah	
10	KHPecah	210.303	208.397	204.402	199.00.00	Kopi Hitam Pecah	

11	KHPenuh	177.928	181.380	178.216	324.00.00	Kopi Pecah	
12	KHPenuh	194.456	197.655	196.758	268.00.00	Kopi Hitam Penuh	
13	KHPenuh	208.486	209.875	207.664	236.00.00	Kopi Hitam Penuh	
14	KHPenuh	187.938	191.143	191.028	276.00.00	Kopi Hitam Penuh	
15	KHPenuh	200.014	198.237	195.747	260.00.00	Kopi Hitam Penuh	
16	KHPenuh	198.543	201.778	199.786	234.00.00	Kopi Hitam Penuh	

17	KHPenuh	207.191	209.107	207.458	244.00.00	Kopi Hitam Penuh	
18	KHPenuh	185.011	186.883	183.954	252.00.00	Kopi Hitam Penuh	
19	KHPenuh	180.604	181.242	178.690	260.00.00	Kopi Pecah	
20	KHPenuh	203.396	206.166	205.009	276.00.00	Kopi Hitam Penuh	
21	KHS	179.381	177.989	169.368	300.00.00	Kopi Hitam Sebagian	
22	KHS	170.454	169.504	155.103	284.00.00	Kopi Hitam Sebagian	
23	KHS	175.479	172.044	164.863	330.00.00	Kopi Hitam Sebagian	

24	KHS	201.587	199.179	187.595	298.00.00	Kopi Pecah	
25	KHS	192.791	188.947	173.300	387.00.00	Kopi Pecah	
26	KHS	171.388	171.350	156.677	258.00.00	Kopi Hitam Sebagian	
27	KHS	181.534	179.639	164.028	308.00.00	Kopi Hitam Sebagian	
28	KHS	167.026	169.967	160.133	434.00.00	Kopi Hitam Sebagian	
29	KHS	180.679	180.456	170.301	379.00.00	Kopi Hitam Sebagian	
30	KHS	188.683	189.640	182.878	304.00.00	Kopi Pecah	

31	Kpecah	200.887	199.082	182.617	340.00.00	Kopi Pecah	
32	Kpecah	211.337	211.797	201.059	347.00.00	Kopi Pecah	
33	Kpecah	189.328	187.663	166.043	372.00.00	Kopi Pecah	
34	Kpecah	208.154	208.507	200.006	316.00.00	Kopi Hitam Penuh	
35	Kpecah	198.359	198.590	187.363	412.00.00	Kopi Pecah	
36	Kpecah	196.909	197.469	179.261	324.00.00	Kopi Pecah	
37	Kpecah	190.601	188.452	167.489	372.00.00	Kopi Pecah	

38	Kpecah	199.969	200.936	186.843	316.00.00	Kopi Pecah	
39	Kpecah	189.328	187.663	166.043	372.00.00	Kopi Pecah	
40	Kpecah	190.601	188.452	167.489	372.00.00	Kopi Pecah	

Tabel diatas menunjukkan bahwa terdapat 33 data yang benar dari 40 data identifikasi. Hasil data tersebut akan dihitung akurasi dengan rumus

$$akurasi = \frac{\text{jumlah data uji benar}}{\text{jumlah keseluruhan data}} \times 100\% \quad (\text{Remasta, 2017}) \quad (4.1)$$

$$Presentase akurasi = \frac{\text{jumlah data uji benar}}{\text{jumlah keseluruhan data}} \times 100\%$$

$$akurasi = \frac{33}{40} \times 100\%$$

$$akurasi = 0,825 \times 100\% = 82,5\%$$

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan pendeteksian ataupun proses Klasifikasi kerusakan biji kopi Menggunakan metode naïve bayes, ada beberapa tahapan tahapan tertentu diataranya proses training dan proses testing yang terdapat pada program.

1. Nantinya dilakukan proses testing data untuk kemudian dilakukan ujicoba pada akhirnya untuk hasil dari data table tersebut terdapat 33 data yang benar identifikasinya, yaitu senilai 82,5%.

5.2 Saran

Pada penelitian ini, yang dilakukan iyalah tahapan klasifikasi pada kerusakan biji kopi. Dan masih bisa dikembangkan terhadap penelitian penelitian selajutnya, antara lain :

- a. Penelitian selanjutnya diharapkan bisa menambah jenis klasifikasi kerusakan yang lain dimana setiap kerusakan mempunyai nilai tersendiri untuk menentukan grade
- b. Penentuan grade dari jenis klasifikasi kerusakan yang ada dimana dalam penentuan grade itu sendiri sebenarnya harus sudah melewati tahapan sortasi ataupun tahapan klasifikas.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Kadir 2013, *Pengertian MySQL*. Tersedia Dalam Buku Pintar Programmer
- Fahrurozi, Achmad . 2014. *Klasifikasi kayu dengan menggunakan naïve bayes classifier* . ITSSurabaya: Surabaya.
- Hartati,Sri dan Sari Iswanti 2008. Sistem Pakar dan Pengembangannya. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- KUSUMADEWI, S. 2009. *Klasifikasi Status Gizi Menggunakan Naïve Bayesian Classification*.
- Kusumo,Hendro . 2017. *Sekilas Tentang Standar Biji Kopi;Biji kakao; dan Rumput Laut*. BSN : Jakarta.
- LUKITO, Y., & CHRISMANTO, A.R 2015. Perbandingan Metode-metode Klasifikasi Untuk Indoor Positioning System. *Jurnal Teknik informatika dan sistem informasi*,2 Pemula PHP. Yogyakarta. Mediakom.
- Mediatrix Sebatubun, Maria Dkk. 2017. *Ekstraksi Fitur Circularity Untuk Pengenalan Varietas Kopi Arabika*. STMIK : Yogyakarta.
- Noor Santi,Candra. 2011. *Mengubah Citra Berwarna Menjadi Gray-Scale dan Citra Biner*, Jurnal Teknologi Informasi Dinamik, Semarang.
- Olivya, Meylanie ,DKK. 2018. *Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Ekspor Menggunakan Jaringan saraf Tiruan Backpropagation*. : Jurnal INSTEK.
- Putra Rismasu, Daniel Eka , 2017. *Identifikasi Bentuk Biji Kopi dengan Menggunakan Deskriptor bentuk Dasar Dan Jaringan Saraf Tiruan* , Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta.
- Putra Kusuma, Hayuangga Tinno. 2018. *Aplikasi Tingkat kematangan kopi berdasarkan Hasil Roasting Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means*: UIN Maliki Malang, Malang.

Purba, Remasta Rupitaida. 2017. Penerapan Metode *Naive Bayes* Dalam Pengidentifikasian Kualitas Daging: Universitas Sumatera Utara. Medan.

Rahardjo, Pudji.2012. *Panduan Budidaya dan Pengolahan Kopi Arabica dan Robusta*. Penebar Swadaya : Jakarta.

Rosydah, Khullatur. 2015. *Sistem Pendeteksi Ikan Berformalin berdasarkan image mata dan insang megunakan metode naïve bayes classifier :*

UIN Maliki Malang, Malang.

Yuliana Madi, Sri Citra. 2010. *Pemutuan Biji Kopi Dengan Menggunakan Pengolahan Citra (IMAGE PROCESSING)*, IPB: Bogor.

