

**DETEKSI *DEFECT COFFE* PADA CITRA TUNGGAL *GREEN*
BEANS MENGGUNAKAN METODE *ENSAMBLE*
*DECISION TREE***



TESIS

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Magister Ilmu Komputer (M.Kom)

AMI RAHMAWATI

14002221

Program Studi Ilmu Komputer (S2)

Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer

Nusa Mandiri

Jakarta

2020

**DETEKSI *DEFECT COFFE* PADA CITRA TUNGGAL *GREEN*
BEANS MENGGUNAKAN METODE *ENSAMBLE*
*DECISION TREE***



TESIS

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Magister Ilmu Komputer (M.Kom)

AMI RAHMAWATI

14002221

Program Studi Ilmu Komputer (S2)

Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer

Nusa Mandiri

Jakarta

2020

SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS DAN BEBAS PLAGIARISME

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Ami Rahmawati
NIM : 14002221
Program Studi : Strata Dua (S2)
Konsentrasi : Image Processing

Dengan ini menyatakan bahwa tesis yang telah saya buat dengan judul: "*Deteksi Defect Coffee Pada Citra Tunggal Green Beans Menggunakan Metode Ensemble Decision Tree*" adalah hasil karya sendiri, dan semua sumber baik yang kutip maupun yang dirujuk telah saya nyatakan dengan benar dan tesis belum pernah diterbitkan atau dipublikasikan dimanapun dan dalam bentuk apapun.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya. Apabila dikemudian hari ternyata saya memberikan keterangan palsu dan atau ada pihak lain yang mengklaim bahwa tesis yang telah saya buat adalah hasil karya milik seseorang atau badan tertentu, saya bersedia diproses baik secara pidana maupun perdata dan kelulusan saya dari Program Studi Ilmu Komputer (S2) Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Nusa Mandiri dicabut/dibatalkan.

Jakarta, 16 April 2020
Yang menyatakan,



Ami Rahmawati

HALAMAN PERSETUJUAN DAN PENGESAHAN TESIS

Tesis ini diajukan oleh:

Nama : Ami Rahmawati
NIM : 14002221
Program Studi : Ilmu Komputer
Jenjang : Strata Dua (S2)
Konsentrasi : *Image Processing*
Judul Tesis : Deteksi Defect Coffe Pada Citra Tunggal Green Beans Menggunakan Metode Ensemble Decision Tree

Telah dipertahankan pada periode 2020-1 dihadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh Magister Ilmu Komputer (M.Kom) pada Program Studi Ilmu Komputer (S2) Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Nusa Mandiri (STMIK Nusa Mandiri).

Jakarta, 14 Agustus 2020

PEMBIMBING TESIS

Pembimbing I : Dr. Yan Rianto, M.Eng



Pembimbing II : Dr. Dwiza Riana, S.Si, MM,
M.Kom



DEWAN PENGUJI

Penguji I : Dr. Windu Gata, M.Kom



Penguji II : Dr. Lindung Parningotan Manik,
M.TI



Penguji III /
Pembimbing I : Dr. Yan Rianto, M.Eng



	LEMBAR BIMBINGAN TESIS
	STMIK NUSA MANDIRI

NIM : 14002221
 Nama Lengkap : Ami Rahmawati
 Dosen Pembimbing I : Dr. Yan Rianto, M.Eng
 Judul Tesis : Deteksi *Defect Coffee* Pada Citra Tunggal *Green Beans* Menggunakan Metode *Ensamble Decision Tree*

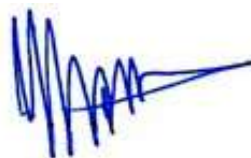
No	Tanggal Bimbingan	Pokok Bahasan	Paraf Dosen Pembimbing I
1.	6 April 2020	Pengajuan Judul	
2.	8 April 2020	Acc Judul dan Pengajuan Proposal Tesis	
3.	9 Juni 2020	Pengajuan Bab 1	
4.	16 Juni 2020	Acc Bab 1 dan Pengajuan Bab 2	
5.	21 Juni 2020	Acc Bab 2 dan Pengajuan Bab 3	
6.	28 Juni 2020	Acc Bab 3 dan Pengajuan Bab 4	
7.	15 Juli 2020	Acc Bab 4 dan Pengajuan Bab 5	
8.	26 Juli 2020	Acc Bab 5 dan Acc Keseluruhan	

Catatan untuk Dosen Pembimbing.

Bimbingan Tesis

- Dimulai pada tanggal : 6 April 2020
- Diakhiri pada tanggal : 26 Juli 2020
- Jumlah pertemuan bimbingan : 8 (Delapan) kali bimbingan

Disetujui oleh,
Dosen Pembimbing I



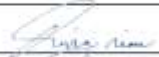
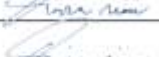
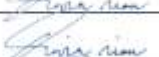
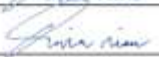
Dr. Yan Rianto, M.Eng



LEMBAR BIMBINGAN TESIS

STMIK NUSA MANDIRI

NIM : 14002221
Nama Lengkap : Ami Rahmawati
Dosen Pembimbing I : Dr. Dwiza Riana, S.Si, M.M, M.Kom
Judul Tesis : Deteksi *Defect Coffee* Pada Citra Tunggal *Green Beans* Menggunakan Metode *Ensamble Decision Tree*

No	Tanggal Bimbingan	Pokok Bahasan	Paraf Dosen Pembimbing I
1.	28 April 2020	Pengajuan Judul	
2.	12 Juni 2020	Acc Judul dan Pengajuan Bab 1	
3.	18 Juni 2020	Acc Bab 1 dan Pengajuan Bab 2	
4.	24 Juni 2020	Acc Bab 2 dan Pengajuan Bab 3	
5.	30 Juni 2020	Acc Bab 3 dan Pengajuan Bab 4	
6.	8 Juni 2020	Revisi Bab 4	
7.	25 Juli 2020	Acc Bab 4 dan Pengajuan Bab 5	
8.	5 Agustus 2020	Acc Bab 5 dan Keseluruhan	

Catatan untuk Dosen Pembimbing.

Bimbingan Tesis

- Dimulai pada tanggal : 28 April 2020
- Diakhiri pada tanggal : 5 Agustus 2020
- Jumlah pertemuan bimbingan : 8 (Delapan) kali bimbingan

Disetujui oleh,
Dosen Pembimbing II



Dr. Dwiza Riana, S.Si, M.M, M.Kom

KATA PENGANTAR

Puji syukur Alhamdulillah, penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga pada akhirnya penulis dapat menyelesaikan tesis ini tepat pada waktunya. Dimana laporan tesis ini penulis sajikan dalam bentuk buku yang sederhana

Adapun judul tesis, yang penulis ambil adalah sebagai berikut: “Deteksi *Defect Coffee* Pada Citra Tunggal *Green Beans* Menggunakan Metode *Ensamble Decision Tree*”.

Tujuan penulisan laporan tesis ini dibuat sebagai salah satu untuk mendapatkan gelar Magister Ilmu Komputer (M.Kom) pada Program Studi Ilmu Komputer (S2) STMIK Nusa Mandiri.

Laporan Tesis ini diambil berdasarkan hasil penelitian atau riset mengenai Hasil dari penelitian ini diperoleh citra *Defect Coffee Beans* yang sudah tersegmentasi dengan baik sebanyak 400 citra, selanjutnya dilakukan analisis tekstur, pemodelan menggunakan algoritma *decision tree* (C4.5) dengan *bagging*. Penulis juga lakukan mencari dan menganalisa berbagai macam sumber referensi, baik dalam bentuk jurnal ilmiah, buku-buku literatur, *internet*, dll yang terkait dengan pembahasan pada laporan tesis ini.

Penulis menyadari bahwa tanpa bimbingan dan dukungan dari semua pihak dalam pembuatan laporan tesis ini, maka penulis tidak dapat menyelesaikan laporan tesis ini tepat pada waktunya. Untuk itu ijinilah penulis pada kesempatan ini untuk mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ketua STMIK Nusa Mandiri
2. Wakil Ketua STMIK Nusa Mandiri
3. Ketua Program Studi Ilmu Komputer
4. Bapak Dr. Yan Rianto, M.Eng selaku pembimbing tesis yang telah menyediakan waktu, pikiran dan tenaga dalam membimbing penulis dalam menyelesaikan tesis ini.

5. Ibu Dr. Dwiza Riana, S.Si, M.M, M.Kom selaku pembimbing tesis yang telah menyediakan waktu, pikiran dan tenaga dalam membimbing penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
6. Bapak Dhani selaku pemilik perkebunan Bumi Kopi Goalpara Sukabumi yang telah mengizinkan penulis melakukan riset untuk mendapatkan data atau informasi yang penulis butuhkan.
7. Orangtua tercinta yang telah memberikan dukungan material dan moral kepada penulis.
8. Seluruh Dosen Program Studi Ilmu Komputer (S2) STMIK Nusa Mandiri yang telah memberikan pelajaran yang berarti bagi penulis selama menempuh studi.
9. Seluruh staf di lingkungan STMIK Nusa Mandiri yang telah melayani penulis dengan baik selama kuliah.

Serta semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, sehingga atas bantuan semua pihak tersebut penulis dapat menyelesaikan penulisan tesis ini. Penulis menyadari bahwa dalam penulisan tesis ini masih terdapat banyak kekurangan dan kekeliruan, untuk itu penulis mengharapkan kritik dan saran membangun agar penulisan karya ilmiah yang penulis hasilkan di masa yang akan datang menjadi semakin lebih baik.

Akhir kata semoga laporan tesis ini dapat bermanfaat bagi penulis khususnya dan bagi para pembaca yang berminat pada umumnya.

Jakarta, 16 April 2020



Ami Rahmawati

Penulis

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Yang bertanda tangan di bawah ini, saya :

Nama : Ami Rahmawati
NIM : 14002221
Program Studi : Ilmu Komputer
Jenjang : Strata Dua (S2)
Konsentrasi : Image Processing
Jenis Karya : Tesis

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, dengan ini menyetujui untuk memberikan izin kepada pihak Program Studi Ilmu Komputer (S2) Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Nusa Mandiri (STMIK Nusa Mandiri) **Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif (*Non-exclusive Royalti-Free Right*)** atas karya ilmiah kami yang berjudul : "*Deteksi Defect Coffee Pada Citra Tunggal Green Beans Menggunakan Metode Ensemble Decision Tree*" beserta perangkat yang diperlukan (apabila ada).

Dengan **Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif** ini pihak STMIK Nusa Mandiri berhak menyimpan, mengalih-media atau *bentuk*-kan, mengelolanya dalam pangkalan data (*database*), mendistribusikannya dan menampilkan atau mempublikasikannya di *internet* atau media lain untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta izin dari kami selama tetap mencantumkan nama kami sebagai penulis/pencipta karya ilmiah tersebut.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak STMIK Nusa Mandiri, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Jakarta, 16 April 2020
Yang Menyatakan



Ami Rahmawati

ABSTRAK

Nama : Ami Rahmawati
NIM : 14002221
Program Studi : Ilmu Komputer
Jenjang : Strata Dua (S2)
Konsentrasi : Image Processing
Judul : “Deteksi *Defect Coffee* Pada Citra Tunggal *Green Beans*
Menggunakan Metode *Ensamble Decision Tree*”

Kopi merupakan salah satu komoditas minuman unggulan, sehingga permintaan biji kopi meningkat dari tahun ke tahun. Permintaan biji kopi didasarkan pada kualitas. Terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi kualitas antara lain bagaimana kopi ditanam dan dipanen, adapun kurangnya nutrisi dan perlindungan tanaman yang tidak memadai, maka akan menghasilkan kopi yang berkualitas rendah. Biji kopi berkualitas rendah sering kali disebut *defects*. Identifikasi *defects coffee* sangat penting khususnya bagi para petani dan pengusaha kopi agar dapat memilih biji kopi yang berkualitas tinggi sehingga meningkatkan nilai jual biji kopi. Pada beberapa industri kopi maupun makanan, Teknik untuk mengidentifikasi cacat biji kopi biasa dengan cara seleksi manual dan mekanik, yang mana membutuhkan waktu yang lama dan dapat merusak biji kopi. Oleh karena itu diperlukan suatu pendekatan yang lebih modern dalam mengidentifikasi cacat biji kopi seperti pengolahan citra. Untuk itu penelitian ini bertujuan melakukan pengolahan citra berupa segmentasi pada citra *green beans coffee* menggunakan metode *thresholding*. Setelah itu dilakukan analisis tekstur menggunakan GLCM (*Grey Level Co-occurrence Matrix*) dan dilanjutkan dengan pemodelan klasifikasi menggunakan algoritma C4.5 dengan *bagging*. Dari hasil penelitian yang diperoleh, akurasi dari penggunaan algoritma C4.5 dengan *bagging* sebesar 95%.

Kata Kunci : *Defect Coffee*, *Thresholding*, Algoritma C4.5.

ABSTRACT

Name : Ami Rahmawati
NIM : 14002221
Study Program : Ilmu Komputer
Study : Strata Dua (S2)
Concentration : Image Processing
Title : “ *Detection of Defect Coffee in Green Beans Single Image Using the Ensemble Decision Tree Method*”

Coffee is one of the leading beverage commodities, so the demand for coffee beans increases from year to year. Demand for coffee beans is based on quality. There are several factors that affect quality, including how coffee is grown and harvested, as for the lack of nutrition and inadequate plant protection, it will produce low quality coffee. Low quality coffee beans are often called defects. The identification of coffee defects is very important especially for farmers and coffee entrepreneurs to be able to choose high-quality coffee beans that increase the selling value of coffee beans. In some coffee and food industries, techniques for identifying defects of ordinary coffee beans by means of manual and mechanical selection, which takes a long time and can damage coffee beans. Therefore a more modern approach is needed in identifying coffee bean defects such as image processing. For this reason, this study aims at image processing in the form of segmentation of green beans coffee using the thresholding method. After that the texture analysis is done using GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) and proceed with classification modeling using C4.5 algorithm with bagging. From the research results obtained, the accuracy of the use of the C4.5 algorithm with bagging is 95%.

Keywords: *Defect Coffee, Thresholding, C4.5 Algorithm.*

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS DAN BEBAS PLAGIARISME	iii
PERSETUJUAN TESIS	iv
LEMBAR BIMBINGAN TESIS	v
KATA PENGANTAR	vii
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS	ix
ABSTRAK	x
<i>ABSTRACT</i>	xi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Penulisan	1
1.2. Identifikasi Masalah	2
1.3. Tujuan Penelitian	3
1.4. Ruang Lingkup Penelitian	3
1.5. Sistematika Penulisan	3
BAB 2 LANDASAN/KERANGKA PEMIKIRAN	5
2.1. Tinjauan Pustaka	5
2.2. Tinjauan Studi	15
2.3. Tinjauan Objek Penelitian	19
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	20
BAB 4 HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN	28
BAB 5 PENUTUP	36
5.1. Kesimpulan	36
5.2. Saran	36
DAFTAR REFERENSI	37
DAFTAR RIWAYAT HIDUP	39
SURAT KETERANGAN RISET	40

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Klasifikasi Jenis Defect Coffee.....	6
Tabel 2.2 Model Confusion matrix.....	14
Tabel 2.3 Rangkuman Penelitian Terkait.....	17
Tabel 4.1 Hasil Ekstraksi Fitur	32
Tabel 4.2 Confusion Matrix Algoritma C4.5 dengan Bagging.....	34
Tabel 4.3 Sampel Dataset Defect Coffee Beans	35

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Binary Splitting pada Atribut Binomial	12
Gambar 2.2 Multi dan Binary Splitting pada Atribut Nominal	12
Gambar 2.3 Multi dan Binary Splitting pada Atribut Numerik	12
Gambar 3.1 Kerangka Pemikiran.....	21
Gambar 3.2 Black Coffee.....	23
Gambar 3.3 Damaged Coffee.....	23
Gambar 3.4 Normal	24
Gambar 3.5 Tahapan Penelitian.....	25
Gambar 4.1 Sampel Defect Coffee	28
Gambar 4.2 Image Cropping.....	29
Gambar 4.3 Flowchart Noise Remover.....	29
Gambar 4.4 Flowchart Shadow Remover	31
Gambar 4.5 Hasil Segmentasi.....	31
Gambar 4.6 Pohon Keputusan Klasifikasi Defect Coffee Beans	33
Gambar 4.7 Nilai Accuracy, Precision, Recall, F1-score, dan Support.....	34
Gambar 4.8 Pengujian Aplikasi Model Algoritma C4.5 dengan Bagging.....	35

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Black Coffee	41
Lampiran 2 Data Damaged Coffee	46
Lampiran 3 Data Normal	52
Lampiran 4 Hasil Ekstraksi Citra.....	55

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Penulisan

Kopi merupakan salah satu komoditas minuman unggulan yang diperdagangkan di pasar dunia maupun Indonesia, sehingga permintaan biji kopi meningkat dari tahun ke tahun [1]. Berdasarkan data dinas perkebunan pada tahun 2018 jumlah produksi kopi di Indonesia mencapai 722,461 ton dengan provinsi Jawa Barat sebagai salah satu dari sepuluh besar provinsi yang berkontribusi terhadap produksi kopi sebesar 19,602 ton [2].

Permintaan biji kopi didasarkan pada kualitas [3], yang merupakan aspek utama industri kopi untuk menghasilkan produk berkualitas tinggi yang dijadikan sebagai dasar kesuksesan pasar kompetitif saat ini [4]. Beberapa faktor yang mempengaruhi kualitas antara lain bagaimana kopi ditanam dan dipanen, adapun kurangnya nutrisi dan perlindungan tanaman yang tidak memadai, maka akan menghasilkan kopi yang berkualitas rendah [5]. Karakteristik sensasi rasa kopi yang tidak menyenangkan akibat biji kopi berkualitas rendah sering kali disebut *defects coffee* atau cacat kopi yang mana cacat tersebut dapat diketahui berdasarkan fisik, rasa dan aroma pada biji kopi [6]. Dalam *defects coffee* terdapat 14 jenis cacat diantaranya *insect damage*, *black*, *sour*, *faded*, dan *broken* [7]. Pada penelitian ini ada dua jenis *defects coffee* yang akan diidentifikasi yaitu *black* dan *insect damage*. Kedua jenis *defects coffee* tersebut dipilih karena memiliki total cacat lebih dari 4% sehingga tidak dapat ditoleransi kecacatannya [8].

Identifikasi *defects coffee* sangat penting khususnya bagi para petani dan pengusaha kopi agar dapat memilih biji kopi yang berkualitas tinggi sehingga meningkatkan nilai jual biji kopi [9]. Pada beberapa industri kopi maupun makanan, Teknik untuk mengidentifikasi cacat biji kopi biasa dengan cara seleksi manual dan mekanik. Teknik seleksi manual dilakukan oleh seorang ahli dengan menginspeksi visual terhadap biji kopi dan mengidentifikasi fitur spesifik dari biji kopi untuk memilih yang terbaik, namun pemilihan tidak seragam dikarenakan membutuhkan jam kerja yang lama [10]. Teknik mekanik dilakukan dengan mesin yakni mensortir biji kopi berdasarkan ukurannya, namun didalam teknik ini dapat

berpotensi merusak biji kopi [11]. Oleh karena itu tidak ada teknik yang memberikan pilihan terbaik untuk memilih biji kopi berkualitas, yang berarti diperlukan suatu pendekatan yang lebih modern seperti pengolahan citra.

Ada banyak peneliti yang sudah melakukan penelitian untuk mengidentifikasi *defect coffee*, seperti penelitian yang dilakukan oleh Mauricio Garcia, John E. Candelo-Becerra, Fredy E. Hoyos (2019) tentang algoritma KNN yang digunakan untuk menentukan kualitas biji kopi dan jenis cacat yang sesuai. Sistem ini terdiri dari logical proses, *image processing* dan algoritma *supervised learning* dengan menggunakan MATLAB. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Edwin R. Arboleda, Amel C. Fajardo, Ruji P. Media (2018) tentang identifikasi kualitas biji kopi menggunakan teknik *image processing* melalui ekstraksi komponen warna RGB dari sebuah citra. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh T H Nasution, M Rumansa, Lukman Adlin Harahap (2019) tentang perancangan aplikasi yang dapat mendeteksi kualitas biji kopi mentah baik dan buruk berdasarkan nilai HSI (*Hue Saturation Intensity*) pada biji kopi menggunakan pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation*.

Dalam penelitian ini memiliki tujuan yaitu melakukan analisis tekstur dengan menggunakan fitur GLCM terhadap citra biji kopi untuk mendapatkan nilai statistik. Untuk memastikan spesies biji kopi yang tepat, saat ini penggunaan *machine learning* menjadi jalan yang optimal dengan tujuan untuk mendapatkan algoritma terlatih yang dapat mengidentifikasi cacat biji kopi [12]. Teknik *machine learning* yang akan digunakan yaitu klasifikasi Algoritma *Decision Tree* (C4.5) dengan *Bagging* yang nantinya akan menunjukkan keakuratan dari hasil prediksi cacat biji kopi.

1.2. Identifikasi Masalah

Kunci agar petani ataupun pengusaha kopi tidak mengalami kerugian dikarenakan kurangnya pengetahuan akan jenis cacat biji kopi, maka untuk mengetahui hal tersebut diperlukan sistem yang dapat mengidentifikasi citra cacat biji kopi.

1.3. Tujuan Penelitian

Menerapkan algoritma *Decision Tree* (C4.5) dengan *Bagging* berdasarkan citra cacat biji kopi yang telah di ambil dari bumi kopi goalpara sukabumi menggunakan ekstraksi fitur tekstur GLCM, sehingga didapat hasil penelitian dengan tingkat akurasi yang tinggi dan relevan sebagai upaya dalam mengidentifikasi cacat biji kopi.

1.4. Ruang Lingkup Penelitian

Agar penelitian ini lebih terarah, maka dilakukan pembatasan ruang lingkup permasalahan dengan menerapkan algoritma *Decision Tree* (C4.5) dengan *Bagging* terhadap citra cacat biji kopi yang telah diekstraksi menggunakan fitur tekstur GLCM. Citra tersebut diambil dari bumi kopi goalpara sukabumi.

1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dimaksudkan untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai masalah yang akan dibahas. Berikut sistematika penulisan pada penelitian ini:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi penjelasan tentang latar belakang penulisan, identifikasi masalah, tujuan penelitian, ruang lingkup penelitian dan hipotesis, serta sistematika penulisan dari penelitian yang akan disusun.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini berisi tentang landasan teori yang digunakan dalam melakukan penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini berisi tentang metode penelitian yang membahas tentang perancangan penelitian, tahap *computing approach*, serta pengembangan sistem.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi tentang hasil dan pembahasan yang menguraikan tentang implementasi sistem pengukuran.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian dan saran-saran yang dibutuhkan untuk pengembangan sistem lebih lanjut.

BAB 2

LANDASAN/KERANGKA PEMIKIRAN

2.1. Tinjauan Pustaka

Untuk mendapatkan kesamaan persepsi mengenai pembahasan pada penelitian ini maka perlu penjelasan secara teoritis berkaitan dengan definisi atau pengertian *defect coffee* (objek kajian), *preprocessing*, dan algoritma C4.5 sebagai metode analisis, dan metode evaluasi menggunakan *Confussion Matrix*. Referensi diambil dari buku, jurnal nasional dan internasional yang berhubungan dengan judul penelitian.

2.1.1. Kopi

Kopi merupakan salah satu minuman yang paling banyak dikonsumsi di seluruh dunia setelah menjalani serangkaian proses pengolahan yang Panjang dari biji kopi [13]. Buah kopi atau sering disebut kopi gelondongan basah adalah buah kopi hasil panen dari kebun, kadar air masih berkisar antara 60-65% dan biji kopinya masih terlindung oleh kulit buah, daging buah, lapisan lender, kulit tanduk dan kulit ari [14].

Konsumsi kopi secara keseluruhan berasal dari spesies kopi arabika (70%) dan kopi robusta (26%). Kopi arabika (*Coffee Arabica*) berasal dari afrika, yaitu daerah pegunungan di etiopia. Kopi arabika baru dikenal oleh masyarakat dunia setelah tanaman tersebut dikembangkan di luar daerah asalnya, yaitu Yaman selatan di Jazirah Arab. Melalui para saudagar Arab, tanaman tersebut menyebar ke daratan lainnya. Dengan perkembangan pengetahuan dan teknologi, buah kopi dimanfaatkan menjadi minuman kopi seperti saat ini. Tanaman kopi membutuhkan waktu 3 tahun dari saat perkecambahan sampai menjadi tanaman berbunga dan menghasilkan buah kopi. Buah kopi tersusun dari kulit buah (*epicarp*), daging buah (*mesocarp*) dikenal dengan sebutan pulp, dan kulit tanduk (*endocarp*). Buah yang terbentuk akan matang dalam 7-12 bulan. Tanaman kopi termasuk dalam genus Coffee dengan famili Rubiaceae. Famili tersebut memiliki banyak genus yaitu Gardenia, Ixora, Cinchona, dan Rubia. Coffee mencakup hampir 70 spesies, tetapi hanya ada dua spesies yang ditanam dalam skala luas di

seluruh dunia, yaitu kopi arabika (*Coffee Arabica*) dan kopi robusta (*Coffee Canephora Var. Robusta*). Kopi arabika dan kopi robusta memasok sebagian besar perdagangan kopi dunia. Jenis kopi arabika memiliki kualitas cita rasa tinggi dan kadar kafein lebih rendah dibandingkan dengan robusta sehingga harganya lebih mahal. Kualitas cita rasa kopi robusta di bawa kopi arabika, tetapi kopi robusta tahan terhadap penyakit daun karat [15].

2.1.2. Defect Coffee

Defect adalah *flavor* negative atau *flavor* jelek yang mengurangi mutu cita rasa kopi. *Defect* diklasifikasikan menjadi 2 jenis yaitu pertama *taint* merupakan *off-flavor* yang terdeteksi tetapi tidak berlebihan, biasanya ditemukan pada aspek aroma. *Taint* diberikan nilai 2. Kemudian yang kedua *fault* merupakan *off-flavor* yang ditemukan pada aspek rasa, baik *defect* itu berlebihan atau merusak cita rasa kopi, sehingga menjadi kurang enak. *Fault* diberikan nilai 4 [16]. Komite standar teknis SCAA juga mengembangkan sistem klasifikasi kopi arabika berdasarkan standar berikut [17] :

Tabel 2.1 Klasifikasi Jenis Defect Coffee

Kategori	Jenis Defects
Primary	Full Black
	Full Sour
	Dried Cerry/Pod
	Fungus Damaged
	Foreign Matter
	Savere Insect Damaged
Secondary	Partial Black
	Partial Sour
	Parchment/Pergamino
	Floater
	Immature/Unripe
	Withered
	Shell
	Broken/Chipped/Cut
	Hull/Husk
	Slight Insect Damaged

Sumber : [17]

2.1.3. Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap mengambil sebuah pemandangan pada suatu waktu tertentu dari stream gambar yang diberikan oleh kamera [18]. Spesifikasi akuisisi citra mencakup desain dan/atau pemilihan sumber pencahayaan, sensor, dan optik pendukung yang tepat. Apabila dilakukan dengan benar, hasilnya harus berupa gambar dengan utilitas informasi maksimum. Tujuan akuisisi citra adalah untuk memperoleh gambar dengan kontras tinggi antara informasi background (*noise*) dan fitur objek (*signal*) yang diperlukan untuk melakukan tugas tersebut. Dengan demikian, informasi yang akan diekstraksi harus didefinisikan sehubungan dengan tujuan sistem *machine vision* secara keseluruhan. Sensor adalah komponen akuisisi gambar yang paling sering dicari untuk manipulasi desain. Di masa lalu, komponen penginderaan dari akuisisi citra telah menjadi kendala daripada variabel desain, akan tetapi kemajuan teknologi yang lebih baru sekarang telah memberi perancang sistem *machine vision* dengan sangat fleksibel dan dimungkinkan untuk memilih dari berbagai macam sensor khusus. Sensor cahaya rendah dapat digunakan untuk meminimalkan tingkat output daya pencahayaan yang dibutuhkan, bahkan 'bentuk' dari sensor dapat bervariasi, bentuk *linescan* ke TDI ke kamera *circular-scan*. Selain sensor dalam akuisisi citra terdapat juga optik, optik digunakan untuk mengumpulkan dan memusatkan sebagian besar energi yang dipancarkan/tercermin dari objek yang diperiksa atau komponen akusisi citra untuk manipulasi penerangan. Optik berfungsi untuk mengontrol karakteristik spesifik gambar melalui penutupan, lubang, penyaringan spektral, dll. Namun demikian, dalam memantulkan dan/atau membiaskan cahaya menggunakan komponen optik ini, integritas spasial dari pola cahaya (gambar) sangat penting, banyak lebih dari pada untuk iluminasi optik. optik pencitraan yang dipilih akan berinteraksi kuat dengan sensor yang dipilih, terkadang mengkompensasi keterbatasan dalam sensor dan terkadang memperluas kemampuannya menjadi paradigma penginderaan baru [19].

2.1.4. *Gaussian*

Filter gaussian adalah alat perataan yang efisien dalam visi komputer. Berdasarkan pada kernel gaussian, Witkin [Witkin (1983)] dan Koenderink secara resmi mendefinisikan konsep ruang-skala pada tahun 1983 - 1984, menyatukan serangkaian gambar turunan yang tidak terkait pada berbagai tingkat detail sepanjang parameter skala dan memungkinkan data gambar untuk menjadi diintegrasikan ke dalam perspektif yang berkelanjutan. Sejak itu, kernel Gaussian telah sering dipelajari dalam hubungannya dengan apa yang disebut "*multiple scale approach*". Namun *scale-space filtering* telah diterapkan dalam gambar 2D [Kuijper dan Florack (2001)] [Bauer dan Peikert (2002)] [Lindberg (1995)] [Linberg (1998)], dan baru-baru ini saja teknik ini digunakan dalam grafik komputer, dengan aplikasi terbatas dalam visualisasi 3D. Filter intrinsik, generalisasi *scale-space filtering*, digunakan untuk menghilangkan noise dari gambar dan data yang dipindai [Boulanger et al. (2002)]. Peneliti yang relatif lebih sedikit telah melihat ke penyederhanaan model 3D (atau mesh) berdasarkan analisis titik fitur pada berbagai skala [20].

Dalam satu dimensi kernel $G_{\sigma}(x)$ dari filter gaussian domain diberikan oleh fungsi gaussian [21]

$$G_{\sigma}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/(2\sigma^2)} \quad (2.1)$$

Di mana σ adalah sebuah konstanta, yang disebut *variance function* dalam dua dimensi, kernel didefinisikan oleh [21]

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\sigma^2\pi} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \quad (2.2)$$

Analisis cepat dalam domain kontinu menunjukkan bahwa filter gaussian adalah filter lowpass. Transformasi fourier dari distribusi gaussian juga merupakan gaussian. fungsi transfer bersifat gaussian, sehingga frekuensi tinggi dalam sinyal yang disaring diredam oleh faktor yang tumbuh secara eksponensial dengan frekuensi [21].

2.1.5. *Absolute Difference*

Ukuran perbedaan antara gambar berfungsi sebagai fitur untuk mengukur kesamaan, terdapat dua metode dasar untuk perbedaan gambar: perbedaan *absoulte* dan perbedaan histogram. *Absolute difference* membutuhkan lebih sedikit perhitungan, tetapi umumnya lebih rentan terhadap noise dan artifak pencitraan lainnya. Perbedaan gambar dari dua gambar didefinisikan sebagai jumlah dari perbedaan *absolute* pada setiap piksel. Gambar pertama dianalisis dengan gambar kedua, I_{t-T} , pada jarak temporal T . Nilai *difference* didefinisikan sebagai berikut [22] :

$$D(t) = \sum_{i=1}^M |I_{t-T}(i) - I_t(i)| \quad (2.3)$$

Dimana M adalah resolusi, atau jumlah piksel dalam gambar. Metode ini untuk perbedaan gambar *noise* dan sangat sensitif terhadap gerakan kamera dan degradasi gambar [22].

2.1.6. *Threshold*

Threshold adalah teknik segmentasi yang populer, cepat, dan murah secara komputasi. jika objek dalam gambar terpisah dan level abu-abu jelas dari latar belakang, *threshold* adalah jenis segmentasi yang tepat. Teknik umum metode deteksi *threshold* [23] :

1. Jika area yang dicakup oleh objek dan latar belakang gambar dikenal sebagai priori, maka cara mudah untuk membatasi gambar adalah dengan metode P-tile. Dalam metode ini, ambang T dipilih dengan melihat histogram gambar. Dalam gambar dengan histogram bimodal, jika area objek mencakup $(1/a)$ bagian dari gambar, ambang T dipilih sedemikian rupa sehingga $1/a$ bagian gambar memiliki nilai abu-abu di bawah ambang T dan sisa dari nilai abu-abu lebih besar dari ambang T .
2. Ada metode lain dari deteksi *threshold* yang didasarkan pada analisis bentuk histogram. *Thresholding* biasanya melibatkan analisis histogram. Jika suatu gambar terdiri dari objek-objek berbeda dari tingkat abu-abu yang hampir homogen untuk objek dan juga untuk latar belakang, histogramnya adalah bimodal. Dalam histogram bimodal, terdapat lembah di antara dua puncak: satu untuk piksel objek dan lainnya untuk piksel latar belakang, dan nilai

threshold terletak di lembah yang dalam. Dalam kasus histogram multimoda, di mana gambar memiliki banyak objek dengan tingkat abu-abu atau intensi yang bervariasi, akan ada lebih banyak puncak dan lebih banyak lembah. dalam kasus seperti itu, ada beberapa ambang batas dan masing-masing ambang batas terletak pada atau dekat lembah antara dua puncak maksimum atau puncak teknik ini disebut metode mode.

3. Histogram gambar terdiri dari dua maxima lokal milik global maksimum yang sama. Dalam gambar seperti itu, seseorang dapat melakukan histogram *smoothing* untuk mendeteksi minimum antara dua maxima.
4. Untuk penentuan ambang batas yang lebih baik, yaitu untuk memperoleh puncak dan lembah yang berbeda, seseorang dapat menimbang histogram dengan menekan piksel dengan gradien tinggi. Dalam kasus seperti itu, histogram akan berisi tingkat abu-abu yang sebagian besar milik objek dan latar belakang dan mungkin tidak mengandung piksel batas yang memiliki gradien piksel tinggi.
5. Teknik lain dari *thresholding* melibatkan membangun histogram tingkat abu-abu yang sebagian besar terdiri dari piksel tepi atau tepi, yaitu piksel gradien tinggi, Histogram dalam kasus tersebut adalah unimodal dan puncaknya sesuai dengan tingkat abu-abu yang membatasi antara objek dan latar belakang. *Threshold* dipilih sebagai tingkat abu-abu puncak.

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

GLCM atau matriks dependensi spasial *gray-tone*. Konsep utama GLCM adalah bahwa informasi tekstur yang terkandung dalam gambar ditentukan oleh hubungan kedekatan yang harus dimiliki *gray-tone* dalam gambar. Dengan kata lain, diasumsikan bahwa informasi tekstur ditentukan oleh nilai f_{ij} dalam GLCM, di mana f_{ij} menunjukkan frekuensi kemunculan dua sel tone abu-abu i dan j , masing-masing, dipisahkan oleh jarak d dengan arah khusus pada gambar. Nilai f_{ij} dapat dihitung untuk setiap arah dan jarak yang layak d . Umumnya, hanya empat arah yang sesuai dengan sudut 0° , 45° , 90° , 135° yang digunakan [24].

GLCM mengeksploitasi distribusi tingkat tinggi dari nilai-nilai keabuan piksel yang didefinisikan dengan jarak tertentu atau kriteria *neighborhood*. Dalam

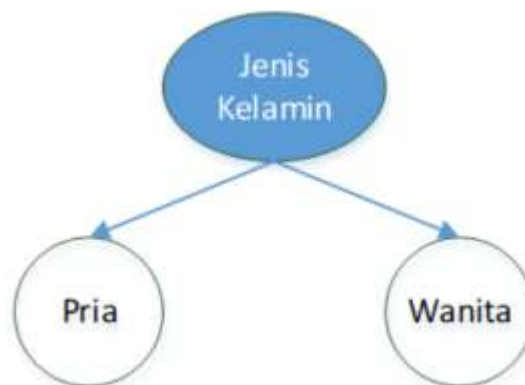
bentuk paling sederhana, GLCM $P(i, j)$ adalah distribusi jumlah kemunculan nilai abu-abu i dan j yang dipisahkan oleh vektor jarak $\mathbf{d}=[dx, dy]$. GLCM dapat dinormalisasi dengan membagi setiap nilai dalam matriks dengan jumlah total kejadian, memberikan kemungkinan kemunculan sepasang nilai abu-abu yang dipisahkan oleh vektor jarak. Fitur tekstur statistik dihitung dari GLCM yang dinormalisasi sebagai histogram orde dua $H(Y_q, Y_r, \mathbf{d})$ yang mewakili probabilitas terjadinya sepasang nilai abu-abu y_q dan y_r dipisahkan oleh vektor jarak $\mathbf{d}$. Fitur tekstur juga dapat dijelaskan oleh *difference histogram*, $H_d(y_s, \mathbf{d})$, di mana $y_s = |y_q - y_r|$. $H_d(y_s, \mathbf{d})$ menunjukkan probabilitas bahwa ada perbedaan dalam tingkat abu-abu antara dua piksel yang berbeda [25].

2.1.8. Algoritma C4.5

Algoritma ini diperkenalkan oleh Quinlan (1996) untuk mengatasi kelemahan dari ID3 yang tidak dapat menangani atribut bertipe numerik. Pada prinsipnya, cara kerja algoritma C4.5 sama dengan ID3, yaitu menggunakan nilai *Gain* dalam menentukan fitur/atribut yang menjadi pemecah node pada pohon keputusan. Perbedaannya adalah algoritma C4.5 dapat menangani atribut bertipe numerik dengan cara melakukan diskretisasi data terhadap atribut bertipe numerik. Pendekatan untuk menyatakan syarat pengujian pada node terdiri atas [26] :

1. Pemecahan pada Atribut Binomial/Biner

Pemecahan terdiri dari 2 cabang (*binary splitting*), seperti ditunjukkan pada gambar 2.1 berikut ini.

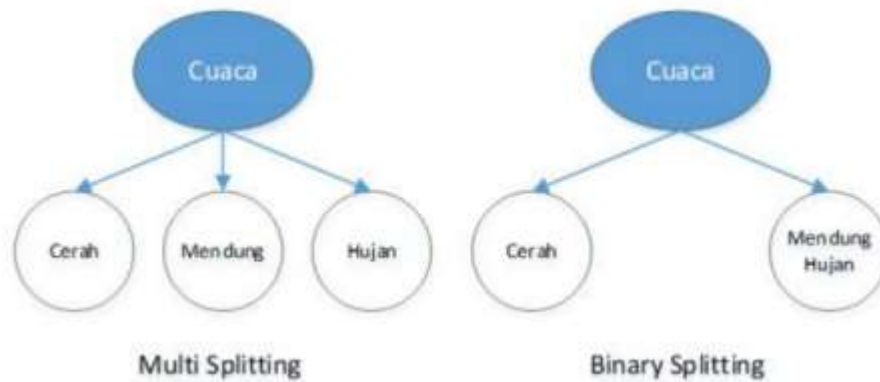


Sumber : [26]

Gambar 2.1 *Binary Splitting pada Atribut Binomial*

2. Pemecahan pada Atribut Nominal (Kategorikal)

Pemecahan terdiri dari *multi splitting* dan *binary splitting*, seperti ditunjukkan pada gambar 2.2 berikut ini.

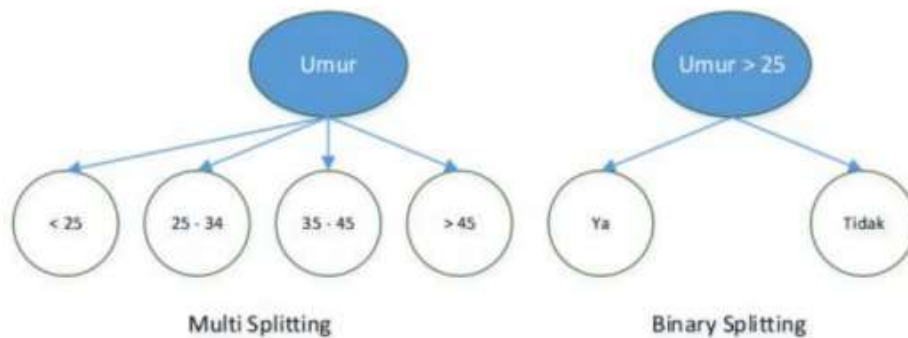


Sumber : [26]

Gambar 2.2 *Multi dan Binary Splitting pada Atribut Nominal*

3. Pemecahan pada Atribut Numerik

Pemecahan terdiri dari *multi splitting* dan *binary splitting*, seperti ditunjukkan pada gambar 2.3 berikut ini.



Sumber : [26]

Gambar 2.3 *Multi dan Binary Splitting pada Atribut Numerik*

Algoritma yang sering digunakan untuk teknik klasifikasi dalam *data mining* adalah algoritma C4.5. Algoritma C4.5 merupakan algoritma yang digunakan untuk mengeksplorasi data yaitu untuk menemukan hubungan variabel input atau *attribute* kriteria dengan variabel target atau *decision attribute* (atribut keputusan). Hasil dari eksplorasi data diubah dalam bentuk pohon keputusan

(*decision tree*) sehingga mudah dipahami dan dimengerti oleh pengguna. Algoritma C4.5 mengubah data yang besar menjadi pohon keputusan dan dari pohon keputusan dibaca dalam bentuk *rule*. Dalam *data mining* banyak algoritma pembentukan pohon keputusan seperti algoritma cart, algoritma ID3, algoritma C4.5 dan algoritma C5.0. Adapun proses pembentukan pohon keputusan dengan algoritma C4.5 yaitu [27] :

1. *Entropy(S)* adalah parameter yang digunakan untuk mengukur keberagaman setiap nilai *attribute* kriteria terhadap *decision attribute* (atribut keputusan) dalam sebuah kumpulan data. Makin rendah nilai *Entropy* maka tingkat keberagaman suatu kumpulan data makin rendah, sebaliknya makin tinggi nilai *Entropy* maka nilai keberagaman makin tinggi. Rumus *Entropy* sebagai berikut:

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n - p_i * \log_2(p_i) \quad (2.4)$$

Keterangan :

S = Jumlah sampel data (*Sampling*)

n = Jumlah partisi S

p_i = Proporsi dari S_i terhadap S

Catatan :

Dalam proses pencarian nilai *Entropy(S)* jika semua nilai kriteria terhadap *attribute* keputusan sama, maka nilai *Entropy*=1, dan jika hanya satu nilai kriteria yang tidak sama dengan 0 maka nilai *Entropy*=0.

2. *Gain (S,A)* adalah selisih nilai *Entropy* total dikurangi nilai *Entropy* masing-masing nilai setiap *attribute* kriteria dikali nilai proporsi nilai *attribute* dibagi jumlah sampel data. Fungsi dari nilai *Gain* adalah untuk mengukur efektivitas masing-masing *attribute* kriteria dalam mengklasifikasikan data. Pada algoritma C4.5 nilai *Gain* digunakan sebagai dasar pembentukan *node* atau akar dan cabang pohon keputusan. Rumus *Gain* adalah sebagai berikut:

$$Gain (S,A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * Entropy(S_i) \quad (2.5)$$

Keterangan :

S = Jumlah kasus (*Sampling*)

A = *Attribute*

n = Jumlah partisi S

$|S_i|$ = Jumlah kasus pada partisi ke- i

$|S|$ = Jumlah kasus dalam S

2.1.9. *Confusion Matrix*

Confusion Matrix merupakan alat yang sangat berguna untuk menganalisa seberapa bias mengenali *tuple* dari *class* yang berbeda [28]. Metode ini menggunakan tabel matriks yang dinyatakan kedalam kelas positif dan negatif [29]:

Tabel 2.2 *Model Confusion matrix*

Actual Class	Assigned class		
		Positive	Negative
	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Sumber : [29]

True positives adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false positives* adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai positif, *false negatives* adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai negatif, *true negatives* adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai negative.

Pada tahap evaluasi menggunakan *confusion matrix* akan diperoleh nilai *accuracy*. Akurasi dapat dihitung menggunakan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.6)$$

Dimana:

TP : Jumlah kasus positif yang diklasifikasikan sebagai positif

FP : Jumlah kasus negatif yang diklasifikasikan sebagai positif

TN : Jumlah kasus negatif yang diklasifikasikan sebagai negatif

FN : Jumlah kasus positif yang diklasifikasikan sebagai negatif

2.2. Tinjauan Studi

Beberapa penelitian terkait yang sudah ada dengan topik klasifikasi *Defect Coffee* pada *Green Beans*, diantaranya:

1. Penelitian yang dilakukan Paolo Oliveria, Cristina Malegori, Monica Casale, Edoardo Tartacca, Gianni Salvatori (2019) yang melakukan penelitian tentang *An innovative multivariate strategy for HSI-NIR images to automatically detect defects in green coffe*. Metode yang digunakan Strategi Multivariate dan algoritma KNN. Dataset diambil dari *ordinary controls, chemical laboratory of the customs and monopolies agency of Genoa (Italy)*. Pada penelitian ini Algoritma KNN menunjukkan prediksi sekitar 90% untuk kelas *non-defective* dan *dehydrated*, dan 80% untuk *black beans*.
2. Penelitian yang dilakukan Mauricio García, John E. Candelo-Becerra, Fredy E. Hoyos (2019) yang melakukan penelitian tentang *Quality and Defect Inspection of Green Coffee Beans Using a Computer Vision System*. Metode yang digunakan *Gaussian Noise, Thresholding*, dan Algoritma KNN. Dataset diambil dari Pertanian kopi di Colombia. Pada penelitian ini Algoritma KNN menunjukkan prediksi dengan nilai $K = 10$ akurasi yang didapatkan yaitu 95,78%.
3. Penelitian yang dilakukan Hidekazu Fukai, Junya Furukawa, Hiroki Katsuragawa, Carlito Pinto, Carmelita Afonso (2018) yang melakukan penelitian tentang *Classification of Green Coffee Beans by Convolutional Neural Network and its Implementation on Raspberry Pi and Camera Module*. Metode yang digunakan CNN, Raspberry Pi. Dataset diambil dari Pertanian Timor-Leste. Pada penelitian ini akurasi yang didapatkan dengan Algoritma CNN lebih dari 90% untuk *Black* dan *Sour beans*, 75% hingga 90% untuk *Fade, Broken*, dan *Peaberry*.
4. Penelitian yang dilakukan Yung-Chien Chou, Cheng-Ju Kuo, Tzu-Ting Che, dkk (2019) yang melakukan penelitian tentang *Deep-Learning-Based Defective Bean Inspection with GAN-Structured Automated Labeled Data Augmentation in Coffee Industry*. Metode yang digunakan *Deep Learning, Generative-Adversarial Network, Automated Labeled Data Augmentation*.

Dataset diambil dari industri kopi. Pada penelitian ini akurasi yang didapatkan mencapai hingga 80%.

5. Penelitian yang dilakukan Nen-Fu Huang, Dong-Lin Chou, Chia-An Lee (2019) yang melakukan penelitian tentang *Real-Time Classification of Green Coffee Beans by Using a Convolutional Neural Network*. Metode yang digunakan CNN. Dataset diambil dari *Coffee Shop Taiwan*. Pada penelitian ini akurasi yang didapatkan 93%.
6. Penelitian ini dilakukan Cheng-Ju Kuo, Ding-Chau Wang, Tzu-Ting Chen, dkk (2019) yang melakukan penelitian tentang *Improving Defect Inspection Quality of Deep-Learning Network in Dense Beans by Using Hough Circle Transform for Coffee Industry*. Metode yang digunakan *Hough Circle Assisting Deep-Network Inspection Scheme (HCADIS)*. Dataset diambil dari industri kopi. Pada penelitian ini dengan menggunakan HCADIS, akurasi yang didapatkan dalam pengujiannya lebih dari 80%.
7. Penelitian ini dilakukan Carlito Pinto, Junya Furukawa, Hidekazu Fukai, Satoshi Tamura (2017) yang melakukan penelitian tentang *Classification of Green Coffee Bean Images Based on Defect Types Using Convolutional Neural Network (CNN)*. Metode yang digunakan CNN. Dataset diambil dari Timor-Leste, *Harvested*. Pada penelitian ini dengan menggunakan CNN akurasi yang didapatkan berdasarkan jenis kecatatan yaitu 72,4% sampai 98,7%.

Berdasarkan uraian di atas, berikut akan diuraikan kesimpulan dari penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dalam Tabel 2.3.

Tabel 2.3 Rangkuman Penelitian Terkait

Peneliti	Tahun	Dataset	Metode	Hasil
Paolo Oliveria, Cristina Malegori, Monica Casale, Edoardo Tartacca, Gianni Salvatori	2019	<i>ordinary controls, chemical laboratory of the customs and monopolies agency of Genoa (Italy)</i>	Strategi Multivariate dan algoritma KNN	Tingkat Akurasi: 90% kelas <i>non-defective</i> dan <i>dehydrated</i> , dan 80% untuk <i>black beans</i>
Mauricio García, John E. Candelo-Becerra, Fredy E. Hoyos	2019	Pertanian kopi di Colombia	<i>Gaussian Noise, Thresholding</i> , dan Algoritma KNN	Tingkat Akurasi: 95,78% dengan nilai K=10
Hidekazu Fukai, Junya Furukawa, Hiroki Katsuragawa, Carlito Pinto, Carmelita Afonso	2018	Pertanian Timor-Leste	CNN, Raspberry Pi	Tingkat Akurasi: 90% untuk <i>Black</i> dan <i>Sour beans</i> , 75% hingga 90% untuk <i>Fade</i> , <i>Broken</i> , dan <i>Peaberry</i>

Peneliti	Tahun	Dataset	Metode	Hasil
Yung-Chien Chou, Cheng-Ju Kuo, Tzu-Ting Che, dkk	2019	Industri Kopi	<i>Deep Learning, Generative-Adversarial Network, Automated Labeled Data Augmentation</i>	Tingkat Akurasi: 80%
Nen-Fu Huang, Dong-Lin Chou, Chia-An Lee	2019	<i>Coffee Shop Taiwan</i>	CNN	Tingkat Akurasi: 93%
Cheng-Ju Kuo, Ding-Chau Wang, Tzu-Ting Chen, dkk	2019	Industri Kopi	<i>Hough Circle Assisting Deep-Network Inspection Scheme (HCADIS)</i>	Tingkat Akurasi: 80%
Carlito Pinto, Junya Furukawa, Hidekazu Fukai, Satoshi Tamura	2017	Timor-Leste, <i>Harvested</i>	CNN	Tingkat Akurasi: 72,4% sampai 98,7%

Dari hasil penelitian sebelumnya dapat disimpulkan bahwa penerapan metode klasifikasi dapat dimanfaatkan dalam mendeteksi *defect coffee*. Selain itu, penggunaan metode klasifikasi yang sama, belum tentu memperoleh hasil yang sama juga. Hal ini disebabkan karena terjadinya beberapa masalah seperti intensitas warna pada citra sehingga pengolahan dan tingkat akurasi yang dihasilkanpun berbeda-beda.

Oleh sebab itu, untuk mengatasi permasalahan tersebut maka penelitian ini dibuat berbeda dengan penelitian sebelumnya yaitu dengan berfokus mensegmentasi objek dengan intensitas warna citra yang berbeda-beda agar memperoleh tingkat akurasi yang maksimal. Pada penelitian ini digunakan algoritma C4.5 dan teknik *bagging*.

2.3. Tinjauan Objek Penelitian

Pada penelitian ini objek yang dijadikan bahan penelitian adalah Bumi Kopi Goalpara Sukabumi. Dataset tersebut bersifat *private* yang bersumber dari Dhani. Dataset ini terdiri dari dua kelas *defect coffee* dan satu kelas *non-defect coffee*.

Bumi kopi goalpara sukabumi merupakan salah satu perkebunan kopi sekaligus kedai kopi yang beralamat di Sukamekar, Kec. Sukaraja, Sukabumi Regency, Jawa Barat 43192.

BAB 3

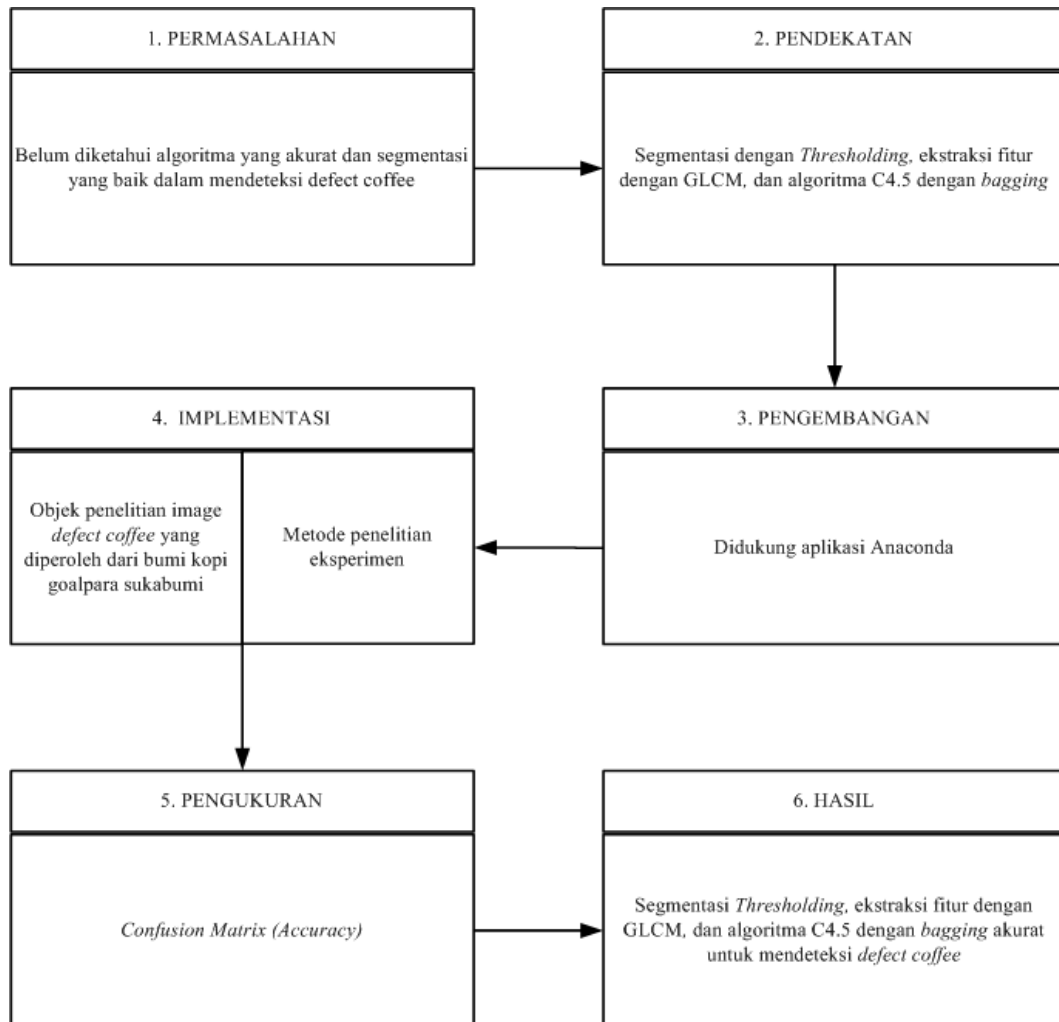
METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Dua pendekatan utama yang digunakan dalam penelitian ini yaitu pendekatan kualitatif dan pendekatan kuantitatif. Pendekatan kualitatif dilakukan dengan *interview*/wawancara yang mendalam terhadap seorang maupun kelompok yang berkaitan dengan objek penelitian. Salah satu pendekatan ini dilakukan dengan melaksanakan observasi dan *interview* terhadap pakar atau petani kopi. Hasil pendekatan tersebut berupa informasi yang berhubungan dengan penilaian subjektif dari sikap, pendapat, dan perilaku.

Berbeda dengan pendekatan kualitatif, pendekatan kuantitatif yang dilakukan pada penelitian ini dengan cara mengumpulkan data dan menganalisisnya secara statistik. Pada penelitian ini, model penelitian kuantitatif yang digunakan yaitu menggunakan model eksperimen, dimana model ini dilakukan dengan memotret *green beans coffee* pada tempat riset yang dikendalikan sendiri oleh peneliti. Model ini menguji kebenaran sebuah hipotesis dengan statistik dan menghubungkan dengan masalah penelitian.

Tujuan digunakannya model tersebut yaitu untuk mendeteksi *defect coffee* berdasarkan kumpulan-kumpulan gambar yang kemudian di ekstraksi untuk mendapatkan fitur dan diuji menggunakan algoritma C4.5 dan *bagging* dengan langkah-langkah yang disajikan dalam kerangka pemikiran (Gambar 3.1) sebagai berikut :



Gambar 3.1 Kerangka Pemikiran

Penjelasan untuk kerangka pemikiran pada Gambar 3.1 adalah:

1. Permasalahan

Permasalahan yang ada pada penelitian ini adalah intensitas warna dan cahaya pada citra yang dihasilkan sehingga belum diketahui secara pasti algoritma untuk segmentasi dan pengujian mana yang memberikan hasil akurat pada analisis tersebut.

2. Pendekatan

Metode penelitian yang dipakai dalam penelitian ini adalah menerapkan *thresholding* untuk segmentasi citra, kemudian untuk ekstraksi fitur

menggunakan GLCM, dan pengujian menggunakan algoritma C4.5 dengan *bagging*.

3. Pengembangan

Aplikasi pengembangan yang digunakan dalam membantu proses penelitian ini yaitu dengan menggunakan *tools* Anaconda3 2018.12 (Python 3.7.1) yang dijalankan pada windows 10 64 bit.

4. Implementasi

Penelitian ini menggunakan citra *green beans coffee* yang diperoleh dari bumi kopi goalpara sukabumi dengan hasil *defect coffee* (*black coffee* dan *damage coffee*) dan *non-defect coffee* (normal).

5. Pengukuran

Pengukuran atau *measurement* yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan evaluasi *Confusion Matrix (Accuracy)*.

6. Hasil

Hasil penelitian yang didapat adalah metode *thresholding* dengan ekstraksi fitur GLCM dan algoritma C4.5 dengan *bagging* memiliki nilai yang lebih akurat untuk deteksi *defect coffee*.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data terbagi menjadi dua sumber data yaitu data primer dan data sekunder. Data primer yaitu data yang dikumpulkan dari sumbernya langsung, sedangkan data sekunder yaitu data yang dikumpulkan dari peneliti sebelumnya.

Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data primer. Data penelitian diambil dengan cara memotret *defect* pada *green beans coffee* yang diperoleh dari Bumi Kopi Goalpara Sukabumi, dengan jumlah 400 *image* yang terdiri dari 150 *image* untuk *black coffee*, 150 *image* untuk *damage coffee*, dan 100 *image* untuk normal (*non-defect coffee*). Berikut sampel *image* untuk masing-masing *defect coffee* dan *non-defect coffee* :



Sumber : Bumi Kopi Goalpara Sukabumi

Gambar 3.2 *Black Coffee*

Gambar 3.2 menunjukkan jenis *defect coffee* yaitu *black coffee*. *Black coffee* merupakan kopi yang harus dibuang dikarenakan biji kopi tersebut sudah terkontaminasi zat lain bahkan bakteri.



Sumber : Bumi Kopi Goalpara Sukabumi

Gambar 3.3 *Damaged Coffee*

Gambar 3.3 menunjukkan jenis *defect coffee* yaitu *damage coffee*. *Damage coffee* merupakan biji kopi yang terkena hama akibatnya tidak dapat diproses ke tahap selanjutnya yaitu *roasting* dikarenakan memberikan rasa pahit pada kopi.

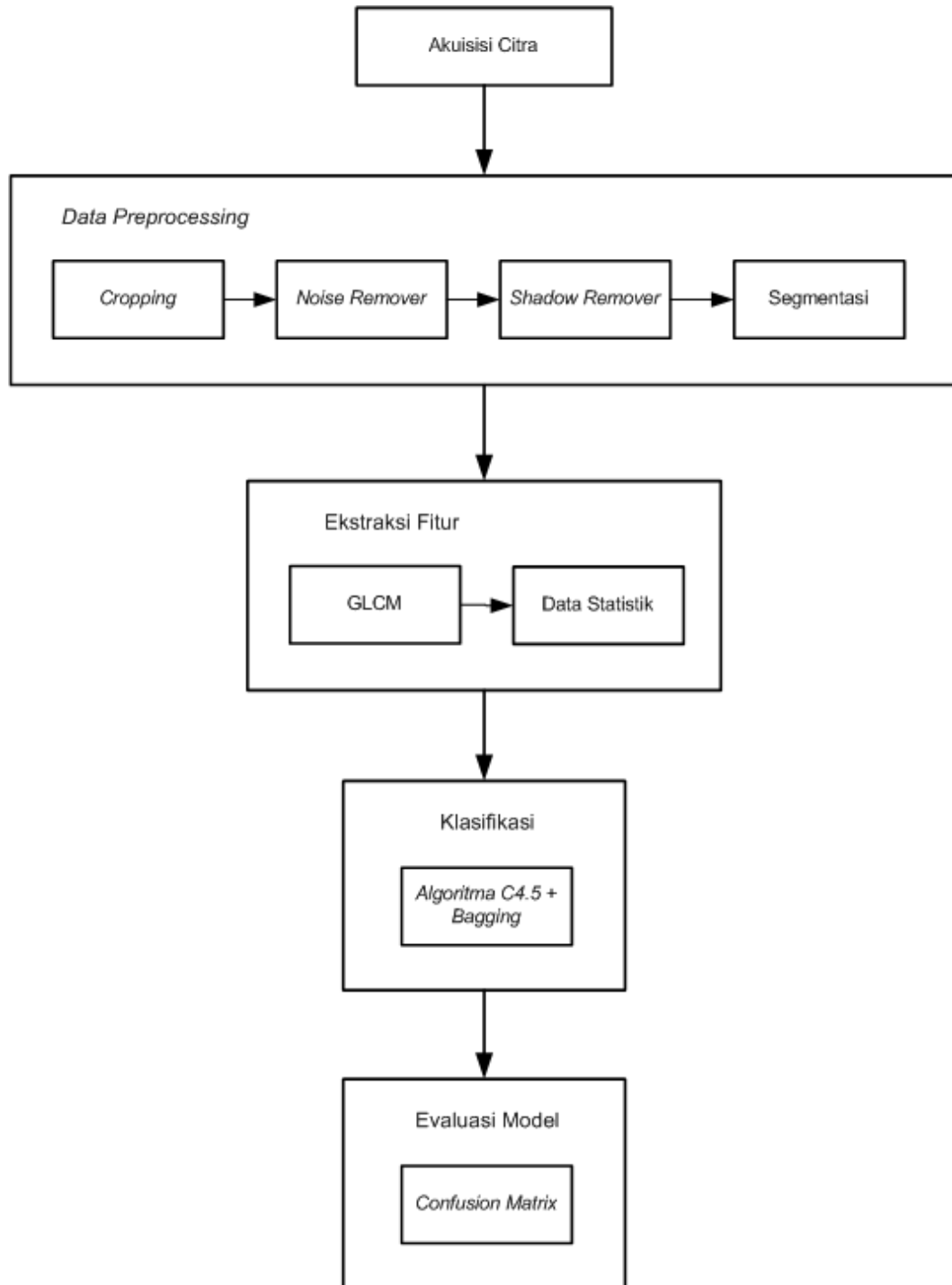


Sumber : Bumi Kopi Goalpara Sukabumi

Gambar 3.4 Normal

Gambar 3.4 menunjukkan jenis kopi normal. Kopi tersebut sudah dipastikan lolos ke tahap selanjutnya yaitu *roasting*.

3.3. Tahapan Penelitian



Gambar 3.5 Tahapan Penelitian

Penjelasan untuk kerangka pemikiran pada Gambar 3.5 adalah:

1. Akuisisi Citra

Tahap akuisisi citra ini mengacu pada pemindahan sinyal elektronik dari sensor ke representasi numerik oleh perangkat seperti kamera. Kualitas gambar yang diperoleh secara langsung dipengaruhi oleh pencahayaan yang digunakan selama tahap akuisisi.

2. Preprocessing

Salah satu tahapan menghilangkan permasalahan-permasalahan yang dapat mengganggu hasil daripada proses data. Langkah-langkah preprocessing dalam deteksi *defect coffee* adalah:

a. *Cropping*

Preprocessing dimulai dengan *cropping* gambar. Hal ini dilakukan karena resolusi gambar yang dihasilkan oleh kamera cukup besar mengakibatkan memperlambat pemrosesan gambar, selain itu agar mempermudah dalam proses segmentasi.

b. *Noise Remover*

Dalam sebuah gambar digital seringkali didapati derau atau *noise*. *Noise* tersebut dapat mengakibatkan penurunan kualitas gambar. Untuk menghilangkan *noise* pada gambar digital di penelitian ini menggunakan metode *Gaussian*.

c. *Shadow Remover*

Bayangan dalam suatu gambar dapat menyebabkan pengenalan bahkan sampai segmentasi pada gambar menjadi gagal. Bayangan dapat membuat ukuran gambar menjadi tidak sesuai dengan aslinya. Untuk menghilangkan bayangan pada *image* di penelitian ini menggunakan metode *absolute difference* dalam opencv.

d. Segmentasi

Untuk menentukan *point of interest* berupa biji *defect coffee* dan memisahkan objek dengan *background* agar dapat diproses lebih lanjut untuk ekstraksi fitur baik ekstraksi fitur warna, tekstur maupun bentuk.

3. Ekstraksi Fitur

Proses pengambilan nilai fitur atau ciri dari sebuah gambar pada penelitian ini ekstraksi fitur yang digunakan yaitu ekstraksi fitur tekstur. Citra hasil preprocessing diekstrak menggunakan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*), kemudian dihitung ciri statistik tiap GLCM dan dihitung rata-rata setiap ciri statistik GLCM.

4. Klasifikasi

Setelah semua citra diekstraksi maka didapatkan data statistik. Data tersebut dibagi menjadi data training dan data testing. Data training diuji dengan menggunakan metode algoritma C4.5 sehingga menghasilkan sebuah metode baru dalam proses prediksi, sedangkan data testing menghasilkan model evaluasi yang diukur dengan nilai *accuracy*.

5. Evaluasi Model

Pada model evaluasi ini, dilakukan pengujian terhadap model yang dihasilkan untuk mendapatkan informasi model yang akurat. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metode *confusion matrix*.

BAB 4

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Akuisisi Citra

Pengambilan gambar *defect coffee* dilakukan menggunakan kamera *smartphone* Samsung galaxy A6 dengan resolusi 16 MP dengan piksel 4608 x 3456. Gambar *defect coffee* diambil secara tunggal dan ditempatkan pada latar belakang putih. Kamera diatur pada zoom 4,0x ditahan dalam posisi normal pada bidang biji *defect coffee* dengan jarak 5,1 inchi tepat diatas bidang sampel. Gambar tersebut disimpan dalam format JPG. Citra *defect coffee* tersebut diambil dari bumi kopi goalpara sukabumi yang ditunjukkan pada gambar 4.1 berikut:



Sumber : Bumi Kopi Goalpara Sukabumi

Gambar 4.1 *Sampel Defect Coffee*

4.2. Cropping

Pada tahap *preprocessing* dilakukan proses *cropping* pada citra dikarenakan gambar yang dihasilkan oleh kamera cukup besar. Ukuran piksel 4608 x 3456 dirubah menjadi 2500 x 2400. Perubahan ukuran tersebut ditunjukkan pada gambar 4.2 berikut:

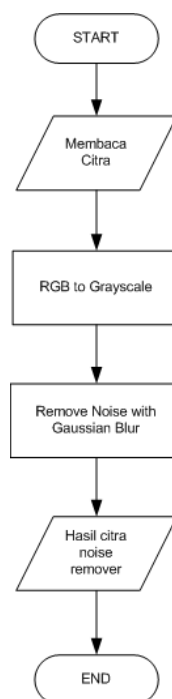


Sumber : Data hasil olahan

Gambar 4.2 *Image Cropping*

4.3. *Noise Remover*

Gambar-gambar yang telah diambil oleh kamera terdapat *noise*. *Noise* tersebut dapat menyebabkan pemrosesan gambar menjadi buruk. Untuk menghilangkan *noise* yang terdapat pada gambar dalam penelitian ini menggunakan *Gaussian Blur* dalam opencv. *Gaussian Blur* akan memindai setiap piksel gambar dan menghitung ulang nilai piksel berdasarkan nilai piksel yang mengelilinginya, area yang di pindai di sekitar setiap piksel disebut dengan kernel. Langkah-langkah menghilangkan *noise* dengan *Gaussian Blur* disajikan dalam *flowchart* (Gambar 4.3) sebagai berikut :



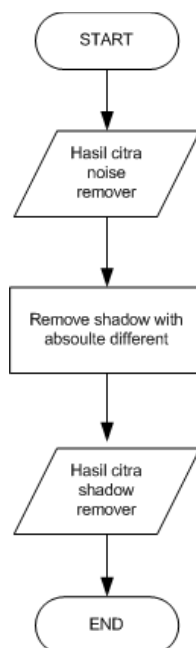
Gambar 4.3 *Flowchart Noise Remover*

Penjelasan untuk *flowchart noise remover* pada gambar 4.3 adalah :

1. Membaca citra.
2. Citra asal yang bertipe RGB dikonversi menjadi *grayscale*. Citra *grayscale* merupakan citra yang nilai intensitas pikselnya berdasarkan derajat keabuan. Konversi citra dilakukan untuk memudahkan proses pada metode *Gaussian Blur*.
3. *Gaussian Blur* memfilter gambar 2D yaitu citra *grayscale* dengan ukuran kernel 51 x 51 dan *standard deviation* adalah 0.
4. Menampilkan hasil citra.

4.4. *Shadow Remover*

Untuk menghilangkan bayangan pada gambar dalam penelitian ini menggunakan *Absolute Difference* dalam opencv. *Absolute Difference* digunakan untuk mengurangi informasi yang tidak perlu termasuk dapat menghilangkan bayangan dalam sebuah gambar dengan cara menemukan perbedaan absolut antara piksel dari dua *array* gambar. Langkah-langkah menghilangkan bayangan dengan *Absolute Difference* disajikan dalam *flowchart* (Gambar 4.4) sebagai berikut :



Gambar 4.4 *Flowchart Shadow Remover*

Penjelasan untuk *flowchart shadow remover* pada gambar 4.4 adalah :

1. Membaca citra dari hasil *noise remover*.
2. *Absolute Difference* digunakan dengan cara mengurangi nilai 255 dengan citra *grayscale* dan citra *noise remover*.
3. Menampilkan hasil citra.

4.5. Segmentasi

Segmentasi citra yang digunakan adalah teknik *Thresholding*. Segmentasi citra mengacu pada proses membagi gambar menjadi beberapa bagian untuk tujuan membedakan objek dengan *background* yang mana diperlukan untuk menjalankan ekstraksi fitur. Proses segmentasi pada penelitian ini menghapus *background* dan mengganti *background* tersebut menjadi hitam akan tetapi untuk warna objek tetap yaitu RGB, maka digunakan metode deteksi warna. Setelah semua ruang warna di coba maka HSV (*Hue*, *Saturation*, dan *Value*) dan *grayscale* menjadi pilihan terbaik untuk proses segmentasi *defect coffee beans*. Hasil proses segmentasi ditunjukkan pada gambar 4.5 berikut :



Sumber : Data hasil olahan

Gambar 4.5 Hasil Segmentasi

4.6. Ekstraksi Fitur

Untuk ekstraksi fitur yang digunakan adalah GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). GLCM akan menghasilkan matriks baru dengan cara menghitung nilai kemungkinan pada piksel tetangganya. Matriks yang terbentuk berjumlah 4 dengan sudut 0, 45, 90, dan 135 derajat, akan tetapi yang digunakan pada penelitian ini sudut 0°. Proses ekstraksi tersebut menghasilkan 6 (enam) fitur yaitu *Contrast*, *Correlation*, *Homogeneity*, *ASM*, *Disimilarity*, *Energy*. Setelah fitur diketahui maka selanjutnya menghitung rata-rata data statistik. Hasil perhitungan tersebut disimpan dalam format CSV dan akan menjadi data input untuk data latih dan data uji yang ditunjukkan pada tabel 4.1 berikut :

Tabel 4.1 Hasil Ekstraksi Fitur

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.294891	0.974451	0.934721	0.520494	0.149324	0.72145	Black Coffee
0.334647	0.973339	0.927062	0.486048	0.167601	0.697168	Black Coffee
0.322861	0.9739	0.928864	0.487774	0.162938	0.698405	Black Coffee
0.314337	0.972303	0.926171	0.502878	0.167707	0.709136	Black Coffee
0.313828	0.971834	0.92691	0.481521	0.165699	0.693913	Black Coffee
0.139104	0.992309	0.97422	0.638414	0.060322	0.799008	Damaged Coffee
0.185369	0.987164	0.965894	0.569974	0.079472	0.754965	Damaged Coffee
0.235411	0.968954	0.958226	0.628033	0.099769	0.792484	Damaged Coffee
0.275008	0.966241	0.956264	0.619025	0.107167	0.78678	Damaged Coffee
0.217068	0.975394	0.957868	0.604277	0.098135	0.777351	Damaged Coffee
0.140321	0.993177	0.977415	0.63876	0.054647	0.799224	Normal Coffee
0.137985	0.993353	0.977533	0.63835	0.054119	0.798968	Normal Coffee
0.150022	0.992657	0.977172	0.637856	0.055891	0.798659	Normal Coffee
0.212686	0.991013	0.967396	0.5094	0.078998	0.713721	Normal Coffee
0.184119	0.990808	0.975243	0.583269	0.062008	0.76372	Normal Coffee

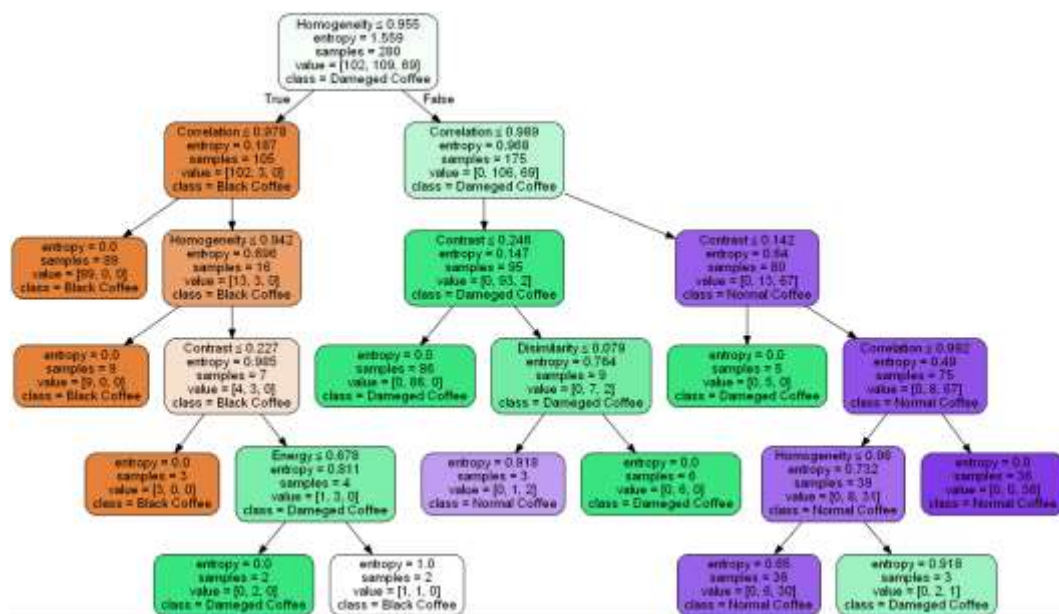
Sumber : Data hasil olahan

4.7. Klasifikasi Algoritma C4.5

Pembuatan model C4.5 dengan *bagging* dilakukan pada dataset yang terdiri dari 6 atribut yang dihasilkan dari ekstraksi fitur yang merupakan atribut dari deteksi *defect coffee beans* dan *class* yang merupakan hasil akhir prediksi.

Model dari algoritma C4.5 dengan *bagging* yaitu berupa pohon keputusan, untuk dapat membuat pohon keputusan, langkah pertama adalah menghitung jumlah *class* yang terdeteksi *defect* (*Black Coffee* dan *Damaged Coffee*) dan terdeteksi *non-defect* (normal) dari masing-masing *class* berdasarkan atribut yang telah ditentukan dengan menggunakan data *training*.

Setelah data *defect coffee* diolah, maka pohon keputusan yang terbentuk (lihat Gambar 4.6), dimana pohon keputusan tersebut terbentuk dengan memanfaatkan Framework Python 3.7.1.



Gambar 4.6 Pohon Keputusan Klasifikasi *Defect Coffee Beans*

4.8. Hasil Pengujian Model C4.5 dengan Bagging

Hasil dari uji coba yang dilakukan yaitu untuk menghasilkan nilai *accuracy* (*confusion matrix*). Model *confusion matrix* akan membentuk matrix yang terdiri dari *true positif* atau tupel positif dan *true negatif* atau tupel negatif, kemudian masukan data *testing* yang sudah disiapkan ke dalam *confusion matrix* sehingga didapatkan hasil pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.2 *Confusion Matrix* Algoritma C4.5 dengan Bagging

	Black	Damaged	Normal
Black	48	0	0
Damaged	1	38	2
Normal	0	3	28

Berdasarkan Tabel 4.2 dari 400 tupel dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan pembagian yaitu 70:30 maka data yang digunakan untuk prediksi uji sebanyak 30% dari jumlah data masing-masing *class*. Terdapat rincian jumlah *True Positive (TP)* Black 48, *False Negative (FN)* Black 1, *False Positive (FP)* Black 0, dan *True Negative (TN)* Black 71. *True Positive (TP)* Damaged 38, *False Negative (FN)* Damaged 3, *False Positive (FP)* Damaged 3, dan *True Negative (TN)* Damaged 76. *True Positive (TP)* Normal 28, *False Negative (FN)* Normal 2, *False Positive (FP)* Normal 3, dan *True Negative (TN)* Normal 87. Dari data tersebut maka dapat dihitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support*. Data hasil olahan dapat dilihat pada gambar 4.7 berikut :

```

Accuracy C4.5 with Bagging: 0.9416666666666667
Classification C4.5 with Bagging:
      precision    recall  f1-score   support

 Black Coffee      0.98      1.00      0.99        48
 Damaged Coffee    0.93      0.93      0.93        41
 Normal Coffee     0.93      0.90      0.92        31

 accuracy
 macro avg      0.95      0.94      0.94       120
 weighted avg   0.95      0.95      0.95       120

```

Gambar 4.7 Nilai Accuracy, Precision, Recall, F1-score, dan Support

Berdasarkan gambar 4.7 bahwa pengujian menggunakan algoritma C4.5 dengan *bagging* menghasilkan akurasi 94%.

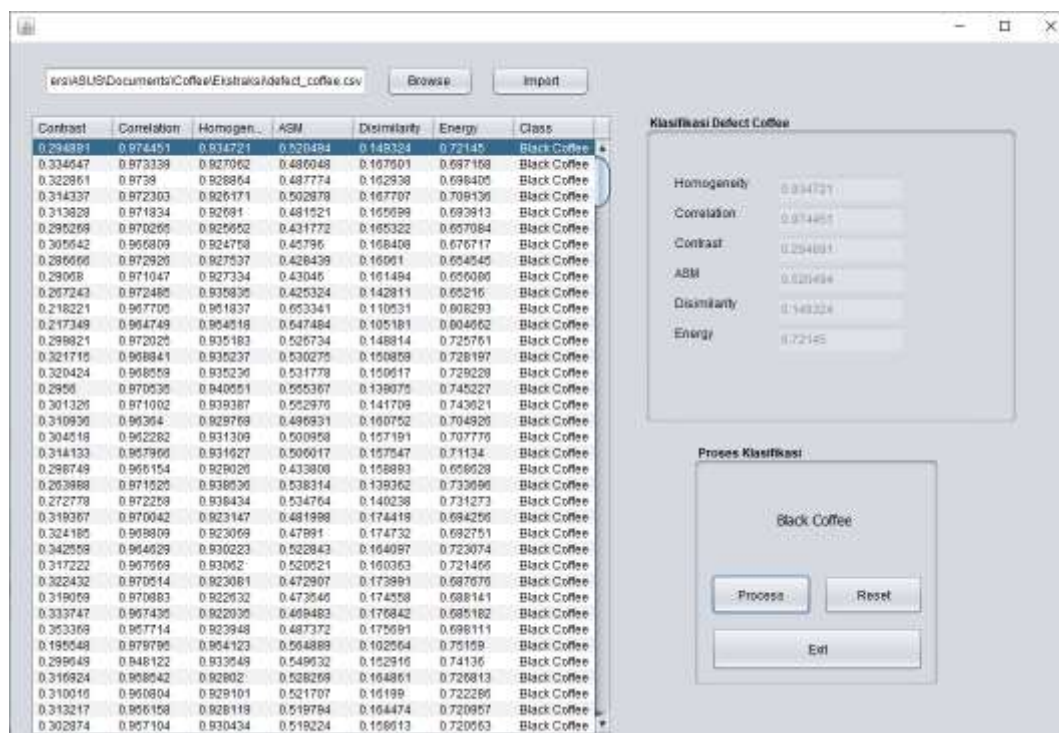
4.9. Pengembangan Aplikasi Model dari Algoritma C4.5 dengan *Bagging*

Berdasarkan hasil eksperimen, model terbaik yang didapatkan yaitu model Algoritma C4.5 dengan *Bagging*. Kemudian model tersebut akan dikembangkan menjadi sebuah aplikasi. Aplikasi tersebut akan dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman JAVA berbasis desktop yang akan dibuat dengan Netbeans 7.4.

Pengujian model aplikasi dilakukan dengan menggunakan salah satu sampel pada dataset *Defect Coffee Beans* seperti pada Tabel 4.3 dan Gambar 4.7.

Tabel 4.3 Sampel Dataset *Defect Coffee Beans*

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0,294891	0,974451	0,934721	0,520494	0,149324	0,72145	Black Coffee



Gambar 4.8 Pengujian Aplikasi Model Algoritma C4.5 dengan *Bagging*

BAB 5

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang diperoleh, metode segmentasi yang cocok untuk mendeteksi *defect coffee beans* yaitu *Thresholding* dengan deteksi warna citra HSV (*Hue, Saturation, dan Value*) dan *grayscale*. Untuk ekstraksi fitur yang digunakan yaitu GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Akurasi dari penggunaan algoritma klasifikasi C4.5 dengan *bagging* dalam deteksi *defect coffee beans* sebesar 94%.

Berdasarkan penjelasan tersebut, penerapan metode *Thresholding* mampu mensegmentasi citra dengan baik, sehingga pada saat diuji menggunakan algoritma C4.5 dengan *bagging* menghasilkan tingkat akurasi yang baik pula.

5.2. Saran

Berdasarkan proses pengujian dan kesimpulan yang telah dilakukan, maka beberapa saran pada penelitian ini adalah:

1. Mendeteksi *defect coffee* yang lain seperti *sour, faded, husk*, dll.
2. Melakukan pengujian algoritma yang sudah diterapkan pada citra tunggal, dicoba terapkan pada citra berkelompok.
3. Mengimplementasikan model yang didapat menjadi sebuah alat dan program secara utuh.

DAFTAR REFERENSI

- [1] M. Garc and J. E. Candelo-becerra, “Quality and Defect Inspection of Green Coffee Beans Using a Computer Vision System,” 2019.
- [2] Direktorat Jenderal Perkebunan, “Produksi Kopi Menurut Provinsi di Indonesia , 2015-2019 Coffee,” vol. 2019, p. 2019, 2019.
- [3] N. Caporaso, M. B. Whitworth, S. Grebby, and I. D. Fisk, “Rapid prediction of single green coffee bean moisture and lipid content by hyperspectral imaging,” *J. Food Eng.*, vol. 227, pp. 18–29, 2018.
- [4] D. Fernandes, A. Lucia, D. S. Madureira, D. Sun, S. Lucy, and E. Yoko, “Application of infrared spectral techniques on quality and compositional attributes of coffee : An overview,” *FRIN*, vol. 61, pp. 23–32, 2014.
- [5] E. R. Arboleda, “An Image Processing Technique for Coffee Black Beans Identification,” *2018 IEEE Int. Conf. Innov. Res. Dev.*, no. May, pp. 1–5, 2018.
- [6] Coffeeland Indonesia, “MENGIDENTIFIKASI DEFECT PADA KOPI,” *Coffeeland*, 2020. [Online]. Available: coffeeland.co.id/.
- [7] Y. Chou *et al.*, “applied sciences Deep-Learning-Based Defective Bean Inspection with GAN-Structured Automated Labeled Data Augmentation in Coffee Industry,” 2019.
- [8] Dani, “Seputar Kopi,” 2020.
- [9] H. A. L. Nasution H T, Rumansa H, “Designing the quality of coffee bean detection application using Hue Saturation Intensity Designing the quality of coffee bean detection application using Hue Saturation Intensity,” 2019.
- [10] N. Razmjoooy, B. S. Mousavi, and F. Soleymani, “A real-time mathematical computer method for potato inspection using machine vision,” *Comput. Math. with Appl.*, vol. 63, no. 1, pp. 268–279, 2012.
- [11] M. Baigvand, A. Banakar, S. Minaei, J. Khodaei, and N. Behrooz-khazaei, “Machine vision system for grading of dried figs,” *Comput. Electron.*

- Agric.*, vol. 119, pp. 158–165, 2015.
- [12] M. D. Podolsky, A. A. Barchuk, V. I. Kuznetsov, F. Natalia, V. S. Gaidukov, and S. A. Tarakanov, “Evaluation of Machine Learning Algorithm Utilization for Lung Cancer Classification Based on Gene Expression Levels,” vol. 17, pp. 835–838, 2016.
 - [13] D. Chandra, *Pemanfaatan Biji Kopi Sebagai Antiselulit*. Deepublish, 2019.
 - [14] A. Afriliana, *Teknologi Pengolahan Kopi Terkini*. Deepublish, 2018.
 - [15] P. Rahardjo, *Berkebun Kopi*. Penebar Swadaya, 2017.
 - [16] E. Susandi, *Coffee Roasting*. Jakarta: Pt. Agro Media Pustaka, 2019.
 - [17] B. Folmer, *The Craft and Science of Coffee*. Elsevier, 2017.
 - [18] D. C. Khrisne and i made yudi adnyana Putra, “Menggunakan Pendekatan Pengolahan Citra,” vol. 2, pp. 213–218, 2013.
 - [19] M. W. Burke, *Image Acquisition*. London: Chapman & Hall, 2012.
 - [20] I. Cheng, G. M. Cortelazzo, A. Basu, and S. K. Tripathi, *3D Online Multimedia & Games: Processing, Transmission and Visualization*. Singapura: World Scientific, 2008.
 - [21] L. Velho, A. C. Frery, and J. Gomes, *Image Processing for Computer Graphics and Vision*. London: Springer, 2009.
 - [22] A. C. Bovik, *Handboook of Image and Video Processing*. London: Elsevier, 2010.
 - [23] T. Chaira and A. K. Ray, *Fuzzy Image Processing and Appliccations with MATLAB*. Perancis: CRC Press, 2009.
 - [24] B. Tso and P. M. Mather, *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. London: Taylor & Francis, 2001.
 - [25] A. P. Dhawan, *Medical Image Analysis*. Singapura: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc, 2011.

- [26] B. Santoso, A. I. S. Azis, and Zohrahayaty, *Machine Learning & Reasoning Fuzzy Logic Algoritma, Manual, Matlab, & Rapid Miner*. Yogyakarta: Deepublish, 2020.
- [27] E. Buulolo, *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*. Yogyakarta: Deepublish, 2020.
- [28] L. A. Utami, “MELALUI KOMPARASI ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DAN K-NEAREST NEIGHBOR BERBASIS PARTICLE SWARM OPTIMIZATION,” vol. 13, no. 1, pp. 103–112, 2017.
- [29] C. Sammut and G. I. Webb, *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. New York: Springer Science + Business Media New York, 2017.

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

A. Biodata Mahasiswa

NIM : 14002221
Nama : Ami Rahmawati
Tempat / Tanggal Lahir : Sukabumi, 03 April 1997
Agama : Islam
Alamat Lengkap : Kp. Cibatu Rt. 005/001 Cisaat – Sukabumi
Telepon : 0822 – 1338 – 1056

B. Riwayat Pendidikan Formal & Non-Formal

1. SD Negeri 1 Cibatu, Lulus Tahun 2008
2. SMP Negeri 1 Cisaat, Lulus Tahun 2011
3. SMK Komputer Abdi Bangsa Sukabumi, Lulus Tahun 2014
4. D-III AMIK BSI Sukabumi, Lulus Tahun 2017
5. S1 Universitas Bina Sarana Informatika, Lulus Tahun 2018

C. Riwayat Pengalaman/Pekerjaan

1. PT. Glostar Indonesia, Tahun 2018 – 2019
2. Universitas Bina Sarana Informatika, Tahun 2019 – Sekarang



Sukabumi, 16 April 2020



Ami Rahmawati

SURAT KETERANGAN RISET



Surat Keterangan
Bumi Kopi Sukabumi
Sukabumi, Jawa Barat

SURAT KETERANGAN
BK/001/B/2020

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Adikara Maulana Jusuf
Jabatan : Pengelola

Menerangkan bahwa:

Nama : Ami Rahmawati
NIM : 14002221
Jurusan : Ilmu Komputer
Jenjang : Strata 2
No. Telepon : 082213381056

Nama tersebut telah melakukan riset mengenai kopi di **Bumi Kopi Sukabumi** sebagai bagian dari *kelengkapan data* yang dibutuhkan dalam penyusunan tesis pada tanggal 16 April 2020.

Demikian surat keterangan ini dibuat dengan sebenar-benarnya. Segala bentuk penggunaan data yang didapatkan dan digunakan adalah tanggung jawab dari periset.

Sukabumi-13 Agustus 2020



Adikara Maulana Jusuf
Pengelola

Lampiran 1 *Data Black Coffee*













Lampiran 2 *Data Damaged Coffee*













Lampiran 3 Data Normal









Lampiran 4 Hasil Ekstraksi Citra

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.294891	0.974451	0.934721	0.520494	0.149324	0.72145	Black Coffee
0.334647	0.973339	0.927062	0.486048	0.167601	0.697168	Black Coffee
0.322861	0.9739	0.928864	0.487774	0.162938	0.698405	Black Coffee
0.314337	0.972303	0.926171	0.502878	0.167707	0.709136	Black Coffee
0.313828	0.971834	0.92691	0.481521	0.165699	0.693913	Black Coffee
0.295269	0.970265	0.925652	0.431772	0.165322	0.657084	Black Coffee
0.305642	0.966809	0.924758	0.45796	0.168408	0.676717	Black Coffee
0.286666	0.972926	0.927537	0.428439	0.16061	0.654545	Black Coffee
0.29068	0.971047	0.927334	0.43046	0.161494	0.656086	Black Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.267243	0.972485	0.935835	0.425324	0.142811	0.65216	Black Coffee
0.218221	0.967705	0.951837	0.653341	0.110531	0.808293	Black Coffee
0.217349	0.964749	0.954518	0.647484	0.105181	0.804662	Black Coffee
0.299821	0.972025	0.935183	0.526734	0.148814	0.725761	Black Coffee
0.321715	0.968841	0.935237	0.530275	0.150859	0.728197	Black Coffee
0.320424	0.968559	0.935236	0.531778	0.150617	0.729228	Black Coffee
0.2956	0.970535	0.940551	0.555367	0.139075	0.745227	Black Coffee
0.301326	0.971002	0.939387	0.552976	0.141709	0.743621	Black Coffee
0.310936	0.96364	0.929769	0.496931	0.160752	0.704926	Black Coffee
0.304518	0.962282	0.931309	0.500958	0.157191	0.707776	Black Coffee
0.314133	0.957966	0.931627	0.506017	0.157547	0.71134	Black Coffee
0.298749	0.966154	0.929026	0.433808	0.158893	0.658628	Black Coffee
0.263988	0.971525	0.938536	0.538314	0.139362	0.733696	Black Coffee
0.272778	0.972259	0.938434	0.534764	0.140238	0.731273	Black Coffee
0.319367	0.970042	0.923147	0.481998	0.174419	0.694256	Black Coffee
0.324185	0.969809	0.923069	0.47991	0.174732	0.692751	Black Coffee
0.342559	0.964629	0.930223	0.522843	0.164097	0.723074	Black Coffee
0.317222	0.967669	0.93062	0.520521	0.160363	0.721466	Black Coffee
0.322432	0.970514	0.923081	0.472907	0.173991	0.687676	Black Coffee
0.319059	0.970883	0.922632	0.473546	0.174558	0.688141	Black Coffee
0.333747	0.967435	0.922035	0.469483	0.176842	0.685182	Black Coffee
0.353369	0.957714	0.923948	0.487372	0.175691	0.698111	Black Coffee
0.195548	0.979795	0.954123	0.564889	0.102564	0.75159	Black Coffee
0.299649	0.948122	0.933549	0.549632	0.152916	0.74136	Black Coffee
0.316924	0.958542	0.92802	0.528269	0.164861	0.726813	Black Coffee
0.310016	0.960804	0.929101	0.521707	0.16199	0.722286	Black Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.313217	0.956158	0.928119	0.519794	0.164474	0.720957	Black Coffee
0.302874	0.957104	0.930434	0.519224	0.158613	0.720563	Black Coffee
0.337417	0.957256	0.933438	0.519734	0.156133	0.720917	Black Coffee
0.405708	0.951451	0.930839	0.519177	0.167604	0.720531	Black Coffee
0.252013	0.972676	0.937621	0.514836	0.139283	0.717514	Black Coffee
0.265821	0.972713	0.935947	0.509105	0.143762	0.713509	Black Coffee
0.264524	0.96056	0.94007	0.585742	0.136905	0.765334	Black Coffee
0.196439	0.979881	0.952908	0.566492	0.105087	0.752656	Black Coffee
0.271072	0.958804	0.93923	0.587669	0.139389	0.766591	Black Coffee
0.274192	0.956923	0.938971	0.598293	0.140643	0.773489	Black Coffee
0.298017	0.975753	0.93482	0.510098	0.149395	0.714209	Black Coffee
0.296895	0.975033	0.938709	0.536611	0.14214	0.732536	Black Coffee
0.300444	0.975011	0.936999	0.536229	0.145779	0.732275	Black Coffee
0.290511	0.976016	0.938915	0.53684	0.140945	0.732692	Black Coffee
0.249765	0.978991	0.941716	0.55936	0.131999	0.747902	Black Coffee
0.256527	0.977794	0.940084	0.559947	0.135881	0.748294	Black Coffee
0.341328	0.969765	0.923035	0.515925	0.177172	0.718274	Black Coffee
0.336299	0.971498	0.922902	0.508959	0.176653	0.713409	Black Coffee
0.308747	0.975997	0.922694	0.380805	0.171941	0.617087	Black Coffee
0.336062	0.969828	0.926969	0.520695	0.169226	0.721588	Black Coffee
0.319384	0.969379	0.928414	0.524119	0.164517	0.723957	Black Coffee
0.326115	0.963386	0.933649	0.524662	0.15434	0.72433	Black Coffee
0.305267	0.965813	0.935599	0.523062	0.148438	0.723225	Black Coffee
0.307207	0.965082	0.93057	0.52386	0.158672	0.723775	Black Coffee
0.279546	0.970368	0.93645	0.53948	0.144697	0.73449	Black Coffee
0.288518	0.969518	0.935132	0.540778	0.148319	0.735373	Black Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.272217	0.972398	0.931904	0.511293	0.152437	0.715043	Black Coffee
0.271902	0.97071	0.932837	0.512599	0.150394	0.715956	Black Coffee
0.284436	0.973845	0.930401	0.504356	0.156497	0.710177	Black Coffee
0.308747	0.975997	0.922694	0.380805	0.171941	0.617087	Black Coffee
0.284436	0.973845	0.930401	0.504356	0.156497	0.710177	Black Coffee
0.266384	0.979992	0.935128	0.445377	0.144671	0.667363	Black Coffee
0.263178	0.977393	0.936903	0.449457	0.14095	0.670413	Black Coffee
0.263439	0.976187	0.943681	0.455673	0.128612	0.675032	Black Coffee
0.255811	0.97695	0.945404	0.452396	0.124344	0.6726	Black Coffee
0.23458	0.9805	0.938483	0.462672	0.135336	0.680197	Black Coffee
0.232893	0.980687	0.939112	0.462991	0.134029	0.680432	Black Coffee
0.259646	0.978111	0.931548	0.466654	0.151424	0.683118	Black Coffee
0.236877	0.980699	0.940708	0.48682	0.131646	0.697723	Black Coffee
0.231981	0.981183	0.941707	0.486009	0.129297	0.697141	Black Coffee
0.278097	0.97246	0.940096	0.496154	0.136579	0.704379	Black Coffee
0.268483	0.975179	0.93969	0.494464	0.13645	0.703179	Black Coffee
0.363517	0.964953	0.907995	0.382691	0.20562	0.618606	Black Coffee
0.311033	0.967075	0.919897	0.384761	0.177041	0.620276	Black Coffee
0.316277	0.964251	0.918103	0.387731	0.180936	0.622664	Black Coffee
0.277927	0.984635	0.933641	0.362879	0.147397	0.602388	Black Coffee
0.277927	0.984635	0.933641	0.362879	0.147397	0.602388	Black Coffee
0.293646	0.963213	0.929362	0.453959	0.158319	0.673754	Black Coffee
0.292842	0.963001	0.930923	0.454148	0.155139	0.673895	Black Coffee
0.321731	0.979421	0.927587	0.378512	0.163515	0.615227	Black Coffee
0.322203	0.978861	0.925395	0.376665	0.167571	0.613724	Black Coffee
0.305211	0.979111	0.926227	0.37485	0.164351	0.612243	Black Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.326229	0.979668	0.923858	0.373606	0.170908	0.611227	Black Coffee
0.230368	0.977915	0.943584	0.507649	0.125602	0.712493	Black Coffee
0.230368	0.977915	0.943584	0.507649	0.125602	0.712493	Black Coffee
0.232214	0.977327	0.942685	0.501892	0.12756	0.708442	Black Coffee
0.226146	0.978686	0.943796	0.501174	0.124913	0.707935	Black Coffee
0.202246	0.976095	0.954491	0.594084	0.102693	0.770768	Black Coffee
0.202246	0.976095	0.954491	0.594084	0.102693	0.770768	Black Coffee
0.219327	0.97592	0.94925	0.596096	0.114852	0.772072	Black Coffee
0.297878	0.972037	0.928437	0.479609	0.160879	0.692534	Black Coffee
0.288268	0.972863	0.930552	0.479463	0.155771	0.692429	Black Coffee
0.296113	0.972885	0.928756	0.478755	0.160137	0.691917	Black Coffee
0.2668	0.973974	0.933619	0.478046	0.147511	0.691404	Black Coffee
0.286446	0.972983	0.932502	0.480028	0.151795	0.692837	Black Coffee
0.331689	0.966239	0.920127	0.45198	0.180431	0.672286	Black Coffee
0.309084	0.967506	0.925002	0.452293	0.16829	0.672519	Black Coffee
0.327962	0.969419	0.924915	0.467744	0.171188	0.683914	Black Coffee
0.321549	0.972273	0.925045	0.462483	0.169983	0.680057	Black Coffee
0.291343	0.964532	0.929446	0.472049	0.158401	0.68705	Black Coffee
0.297428	0.965523	0.929443	0.468189	0.15881	0.684236	Black Coffee
0.231148	0.974028	0.94586	0.456886	0.120582	0.675929	Black Coffee
0.286043	0.969434	0.934448	0.459044	0.147607	0.677522	Black Coffee
0.278789	0.963646	0.935372	0.481934	0.145887	0.694205	Black Coffee
0.278789	0.963646	0.935372	0.481934	0.145887	0.694205	Black Coffee
0.277826	0.968043	0.933062	0.454737	0.150321	0.674331	Black Coffee
0.296182	0.965114	0.931665	0.472862	0.155301	0.687638	Black Coffee
0.223553	0.973679	0.946609	0.545458	0.120417	0.738548	Black Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.223553	0.973679	0.946609	0.545458	0.120417	0.738548	Black Coffee
0.236798	0.97866	0.942625	0.476864	0.127923	0.690551	Black Coffee
0.263086	0.976181	0.936737	0.476124	0.141933	0.690015	Black Coffee
0.282602	0.972286	0.931496	0.485679	0.154357	0.696903	Black Coffee
0.323704	0.968113	0.929068	0.439442	0.162771	0.662898	Black Coffee
0.323704	0.968113	0.929068	0.439442	0.162771	0.662898	Black Coffee
0.269426	0.970658	0.93439	0.522144	0.147554	0.72259	Black Coffee
0.270242	0.967897	0.935393	0.528754	0.145808	0.727148	Black Coffee
0.222409	0.972646	0.945887	0.601447	0.121932	0.775528	Black Coffee
0.196963	0.974677	0.950356	0.600143	0.110626	0.774687	Black Coffee
0.330889	0.964837	0.927817	0.454956	0.165724	0.674499	Black Coffee
0.339478	0.966474	0.92628	0.481425	0.170002	0.693844	Black Coffee
0.276675	0.972058	0.941855	0.528453	0.134741	0.726945	Black Coffee
0.268367	0.970316	0.941082	0.545219	0.135434	0.738387	Black Coffee
0.231067	0.973592	0.94375	0.534248	0.125315	0.730919	Black Coffee
0.231918	0.973587	0.9435	0.534176	0.125777	0.73087	Black Coffee
0.322248	0.967782	0.92727	0.47307	0.165504	0.687794	Black Coffee
0.264352	0.973474	0.934892	0.469579	0.144731	0.685252	Black Coffee
0.281717	0.956853	0.935065	0.567047	0.148792	0.753016	Black Coffee
0.286461	0.955838	0.933448	0.575341	0.152607	0.758502	Black Coffee
0.283172	0.963816	0.932079	0.554234	0.154315	0.744463	Black Coffee
0.287158	0.963816	0.932034	0.555145	0.154864	0.745075	Black Coffee
0.317024	0.974691	0.927669	0.405862	0.163963	0.637064	Black Coffee
0.319235	0.973748	0.928205	0.407869	0.163264	0.638637	Black Coffee
0.321826	0.960572	0.929718	0.524502	0.162191	0.72422	Black Coffee
0.300085	0.964236	0.927904	0.498791	0.163069	0.706247	Black Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.297764	0.967412	0.931158	0.503224	0.15647	0.70938	Black Coffee
0.297409	0.963734	0.93242	0.515928	0.154531	0.718278	Black Coffee
0.263457	0.964813	0.939501	0.594255	0.138091	0.770874	Black Coffee
0.24538	0.962077	0.942601	0.602181	0.130393	0.775997	Black Coffee
0.286696	0.95728	0.93368	0.549204	0.151435	0.741074	Black Coffee
0.286696	0.95728	0.93368	0.549204	0.151435	0.741074	Black Coffee
0.276682	0.94986	0.93689	0.53651	0.143864	0.732452	Black Coffee
0.287285	0.94446	0.934943	0.560476	0.149277	0.748629	Black Coffee
0.287985	0.945575	0.934839	0.557045	0.149465	0.746335	Black Coffee
0.227678	0.969052	0.950248	0.636332	0.114236	0.797703	Black Coffee
0.249167	0.967053	0.948733	0.632828	0.119204	0.795504	Black Coffee
0.139104	0.992309	0.97422	0.638414	0.060322	0.799008	Damaged Coffee
0.185369	0.987164	0.965894	0.569974	0.079472	0.754965	Damaged Coffee
0.235411	0.968954	0.958226	0.628033	0.099769	0.792484	Damaged Coffee
0.275008	0.966241	0.956264	0.619025	0.107167	0.78678	Damaged Coffee
0.217068	0.975394	0.957868	0.604277	0.098135	0.777351	Damaged Coffee
0.214725	0.975549	0.959044	0.606223	0.095785	0.778601	Damaged Coffee
0.27214	0.988458	0.958007	0.436136	0.10184	0.660403	Damaged Coffee
0.297949	0.987231	0.959194	0.448711	0.102426	0.669856	Damaged Coffee
0.283528	0.987677	0.958667	0.454897	0.102022	0.674458	Damaged Coffee
0.204906	0.982759	0.958785	0.616171	0.096928	0.784965	Damaged Coffee
0.209322	0.976315	0.959616	0.595034	0.094443	0.771383	Damaged Coffee
0.198796	0.970742	0.962133	0.602449	0.089075	0.776175	Damaged Coffee
0.119098	0.956072	0.987748	0.891959	0.033608	0.944436	Damaged Coffee
0.132745	0.958791	0.986744	0.882552	0.036927	0.939442	Damaged Coffee
0.121623	0.96025	0.987496	0.888193	0.034286	0.94244	Damaged Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.208542	0.944178	0.979048	0.820266	0.059202	0.905685	Damaged Coffee
0.122872	0.982054	0.986407	0.791893	0.037271	0.889883	Damaged Coffee
0.147211	0.982337	0.971441	0.659152	0.065876	0.811881	Damaged Coffee
0.143955	0.982521	0.972168	0.657839	0.064181	0.811072	Damaged Coffee
0.208752	0.958532	0.975119	0.754974	0.066316	0.868891	Damaged Coffee
0.200257	0.983044	0.958647	0.613072	0.096765	0.782988	Damaged Coffee
0.202391	0.957124	0.97723	0.761054	0.061706	0.872383	Damaged Coffee
0.185574	0.976892	0.96222	0.616309	0.087215	0.785052	Damaged Coffee
0.163356	0.978417	0.972852	0.623767	0.065051	0.789788	Damaged Coffee
0.178591	0.977483	0.965478	0.574027	0.079941	0.757644	Damaged Coffee
0.188001	0.959726	0.967821	0.674294	0.077018	0.821152	Damaged Coffee
0.241676	0.947945	0.963196	0.653915	0.092027	0.808647	Damaged Coffee
0.178147	0.95835	0.973568	0.73045	0.065966	0.854662	Damaged Coffee
0.168671	0.959494	0.974907	0.731533	0.062366	0.855296	Damaged Coffee
0.168488	0.95485	0.973252	0.691514	0.065201	0.831572	Damaged Coffee
0.148116	0.967448	0.986301	0.791821	0.039032	0.889843	Damaged Coffee
0.191765	0.976473	0.958328	0.572854	0.094237	0.75687	Damaged Coffee
0.14732	0.96147	0.986627	0.825109	0.038844	0.908355	Damaged Coffee
0.202752	0.984186	0.982238	0.681527	0.050438	0.825546	Damaged Coffee
0.204629	0.982812	0.983423	0.748516	0.050089	0.865168	Damaged Coffee
0.137923	0.99253	0.983981	0.696452	0.042663	0.834537	Damaged Coffee
0.173959	0.990611	0.982771	0.692775	0.048487	0.832331	Damaged Coffee
0.16076	0.991779	0.979789	0.632153	0.052343	0.79508	Damaged Coffee
0.186696	0.990258	0.978809	0.629181	0.056603	0.793209	Damaged Coffee
0.159788	0.968511	0.974823	0.684348	0.061588	0.827253	Damaged Coffee
0.172581	0.965749	0.970172	0.666537	0.071211	0.816416	Damaged Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.161808	0.966559	0.971483	0.674497	0.067783	0.821277	Damaged Coffee
0.191898	0.97639	0.957935	0.57252	0.094995	0.756649	Damaged Coffee
0.191012	0.948653	0.97548	0.736716	0.064417	0.85832	Damaged Coffee
0.165929	0.95957	0.975229	0.712875	0.061765	0.844318	Damaged Coffee
0.169117	0.971397	0.979017	0.714353	0.05482	0.845193	Damaged Coffee
0.206078	0.966522	0.974207	0.721248	0.06788	0.849262	Damaged Coffee
0.203702	0.975976	0.967944	0.62378	0.078131	0.789796	Damaged Coffee
0.236069	0.971566	0.970519	0.661477	0.07762	0.813311	Damaged Coffee
0.215634	0.973658	0.973274	0.668803	0.070444	0.817803	Damaged Coffee
0.130691	0.982652	0.978518	0.716515	0.05138	0.846472	Damaged Coffee
0.125523	0.983402	0.977874	0.716771	0.05205	0.846623	Damaged Coffee
0.134267	0.979285	0.982623	0.699599	0.043669	0.83642	Damaged Coffee
0.194048	0.976353	0.957814	0.572712	0.09542	0.756776	Damaged Coffee
0.139047	0.979018	0.98008	0.659313	0.048566	0.81198	Damaged Coffee
0.164319	0.987783	0.979932	0.708634	0.052785	0.841804	Damaged Coffee
0.148781	0.988644	0.981191	0.713681	0.049002	0.844796	Damaged Coffee
0.178978	0.977242	0.974597	0.603472	0.063585	0.776833	Damaged Coffee
0.199566	0.975928	0.967787	0.585993	0.07799	0.765501	Damaged Coffee
0.16972	0.963406	0.981906	0.760624	0.04994	0.872137	Damaged Coffee
0.22781	0.980228	0.948571	0.477391	0.116007	0.690931	Damaged Coffee
0.171815	0.969582	0.978816	0.734686	0.055634	0.857138	Damaged Coffee
0.183896	0.968922	0.976776	0.706793	0.060615	0.840709	Damaged Coffee
0.132625	0.945119	0.986454	0.852376	0.03776	0.923242	Damaged Coffee
0.205204	0.976592	0.966487	0.636024	0.080931	0.79751	Damaged Coffee
0.144907	0.933629	0.985678	0.856236	0.040603	0.92533	Damaged Coffee
0.236537	0.967197	0.96766	0.667524	0.082438	0.81702	Damaged Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.217025	0.981618	0.957096	0.568644	0.099182	0.754083	Damaged Coffee
0.209324	0.982433	0.958788	0.571411	0.095226	0.755916	Damaged Coffee
0.261272	0.978316	0.942531	0.442991	0.130324	0.665571	Damaged Coffee
0.252518	0.97922	0.942705	0.440926	0.129031	0.664018	Damaged Coffee
0.214928	0.982718	0.955391	0.537402	0.101895	0.733075	Damaged Coffee
0.222145	0.981976	0.957077	0.540255	0.099464	0.735019	Damaged Coffee
0.172099	0.981871	0.969684	0.633543	0.071094	0.795953	Damaged Coffee
0.154693	0.981511	0.973748	0.635532	0.061843	0.797202	Damaged Coffee
0.171796	0.979659	0.969089	0.637003	0.072335	0.798124	Damaged Coffee
0.224485	0.972778	0.970124	0.691731	0.076891	0.831703	Damaged Coffee
0.239345	0.971185	0.968809	0.68963	0.080979	0.830438	Damaged Coffee
0.132239	0.991042	0.981183	0.724975	0.047034	0.851455	Damaged Coffee
0.128138	0.991276	0.980951	0.729206	0.047032	0.853936	Damaged Coffee
0.128155	0.990936	0.978748	0.711965	0.050918	0.84378	Damaged Coffee
0.140476	0.990067	0.978575	0.710537	0.052468	0.842933	Damaged Coffee
0.178751	0.980597	0.960939	0.565461	0.088022	0.75197	Damaged Coffee
0.16543	0.981523	0.96581	0.564556	0.077534	0.751368	Damaged Coffee
0.249949	0.969082	0.960907	0.58099	0.096188	0.762225	Damaged Coffee
0.227393	0.973242	0.960539	0.56703	0.094124	0.753012	Damaged Coffee
0.244706	0.967436	0.96117	0.597541	0.095915	0.773005	Damaged Coffee
0.17846	0.991118	0.976844	0.616689	0.058977	0.785295	Damaged Coffee
0.230679	0.988951	0.974579	0.597764	0.068041	0.773151	Damaged Coffee
0.236668	0.989114	0.972775	0.577425	0.071987	0.759884	Damaged Coffee
0.173898	0.992309	0.973665	0.543682	0.064785	0.737347	Damaged Coffee
0.19109	0.991571	0.971155	0.538497	0.070682	0.733822	Damaged Coffee
0.20782	0.981152	0.968079	0.650892	0.07856	0.806778	Damaged Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.230515	0.979538	0.96489	0.649168	0.086897	0.805708	Damaged Coffee
0.202717	0.986861	0.970236	0.64201	0.073597	0.801255	Damaged Coffee
0.23901	0.985133	0.971049	0.630725	0.075171	0.794181	Damaged Coffee
0.18961	0.986952	0.968757	0.6497	0.075527	0.806039	Damaged Coffee
0.194185	0.974774	0.968508	0.682872	0.0772	0.82636	Damaged Coffee
0.217531	0.971772	0.965853	0.681937	0.084795	0.825793	Damaged Coffee
0.166178	0.979944	0.966304	0.676933	0.077647	0.822758	Damaged Coffee
0.156234	0.980588	0.968611	0.698685	0.072496	0.835873	Damaged Coffee
0.167473	0.978292	0.970876	0.666803	0.069267	0.816579	Damaged Coffee
0.157668	0.979886	0.971209	0.663539	0.067768	0.814578	Damaged Coffee
0.157252	0.977246	0.970737	0.669596	0.068631	0.818287	Damaged Coffee
0.191769	0.941649	0.977128	0.781771	0.061357	0.884177	Damaged Coffee
0.17614	0.95283	0.97997	0.761749	0.054046	0.872782	Damaged Coffee
0.151175	0.977502	0.97505	0.649143	0.059409	0.805694	Damaged Coffee
0.141398	0.978981	0.974147	0.644197	0.060146	0.802618	Damaged Coffee
0.153482	0.980242	0.975562	0.637151	0.058429	0.798217	Damaged Coffee
0.129059	0.993166	0.980577	0.655667	0.048003	0.809732	Damaged Coffee
0.156469	0.9918	0.981362	0.654189	0.048463	0.808819	Damaged Coffee
0.127074	0.979337	0.983703	0.730662	0.041472	0.854788	Damaged Coffee
0.19802	0.988366	0.983662	0.686895	0.048495	0.828791	Damaged Coffee
0.195303	0.98857	0.981935	0.662748	0.052026	0.814093	Damaged Coffee
0.175396	0.971158	0.969865	0.5862	0.071654	0.765636	Damaged Coffee
0.190259	0.969678	0.967605	0.584948	0.077507	0.764817	Damaged Coffee
0.211775	0.962178	0.971736	0.646776	0.072142	0.804222	Damaged Coffee
0.203631	0.964111	0.969376	0.643723	0.075347	0.802322	Damaged Coffee
0.208703	0.96593	0.977108	0.758832	0.062118	0.871109	Damaged Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.195523	0.965702	0.980344	0.785628	0.054881	0.886356	Damaged Coffee
0.185084	0.973106	0.978636	0.714428	0.056887	0.845238	Damaged Coffee
0.127535	0.987341	0.980417	0.736226	0.048398	0.858036	Damaged Coffee
0.133386	0.98081	0.988221	0.822956	0.034345	0.907169	Damaged Coffee
0.14829	0.977827	0.98754	0.824858	0.037639	0.908217	Damaged Coffee
0.168952	0.953969	0.977285	0.756106	0.057882	0.869543	Damaged Coffee
0.180938	0.930292	0.981423	0.820251	0.052528	0.905676	Damaged Coffee
0.199431	0.938001	0.981294	0.812638	0.054081	0.901463	Damaged Coffee
0.201727	0.936707	0.979895	0.780759	0.056808	0.883605	Damaged Coffee
0.169567	0.982393	0.97233	0.617842	0.066019	0.786028	Damaged Coffee
0.16242	0.982672	0.972629	0.615688	0.064705	0.784657	Damaged Coffee
0.197506	0.988385	0.969578	0.624471	0.075154	0.790234	Damaged Coffee
0.297813	0.984065	0.966415	0.595405	0.089972	0.771624	Damaged Coffee
0.133426	0.981491	0.987236	0.807273	0.03566	0.898483	Damaged Coffee
0.127704	0.977634	0.980619	0.79297	0.048784	0.890488	Damaged Coffee
0.150878	0.979606	0.984951	0.777176	0.041764	0.881575	Damaged Coffee
0.15842	0.950022	0.978359	0.727512	0.05455	0.852942	Damaged Coffee
0.153694	0.952337	0.978772	0.72547	0.053211	0.851744	Damaged Coffee
0.219795	0.987177	0.974683	0.626656	0.066947	0.791615	Damaged Coffee
0.254827	0.984588	0.972751	0.636648	0.073925	0.797902	Damaged Coffee
0.232019	0.976624	0.971495	0.635065	0.074662	0.796909	Damaged Coffee
0.177351	0.989181	0.97504	0.638849	0.062582	0.79928	Damaged Coffee
0.255257	0.986636	0.968156	0.522765	0.082532	0.723023	Damaged Coffee
0.260274	0.986684	0.967597	0.556059	0.084667	0.745692	Damaged Coffee
0.299408	0.98373	0.96816	0.565681	0.08768	0.752116	Damaged Coffee
0.2863	0.958866	0.973014	0.670532	0.078018	0.818859	Damaged Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.228157	0.988446	0.969277	0.529798	0.077699	0.727871	Damaged Coffee
0.272833	0.985752	0.963897	0.532712	0.093046	0.72987	Damaged Coffee
0.214142	0.969544	0.976142	0.713008	0.065021	0.844397	Damaged Coffee
0.18776	0.970154	0.975868	0.71503	0.062591	0.845593	Damaged Coffee
0.194015	0.969921	0.974789	0.716979	0.065497	0.846746	Damaged Coffee
0.171743	0.991144	0.97487	0.61916	0.061909	0.786867	Normal Coffee
0.247951	0.987449	0.972595	0.606979	0.072894	0.779088	Normal Coffee
0.167541	0.99025	0.974547	0.659937	0.061887	0.812365	Normal Coffee
0.181275	0.989509	0.974031	0.657094	0.063805	0.810613	Normal Coffee
0.180848	0.988995	0.97098	0.649811	0.069793	0.806108	Normal Coffee
0.184584	0.988767	0.96998	0.64955	0.072154	0.805946	Normal Coffee
0.145808	0.991477	0.97951	0.703865	0.051188	0.838966	Normal Coffee
0.143023	0.991788	0.980315	0.701786	0.049298	0.837727	Normal Coffee
0.150332	0.991216	0.979105	0.702095	0.052114	0.837911	Normal Coffee
0.22578	0.987413	0.978753	0.660681	0.058836	0.812822	Normal Coffee
0.176025	0.990855	0.976497	0.612144	0.059124	0.782396	Normal Coffee
0.1445	0.992934	0.976623	0.638554	0.056528	0.799095	Normal Coffee
0.140321	0.993177	0.977415	0.63876	0.054647	0.799224	Normal Coffee
0.137985	0.993353	0.977533	0.63835	0.054119	0.798968	Normal Coffee
0.150022	0.992657	0.977172	0.637856	0.055891	0.798659	Normal Coffee
0.212686	0.991013	0.967396	0.5094	0.078998	0.713721	Normal Coffee
0.184119	0.990808	0.975243	0.583269	0.062008	0.76372	Normal Coffee
0.216784	0.99069	0.964709	0.509448	0.084389	0.713755	Normal Coffee
0.224422	0.990512	0.966918	0.510364	0.080905	0.714396	Normal Coffee
0.15885	0.992803	0.976816	0.593658	0.056983	0.770492	Normal Coffee
0.159617	0.992634	0.975314	0.590577	0.060017	0.768489	Normal Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.162217	0.992449	0.975407	0.588868	0.060138	0.767376	Normal Coffee
0.158543	0.992733	0.975523	0.58535	0.059604	0.765081	Normal Coffee
0.156658	0.992655	0.9757	0.586956	0.059051	0.76613	Normal Coffee
0.209508	0.991579	0.973228	0.55716	0.067918	0.746431	Normal Coffee
0.222361	0.990923	0.973783	0.561966	0.067941	0.749643	Normal Coffee
0.223992	0.991096	0.972394	0.552535	0.070824	0.743326	Normal Coffee
0.182507	0.990797	0.974606	0.582813	0.06326	0.763421	Normal Coffee
0.27442	0.988936	0.969804	0.552406	0.080061	0.743239	Normal Coffee
0.164327	0.993727	0.978004	0.52745	0.055554	0.726257	Normal Coffee
0.157724	0.993711	0.980584	0.595272	0.049468	0.771538	Normal Coffee
0.166507	0.993599	0.981322	0.590163	0.048866	0.76822	Normal Coffee
0.163357	0.993747	0.982309	0.590689	0.046742	0.768562	Normal Coffee
0.176101	0.992622	0.973366	0.555087	0.064781	0.745041	Normal Coffee
0.18464	0.992401	0.973637	0.551563	0.064847	0.742672	Normal Coffee
0.259358	0.989498	0.972871	0.545156	0.072748	0.738346	Normal Coffee
0.230975	0.991004	0.977992	0.560566	0.060812	0.748709	Normal Coffee
0.221935	0.991402	0.978518	0.561261	0.059003	0.749173	Normal Coffee
0.162293	0.992045	0.971597	0.610211	0.067038	0.781159	Normal Coffee
0.151008	0.992755	0.973996	0.609517	0.061479	0.780715	Normal Coffee
0.160111	0.992063	0.969729	0.608197	0.07038	0.779869	Normal Coffee
0.176678	0.991281	0.969032	0.607165	0.073144	0.779207	Normal Coffee
0.196015	0.991801	0.978523	0.571577	0.056973	0.756027	Normal Coffee
0.156614	0.993278	0.978712	0.581551	0.053396	0.762594	Normal Coffee
0.152104	0.993492	0.979546	0.583207	0.051258	0.763679	Normal Coffee
0.177076	0.993338	0.976604	0.546036	0.058733	0.738942	Normal Coffee
0.167741	0.992868	0.979329	0.580099	0.053093	0.761642	Normal Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.176553	0.993431	0.977445	0.544277	0.05712	0.73775	Normal Coffee
0.15025	0.990949	0.969698	0.667391	0.070089	0.81694	Normal Coffee
0.156615	0.990597	0.969518	0.666325	0.070978	0.816287	Normal Coffee
0.167852	0.993387	0.980025	0.609856	0.051741	0.780932	Normal Coffee
0.148275	0.994188	0.981746	0.612063	0.04682	0.782344	Normal Coffee
0.149114	0.994342	0.982291	0.612073	0.045787	0.78235	Normal Coffee
0.153022	0.990329	0.975465	0.699528	0.059036	0.836378	Normal Coffee
0.145722	0.990353	0.975141	0.699017	0.059257	0.836072	Normal Coffee
0.174334	0.989314	0.973748	0.652024	0.064223	0.80748	Normal Coffee
0.170194	0.990017	0.974595	0.663082	0.062501	0.814298	Normal Coffee
0.152663	0.991159	0.975755	0.660983	0.058666	0.813008	Normal Coffee
0.224254	0.988593	0.974977	0.597796	0.066099	0.773172	Normal Coffee
0.277083	0.986473	0.972466	0.585513	0.075107	0.765188	Normal Coffee
0.154344	0.994049	0.982805	0.605278	0.045464	0.777996	Normal Coffee
0.156247	0.993891	0.98076	0.607426	0.049485	0.779375	Normal Coffee
0.147092	0.994296	0.981854	0.607231	0.046569	0.77925	Normal Coffee
0.160483	0.993882	0.979813	0.57579	0.051353	0.758808	Normal Coffee
0.152096	0.994201	0.98143	0.575629	0.047498	0.758702	Normal Coffee
0.150872	0.994261	0.981172	0.574935	0.047898	0.758244	Normal Coffee
0.159966	0.993899	0.980479	0.575693	0.050154	0.758743	Normal Coffee
0.162562	0.99354	0.978426	0.585285	0.05447	0.765039	Normal Coffee
0.173084	0.992731	0.982186	0.613256	0.04799	0.783106	Normal Coffee
0.182841	0.993507	0.970123	0.506013	0.071932	0.711344	Normal Coffee
0.184176	0.993444	0.968661	0.502685	0.074743	0.709001	Normal Coffee
0.186338	0.993511	0.970845	0.500641	0.070648	0.707558	Normal Coffee
0.157454	0.993696	0.977433	0.551476	0.055696	0.742614	Normal Coffee

Contrast	Correlation	Homogeneity	ASM	Disimilarity	Energy	Class
0.174254	0.992987	0.977006	0.553354	0.057949	0.743877	Normal Coffee
0.171564	0.993179	0.97851	0.552503	0.054778	0.743305	Normal Coffee
0.154003	0.993785	0.977699	0.553526	0.054886	0.743993	Normal Coffee
0.167935	0.993169	0.976472	0.553334	0.058694	0.743863	Normal Coffee
0.16425	0.993391	0.978561	0.554461	0.054151	0.744621	Normal Coffee
0.204649	0.991843	0.976239	0.548608	0.061951	0.74068	Normal Coffee
0.158574	0.993733	0.978487	0.551282	0.05388	0.742483	Normal Coffee
0.160758	0.994156	0.980835	0.58909	0.049346	0.767521	Normal Coffee
0.154813	0.99436	0.981117	0.591083	0.048243	0.768818	Normal Coffee
0.169014	0.99375	0.980372	0.592857	0.050772	0.769971	Normal Coffee
0.181295	0.993524	0.973973	0.515253	0.064127	0.71781	Normal Coffee
0.190385	0.993246	0.974334	0.513655	0.064202	0.716696	Normal Coffee
0.201638	0.992798	0.972854	0.514006	0.068167	0.716941	Normal Coffee
0.232708	0.991744	0.972885	0.509467	0.070811	0.713768	Normal Coffee
0.16371	0.991549	0.972793	0.600752	0.065175	0.775081	Normal Coffee
0.168187	0.991269	0.971907	0.599399	0.067283	0.774208	Normal Coffee
0.212264	0.989903	0.97323	0.619165	0.06853	0.78687	Normal Coffee
0.185351	0.991229	0.973777	0.618331	0.065069	0.78634	Normal Coffee
0.155546	0.992503	0.975081	0.62572	0.060145	0.791024	Normal Coffee
0.174273	0.991608	0.974662	0.626322	0.062639	0.791405	Normal Coffee
0.154726	0.992877	0.978504	0.621216	0.053576	0.788172	Normal Coffee
0.183233	0.991655	0.979094	0.620837	0.054889	0.787932	Normal Coffee
0.183956	0.991573	0.979375	0.62467	0.054987	0.79036	Normal Coffee
0.187721	0.991432	0.978472	0.618903	0.056306	0.786703	Normal Coffee
0.170109	0.991153	0.977216	0.615556	0.057325	0.784573	Normal Coffee
0.185147	0.990617	0.977119	0.612042	0.058714	0.782331	Normal Coffee
0.166552	0.991279	0.976639	0.613695	0.058066	0.783387	Normal Coffee

Sumber : Data hasil olahan