

**DETEKSI *NON-TARGETED* BEBERAPA KOPI SPESIALTI ROBUSTA
ASAL TANGGAMUS SECARA *INTACT* MENGGUNAKAN *PORTABLE LED-
BASED FLUORESCENCE SPECTROSCOPY***

(Skripsi)

Oleh

GUSTUTY INDRIYANI



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

ABSTRAK

DETEKSI *NON-TARGETED* BEBERAPA KOPI SPESIALTI ROBUSTA ASAL TANGGAMUS SECARA *INTACT* MENGGUNAKAN *PORTABLE LED-BASED FLUORESCENCE SPECTROSCOPY*

Oleh

GUSTUTY INDRIYANI

Kopi robusta (*Coffea canephora*) adalah satu dari banyaknya varietas kopi yang paling banyak dibudidayakan di Indonesia. Kabupaten Tanggamus merupakan salah satu daerah di Indonesia yang menghasilkan produk kopi robusta. Beberapa kopi robusta asal Tanggamus diproduksi dengan cara khusus. Proses khusus tersebut membutuhkan waktu cukup lama dan kopi yang dihasilkan sedikit sehingga membuat kopi spesialti robusta asal Tanggamus menjadi langka dan mahal. Hal tersebut dapat menimbulkan pemalsuan label kopi (*mislabeled*). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui perbedaan empat jenis kopi robusta asal Tanggamus yaitu kopi robusta Codot *peaberry* (CP), kopi robusta Codot biasa (CB), kopi robusta natural proses (NP) dan kopi robusta natural fermentasi (NF) dengan mengambil spektra pada sampel *green bean* kopi menggunakan alat *LED-based fluorescence spectroscopy* portabel. Jumlah sampel tiap jenis kopi sebanyak 100 sampel dan untuk satu sampel diambil spektra sebanyak dua kali pada total keseluruhan data sebanyak 800 data. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *principal component analysis* (PCA) dan *soft independent modelling of class analogy* (SIMCA). PCA data original untuk PC1 memberikan informasi varian sebanyak 64% dan PC2 sebanyak 25%, maka didapat kumulatif dua PC pertama (PC1+PC2) sebesar 89% yang sudah mampu menjelaskan varian data. Hasil PCA dari *pretreatment SNV+ smoothing moving average 9 segment* memiliki nilai persentase PC1 sebesar 82% dan PC2 sebanyak 9% dengan nilai kumulatif dua PC pertama (PC1+PC2) yaitu sebesar 91%. Klasifikasi model SIMCA CB dan NF data *original* memiliki nilai akurasi sebesar 60%, sensitivitas 72,2%, spesifisitas 56,5% dan *error* 40%, sedangkan klasifikasi menggunakan data *pretreatment SNV+ smoothing moving average 9 segment* memiliki akurasi sebesar 97,4%, sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas sebesar 95% dan nilai *error* sebesar 2,6%. Berdasarkan kurva ROC yang menjelaskan hubungan spesifisitas dan sensitivitas, klasifikasi CB dan NF tergolong sangat baik untuk level signifikansi 10% dan 25% karena tepat berada di garis koordinat (0,1), sedangkan untuk level signifikansi 5% tergolong sebagai baik karena semakin mendekati garis koordinat (0,1).

Kata kunci : Kopi robusta, kopi Codot, kopi natural fermentasi, kopi natural proses, *LED-based fluorescence spectroscopy*, PCA, SIMCA

ABSTRACT

NON-TARGETED INTACT DETECTION OF SEVERAL SPECIALTY ROBUSTA GREEN COFFEE BEANS FROM TANGGAMUS USING PORTABLE LED-BASED FLUORESCENCE SPECTROSCOPY

By

GUSTUTY INDRIYANI

Robusta coffee (*Coffea canephora*) is one of the most widely cultivated coffee varieties in Indonesia. Tanggamus Regency is one of the regions in Indonesia that produces robusta coffee. Some robusta coffees from Tanggamus are produced using special methods. These special processes take a considerable amount of time and result in a limited amount of coffee, making Tanggamus specialty robusta coffee rare and expensive. This situation can lead to coffee label fraud (mislabeling). This study aims of this study is to identify the differences between four types of robusta coffee from Tanggamus : Codot *peaberry* robusta (CP), regular Codot robusta (CB), natural process robusta (NP), and natural fermentation robusta (NF) by analyzing the spectra of green bean samples using a portable LED-based fluorescence spectroscopy device. The number of samples for each coffee type was 100, and spectra were taken twice for each sample, totaling 800 data points. The methods used in this study were principal component analysis (PCA) and soft independent modeling of class analogy (SIMCA). The original PCA data for PC1 provided 64% variance information, and PC2 provided 25%, resulting in a cumulative variance of 89% for the first two PCs (PC1+PC2), which was sufficient to explain the data variance. The PCA results from the pretreatment SNV+ smoothing moving average of 9 segments showed that PC1 accounted for 82% and PC2 for 9%, with a cumulative variance of 91% for the first two PCs (PC1+PC2). The SIMCA model classification for CB and NF with original data had an accuracy of 60%, sensitivity of 72,2%, specificity of 56,5%, and an error rate of 40%. In contrast, the classification using pretreatment SNV+ smoothing moving average of 9 segments had an accuracy of 97,4%, sensitivity of 100%, specificity of 95%, and an error rate of 2,6%. Based on the ROC curve, which explains the relationship between specificity and sensitivity, the CB and NF classification is considered very good for significance levels of 10% and 25% as it lies precisely on the coordinate line (0,1). At a significance level of 5%, the classification is considered good as it approaches the coordinate line (0,1).

Keywords: Robusta coffee, Codot coffee, fermented natural coffee, processed natural coffee, LED-based fluorescence spectroscopy, PCA, SIMCA

**DETEKSI *NON-TARGETED* BEBERAPA KOPI SPESIALTI ROBUSTA
ASAL TANGGAMUS SECARA *INTACT* MENGGUNAKAN *PORTABLE LED-
BASED FLUORESCENCE SPECTROSCOPY***

Oleh

Gustuty Indriyani

Skripsi

**Sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar
SARJANA TEKNIK**

Pada

**Jurusan Teknik Pertanian
Fakultas Pertanian Universitas Lampung**



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

Judul Skripsi

**DETEKSI NON-TARGETED BEBERAPA KOPI
SPECIALTI ROBUSTA ASAL TANGGAMUS
SECARA INTACT MENGGUNAKAN PORTABLE
LED-BASED FLUORESCENCE SPECTROSCOPY**

Nama Mahasiswa

Gustuty Indriyani

Nomor Pokok Mahasiswa

2014071037

Program Studi

Teknik Pertanian

Fakultas

Pertanian



Prof. Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.T.P., M.Agr.

NIP. 197803032001121001

Winda Rahmawati, S.T.P., M.Si., M.Sc.

NIP. 198905202015042001

2. Ketua Jurusan Teknik Pertanian

Dr. Ir. Sandi Asmara, M.Si.

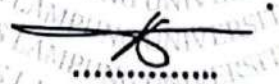
NIP. 196210101989021002

MENGESAIKAN

1. Tim Penguji

Ketua

Prof. Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.T.P., M.Agr.



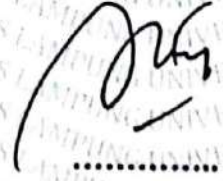
Sekretaris

Winda Rahmawati, S.T.P., M.Si., M.Sc.



Penguji

Bukan Pembimbing : Dr. Ir. Warji, S.T.P., M.Si., IPM.



2. Dekan Fakultas Pertanian



Dr. Ir. Kuswanto, Futas Hidayat, M.P.

NIP. 1941118189021002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 12 Agustus 2024

PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Saya adalah Gustuty Indriyani NPM 2014071037, Dengan ini menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya saya yang dibimbing oleh Komisi Pembimbing, 1) Prof. Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr. dan 2) Winda Rahmawati, S.T.P., M.Si., M.Sc. berdasarkan pada pengetahuan dan informasi yang telah saya dapatkan. Karya ilmiah ini berisi material yang dibuat sendiri dan hasil rujukan beberapa sumber lain (buku, jurnal, dll) yang telah dipublikasikan sebelumnya atau dengan kata lain bukanlah hasil dari plagiat karya orang lain.

Demikianlah pernyataan ini saya buat dan dapat dipertanggungjawabkan. Apabila dikemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 30 Juli 2024
Yang membuat pernyataan



Gustuty Indriyani
NPM. 2014071037

RIWAYAT HIDUP



Penulis bertempat lahir di Bumi Restu, Lampung Utara pada tanggal 10 Februari 2000. Penulis merupakan anak pertama dari pasangan Bapak Munjir dan Ibu Juwita Sari. Pada tahun 2013 penulis menamatkan pendidikan Sekolah Dasar di SD Xaverius Terbanggi Besar dan melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Xaverius Terbanggi Besar dan lulus tahun 2016. Penulis menamatkan Sekolah Menengah Atas pada tahun 2019 di SMA N 1 Terusan Nunyai Lampung Tengah.

Tahun 2020, penulis terdaftar sebagai salah satu mahasiswa Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN). Selama menjadi mahasiswa penulis aktif dalam Unit Kegiatan Mahasiswa Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP) sebagai Anggota Bidang Keprofesian.

Pada tanggal 05 Januari sampai 11 Februari 2023, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) Periode 1 tahun 2023 di Desa Tanjung Ratu, Kecamatan Pakuan Ratu, Kabupaten Way Kanan, Provinsi Lampung selama 40 hari. Kemudian, pada bulan Juni sampai Agustus 2023, penulis melakukan kegiatan Praktik Umum (PU) di Pusat Penelitian Teh dan Kina Gambung, Kabupaten Bandung, Jawa Barat dengan judul “Mempelajari Proses Pengolahan dan Pengukuran Kadar Air Teh Hijau dari Proses Pengeringan I pada Mesin ECP”.

Persembahan

Segala puji bagi Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, serta kesehatan, kemudahan dan kelancaran dalam setiap langkah sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini

Karya ini ku persembahkan untuk :

Kedua Orang Tua

Ayahku Munjir dan Ibuku Juwita Sari yang selalu mengupayakan segala yang dimiliki baik berupa materi, tenaga, pikiran serta doa demi keberhasilanku

Keluargaku

Kakak perempuanku Diah Permata Sari beserta keluarga besarku yang selalu memberikan doa, dukungan, dan semangat yang tiada henti.

Serta

“Kepada Almamater Tercinta”

Teknik Pertanian Universitas Lampung 2020

SANWACANA

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Sholawat dan salam semoga selalu tercurahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW. yang kita nantikan syafaat nya di akhirat kelak. Skripsi dengan judul **“Deteksi *Non-targeted* Beberapa Kopi Spesialti Robusta Asal Tanggamus Secara *Intact* Menggunakan *Portable Led-Based Fluorescence Spectroscopy*”** merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T.) di Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Sehingga penulis ingin mengucapkan banyak terimakasih atas bantuan semua pihak yang telah memberikan bantuan, doa dukungan dan bimbingan serta arahan dalam penyelesaian skripsi ini. Ucapan terima kasih saya ucapkan kepada :

1. Bapak Dr. Ir. Kuswanta Futas Hidayat, M.P. selaku Dekan Fakultas Pertanian yang telah membantu dalam administrasi skripsi.
2. Bapak Dr. Ir. Sandi Asmara, M.Si., selaku Ketua Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.
3. Bapak Prof. Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr., selaku Dosen Pembimbing Utama sekaligus Pembimbing Akademik (PA) penulis selama menempuh pendidikan di Jurusan Teknik Pertanian, yang telah meluangkan waktu untuk membimbing, memotivasi, menyemangati dan memberikan saran dalam proses penelitian hingga penyusunan skripsi ini.

4. Ibu Winda Rahmawati, S.T.P., M.Si., M.Sc. selaku pembimbing kedua penulis yang telah memberikan bimbingan, dukungan, saran dan arahan dalam menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak Dr. Ir. Warji, S.T.P., M.Si., IPM., selaku dosen pembahas yang telah memberikan saran dan masukan sebagai perbaikan selama penulis menyusun skripsi ini.
6. Seluruh Dosen dan staf di Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dan pengalamannya.
7. Kedua orang tua ku Bapak Munjir dan Ibu Juwita Sari serta seluruh keluarga besar atas semua doa, kasih sayang, dukungan dan nasihat yang telah diberikan. Terima kasih banyak.
8. Danang Rahmaddiansyah yang telah menemani, memberikan bantuan dan selalu mendengarkan keluh kesahku selama proses penyusunan skripsi
9. Fitria Amelia Damayanti, kak wahyudi dan kak dimas yang telah berbaik hati membantu di setiap proses penyusunan skripsi ini.
10. Teman-teman seperjuangan skripsi Pipit, Oci, Budi, Tirta, dan Zaki atas bantuan dan kerjasamanya selama penelitian berlangsung.
11. Teman-teman seperjuangan Teknik Pertanian 2020 yang telah memberikan semangat, dukungan dan bantuannya selama menempuh pendidikan.

Semoga Allah SWT membalas semua kebaikan Bapak, Ibu, serta rekan-rekan yang telah membantu, dan semoga skripsi ini dapat bermanfaat di masa yang akan datang. Aamiin.

Bandarlampung, Agustus 2024

Gustuty Indriyani
NPM. 2014071037

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	i
DAFTAR TABEL	iii
DAFTAR GAMBAR	vi
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian.....	3
1.4. Manfaat Penelitian.....	4
1.5. Batasan Masalah.....	4
1.6. Hipotesis.....	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1. Kopi.....	6
2.2. Kopi Robusta.....	7
2.3. Kopi Codot Spesialti Robusta	7
2.3.1. Kopi Codot Spesialti Robusta <i>Peaberry</i> (Kopi Codot Lanang).....	8
2.3.2. Kopi Codot Spesialti Robusta Biasa	9
2.4. Kopi Robusta Natural Proses (<i>Peaberry</i>).....	10
2.5. Kopi Robusta Natural Fermentasi (<i>Peaberry</i>)	11
2.6. <i>LED-Based Fluorescence Spectroscopy Portable</i>	12
2.7. Kemometrik.....	13
2.8. <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	14
2.9. <i>Soft Independent Modeling of Class Analogy (SIMCA)</i>	14
III. METODOLOGI PENELITIAN	16
3.1. Waktu dan Tempat	16
3.2. Alat dan Bahan	16
3.3. Prosedur Penelitian.....	16
3.3.1. Persiapan Alat	17
3.3.2. Persiapan Bahan	18
3.3.3. Pengambilan Spektra dengan Menggunakan <i>LED-Based Fluorescence Spectroscopy Portable</i>	20

3.3.4. Analisis Data	21
3.3.5. <i>Principal Component Analysis</i> (PCA)	21
3.3.6. Membangun Model Menggunakan Analisis <i>Soft Independent Modeling of Class Analogy</i> (SIMCA)	28
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	32
4.1. Analisis Spektra Kopi Spesialti Robusta Asal Tanggamus.....	32
4.1.1. Analisis Sampel Kopi Robusta Asal Tanggamus Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	33
4.1.2. Analisis Spektra Sampel Kopi Spesialti Robusta Asal Tanggamus Menggunakan Data <i>Pretreatment</i>	35
4.2. Hasil <i>Principal Component Analysis</i> (PCA).....	50
4.2.1. Hasil <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) Menggunakan Data <i>Original</i>	51
4.2.2. Hasil PCA Menggunakan Data <i>Pretreatment</i>	53
4.3. Model <i>Soft Independent Modelling of Analogy</i> (SIMCA)	60
4.3.1. Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	60
4.3.2. Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan <i>Pretreatment Standard Normal Variate</i> (SNV) + <i>Moving Average 9 Segment</i>	62
4.3.3. Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + smoothing moving average 5 Segment</i>	65
4.3.4. Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	67
4.4. Klasifikasi Menggunakan Sampel Prediksi.....	70
4.4.1. Klasifikasi Menggunakan Data <i>Original</i>	70
4.4.2. Klasifikasi Menggunakan Data <i>Pretreatment</i>	75
4.5. <i>Coomans Plot</i>	80
4.5.1. <i>Coomans Plot</i> Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	80
4.5.2. <i>Coomans Plot</i> Data Spektra <i>Pretreatment</i>	84
4.6. Kurva <i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC)	89
4.6.1. Kurva <i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC) Menggunakan Data <i>Original</i>	90
4.6.2. Kurva ROC Menggunakan Data <i>Pretreatment</i>	96
V. KESIMPULAN	102
5.1 Kesimpulan.....	102
5.2 Saran.....	103
DAFTAR PUSTAKA	104
LAMPIRAN.....	109

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Matriks Konfusi	30
2. Hasil Perhitungan Nilai PC dan Matriks Konfusi Pada Klasifikasi CP+CB	35
3. Hasil Perhitungan Nilai PC dan Matriks Konfusi Pada Klasifikasi CP+NP.....	37
4. Hasil Perhitungan Nilai PC dan Matriks Konfusi Pada Klasifikasi CP+NF.....	38
5. Hasil Perhitungan Nilai PC dan Matriks Konfusi Pada Klasifikasi CB+NP	40
6. Hasil Perhitungan Nilai PC dan Matriks Konfusi Pada Klasifikasi CB+NF	42
7. Hasil Perhitungan Nilai PC dan Matriks Konfusi Pada Klasifikasi NP+NF	43
8. Matriks Konfusi Model SIMCA CP dan CB Data <i>Original</i>	71
9. Matriks Konfusi Model SIMCA CP dan NP Data <i>Original</i>	71
10. Matriks Konfusi Model SIMCA CP dan NF Data <i>Original</i>	72
11. Matriks Konfusi Model SIMCA CB dan NP Data <i>Original</i>	73
12. Matriks Konfusi Model SIMCA CB dan NF Data <i>Original</i>	74
13. Matriks Konfusi Model SIMCA NP dan NF Data <i>Original</i>	74
14. Matriks Konfusi Model SIMCA CP dan CB Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	75
15. Matriks Konfusi Model SIMCA CP dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	76
16. Matriks Konfusi Model SIMCA CP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	77
17. Matriks Konfusi Model SIMCA CB dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	78

18. Matriks Konfusi Model SIMCA CB dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	78
19. Matriks Konfusi Model SIMCA NP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	79
20. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CP dan CB Menggunakan Data <i>Original</i> pada Beberapa Level Signifikansi	90
21. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CP dan NP Menggunakan Data <i>Original</i> pada Beberapa Level Signifikansi	91
22. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CP dan NF Menggunakan Data <i>Original</i> pada Beberapa Level Signifikansi	92
23. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CB dan NP Menggunakan Data <i>Original</i> pada Beberapa Level Signifikansi	93
24. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CB dan NF Menggunakan Data <i>Original</i> pada Beberapa Level Signifikansi	94
25. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi NP dan NF Menggunakan Data <i>Original</i> pada Beberapa Level Signifikansi	95
26. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CP dan CB Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	96
27. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CP dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	97
28. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	98
29. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CB dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	99

30. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi CB dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	100
31. Nilai Sensitivitas dan 1-Spesifisitas dari Klasifikasi NP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	101
32. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CP dan CB Data <i>Original</i>	110
33. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CP dan NP Data <i>Original</i>	112
34. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CP dan NF Data <i>Original</i>	114
35. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CB dan NP Data <i>Original</i>	116
36. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CB dan NF Data <i>Original</i>	118
37. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel NP dan NF Data <i>Original</i>	120
38. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CP dan CB Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	122
39. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CP dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	124
40. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	127
41. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CB dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	129
42. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel CB dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	131
43. Klasifikasi Model SIMCA pada Sampel NP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	133

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Codot Robusta <i>Peaberry</i>	9
2. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Codot Robusta Biasa	9
3. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Robusta Natural Proses	10
4. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Robusta Natural Fermentasi	11
5. <i>Portable LED-based Fluorescence Spectroscopy</i> (Sumber : www.goyalab.com)	12
6. Diagram Alir Prosedur Penelitian	17
7. Alat yang Disiapkan untuk Penelitian.....	18
8. Sampel Kopi Spesialti (a) Robusta Codot <i>Peaberry</i> (b) Robusta Codot Biasa (c) Robusta Natural Proses <i>Peaberry</i> (d) Robusta Natural Fermentasi <i>Peaberry</i>	18
9. Proses Pengelompokkan Sampel (a) Sampel Kopi Yang Sudah Dikelompokkan (b)	19
10. Diagram Alir Pengelompokkan Sampel.....	19
11. Diagram Alir Proses Pengambilan Spektra Menggunakan <i>LED-Based Fluorescence Spectroscopy</i> Portabel.....	20
12. Proses Pengambilan Data.....	21
13. Penggabungan Data di <i>Microsoft Excel</i>	22
14. Proses <i>Import Data</i>	22
15. Proses <i>Transpose Data</i> di Aplikasi <i>The Unscrambler</i>	23
16. Proses Pembuatan <i>Category Variable</i> Sesuai dengan Jenis Sampelnya.....	23
17. Proses Pengisian <i>Level Name</i>	24

18. Proses Pemilihan Data Berdasarkan <i>Level Name</i>	24
19. Proses <i>Define Range</i>	25
20. Proses Pengisian <i>Define Range</i>	25
21. Proses Analisis PCA pada <i>The Unscrambler</i>	26
22. Proses Sub Menu <i>Model Inputs</i>	26
23. Proses Sub Menu <i>Weights</i>	27
24. Proses Sub Menu <i>Validation</i>	27
25. Proses Sub Menu <i>Algorithm</i>	27
26. Hasil <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	28
27. Proses Pengolahan Data Menggunakan Metode SIMCA	29
28. Proses Klasifikasi Model Kelas SIMCA.....	29
29. Hasil Pengelompokkan Model Kelas SIMCA	30
30. Sampel Kopi Spesialti Robusta (a) Codot <i>Peaberry</i> (b) Codot Biasa (c) <i>Peaberry</i> Natural Proses (d) <i>Peaberry</i> Natural Fermentasi.....	33
31. Grafik Nilai Rata-Rata Spektra <i>Original</i> , CP, CB, NP, dan NF	33
32. Grafik Nilai Rata-Rata Intensitas Fluoresensi Empat Sampel Kopi Robusta Asal Tanggamus Menggunakan <i>Pretreatment Standard</i> <i>Normal Variate (SNV) + Moving Average 9 Segment</i>	46
33. Grafik Nilai Rata-Rata Intensitas Fluoresensi Empat sampel Kopi Robusta Asal Tanggamus Menggunakan <i>Pretreatment Mean</i> <i>Normalization (MN) + Moving Average 5 Segment</i>	47
34. Grafik Nilai Rata-Rata Intensitas Fluoresensi Empat Sampel Kopi Robusta Asal Tanggamus Menggunakan <i>Pretreatment Standard</i> <i>Normal Variate (SNV) + Moving Average 3 Segment</i>	48
35. Hasil Plot Skor PCA Data Original.....	51
36. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 Hasil Analisis PCA Menggunakan Data <i>Original</i>	52
37. Plot Skor Hasil PCA Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV+ Smoothing</i> <i>Moving Average 9 Segment</i>	54

38. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 Hasil Analisis PCA Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	55
39. Plot Skor Hasil PCA Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	56
40. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 Hasil Analisis PCA Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	57
41. Plot Skor Hasil PCA Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV+ Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	58
42. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 Hasil Analisis PCA Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	59
43. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CP Spektra <i>Original</i>	60
44. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CB Spektra <i>Original</i>	61
45. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NP Spektra <i>Original</i>	61
46. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NF Spektra <i>Original</i>	62
47. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CP Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	63
48. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CB Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	63
49. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NP Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	64
50. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	64
51. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CP Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	65
52. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CB Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	66
53. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NP Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	66
54. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NF Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	67

55. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CP Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV+ Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	68
56. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 CB Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV+ Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	68
57. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NP Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV+ Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	69
58. Model SIMCA PC-1 dan PC-2 NF Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV+ Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	69
59. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model SIMCA CP dan CB Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	81
60. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model SIMCA CP dan NP Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	81
61. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model SIMCA CP dan NF Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	82
62. <i>Coomans plot</i> hasil klasifikasi model SIMCA CB dan NP Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	83
63. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model SIMCA CB dan NF Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	83
64. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model SIMCA NP dan NF Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	84
65. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model CP dan CB Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	85
66. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model CP dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	86
67. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model CP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	86
68. <i>Coomans Plot</i> Hasil Klasifikasi Model CB dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	87
69. <i>Plot Coomans</i> Hasil Klasifikasi Model CB dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	88

70. <i>Plot Coomans Hasil Model SIMCA CB dan NF Data Spektra Pretreatment</i> <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	89
71. Kurva ROC Klasifikasi CP dan CB Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	90
72. Kurva ROC Klasifikasi CP dan NP Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	91
73. Kurva ROC Klasifikasi CP dan NF Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	92
74. Kurva ROC Klasifikasi CB dan NP Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	93
75. Kurva ROC Klasifikasi CB dan NF Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	94
76. Kurva ROC Klasifikasi NP dan NF Menggunakan Data Spektra <i>Original</i>	95
77. Kurva ROC Klasifikasi CP dan CB Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	96
78. Kurva ROC Klasifikasi CP dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	97
79. Kurva ROC Klasifikasi CP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	98
80. Kurva ROC Klasifikasi CB dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV + Smoothing Moving Average 9 Segment</i>	99
81. Kurva ROC Klasifikasi CB dan NP Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>Normalize + Smoothing Moving Average 5 Segment</i>	100
82. Kurva ROC Klasifikasi NP dan NF Menggunakan Data <i>Pretreatment</i> <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	101
83. Sampel Kopi Robusta Codot <i>Peaberry</i> (a) dan Sampel Kopi Robusta Codot Normal/Biasa (b).....	135
84. Sampel Kopi Robusta Natural Fermentasi (a) dan Sampel Kopi Robusta Natural Proses (b).....	136
85. <i>LED-Based Fluorescence Spectroscopy</i> Portable (a) dan Proses Pengambilan Data (b).....	136

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kopi merupakan salah satu minuman yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat dunia. Kopi merupakan salah satu komoditi yang berperan penting dalam perekonomian petani kopi di Indonesia (Marhaenanto *et al.*, 2015). Kualitas produk kopi menjadi nilai utama yang digunakan untuk menentukan harga dan menjadi nilai kelayakan produk kopi untuk bisa dikonsumsi. Setiap jenis kopi memiliki kualitas yang berbeda, semakin tinggi kualitas kopi maka semakin tinggi harga kopi. Tiap daerah di Indonesia memiliki produk kopi dengan kualitas berbeda sesuai dengan daerah atau tempat kopi di tanam, karena ketinggian tempat merupakan salah satu faktor penentu dari kualitas kopi. Selain ketinggian tempat proses pengolahan juga menjadi faktor utama dalam menghasilkan kopi yang berkualitas.

Kabupaten Tanggamus merupakan salah satu daerah di Indonesia yang banyak menghasilkan produk kopi robusta. Daerah Tanggamus terletak di provinsi Lampung yang memiliki luas perkebunan kopi mencapai 41.510 hektar. Daerah tersebut memiliki ketinggian 700-1500 mdpl. Ketinggian tempat tersebut cukup ideal untuk tumbuhnya tanaman kopi dengan baik. Tanaman kopi yang tumbuh dengan baik serta dengan proses pengolahan yang tepat dan terkontrol akan menghasilkan kualitas kopi yang baik. Banyak petani kopi di daerah Tanggamus menghasilkan kopi robusta dengan kualitas cukup baik.

Kopi Codot asal Tanggamus menjadi produk yang menarik banyak konsumen. Produk kopi Codot spesialti berasal dari pola makan hewan Codot atau kelelawar. Codot merupakan hewan yang memiliki habitat khusus dan berperan penting dalam munculnya produk kopi baru yang dikenal dengan kopi Codot. Hewan Codot memiliki indra penciuman yang sangat tajam. Maka dari itu satwa ini memiliki kemampuan dalam memilih buah kopi yang matang sempurna. Kopi Codot spesialti menjadi ikon Desa Margoyoso Kabupaten Tanggamus yang merupakan produk kopi dari Kelompok Tani Wanita Hutan (KTWHUT) Himawari.

Tak hanya kopi Codot yang menjadi produk unggulan namun ada beberapa kopi spesialti lain yang menarik. Kopi spesialti asal Tanggamus terkenal dengan cita rasa dan aroma yang khas karena perlakuan dalam proses pengolahan biji kopi yang unik sehingga membuat biji kopi robusta asal Tanggamus ini menjadi salah satu produk kopi spesialti. Satu jenis kopi robusta asal Tanggamus dapat menjadi dua produk dengan metode proses pengolahan berbeda. Kopi robusta natural proses merupakan kopi yang diolah dengan cara natural sedangkan kopi robusta natural fermentasi yaitu kopi yang cara pengolahannya menggunakan teknik fermentasi yang unik sehingga kopi robusta asal Tanggamus ini menjadi produk kopi spesialti.

Beberapa kopi spesialti asal Tanggamus memiliki kualitas yang hampir sama. Kopi berkualitas memiliki bentuk fisik baik, Citarasa dan aroma yang khas. Para *professional cupper* dan orang yang terbiasa menilai kualitas kopi tentunya memiliki keahlian dalam membedakan kopi melalui metode evaluasi sensori. Evaluasi sensori adalah cara manusia untuk menjelaskan atau mendeskripsikan kopi dengan panca indra yaitu indra perasa, indra penciuman dan indra penglihatan. Namun uji sensori ini mempunyai kelemahan karena manusia memiliki keterbatasan fisik untuk mendeskripsikan ciri suatu bahan.

Seiring dengan berkembangnya kemajuan teknologi maka teknologi *LED-based fluorescence spectroscopy portable* ada untuk mendeteksi kopi dan dapat membedakan beberapa sampel kopi berdasarkan gelombang spektranya. Fluoresensi

yaitu lepasnya energi berbentuk radiasi dengan energi yang lebih rendah atau memiliki panjang gelombang yang lebih tinggi berupa cahaya tampak (Rene Albani. 2007). Alat ini dapat mendeteksi sampel kopi dalam bentuk *green bean* sehingga memudahkan dalam pengukuran sampel. *LED-based fluorescence spectroscopy* termasuk jenis portable yang mudah dioperasikan sehingga mempermudah proses pengambilan data karena bisa langsung dipakai kapan saja dan di mana saja.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian dengan menggunakan *LED-based fluorescence spectroscopy* untuk deteksi *non-targeted* beberapa kopi spesialti asal Tanggamus menggunakan metode PCA dan SIMCA ini dapat membantu industri kopi untuk menguji kualitas kopi dan sebagai pembeda antara jenis kopi satu dengan yang lainnya. Pengujian sampel kopi dilakukan dengan cepat dan mudah sehingga tetap menjaga kualitas produk yang baik.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini mengacu pada tingginya permintaan dari kopi spesialti yang berkualitas. Di mana produk kopi spesialti Codot dan kopi spesialti lainnya adalah produk langka, maka harga produk kopi spesialti memiliki nilai yang cukup tinggi. Disisi lain keterbatasan panca indra manusia menjadi masalah dalam membedakan beberapa produk jenis kopi robusta, hal tersebut menimbulkan *mislabeled*. Maka perlu adanya identifikasi beberapa kopi robusta spesialti asal Tanggamus untuk membedakan beberapa produk kopi robusta spesialti.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Mengetahui perbedaan 4 produk kopi robusta spesialti asal Tanggamus yaitu kopi Codot *peaberry* (CP), kopi Codot biasa (CB), kopi robusta *peaberry* natural

fermentasi (NF) dan kopi robusta *peaberry* natural proses (NP) berdasarkan gelombang spektra.

2. Membangun model SIMCA yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan beberapa kopi spesialti asal Tanggamus.
3. Menentukan sampel kopi spesialti terbaik berdasarkan analisis spektra dengan melihat senyawa yang terkandung dalam sampel kopi asal Tanggamus.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu:

1. Penelitian ini bermanfaat untuk membedakan beberapa kopi spesialti asal Tanggamus yang berkualitas
2. Memberikan kepastian dan legalitas produk kopi spesialti asal Tanggamus agar dapat dipasarkan sampai manca negara serta
3. Sebagai bahan referensi tentang penelitian penggunaan teknologi *LED-based fluorescence spectroscopy* portabel dan Metode SIMCA untuk mengidentifikasi perbedaan beberapa produk kopi spesialti robusta.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini yaitu proses deteksi *non-targeted* dilakukan hanya pada kopi Codot *peaberry* (CP), kopi Codot biasa (CB), kopi robusta natural proses (NF), dan kopi robusta natural fermentasi (NF). Penelitian hanya mendiskriminasi kopi berdasarkan data spektranya dan tidak dilakukan uji kandungan kimia lainnya.

1.6. Hipotesis

Hipotesis dari penelitian ini adalah teknologi *LED-based fluorescence spectroscopy* portabel dapat membedakan 4 sampel kopi spesialti jenis robusta yang berbeda cara pengolahannya yaitu kopi Codot *peaberry* (CP), kopi Codot biasa (CB), kopi robusta *peaberry* natural proses (NP), dan kopi robusta *peaberry* natural fermentasi (NF) berdasarkan spektranya menggunakan metode SIMCA.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kopi

Kopi adalah tanaman perkebunan yang sudah lama dibudidayakan. Menurut (Panggabean, 2011) dibutuhkan tiga tahun dari saat perkecambahan sampai tanaman kopi menjadi berbunga dan menghasilkan buah. Semua jenis kopi berbunga memiliki warna putih dan aroma yang kuat. Bunga muncul di ketiak daun. Buah kopi terdiri dari kulit buah (*epicarp*), daging buah (*mesocarp*), dan kulit tanduk (*endocarp*). Setiap buah kopi mengandung dua biji kopi, dan buah akan matang dalam waktu 7 hingga 12 bulan. Banyak genus tanaman kopi dalam famili *Rubiaceae*, termasuk *Gardenia*, *Ixora*, *Cinchona*, dan *Rubia*. Dalam genus *Coffea* ada hampir 70 spesies, tetapi hanya dua spesies yang ditanam secara luas di seluruh dunia yaitu kopi arabika (*Coffea arabica*) dan kopi robusta (*Coffea canephora var robusta*). Menurut (Rahardjo, 2012) Sistem taksonomi tanaman kopi (*Coffea sp.*) dapat dilihat sebagai berikut:

Kingdom	: Plantae (Tumbuhan)
Subkingdom	: Tracheobionta (Tumbuhan berpembuluh)
Super Divisi	: Spermatophyta (Tumbuhan penghasil biji)
Divisi	: Magnoliophyta (Tumbuhan berbunga)
Kelas	: Magnoliopsida (Tumbuhan berkeping dua/dikotil)
Sub Kelas	: Asteridae
Ordo	: Rubiales

Famili : Rubiaceae (suku kopi-kopian)

Genus : *Coffea*

Spesies : *Coffea sp*

Empat jenis kopi yang paling umum adalah kopi arabika, robusta, liberika, dan excelsa. Kopi robusta dan arabika memiliki nilai ekonomis dan diperdagangkan secara komersial, sedangkan kopi liberika dan excelsa kurang ekonomis dan kurang diperdagangkan secara komersial. Sebagian besar perdagangan kopi di dunia berasal dari kopi robusta dan arabika. Saat ini, sebagian besar tanaman kopi di Indonesia adalah kopi robusta sebanyak 90%, dan kopi arabika hanya 10%.

2.2. Kopi Robusta

Kopi robusta (*Coffea canephora*) yaitu tanaman kopi hasil keturunan beberapa spesies kopi. Kopi robusta adalah satu dari banyaknya varietas kopi yang paling terkenal dan paling sering ditemukan di Indonesia. Tanaman kopi robusta lebih mudah ditanam karena tanaman ini mampu tumbuh di dataran rendah, tahan di cuaca panas, dan juga tahan terhadap hama dan penyakit. Karena hal inilah lahan kopi robusta di Indonesia lebih besar dibandingkan kopi lainnya yang hanya bisa tumbuh di suhu yang lebih rendah seperti di atas gunung dengan kandungan air yang cukup. Bentuk dari biji kopi robusta cenderung bulat dan biji lebih kecil dibandingkan varietas kopi lainnya. Kopi robusta memiliki rasa yang kuat dan pahit (Ariyanti *et al.*, 2019).

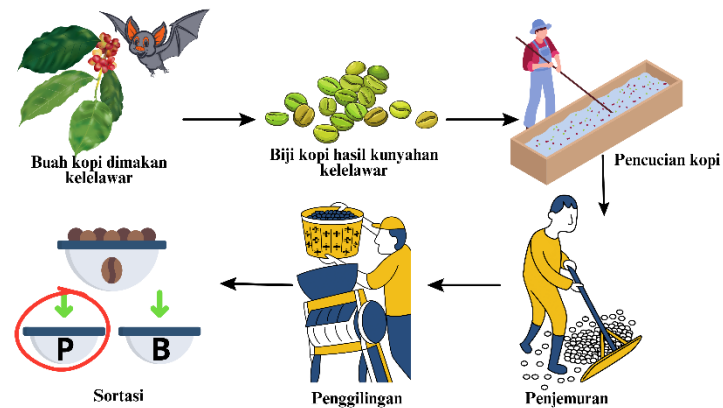
2.3. Kopi Codot Spesialti Robusta

Kopi Codot merupakan kopi jenis robusta yang dimakan oleh kelelawar atau codot lalu dimuntahkan kembali dan jatuh di bawah tanaman kopi. kelelawar merobek kulit buah kopi yang matang dengan giginya, memakan daging buahnya dan menjilati

lendir yang kaya gula sehingga memulai metode pemrosesan kopi alami yang unik. Biji kopi bekas kunyahan codot tersebut dikumpulkan oleh petani. Buah kopi yang dimakan codot adalah buah yang matang, sehingga kopi Codot ini memiliki kualitas yang cukup baik. Kopi Codot Saat ini menjadi salah satu produk unggulan Kabupaten Tanggamus dengan harga jual yang lebih tinggi dibandingkan kopi biasa. Kopi Codot merupakan komoditas kopi baru. Kopi Codot menjadi hal yang menarik apabila dilihat dari aspek spasial (Audia *et al.*, 2019). Kopi yang dimakan kelelawar memiliki perbedaan dengan kopi yang dimakan dari satwa lainnya. Hasil kopi yang dimakan codot akan menumpuk di bawah tegakan kopi. Codot atau kelelawar pemakan buah beraktivitas pada malam hari, dan dalam aktivitasnya menempati suatu habitat tertentu (Fatem *et al.*, 2006).

2.3.1. Kopi Codot Spesialti Robusta *Peaberry* (Kopi Codot Lanang)

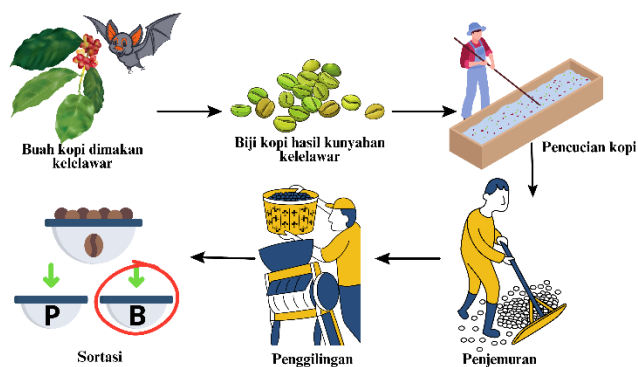
Kopi *peaberry* yang sering juga disebut dengan “kopi lanang” ini merupakan hasil mutasi alami dari kopi, bentuknya seperti biji utuh (tidak terbelah). Faktanya biji kopi tumbuh dengan bentuk setengah biji. Kopi *peaberry* jarang ditemukan karena hanya sekitar 3-5% dari seluruh biji kopi yang dipanen (Meister, 2011). Sebagai perbandingan 100 kg biji kopi hanya mengandung sekitar 5 kg biji kopi *peaberry*. Biji kopi *peaberry* dapat digolongkan sebagai biji kopi jantan yang mempunyai tumbuhan monokotil (*monocotyledons*), jumlah benih tidak dapat dilihat dengan mata telanjang, melainkan harus dikupas terlebih dahulu kulit buahnya (Aditya.2016). Kopi Codot *peaberry* dihasilkan dari proses yang cukup panjang. Gambar 1 adalah tahapan proses pengolahan pascapanen untuk kopi Codot robusta *peaberry*.



Gambar 1. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Codot Robusta *Peaberry*

2.3.2. Kopi Codot Spesialti Robusta Biasa

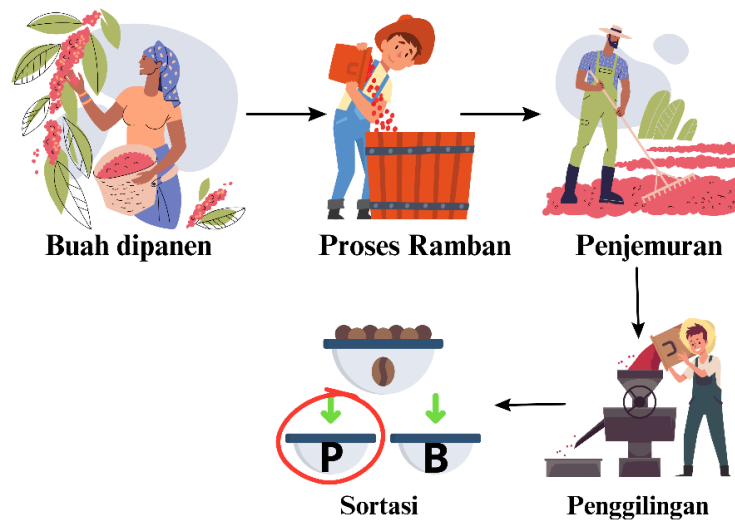
Biji kopi Codot biasa dapat tergolong dalam biji kopi betina dan mempunyai tumbuhan dikotil (*dicotyledons*). Kopi Codot biasa atau normal mengandung dua butir biji, di mana biji-biji tersebut mempunyai bidang yang datar (perut) dan bidang yang cembung (punggung) (Aditya, 2016). Biji kopi biasa dihasilkan dengan jumlah lebih banyak dibanding biji kopi *peaberry*. Banyak sedikitnya hasil kopi yang diproduksi menentukan harga jual. Diketahui bahwa kopi biasa memiliki harga lebih rendah dibanding kopi *peaberry*. Gambar 2 di bawah ini merupakan tahapan proses pascapanen kopi Codot robusta biasa.



Gambar 2. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Codot Robusta Biasa

2.4. Kopi Robusta Natural Proses (*Peaberry*)

Kopi spesialti robusta natural proses merupakan biji kopi yang diolah dengan cara natural. Kopi natural proses diolah dengan metode pengolahan kering, untuk pengolahan kering tahap pengupasan daging buah, kulit tanduk dan kulit ari dilakukan setelah proses pengeringan untuk menjaga cita rasa alami buah kopi robusta. Proses natural yang digunakan dalam mengolah buah kopi robusta untuk memenuhi permintaan pasar yang menginginkan cita rasa alami dari kopi robusta. Proses pascapanen kopi robusta natural proses dapat dilihat pada Gambar 3



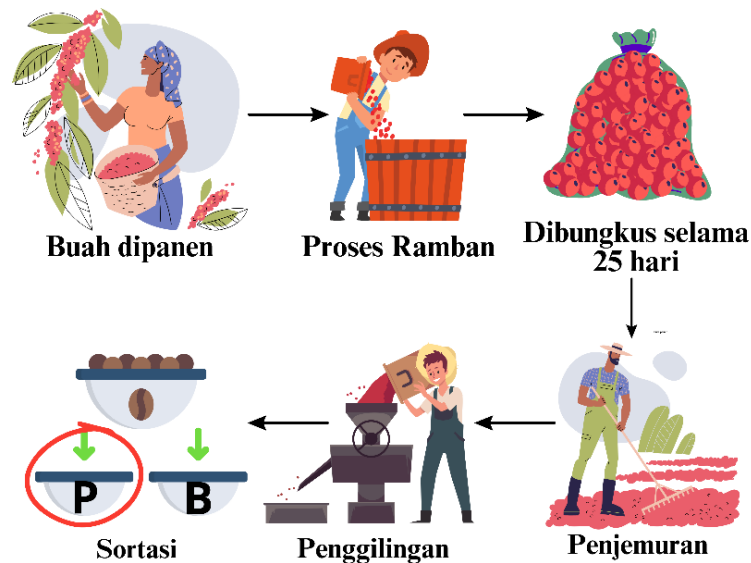
Gambar 3. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Robusta Natural Proses

Kopi robusta setelah dipanen akan disortir dan dipilih buah yang matang sempurna. Buah yang matang akan di ramban (rendam), untuk buah yang mengapung menandakan buah yang rusak (busuk atau terkena hama). Buah kopi yang tenggelam selanjutnya akan dijemur sampai kering kemudian digiling. Tahap akhir yaitu sortasi untuk memilih biji kopi *peaberry*. Umumnya proses pengolahan kopi dilakukan dengan dua cara yaitu proses pengolahan basah dan proses pengolahan kering. Proses

pengolahan basah memiliki kelebihan dan kekurangan, di mana cara ini membuat mutu fisik biji kopi yang baik. Biji kopi yang diolah dengan cara basah tidak memiliki cita rasa alami dari buah kopi karena pada proses pengolahannya terdapat keterlibatan air. Proses pengolahan basah juga membutuhkan biaya yang mahal (Anggia dan Ruri, 2023).

2.5. Kopi Robusta Natural Fermentasi (*Peaberry*)

Fermentasi merupakan metode pengolahan pascapanen di mana senyawa akan terurai menjadi lebih sederhana dari senyawa kompleks. Protopektin dan gula yang ada pada lendir kopi dipecah menjadi asam dan alkohol selama proses fermentasi (Sani *et al.*, 2023). Fermentasi natural yang dilakukan pada kopi robusta asal Tanggamus ini menggunakan metode fermentasi anaerob di mana pada proses fermentasinya terjadi penguraian substrat tanpa adanya oksigen. Proses pengolahan pascapanen kopi robusta natural fermentasi dapat dilihat pada Gambar 4



Gambar 4. Tahapan Proses Pengolahan Kopi Robusta Natural Fermentasi

Kopi robusta asal Tanggamus ini menggunakan metode fermentasi natural yaitu buah kopi yang sudah melalui tahap sortasi awal dibungkus dengan plastik tanpa adanya oksigen selama 25 hari tanpa dibuka. Setelah 25 hari disimpan ada perlakuan khusus yaitu pada hari ke 26 sampai hari ke 35 dalam setiap hari dijemur selama 4 jam dan pada hari ke 35 kopi kering digiling. Tahap akhir yaitu proses sortasi untuk memilih biji kopi *peaberry*.

2.6. *LED-Based Fluorescence Spectroscopy Portable*

Spektrofotometer didefinisikan sebagai instrumen untuk mengukur transmitansi atau serapan suatu sampel sebagai fungsi dari panjang gelombang radiasi elektromagnetik. *LED-based fluorescence* terdiri dari modul inti IndiGo dan modul eksitasi berupa 4 LED UVA (375 nm) dan 2 LED UVB (300 nm). Spektrum fluoresensi sampel yang tereksitasi oleh LED pada 300 dan 375 nm digunakan sebagai variabel penjelas. Ketika panjang gelombang eksitasi adalah 300 nm, spektrum 300-800 nm digunakan sebagai variabel penjelas. Ketika panjang gelombang eksitasi adalah 375 nm, spektrum antara 410 dan 700 nm digunakan sebagai variabel penjelas (Naito *et al.*, 2022).



Gambar 5. *Portable LED-based Fluorescence Spectroscopy* (Sumber : www.goyalab.com)

Spektroskopi fluoresensi menggunakan berkas cahaya yang mengeksitasi elektron dalam molekul senyawa tertentu, dan menyebabkannya memancarkan cahaya. Spektrum eksitasi fluoresensi adalah ketika panjang gelombang emisi ditetapkan dan panjang gelombang monokromator eksitasi dipindai. Dengan cara ini, spektrum memberikan informasi tentang panjang gelombang yang akan diserap suatu sampel sehingga dapat dipancarkan pada panjang gelombang emisi tunggal. Spektrofotometer berbasis LED untuk pengukuran memiliki hasil yang baik. Spektroskopi fluoresensi didasarkan pada emisi foton dari suatu zat setelah eksitasi dari penyerapan cahaya (Zacharioudaki *et al.*, 2022). Spektrometer memfokuskan panjang gelombang monokromatik ke sampel. Sampel memancarkan panjang gelombang, yang merambat ke detektor. Detektor biasanya diatur pada sudut 90 derajat terhadap sumber cahaya untuk menghindari gangguan apa pun dari cahaya. Perangkat lunak komputer yang terhubung ke detektor menghasilkan spektrum, representasi grafis yang menunjukkan panjang gelombang yang diserap sampel (Bose *et al.*, 2018).

2.7. Kemometrik

Kemometrik dalam penerapannya menggunakan analisis data multivariat untuk mengolah data dengan variabel yang banyak. Kemometrika merupakan ilmu yang memperoleh data dengan menerapkan metode matematika dan statistik. Kemometrika digunakan untuk mengumpulkan dan menganalisis data multivariat protokol, kalibrasi, memodelkan proses, mengenali pola dan klasifikasi, koreksi dan kompresi sinyal, serta mengendalikan proses statistic. Teknik kemometrika menjadi solusi yang baik untuk menganalisa senyawa yang memiliki profil spektra tumpang tindih (Lorenza *et al.*, 2021).

2.8. *Principal Component Analysis (PCA)*

PCA merupakan salah satu metode proyeksi yang digunakan untuk mencari variabel baru bernama *principal components* (PCs) yang jauh lebih sederhana (biasanya di bawah 10 variabel) yang merupakan kombinasi linear dari variabel asli yang kompleks (biasanya ratusan hingga ribuan variabel yang saling berkorelasi). Secara sederhana PCA adalah transformasi linear untuk menentukan sistem koordinat yang baru dari sebuah dataset (Syakhala *et al*, 2015). *Principal component analysis* (PCA) adalah teknik yang digunakan untuk menyederhanakan suatu data, dengan cara mentransformasi linear sehingga terbentuk sistem koordinat baru dengan variansi maksimum. PCA dapat digunakan untuk mereduksi dimensi suatu data tanpa mengurangi karakteristik data tersebut secara signifikan. Prinsip PCA adalah mencari komponen utama yang merupakan kombinasi linear dari peubah asli. Komponen-komponen utama ini dipilih sedemikian rupa sehingga komponen utama pertama memiliki keseragaman data terbesar berikutnya (Yulia *et al.*, 2017).

2.9. *Soft Independent Modeling of Class Analogy (SIMCA)*

Analisis multivariat selanjutnya yaitu SIMCA (*soft independent modelling of class analogy*) merupakan teknik analisis multivariat terawasi yang digunakan untuk menguji kekuatan diskriminasi dan klasifikasi sampel. SIMCA digunakan untuk menetapkan sampel ke dalam kelas yang tersedia dengan tepat (Yulia *et al.*, 2017). Sedangkan Sugianti *et al.*, (2016) menyatakan bahwa SIMCA merupakan salah satu teknik kemometrik yang digunakan untuk pengenalan pola. Metode SIMCA (*soft independent modelling of class analogy*) merupakan salah satu metode diskriminasi berbasis PCA (*principal component analysis*). Metode ini bekerja sangat baik untuk mengautentikasi produk dengan nilai X yang sangat berbeda. Di sisi lain, ketika sinyalnya sangat dekat, metode yang didasarkan pada perbedaan antar kelas akan

lebih disukai. SIMCA merupakan metode klasifikasi yang diawasi dan ditetapkan dari sampel yang tidak diketahui dalam kelas yang berbeda pada kalibrasi data (Suhandy, 2018). Output (luaran) dari SIMCA berbentuk tabel pengelompokan (klasifikasi), pada tabel tersebut memperlihatkan sampel yang dikelompokkan masuk pada satu kelas, beberapa (dua atau lebih) kelas, atau tidak masuk (terklasifikasi) ke dalam kelas manapun (Nurcahyo, 2015).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat

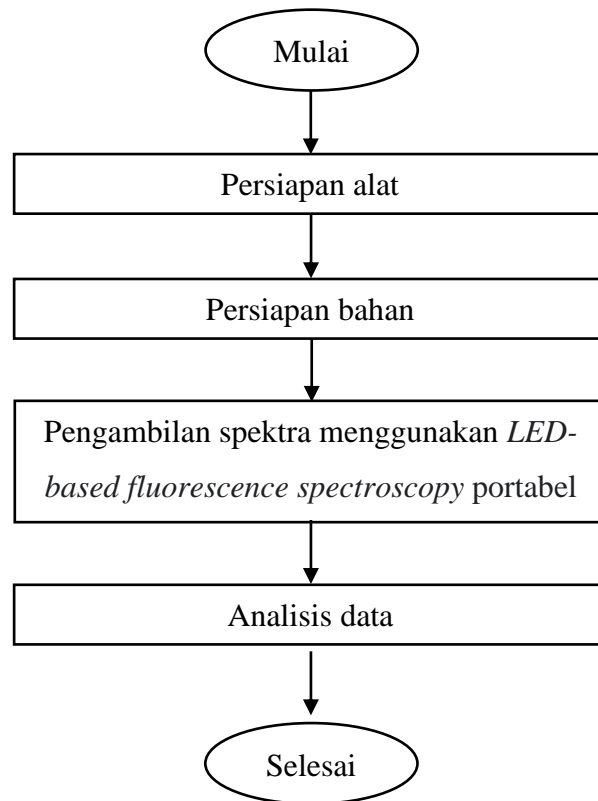
Penelitian ini telah dilaksanakan pada bulan Desember 2023 (pengambilan data spektra) di Laboratorium Rekayasa Bioproses dan Pascapanen Pertanian (Lab. RBPP), Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

3.2. Alat dan Bahan

Alat yang digunakan adalah *LED-based fluorescence spectroscopy* portabel (GoyaLab, *fluorescence spectroscopy*), plastik klip ukuran 3x5 cm, tisu, laptop dan pinset. Bahan yang digunakan adalah kopi Codot *peaberry*, kopi Codot biasa, kopi robusta natural proses (*peaberry*) dan kopi robusta natural fermentasi (*peaberry*).

3.3. Prosedur Penelitian

Prosedur Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahap, di mulai dengan persiapan alat dan bahan, kemudian persiapan sampel dengan cara memilih biji *green bean* yang layak untuk dijadikan sampel (tidak cacat ataupun rusak) kemudian *green bean* yang sudah disortir dimasukkan ke dalam plastik klip. Satu jenis produk kopi terdapat 100 plastik klip yang masing-masing berisi tiga *green bean*. Selanjutnya dilakukan pengukuran *green bean* untuk mendapat spektranya dan terakhir dilakukan analisis data menggunakan metode PCA dan SIMCA.



Gambar 6. Diagram Alir Prosedur Penelitian

3.3.1. Persiapan Alat

Persiapan alat dilakukan dengan menyiapkan alat secara lengkap dan dilakukan pengecekan atau pemeriksaan kondisi dari alat yang akan digunakan dengan seksama sebelum dan selama penelitian untuk memastikan alat dapat digunakan sesuai fungsinya. Ketersediaan alat yang diperlukan dalam penelitian ini penting untuk diperhatikan kelengkapannya serta kondisinya sehingga kegiatan penelitian dapat berjalan dengan lancar.



Gambar 7. Alat yang Disiapkan untuk Penelitian

3.3.2. Persiapan Bahan

Adapun untuk tahapan dalam persiapan bahan yaitu:

1. Penyortiran sampel *green bean*

Tahapan penyortiran sampel perlu dilakukan untuk memilih *green bean* yang baik (tidak cacat atau rusak). Tahap ini dilakukan dengan cara mengambil *green bean* yang bagus menggunakan Pinset kemudian diletakkan di tempat terpisah. Tahap persiapan bahan dilakukan dengan hati-hati dan tanpa adanya kontak langsung.

Berikut adalah contoh sampel yang sudah disortir:



Gambar 8. Sampel Kopi Spesialti (a) Robusta Codot *Peaberry* (b) Robusta Codot Biasa (c) Robusta Natural Proses *Peaberry* (d) Robusta Natural Fermentasi *Peaberry*

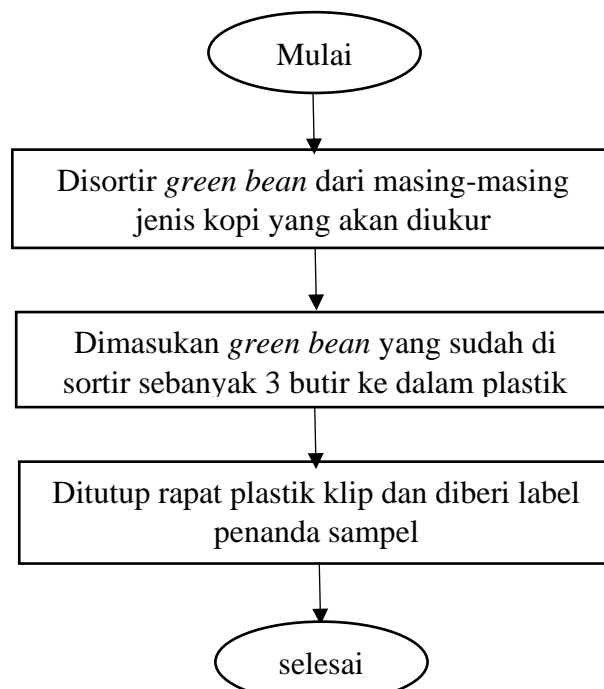
2. Pengelompokan sampel

Tahap pengelompokan sampel perlu dilakukan untuk mempermudah proses pengukuran dan agar kualitas kopi tetap terjaga. Pengelompokan kopi dilakukan

dengan memilih tiga butir *green bean* terbaik kemudian dimasukkan dalam plastik klip. Satu jenis produk kopi terdapat 100 sampel plastik klip yang sudah terisi tiga butir *green bean*. Keseluruhan total sampel ada 400 sampel dari empat jenis kopi yang diteliti. Jika tahap persiapan sampel kopi sudah selesai maka selanjutnya adalah tahap pengukuran sampel menggunakan *LED-based fluorescence spectroscopy* portabel.



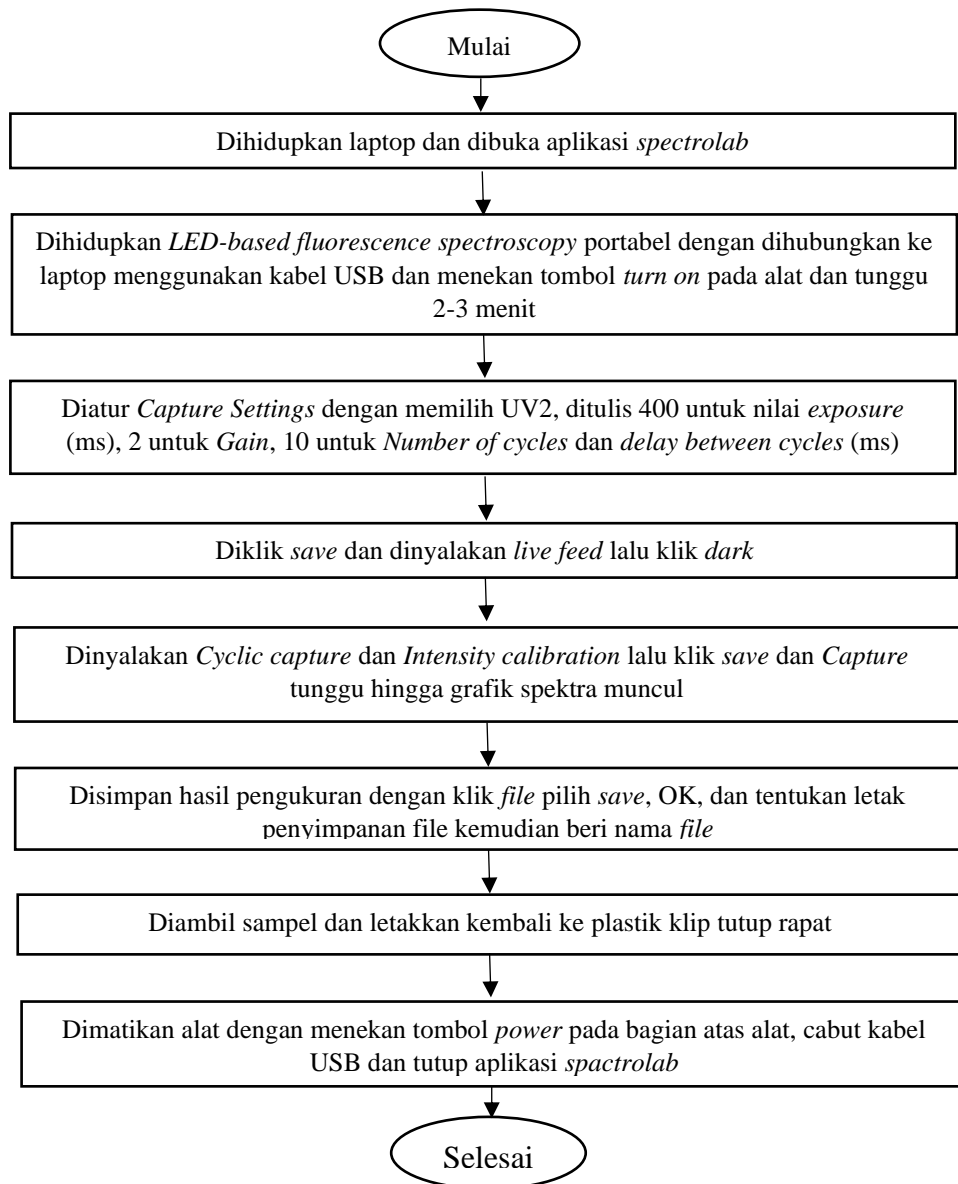
Gambar 9. Proses Pengelompokan Sampel (a) Sampel Kopi Yang Sudah Dikelompokkan (b)



Gambar 10. Diagram Alir Pengelompokan Sampel

3.3.3. Pengambilan Spektra dengan Menggunakan *LED-Based Fluorescence Spectroscopy Portable*.

Sampel yang sudah selesai disiapkan selanjutnya dilakukan pengukuran dengan mengambil satu sampel plastik klip yang berisi tiga *green bean* dan meletakkannya di tempat holder yang tersedia pada alat. Atur posisi *green bean* pada biji kopi normal (*green bean* biasa) ada yang terbuka dan ada yang tertutup. Langkah-langkah pengambilan spektra dapat dilihat pada gambar di bawah ini:



Gambar 11. Diagram Alir Proses Pengambilan Spektra Menggunakan *LED-Based Fluorescence Spectroscopy Portable*



Gambar 12. Proses Pengambilan Data

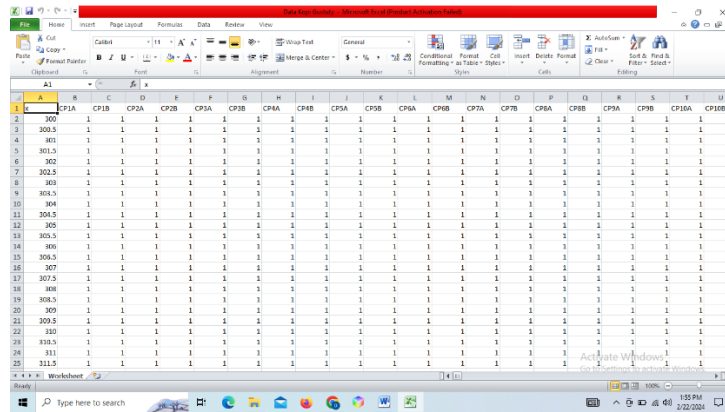
3.3.4. Analisis Data

Analisis data perlu dilakukan untuk mendeteksi pola sampel. Pengolahan dan analisis data dilakukan menggunakan perangkat lunak *the unscrambler* versi 10.4. Metode yang digunakan untuk pengolahan data pada penelitian ini yaitu *principal component analysis* (PCA) dan *soft independent modeling of class analogy* (SIMCA). Sampel kopi yang sudah didapatkan nilai absorbansinya kemudian digabung menjadi file gabungan dalam *Microsoft Excel* yang selanjutnya dianalisis ke aplikasi *the unscrambler*. Sampel yang diambil akan dibagi menjadi tiga yaitu sampel kalibrasi untuk membuat model SIMCA, sampel validasi digunakan untuk validasi model yang telah dibangun dan prediksi digunakan untuk menguji model.

3.3.5. *Principal Component Analysis* (PCA)

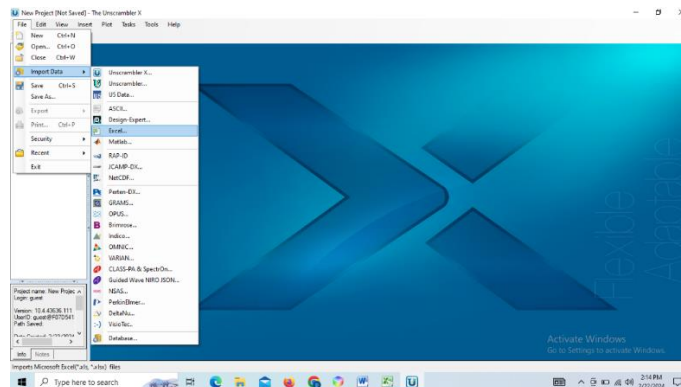
Pengambilan data spektra pada sampel kopi *green bean* Codot robusta *peaberry*, Codot robusta biasa, kopi robusta natural fermentasi dan kopi robusta natural proses menggunakan *LED-based fluorescence spectroscopy* portabel memperoleh data nilai

intensitas fluoresensi dari setiap sampel. Yang selanjutnya seluruh data intensitas fluoresensi tersebut digabungkan ke dalam satu *file* pada *microsoft excel*.



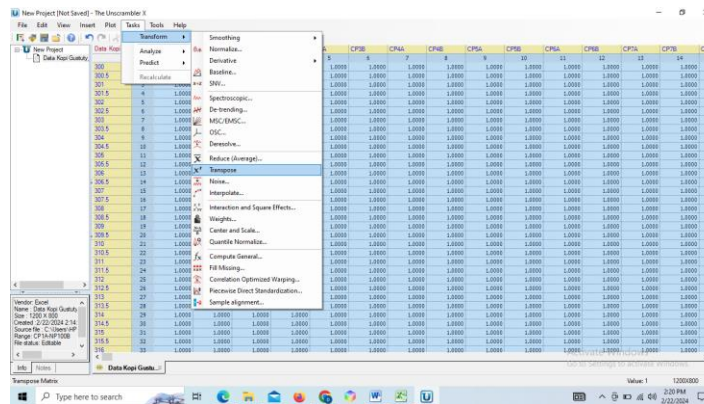
Gambar 13. Penggabungan Data di *Microsoft Excel*

Setelah data absorbansi masing-masing sampel digabungkan dalam satu *file*, analisis dilakukan menggunakan aplikasi *The Unscrambler* versi 10.4. caranya yaitu dengan membuka aplikasi *The Unscrambler* versi 10.4, pilih menu *file*, dan pilih *import data*. Selanjutnya, pilih format *excel* untuk memasukkan data yang akan dianalisis



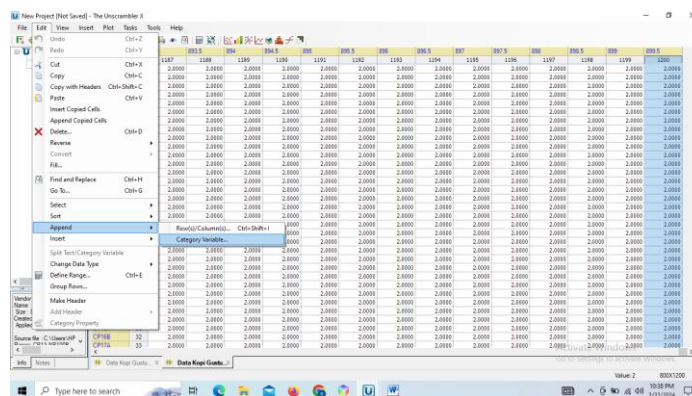
Gambar 14. Proses *Import Data*

Setelah data muncul di jendela *The Unscrambler* versi 10.4, selanjutnya pilih menu *tasks*, pilih *transform*, dan pilih *transpose*.

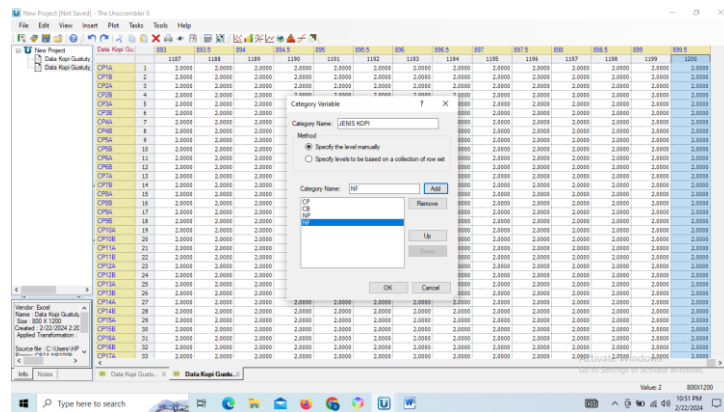


Gambar 15. Proses *Transpose* Data di Aplikasi *The Unscrambler*

Sebelum mencari nilai PCA di aplikasi *The Unscrambler* versi 10.4, harus dibuat nama kategori terlebih dahulu, caranya dengan mengklik menu *edit* dan memilih *append*, klik *category variable* lalu tulis pada *category name* bagian atas dengan "JENIS KOPI", lalu masukkan kode sampel CP, CB, NP, dan NF. Sampel CP (kopi Codot robusta *peaberry*), CB (kopi Codot robusta biasa), NP (kopi robusta natural proses) dan NF (kopi robusta natural fermentasi) pada *category name* bagian bawah.

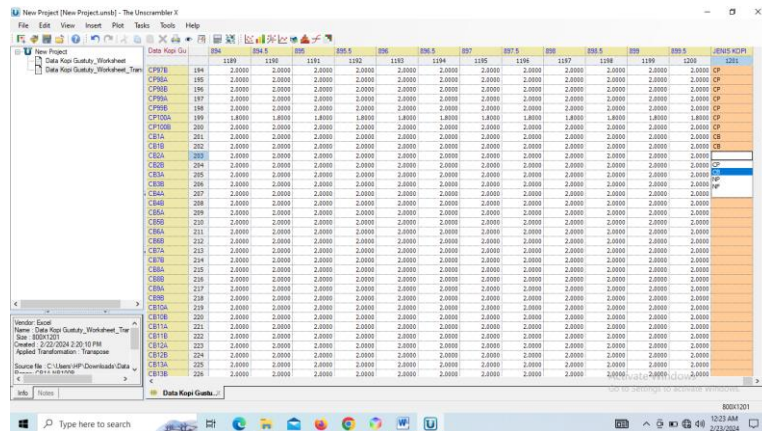


Gambar 16. Proses Pembuatan *Category Variable* Sesuai dengan Jenis Sampelnya



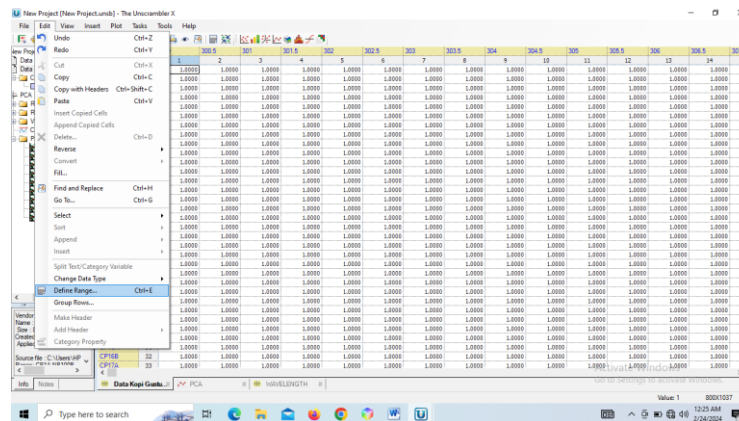
Gambar 17. Proses Pengisian *Level Name*

Selanjutnya data dikelompokkan sesuai dengan kategori dan variabelnya dengan cara pilih kolom “JENIS KOPI” kemudian dipilih *level name* yang sesuai dengan jenis kode sampel kopi.

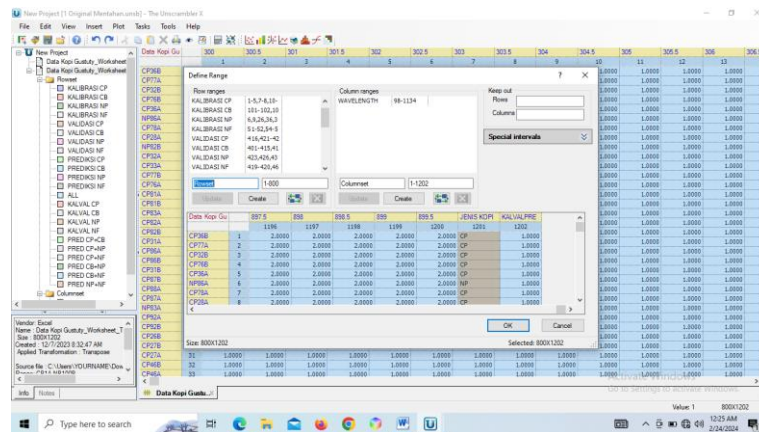


Gambar 18. Proses Pemilihan Data Berdasarkan *Level Name*

Apabila data sudah diklasifikasikan sesuai dengan jenis kopi, selanjutnya dilakukan pengelompokkan dengan klik *edit*, pilih *define range* lalu kolom *rowset* diisi KALVALPRED (Kalibrasi, Validasi dan Prediksi). Label angka pada sampel kalibrasi adalah 1, validasi adalah 2, dan prediksi adalah 3. Isi bagian *column set* sesuai dengan *wavelength* yang digunakan pada penelitian ini yaitu 98-1134 nm.

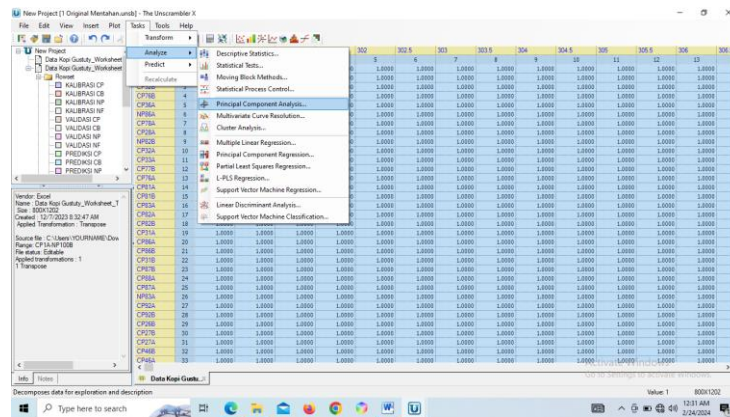


Gambar 19. Proses Define Range



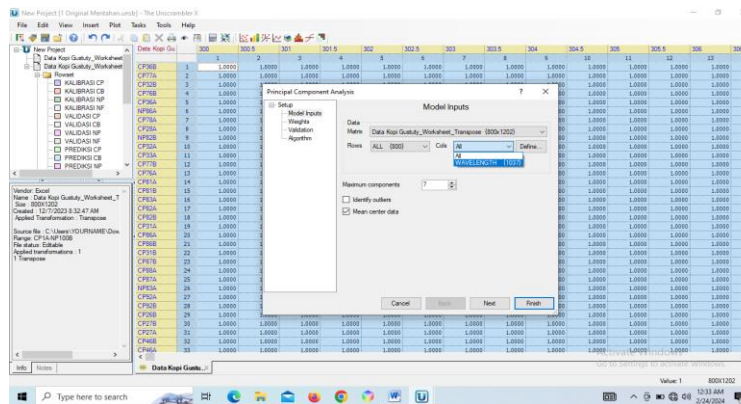
Gambar 20. Proses Pengisian Define Range

Setelah proses tersebut maka data dapat dianalisis dengan metode PCA (*principal component analysis*). Caranya dengan klik menu *tasks*, pilih *analyze*, lalu pilih *principal component analysis*.



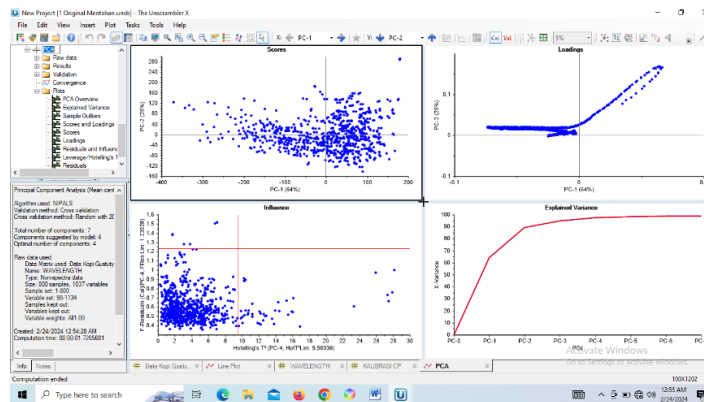
Gambar 21. Proses Analisis PCA pada *The Unscrambler*

Ketika menu *principal component analysis* diklik akan muncul menu *setup*, pada submenu pertama yaitu model input bagian *rows* pilih *ALL SAMPLE* dan *cols* pilih dengan *wavelength* yang digunakan yaitu 98-1134. Kedua, submenu *weights*, pilih *advance* lalu bagian *rows* pilih *ALL SAMPLE*. Submenu ketiga *validation*, klik *cross validation* dan pada *setup* pilih (*cross validation method : random*). Dan submenu keempat *algorithm* pilih *NIPALS* lalu klik *finish*.



Gambar 22. Proses Sub Menu *Model Inputs*

Analisis data menggunakan *principal component analysis* (PCA) menghasilkan data berupa *plot scores*, *loadings*, *influences*, dan *explained variance*. Hasil PCA tersebut dapat dilihat pada Gambar 26 di bawah ini.

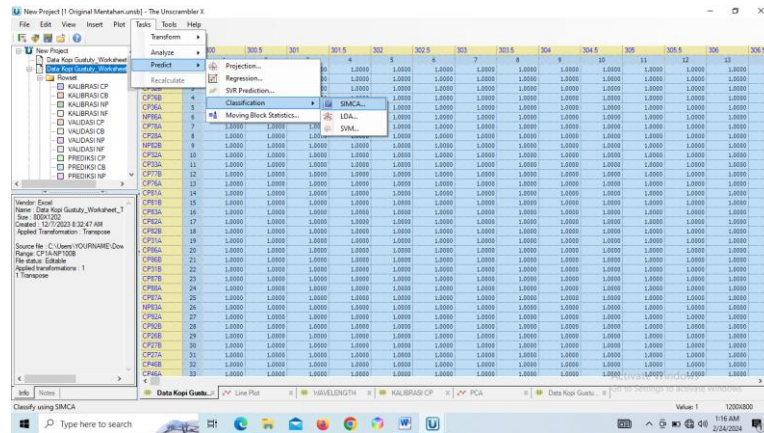


Gambar 26. Hasil *Principal Component Analysis* (PCA)

3.3.6. Membangun Model Menggunakan Analisis *Soft Independent Modeling of Class Analogy* (SIMCA)

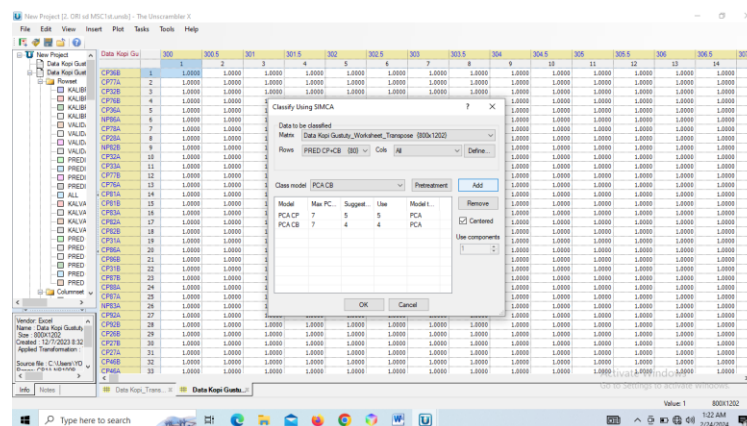
SIMCA merupakan metode yang dipakai untuk menganalisis multivariat terawasi dalam menguji kekuatan diskriminasi dan klasifikasi sampel. Dengan menggunakan metode SIMCA sampel dapat masuk dalam kelasnya masing-masing secara tepat. Metode klasifikasi ini didasari oleh pembuatan model PCA pada tiap kelas dan pengklasifikasian tiap sampel pada masing-masing model PCA. Hasil yang didapat dengan menggunakan metode SIMCA ini berupa tabel klasifikasi sampel ke dalam satu kelas, dua kelas atau bahkan tidak terklasifikasikan ke dalam kelas manapun. Dalam membuat suatu model SIMCA sampel kopi yang digunakan dibagi menjadi 3 bagian sampel yaitu kalibrasi, validasi, dan prediksi. Model SIMCA akan dibuat menggunakan sampel kalibrasi, sampel validasi digunakan untuk mengecek kembali model yang dibuat, dan untuk sampel prediksi akan digunakan untuk menguji model yang sudah dibuat dari sampel kalibrasi dan validasi.

sebelum membuat model SIMCA, harus dibuat terlebih dahulu model PCA KALVAL setiap sampel. Selanjutnya dibuat model SIMCA dengan cara pilih data sampel gabungan yang telah di *transpose*, lalu klik menu *task* pilih *predict* dan pilih *classification* lalu klik SIMCA. Proses membangun model SIMCA dapat dilihat pada Gambar 27 di bawah ini.



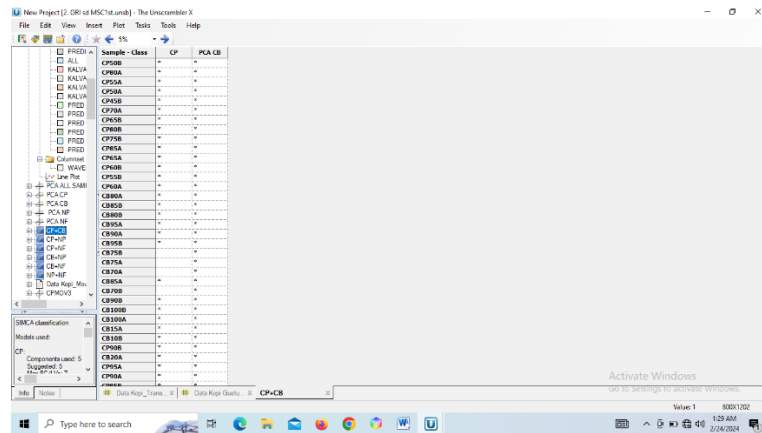
Gambar 27. Proses Pengolahan Data Menggunakan Metode SIMCA

Selanjutnya akan muncul *classify using SIMCA*. Bagian *rows* diisi dengan prediksi gabungan (PREDIKSI CP+CB {80}) dan *cols* diisi dengan WAVELENGTH {1037}. Lalu *class* model pilih sesuai data gabungan yang digunakan PCA CP DAN PCA CB dengan klik menu *add* secara bergantian. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 28 di bawah ini.



Gambar 28. Proses Klasifikasi Model Kelas SIMCA

Selanjutnya didapatkan tabel pengelompokan sampel, tabel tersebut menunjukkan sampel yang masuk sesuai dengan kelasnya dan sampel yang masuk ke dalam dua kelas, serta sampel yang tidak masuk ke dalam kelas manapun. Tanda bintang (*) Pada tabel pengelompokan sampel artinya sampel masuk dalam kelasnya. Hasil dari model SIMCA dapat dilihat pada Gambar 29.



Gambar 29. Hasil Pengelompokan Model Kelas SIMCA

3.3.7. Matriks Konfusi

Matriks konfusi merupakan tabel hasil klasifikasi sampel. Matriks konfusi digunakan untuk menguji dan memprediksi sampel yang tepat maupun tidak tepat. Terdapat beberapa rumus dalam matriks konfusi yaitu akurasi, sensitivitas spesifisitas dan *error*. Matriks konfusi ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Matriks Konfusi

	Kelas X (Model X)	Kelas Y (Model Y)
Kelas X (aktual)	a	b
Kelas Y (aktual)	c	d

Perhitungan:

$$1. \text{ Akurasi (AC)} = \frac{a+d}{a+b+c+d} \times 100\%$$

$$2. \text{ Sensitivitas (S)} = \frac{a}{a+c} \times 100\%$$

$$3. \text{ Spesifisitas (SP)} = \frac{d}{b+d} \times 100\%$$

$$4. \text{ Error} = \frac{b+c}{a+b+c+d} \times 100\%$$

Keterangan :

a : Sampel Kelas X terklasifikasi benar dan masuk kelas X (*True Positive*)

b : Sampel Kelas X terklasifikasi salah dan masuk kelas Y (*False Positive*)

c : Sampel Kelas Y terklasifikasi salah dan masuk kelas X (*False Negative*)

d : Sampel Kelas Y terklasifikasi benar dan masuk kelas Y (*True Negative*)

Akurasi merupakan rasio persentase dari keseluruhan sampel (kelas X dan Y) yang diklasifikasikan secara benar. Nilai sensitivitas merupakan parameter yang menunjukkan kemampuan model klasifikasi yang dibangun dalam mengklasifikasikan sampel anggota kelas sebagai anggota kelas secara benar.

Spesifisitas merupakan parameter yang menunjukkan kemampuan model klasifikasi yang dibangun dalam mengklasifikasikan sampel bukan anggota kelas sebagai bukan anggota kelas secara benar. Sedangkan untuk nilai *error* menunjukkan persentase dari keseluruhan sampel (kelas X dan Y) yang terklasifikasi secara salah.

V. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan membuktikan bahwa penggunaan alat *LED-based fluorescence spectroscopy* dengan metode PCA dan SIMCA mampu untuk membedakan empat sampel kopi asal Tanggamus dengan jenis robusta yang masing-masing memiliki proses pengolahan berbeda.
2. Model SIMCA yang dibangun dari sampel CP, CB, NP, dan NF pada data *original* maupun *pretreatment* memiliki nilai PC kumulatif diatas 70% yang sudah mampu untuk menjelaskan varian data yang dapat digunakan untuk pengklasifikasian sampel. Klasifikasi yang paling baik terdapat pada model klasifikasi SIMCA CB dan NF pada data *pretreatment (SNV) + moving average 9 segment* dengan akurasi 97,4% dan memiliki *error* terkecil yaitu 2,6%.
3. Berdasarkan analisis gelombang spektra disimpulkan bahwa kopi robusta Codot biasa dan kopi robusta Codot *peaberry* adalah sampel kopi terbaik dari empat sampel kopi yang diuji. Kopi Codot memiliki nilai intensitas fluoresensi terendah yang mengindikasikan kandungan asam klorogenat. Rendahnya kandungan CGA membuat rasa kopi lebih enak, tidak asam dan tidak pahit. Sampel NP memiliki kandungan CGA yang masih tinggi karena tidak dilakukan metode fermentasi dalam pengolahannya dan untuk sampel NF memiliki kandungan asam klorogenat sangat tinggi sehingga kualitasnya rendah dimana rasa kopi yang terlalu asam dan pahit cenderung tidak disukai konsumen.

5.2 Saran

Disarankan untuk penelitian berikutnya jika menggunakan alat *portable LED-based fluorescence spectroscopy* menggunakan metode yang berbeda dengan penelitian ini seperti LDA atau PLS-DA dan pada proses pengambilan data spektra disarankan penggunaan holder untuk diperbaiki agar tidak adanya ruang kosong pada saat pengambilan data sampel kopi yang menyebabkan spektra yang dihasilkan tidak konsisten.

DAFTAR PUSTAKA

- Aditya, I,W., Komang, A, N.,& Ni Luh, A,Y,. 2016. Kajian Kandungan Kafein Kopi Bubuk, Nilai Ph Dan Karakteristik Aroma Dan Rasa Seduhan Kopi Jantan (*Pea Berry Coffee*) Dan Betina (*Flat Beans Coffee*) Jenis Arabika Dan Robusta. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Pangan*. 5(1), 1-12.
<https://jurnal.harianregional.com/itepa/full-22653>
- Anggia, M & Wijayanti, R. 2023. Studi Proses Pengolahan Kopi Metode Kering dan Metode Basah Terhadap Rendemen dan Kadar Air. *Jurnal Penelitian Dan Pengkajian Ilmiah Eksakta*. 2(2), 137–141.
<https://doi.org/10.47233/jppie.v2i2.996>
- Ariyanti, W., Suryantini, A., & Jamhari. 2019. Usaha Tani Kopi Robusta di Kabupaten Tanggamus, *Jurnal Kawistara: Jurnal Ilmiah Sosial dan Humaniora*, 9(02), 179-191. <https://doi.org/10.22146/kawistara.40710>
- Artigianale, D. 2017. Costa Rica. <https://www.baristahustle.com/september-2017-costa-rica-el-diamante-by-ditta-artigianale/>. Diakses pada 19 April 2024.
- Aslani, E., & Angraeni, L. 2023. Pengaruh Lama Fermentasi Terhadap Karakteristik Kimia Dan Organoleptik Kopi Arabika (*Coffea Arabica L*) Di Kbk Baburrayan Aceh Tengah The Effect Of Fermentation Time On The Chemical And Organoleptic Characteristics Of Arabica Coffee (*Coffea Arabica L*) In Kbk Baburrayan, Central Aceh. *Jurnal Pertanian Agros: Jurnal Ilmiah Ilmu Pertanian*. 25(1), 313-322
<https://jurnal.poligon.ac.id/index.php/jasc/article/download/1311/778/>
- Assa, A., Indriana, D., Amalia, A. N., & Wulandari, R. 2021. Potensi Senyawa Aktif Biji Kopi Sebagai Imunomodulator. The Potential of Active Compounds In Coffee Beans As Immunomodulators. *Jurnal Riset Teknologi Industri*. 15(02), 279-290. <https://dx.doi.org/10.26578/jrti.v15i2.6602>

- Atlabachew, M., Abebe, A., Alemneh Wubieneh, T., & Tefera Habtemariam, Y. 2021. Rapid and simultaneous determination of trigonelline, caffeine, and chlorogenic acid in green coffee bean extract. *Food Science and Nutrition*. 9(9), 5028–5035. <https://doi.org/10.1002/fsn3.2456>
- Audia, B., Kaskoyo, H., Wulandari, C., & Safe`i, R. 2019. Faktor Internal dan Eksternal Dalam Pengembangan Nilai Ekonomi Kopi Codot di Hutan Kemasyarakatan Beringin Jaya, Kabupaten Tanggamus. *Jurnal Belantara*. 2(2), 142-148. <https://doi.org/10.29303/jbl.v2i2.184>
- Belay, A., & Gholap, A. v. 2009. Characterization and determination of chlorogenic acids (CGA) in coffee beans by UV-vis spectroscopy. *African Journal of Pure and Applied Chemistry*. 3(11), 234-240. <http://dx.doi.org/10.5897/AJPAC>
- Bose, A., Thomas, I., & Abraham, E. 2018. Fluorescence spectroscopy and its applications: A Review. *International Journal of Advances in Pharmaceutical Analysis*. 08(01), 1-8. <https://doi.org/10.7439/ijapa>
- Budi D., Wahyu M., Yusianto., & Atina Rahmawati. 2020. Karakterisasi Kopi Bubuk Robusta (*Coffea Canephora*) Tulungrejo Terfermentasi Dengan Ragi. *Jurnal Agroindustri*. 10(2), 129-138. <http://dx.doi.org/10.31186/j.agroindustri.10.2.129-138>
- Castrodale, J. 2023. The Best-Tasting Coffee Might Be One That Bats Got to First. *Food & Wine*. <https://www.foodandwine.com/news/bourbon-pointu-coffee-bat-saliva>. Diakses pada 18 Juli 2024.
- Fatem, S, M., Petrus,I,B., & Antoni, U. 2006. Habitat Kelelawar Buah (Dobsonia Minor) Di Hutan Tropis Dataran Rendah Nuni Pantai Utara Manokwari. *Media Konservasi*. 11(1), 17-20. <https://dx.doi.org/10.29243/medkon.11.1.%p>
- Gao, F., Dong, Y., Xiao, W., Yin, B., Yan, C., & He, S. 2016. LED-induced fluorescence spectroscopy technique for apple freshness and quality detection. *Postharvest Biology and Technology*. 119, 27–32. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2016.04.020>
- Lastra-Mejías, M., Torreblanca-Zanca, A., Aroca-Santos, R., Cancilla, J. C., Izquierdo, J. G., & Torrecilla, J. S. 2018. Characterization of an array of honeys of different types and botanical origins through fluorescence emission based on LEDs. *Talanta*. 185, 196–202. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2018.03.060>
- Lorenza, P. N. F. P., Pandhita, A. K., Mahemba, D. N. R. P., Pede, A. P. N., Seran, T. D. G., Setyaningsih, D., Florentinus, D., Riswanto, D. O., & Florentinus, K. 2021. Pemanfaatan Teknik Kemometrika Pengenalan Pola Pada Analisis Kuantitatif Senyawa Obat Kombinasi Tanpa Tahap Pemisahan. *Media*

- Sugianti, C., Apratiwi, N., Suhandy, D., Telaumbanua, M., Waluyo, S., & Yulia, M. 2016. Studi Penggunaan Uv-Vis Spectroscopy Untuk Identifikasi Campuran Kopi Luwak Dengan Kopi Arabika. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*. 5(31), 167-176. <https://dx.doi.org/10.23960/jtep-l.v5i3.%p>
- Suhandy, D., & Yulia, M. 2019. *Tutorial Analisis Data Spektra Menggunakan The Unscrambler*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Suhandy, D., Supriyanti, E., Yulia, M., & Waluyo, S. 2018. Penggunaan Teknologi UV-Vis Spectroscopy untuk Membedakan Jenis Kopi Bubuk Arabika Gayo Wine dan Kopi Bubuk Arabika Gayo Biasa. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*. 7(3), 123-132. <https://doi.org/10.23960/jtep-l.v7i3>.
- Syakhala, A. R., Puspitaningrum, D., & Purwandari, E. P. 2015. Perbandingan Metode Principal Component Analysis (PCA) Dengan Metode Hidden Markov Model (Hmm) Dalam Pengenalan Identitas Seseorang Melalui Wajah. *Rekursif : Jurnal Informatika*. 3(2), 68-81. <https://doi.org/10.33369/rekursif.v3i2.743>
- Virhananda, M., Suroso, E., Nurainy, F., & Satyajaya, W. 2022. Analisis Kadar Asam Klorogenat dan Kafein Berdasarkan Perbedaan Lokasi Penanaman dan Suhu Roasting Pada Kopi Robusta (*C. canephora pierre*). *Jurnal Agroindustri Berkelanjutan*. 1(2), 245-252. <https://jurnal.fp.unila.ac.id/index.php/JAB/article/view/6361>
- Wang, H., Hu, R., Zhang, M., Zhai, Z., & Zhang, R. 2021. Identification of tomatoes with early decay using visible and near infrared hyperspectral imaging and image-spectrum merging technique. *Journal of Food Process Engineering*, 44(4), 1-11. <https://doi.org/10.1111/jfpe.13654>
- Wigati, E. I., Pratiwi, E., Nissa, T. F., & Utami, N. F. 2018. Uji Karakteristik Fitokimia dan Aktivitas Antioksidan Biji Kopi Robusta (*Coffea canephora pierre*) Dari Bogor, Bandung Dan Garut Dengan Metode Dpph (*1,1-Diphenyl-2-Picrylhydrazyl*). *Fitofarmaka: Jurnal Ilmiah Farmasi*. 8(1), 59-66. <https://doi.org/10.33751/jf.v8i1.1172>
- Wu, S. jun, Qiu, P., Li, P., Li, Z., & Li, W. long. 2020. A near-infrared spectroscopy-based end-point determination method for the blending process of Dahuang soda tablets. *Journal of Zhejiang University: Science B*. 21(11), 897-910. <https://doi.org/10.1631/jzus.B2000417>
- Yeager, S. E., Batali, M. E., Guinard, J. X., & Ristenpart, W. D. 2023. Acids in coffee: A review of sensory measurements and meta-analysis of chemical composition. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*. 63(8), 1010-1036. <https://doi.org/10.1080/10408398.2021.1957767>

- Yisak, H., Redi-Abshiro, M., & Chandravanshi, B. S. 2018. New fluorescence spectroscopic method for the simultaneous determination of alkaloids in aqueous extract of green coffee beans. *Chemistry Central Journal*. 12(1), 1-7. <https://doi.org/10.1186/s13065-018-0431-4>
- Yulia, M., Analianasari, A., Widodo, S., Kusumiyati, K., Naito, H., & Suhandy, D. 2023. The Authentication of Gayo Arabica Green Coffee Beans with Different Cherry Processing Methods Using Portable LED-Based Fluorescence Spectroscopy and Chemometrics Analysis. *Foods*, 12(23), 1-14. <https://doi.org/10.3390/foods12234302>
- Yulia, M., Iriani, R., Suhandy, D., Waluyo, S., & Sugianti, C. 2017. Studi Penggunaan UV-Vis Spectroscopy dan Kemometrika Untuk Mengidentifikasi Pemalsuan Kopi Arabika dan Robusta Secara Cepat. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*. 6(1), 43-52. <https://dx.doi.org/10.23960/jtep-l.v6i1.1.%p>
- Yulia, M., Ningtyas, K. R., & Suhandy, D. 2021. Penggunaan UV-Vis Spektroskopi dan Kemometrika untuk Uji Keaslian Kopi Codot Lampung. *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, 26(4), 479–489. <https://doi.org/10.18343/jipi.26.4.479>
- Yulia, M., Ningtyas, K. R., Widodo, S., & Suhandy, D. 2023. Autentikasi Cepat Kopi Spesialti Arabika Java Preanger Kultivar Typica, Sigarar Utang dan Yellow Bourbon Menggunakan Spektroskopi UV dan Metode PLS-DA. *Jurnal Keteknikan Pertanian*, 11(1), 1–15. <https://doi.org/10.19028/jtep.011.1.1-15>
- Zacharioudaki, D., Fitolis, I., & Kotti, M. 2022. Environmental Quality Applications. *Journal of Molecules*. 27(4801), 1-18. <https://doi.org/10.3390/molecules27154801>
- Zeaiter, M., & Rutledge, D. 2009. *Preprocessing Methods*. Elsevier. Paris
doi:10.1016/b978-044452701-1.00074-0