

**STUDI APLIKASI *UV-VIS SPECTROSCOPY* TIPE *BENCHTOP* UNTUK
KLASIFIKASI KOPI ROBUSTA ORGANIK GHALKOFF DENGAN
LAMA FERMENTASI 7, 9, 12, DAN 17 HARI**

(Skripsi)

Oleh

WAHYUDI

1914071023



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG**

2024

**STUDI APLIKASI *UV-VIS SPECTROSCOPY* TIPE *BENCHTOP* UNTUK
KLASIFIKASI KOPI ROBUSTA ORGANIK GHALKOFF DENGAN
LAMA FERMENTASI 7, 9,12, DAN 17 HARI**

Oleh
Wahyudi

Skripsi

Sebagai salah satu syarat mencapai gelar
SARJANA TEKNIK

Pada

**Jurusan Teknik Pertanian
Fakultas Pertanian Universitas Lampung**



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

ABSTRAK

STUDI APLIKASI *UV-VIS SPECTROSCOPY* TIPE *BENCHTOP* UNTUK KLASIFIKASI KOPI ROBUSTA ORGANIK GHALKOFF DENGAN LAMA FERMENTASI 7, 9, 12, DAN 17 HARI

Oleh

WAHYUDI

Kopi merupakan komoditas penting perkebunan di Indonesia. Indonesia merupakan negara penghasil kopi keempat terbesar di dunia. Pada tahun 2023, produksi kopi Indonesia telah mencapai 760 ribu ton per tahun dan lebih dari 80% berasal dari perkebunan rakyat. Kopi mengandung senyawa kafein yang tinggi. Kopi dinilai berdasarkan citarasa yang dimiliki kopi tersebut, bukan dari bentuk fisiknya. Penanganan pascapanen yang baik dapat menjaga citarasa yang dimiliki kopi sehingga dapat menghasilkan kopi berkualitas. Kopi yang akan digunakan pada penelitian ini berasal dari PT. Ghaly Roelies Indonesia yang biasa disebut dengan Kopi Ghalkoff. Kopi Ghalkoff merupakan kopi yang dihasilkan dari proses pemupukan dan perlakuan menggunakan pupuk Ghaly organik, pupuk yang digunakan pada tanaman kopi ini tanpa tambahan pestisida dan pupuk kimia. Kopi Ghalkoff yang digunakan pada penelitian ini adalah kopi Ghalkoff organik yang sudah melalui proses fermentasi. Fermentasi sangat berpengaruh terhadap kadar kafein dan nilai pH pada kopi. Nilai pH akan semakin menurun apabila proses fermentasi yang dilakukan itu semakin lama.

Sampel yang digunakan berjumlah 200 sampel yaitu, 50 sampel F7, 50 sampel F9, 50 sampel F12, dan 50 sampel F17. Sebelum dilakukan pengambilan spektra, beberapa yang harus dilakukan yaitu penimbangan sampel, masing masing sampel ditimbang dengan berat 1 gram. Kemudian ekstraksi kopi, pengenceran kopi

dengan aquades dengan menggunakan perbandingan 1 : 50, pengadukan, kemudian dilakukan pengambilan spektra menggunakan UV-Vis spektroskopi tipe *benchtop* dan membuat model serta mengujinya dengan metode PCA dan SIMCA. Hasil pengujian PCA menggunakan data *original* diperoleh jumlah nilai PC-1 dan PC-2 sebesar 98%. Hasil PCA terbaik diperoleh dengan cara perbaikan spektra menggunakan *pretreatment MSC moving average 7 segment* dengan nilai kumulatif PC-1 dan PC-2 sebesar 98%. Kemudian, hasil nilai *absorbans*, akurasi, sensitivitas dan spesifitas model SIMCA pada sampel kopi F7, F9, F12 dan F4 dapat digunakan sebagai salah satu acuan dan referensi apabila terdapat pemalsuan terhadap produk kopi Ghalkoff oleh oknum yang tidak bertanggung jawab.

Kata kunci: klasifikasi, kopi Ghalkoff, kopi fermentasi, uv-vis spektroskopi, PCA, SIMCA.

ABSTRACT

THE APPLICATION OF BENCHTOP UV-VIS SPECTROSCOPY FOR CLASSIFICATION OF ORGANIC ROBUSTA COFFEE "GHALKOFF" WITH FERMENTATION DURATIONS OF 7, 9, 12, AND 17 DAYS

By

WAHYUDI

Coffee is a crucial commodity in Indonesian plantations. Indonesia is the fourth largest coffee producer globally. In 2023, Indonesia's coffee production has reached 600 thousand tons per year, with over 80% coming from smallholder plantations. Coffee contains high levels of caffeine. The evaluation of coffee is based on its taste rather than its physical form. Proper post-harvest handling can preserve the flavor of the coffee, resulting in high-quality coffee. The coffee used in this study comes from PT. Ghaly Roelies Indonesia, commonly known as Ghalkoff Coffee. Ghalkoff Coffee is produced through fertilization and treatment using Ghaly Organic fertilizer, which is free from pesticides and chemical fertilizers. The Ghalkoff Coffee used in this research is organic, having undergone a fermentation process. Fermentation significantly influences caffeine levels and pH values in coffee. The pH value decreases as the fermentation process duration increases.

The study utilized a total of 200 samples, including 50 samples each of F7, F9, F12, and F17. Before spectroscopy, several steps were taken, such as weighing the samples, with each sample weighed at 1 gram. Subsequently, coffee extraction and dilution with distilled water at a 1:50 ratio were performed, followed by stirring. Spectra were then collected using UV-Vis spectroscopy benchtop type, and a model was created and tested using PCA and SIMCA methods. PCA testing results using original data revealed a cumulative value of 98% for PC-1 and PC-2. The best PCA

results were obtained by improving spectra using the MSC moving average 7-segment pretreatment, with a cumulative value of 98% for PC-1 and PC-2. Furthermore, the absorbance values, accuracy, sensitivity, and specificity results from the SIMCA model on F7, F9, F12, and F4 coffee samples can be used as a reference if there is suspicion of counterfeiting Ghalkoff Coffee products by irresponsible individuals.

Keywords: *classification*, Ghalkoff's coffee, fermented coffee, uv-vis spectroscopy, PCA, SIMCA

Judul Skripsi

: **STUDI APLIKASI UV-VIS SPECTROSCOPY
TIPE BENCHTOP UNTUK KLASIFIKASI
KOPI ROBUSTA ORGANIK GHALKOFF
DENGAN LAMA FERMENTASI 7, 9,12, DAN
17 HARI**

Nama Mahasiswa

: **Wahyudi**

Nomor Pokok Mahasiswa

: **1914071023**

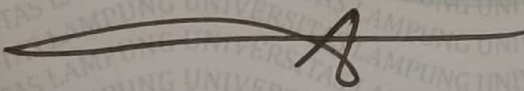
Program Studi

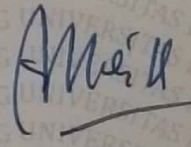
: **Teknik Pertanian**

Fakultas

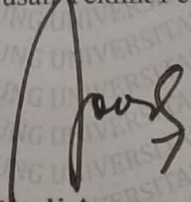
: **Pertanian**




Prof. Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.T.P., M.Agr
NIP. 197803032001121001


Meinilwita Yulia, S.T.P., M.Agr. Sc
NIP. 197905142008122001

Ketua Jurusan Teknik Pertanian


Dr. Ir. Sandi Asmara, M.Si.
NIP. 196210101989021002

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : Prof. Dr.Agr.Sc. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr

Sekretaris : Meinilwita Yulia, S.T.P., M.Agr. Sc.

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

2. Dekan Fakultas Pertanian

Dr. H. Kuswanta Futas Hidayat, M.P.
NIP. 196411101989021002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 1 Maret 2024

PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Saya adalah **Wahyudi** dengan NPM 1914071023, 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.T.P., M.Agr.** dan 2) **Meinilwita Yulia, S.T.P., M.Agr. 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 di kemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ilmiah ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 16 April 2024
Yang membuat pernyataan,



Wahyudi
NPM. 1914071023

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Mekar Jaya, Kecamatan Gedung Surian, Kabupaten Lampung Barat, Provinsi Lampung pada tanggal 17 Juli 2001. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara, dari pasangan Bapak Subandi dan Ibu Sukarsih. Penulis menempuh pendidikan Sekolah Dasar (SD) di SDN 1 Mekar Jaya dan lulus pada tahun 2013. Penulis menyelesaikan pendidikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMP Negeri 1 Gedung Surian dan lulus pada tahun 2016 serta pendidikan Sekolah Menengah Atas (SMA) diselesaikan di SMA AL-AZHAR 3 Bandar Lampung pada tahun 2019.

Tahun 2019, penulis terdaftar sebagai salah satu mahasiswa Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur Seleksi SBMPTN. Selama menjadi mahasiswa penulis aktif dalam Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP) sebagai Anggota periode 2019-2023, Anggota UKM Koperasi Mahasiswa (KOPMA) Unila tahun 2020/2021, Supervisor 2 UKM KOPMA UNILA 2021/2022, Anggota Bidang PENGMAS Paguyuban Karya Salemba Empat 2021/2022 dan Menjadi KETUA UMUM Paguyuban Karya Salemba Empat 2022/2023. Penulis juga merupakan penerima beasiswa dari beasiswa Karya Salemba Empat pada tahun 2021/2024.

Pada tanggal 10 Januari sampai 12 Februari 2022, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) Periode 1 tahun 2023 di Desa Suka Mulya, Kecamatan Pagar Dewa, Kabupaten Lampung Barat, Provinsi Lampung selama 40 hari. Kemudian, pada bulan Juli sampai Agustus 2022, penulis melakukan kegiatan Praktik Umum (PU) di Ghaly Rolies Indonesia dengan judul “Mempelajari Proses Dekafeinisasi Kopi Robusta Organik Ghalkoff di PT Ghaly Roelies Indonesia”.

Persembahkan

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 Subandi dan Ibuku Sukarsih yang telah selalu mengupayakan segala yang dimiliki baik berupa materi, tenaga, pikiran serta doa demi keberhasilanku

Keluargaku

Kakek dan Nenekku serta keluarga besarku yang selalu memberikan doa, dukungan, dan semangat yang tiada henti.

Serta

“Kepada Almamater Tercinta”

Teknik Pertanian Universitas Lampung 2019

SANWANCANA

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan karya tulis ini. Sholawat dan salam semoga selalu tercurahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW. yang kita nantikan syafaat nya di akhirat kelak. Skripsi dengan judul **“STUDI APLIKASI UV-VIS SPECTROSCOPY TIPE BENCHTOP UNTUK KLASIFIKASI KOPI ROBUSTA ORGANIK GHALKOFF DENGAN LAMA FERMENTASI 7, 9,12, DAN 17 HARI”** merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T.) di Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini banyak terjadi kesalahan dan kekurangan. Sehingga penulis ingin mengucapkan banyak terima kasih 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 Meinilwita Yulia, S.T.P., M.Agr. Sc selaku pembimbing kedua penulis yang telah memberikan bimbingan, dukungan, dan arahan dalam

menyelesaikan skripsi ini, serta motivasi dan dorongannya selama penulis menempuh pendidikan 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. Bapak Khairullah, S.T., M.MP., selaku direktur perusahaan sekaligus pembimbing lapangan yang telah memberikan arahan dan bimbingan dalam pelaksanaan praktik umum.
7. Seluruh Dosen Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dan pengalamannya.
8. Kedua orang tuaku Bapak Subandi dan Ibu Sukarsih, Kakakku Yuliawati, serta seluruh keluarga besar atas semua doa, kasih sayang, dukungan dan nasihat yang telah diberikan. Terima kasih banyak.
9. Sahabatku, teman kosku, teman seperjuangan Gerald Squad yang telah memberikan bantuan, motivasi, dan dukungannya.
10. Muhammad Jakarya Harahap dan Dedi Hermawan selaku Komti Wakomti Teknik Pertanian angkatan 2019.
11. Teman-teman seperjuangan skripsi Dimas, Kholis, Ainun, Dicky, dan Yesi atas kerja samanya selama penelitian berlangsung.
12. Teman-teman seperjuangan Teknik Pertanian 2019 yang telah memberikan semangat, dukungan dan bantuannya selama menempuh pendidikan.
13. Terakhir namun bukan yang akhir, saya ingin berterima kasih kepada diri saya sendiri, karena sudah percaya dengan diri sendiri, untuk melakukan kerja keras ini, untuk tidak pernah berhenti, dan terima kasih karena sudah menjadi diri saya setiap saat.

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,

Wahyudi
NPM. 1914071023

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	ii
DAFTAR TABEL	v
DAFTAR GAMBAR	viii
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Tujuan Penelitian.....	5
1.4. Manfaat Penelitian.....	5
1.5. Batasan Masalah.....	5
1.6. Hipotesis Penelitian	6
II. TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Kopi.....	7
2.2. Fermentasi Kopi Robusta Organik	8
2.3. Kopi Ghalkoff.....	9
2.4. <i>UV-Visible Spectroscopy</i>	11
2.5. Ekstraksi	14
2.6. Kemometrika	14
2.6.1. <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	15
2.6.2. <i>Metode Soft independent Modelling of Class Analogy (SIMCA)</i>	15
2.7 Matriks Konfusi.....	16
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 dan Bahan	17
3.3.2. Pengambilan Spektra Menggunakan Spektrometer	22
3.3.3. Membuat dan Menguji Model	22
3.3.4. Analisis data.....	22
3.3.5. <i>Principal Component Analysis</i> (PCA).....	22
3.3.6 <i>Pre-Treatment</i>	25
3.3.7 Membuat Model Menggunakan <i>Analysis Soft Independent Modeling of Class Analogy</i> (SIMCA)	28
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	29
4.1 Analisis Spektra Kopi Robusta Organik Ghalkoff Dengan Lama Fermentasi 7, 9,12, Dan 17 Hari	29
4.1.1 Analisis Spektra Kopi Robusta Organik Ghalkoff Dengan Lama Fermentasi 7, 9,12, Dan 17 Hari Menggunakan Data <i>Original</i>	31
4.1.2 Analisis Spektra Kopi Robusta Organik Ghalkoff Dengan Lama Fermentasi 7, 9,12, Dan 17 Hari Menggunakan Data <i>Pre-Treatment</i>	32
4.2 Hasil <i>Principal Component Analysis</i> (PCA)	42
4.2.1 Hasil <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) pada Data Original	42
4.2.1 Hasil <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) Menggunakan Data <i>Pre-treatment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm	45
4.3 Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) pada Panjang Gelombang <i>UV-Visible</i>	48
4.3.1 Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan Data <i>Original</i>	48

4.3.2 Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan Data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average</i> <i>7 Segment</i>	50
4.3.3 Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan Data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving</i> <i>Average 3 Segment</i>	52
4.4 Klasifikasi Sampel pada Panjang Gelombang <i>UV-Visible</i>	54
4.4.1. Klasifikasi Menggunakan Data <i>Original</i>	54
4.4.2. Klasifikasi Menggunakan Data <i>Pre-Treatment</i>	59
4.5 Plot <i>Coomans</i>	63
4.5.1 Plot <i>Coomans</i> Menggunakan Data <i>Original</i> pada Panjang Gelombang <i>UV-Visible</i>	63
4.5.2 Plot <i>Coomans</i> Menggunakan Data <i>Pre-Treatment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100nm	78
4.6. <i>Kurva Receiver Operating Characteristic</i> (ROC)	84
4.6.1 Kurva ROC Menggunakan Data <i>Original</i> pada Panjang Gelombang <i>UV-Vis</i>	84
4.6.2 Kurva ROC Menggunakan Data <i>Pre-Treatment</i> pada Panjang Gelombang <i>UV-Visible</i>	93
V. KESIMPULAN DAN SARAN	105
5.1 Kesimpulan.....	105
DAFTAR PUSTAKA	105
LAMPIRAN	107

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
Tabel 1. Uji laboratotium kandungan dalam kopi ghalkoff	11
Tabel 2. Matriks Konfusi.	16
Tabel 3. Nomor Sampel dan Bahan Sampel	19
Tabel 4. Hasil Kalibrasi Pengembangan Model F7 + F9 pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	32
Tabel 5 Hasil Kalibrasi Pengembangan Model F7 + F12 pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	33
Tabel 6 Hasil Kalibrasi Pengembangan Model F7 + F17 pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	35
Tabel 7 Hasil Kalibrasi Pengembangan Model F9 + F12 pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	36
Tabel 8 Hasil Kalibrasi Pengembangan Model F9 + F17 pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	37
Tabel 9 Hasil Kalibrasi Pengembangan Model F12 + F17 pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	38
Tabel 10. Matriks konfusi model SIMCA F7 dengan model SIMCA F9 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang UV-Visible.	55
Tabel 11. Matriks konfusi model SIMCA F7 dengan model SIMCA F12 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang UV-Visible.	56
Tabel 12. Matriks konfusi model SIMCA F7 dengan model SIMCA F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang UV-Visible.	56
Tabel 13. Matriks konfusi model SIMCA F9 dengan model SIMCA F12 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang UV-Visible.	57

Tabel 14. Matriks konfusi model SIMCA F9 dengan model SIMCA F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang UV-Visible.	58
Tabel 15. Matriks konfusi model SIMCA F12 dengan model SIMCA F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang UV-Visible.	58
Tabel 16. Matriks konfusi model SIMCA F7 dengan model SIMCA F9 menggunakan data <i>Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	59
Tabel 17. Matriks konfusi model SIMCA F7 dengan model SIMCA F12 menggunakan data <i>Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	60
Tabel 18. Matriks konfusi model SIMCA F7 dengan model SIMCA F17 menggunakan data <i>MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	60
Tabel 19. Matriks konfusi model SIMCA F9 dengan model SIMCA F12 menggunakan data <i>MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	61
Tabel 20. Matriks konfusi model SIMCA F9 dengan model SIMCA F17 menggunakan data <i>Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	62
Tabel 21. Matriks konfusi model SIMCA F12 dengan model SIMCA F17 menggunakan data <i>Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	62
Tabel 22. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F7 dengan F9 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	85
Tabel 23. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F7 dengan F12 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	86
Tabel 24. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F7 dengan F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	87

Tabel 25. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F9 dengan F12 menggunakan data original pada panjang gelombang UV-Visible di beberapa level signifikansi.	89
Tabel 26. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F9 dengan F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	90
Tabel 27. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F12 dengan F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	92
Tabel 28. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F7 dengan F9 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original+ Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	94
Tabel 29. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F7 dengan F12 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	95
Tabel 30. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F7 dengan F17 menggunakan data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	96
Tabel 31. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F9 dengan F12 menggunakan data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	98
Tabel 32. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F9 dengan F17 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.	99
Tabel 33. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi F12 dengan F17 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing</i>	

<i>Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i> di beberapa level signifikansi.....	101
Tabel 34. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F7 dan F9 data <i>original</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	108
Tabel 35. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F7 dan F12 data <i>original</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	109
Tabel 36. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F7 dan F17 data <i>original</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	110
Tabel 37. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F9 dan F12 data <i>original</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	111
Tabel 38. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F9 dan F17 data <i>original</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	112
Tabel 39. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F12 dan F17 data <i>original</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	113
Tabel 40. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F7 dan F9 data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	114
Tabel 41. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F7 dan F12 data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	115
Tabel 42. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F7 dan F17 data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	116
Tabel 43. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F9 dan F12 data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	117
Tabel 44. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F9 dan F17 data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	118
Tabel 45. Klasifikasi model SIMCA pada sampel F12 dan F17 data <i>Original + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> di panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	119

Tabel 46. Glosarium (Suhandy dan Yulia, 2019)	120
---	-----

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 1. Produk Kopi Ghalkoff.....	10
Gambar 2. <i>UV-Vis Spectroscopy</i>	12
Gambar 3. Prinsip kerja UV-Visible Spectrometer (Nugroho, 2019).....	13
Gambar 4. Proses penyangraian kopi robusta Ghalkoff.....	17
Gambar 5. Proses penggilingan kopi	18
Gambar 6. Proses pengayakan sampel kopi.....	18
Gambar 7. Penimbangan sampel.....	19
Gambar 8. Proses pembuatan larutan.....	20
Gambar 9. Proses pengadukan	20
Gambar 10. Proses penyaringan.....	21
Gambar 11. Proses pengenceran	21
Gambar 14. Cara Memasukkan Data dari <i>Microsoft Excel ke The Unscrambler 10.4</i>	23
Gambar 15. Langkah <i>Transpose</i> Data Pada <i>The Unscrambler 10.4</i>	23
Gambar 16. Cara Membuat Kolom <i>Category Variable</i>	24
Gambar 17. Menu <i>Define Range</i>	25
Gambar 18. Menu <i>Analisis PCA</i> pada <i>The Unscrambler 10.4</i>	25
Gambar 19. Menu SIMCA.....	28
Gambar 20. Kopi F7 (A), Kopi F9 (B), Kopi F12 (C), Kopi F17 (D).....	30
Gambar 21. Grafik nilai rata-rata absorbans spektra <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	31
Gambar 22. Nilai rata-rata absorbans data <i>Pre-Treatment MSC + Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	41

Gambar 23. Nilai rata-rata absorbans data <i>Pre-Treatment Original + Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	41
Gambar 24. Plot skor hasil PCA data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	42
Gambar 25. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 hasil analisis PCA menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	43
Gambar 26. Plot skor hasil PCA menggunakan data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	45
Gambar 27. Plot skor hasil PCA menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	45
Gambar 28. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 hasil analisis PCA menggunakan data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	46
Gambar 29. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 hasil analisis PCA menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	47
Gambar 30. Model kalibrasi dan validasi sampel F7 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	48
Gambar 31. Model kalibrasi dan validasi sampel F9 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	48
Gambar 32. Model kalibrasi dan validasi sampel F12 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	49
Gambar 33. Model kalibrasi dan validasi sampel F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	49
Gambar 34. Model kalibrasi dan validasi sampel F7 menggunakan data <i>MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	50
Gambar 35. Model kalibrasi dan validasi sampel F9 menggunakan data <i>MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	50

Gambar 36. Model kalibrasi dan validasi sampel F12 menggunakan <i>data MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	51
Gambar 37. Model kalibrasi dan validasi sampel F17 menggunakan <i>data MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	51
Gambar 38. Model kalibrasi dan validasi sampel F7 menggunakan <i>data Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	52
Gambar 39. Model kalibrasi dan validasi sampel F9 menggunakan <i>data Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	53
Gambar 40. Model kalibrasi dan validasi sampel F12 menggunakan <i>data Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	53
Gambar 41. Model kalibrasi dan validasi sampel F17 menggunakan <i>data Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	54
Gambar 42. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F7 dan F9 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	63
Gambar 43. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F7 dan F12 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	64
Gambar 44. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F7 dan F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	65
Gambar 45. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F9 dan F12 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	66
Gambar 46. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F9 dan F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	67
Gambar 47. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F12 dan F17 menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	68

Gambar 48. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F7 dan F9 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	78
Gambar 49. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F7 dan F12 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	79
Gambar 50. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F7 dan F17 menggunakan data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	80
Gambar 51. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F9 dan F12 menggunakan data <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	81
Gambar 52. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F9 dan F17 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	82
Gambar 53. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi Model SIMCA F12 dan F17 menggunakan data <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang <i>UV-Visible</i>	83
Gambar 54. Kurva ROC Klasifikasi F7 dengan F9 Menggunakan Spektra <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	85
Gambar 55. Kurva ROC Klasifikasi F7 dengan F12 Menggunakan Spektra <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	87
Gambar 56. Kurva ROC Klasifikasi F7 dengan F17 Menggunakan Spektra <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	88
Gambar 57. Kurva ROC Klasifikasi F9 dengan F12 Menggunakan Spektra <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	90
Gambar 58. Kurva ROC Klasifikasi F9 dengan F17 Menggunakan Spektra <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	91
Gambar 59. Kurva ROC Klasifikasi F12 dengan F17 Menggunakan Spektra <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	93

Gambar 60. Kurva ROC Klasifikasi F7 dengan F9 Menggunakan Spektra <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	94
Gambar 61. Kurva ROC Klasifikasi F7 dengan F12 Menggunakan Spektra <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	96
Gambar 62. Kurva ROC Klasifikasi F7 dengan F17 Menggunakan Spektra <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	97
Gambar 63. Kurva ROC Klasifikasi F9 dengan F12 Menggunakan Spektra <i>Pre-Treatment MSC + Smoothing Moving Average 7 Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.	99
Gambar 64. Kurva ROC Klasifikasi F9 dengan F17 Menggunakan Spektra <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	100
Gambar 65. Kurva ROC Klasifikasi F12 dengan F17 Menggunakan Spektra <i>Pre-Treatment Original + Smoothing Moving Average Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	102
Gambar 66. Termos Listrik.....	121
Gambar 67. UV-Vis Spektroskopi.....	121
Gambar 68. Peralatan Penelitian.....	121
Gambar 69. Proses Ekstraksi.....	121
Gambar 70. Proses Pelarutan Sampel.....	122
Gambar 71. Proses Pengadukan Sampel.....	122
Gambar 72. Pengambilan data spektra.....	122
Gambar 73. Pembuatan Larutan Sampel.....	122

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kopi merupakan komoditas penting perkebunan di Indonesia. Indonesia merupakan negara penghasil kopi keempat terbesar di dunia. Saat ini, produksi kopi Indonesia telah mencapai 600 ribu ton per tahun dan lebih dari 80% berasal dari perkebunan rakyat. Kopi kerap kali menjadi topik diskusi dan penelitian dalam studi ilmiah, karena saat ini kopi merupakan salah satu jenis minuman yang paling digemari diseluruh dunia. Kopi adalah jenis minuman yang berasal dari proses pengolahan dan ekstraksi biji tanaman kopi. Tanaman kopi sendiri memiliki dua jenis spesies yaitu kopi arabika dan kopi robusta. Tanaman kopi bukan tanaman asli Indonesia, melainkan jenis tanaman yang berasal dari benua afrika. Sejarahnya tanaman kopi dibawa ke pulau jawa pada tahun 1696, pada masa itu pertumbuhan dan perkembangannya masih dalam percobaan. Kemudian di tahun 1699 tanaman kopi ini mendapat perhatian penuh karena tanaman tersebut mulai berkembang dan berproduksi dengan baik (Anshori, 2014).

Kopi diminum oleh konsumen bukan sebagai sumber nutrisi melainkan sebagai minuman penyegar. Untuk penikmat kopi yang memiliki toleransi tinggi, kafein akan membuat tubuh menjadi lebih segar dan hangat. Tingginya kadar kafein di dalam biji kopi diduga dapat menyebabkan keluhan terutama bagi penikmat kopi yang memiliki toleransi rendah terhadap kafein. Salah satu upaya peningkatan nilai tambah kopi dan konsumsi domestik kopi Indonesia adalah melalui diversifikasi produk biji kopi menjadi kopi rendah kafein (Widyotomo, 2011).

Kafein merupakan senyawa terpenting yang terdapat di dalam kopi. Kafein berfungsi sebagai unsur citarasa dan aroma di dalam biji kopi. Kandungan kafein biji mentah kopi arabika lebih rendah dibandingkan biji mentah kopi robusta,

kandungan kafein kopi robusta sekitar 2,2 % dan Arabika sekitar 1,2 %. Kandungan kafein dan asam organik yang tinggi. Kafein merupakan salah satu derivat xantin yang mempunyai daya kerja sebagai stimulan sistem saraf pusat, stimulan otot jantung, relaksasi otot polos dan meningkatkan diuresis dengan tingkatan berbeda. Kandungan asam dan kafein yang berlebih pada kopi tersebut dapat berdampak untuk kesehatan. Penggunaan kafein dapat menyebabkan jantung berdebar, gangguan lambung, tangan gemetar, gelisah, ingatan berkurang, dan susah tidur. Tiap jenis kopi memiliki kandungan kafein yang berbeda-beda seperti pada kopi robusta yang mengandung kafein 2,473 % sedangkan kopi arabika mengandung kafein 1,994 %. Namun, di sisi lain kopi mengandung kafein yang diduga mempunyai efek yang kurang baik bagi kesehatan peminumnya dan berdampak pada menurunnya minat minum kopi dan menurunkan tingkat konsumsi kopi di dalam negeri. Oleh karena itu sampai saat ini telah banyak dilakukan penelitian untuk mengurangi kadar kafein pada kopi (dekafeinasi kopi) tanpa mengurangi rasa seduhan dari kopi (Almada, 2009).

Senyawa kimia yang ada di dalam kopi terdiri dari senyawa organik dan non-organik. Senyawa organik berpengaruh pada aroma kopi, sedangkan senyawa non-volatil seperti kafein akan berpengaruh terhadap mutu kopi. Kafein adalah senyawa alkaloid xantina berbentuk kristal dan berasa pahit. Manfaat kafein bila dikonsumsi dalam dosis yang telah ditentukan dapat memberikan efek yang positif. Namun mengonsumsi kafein sebanyak 100 mg tiap hari dapat menyebabkan individu tersebut tergantung pada kafein. Berdasarkan FDA (*Food Drug Administration*) dosis kafein yang diizinkan 100-200 mg/hari. Penelitian membuktikan bahwa kafein memiliki efek sebagai stimulasi sel saraf pusat, otot jantung dan meningkatkan diuresis. Efek lain dari kafein dapat meningkatkan denyut jantung dan berisiko terhadap penumpukan kolesterol, menyebabkan kecacatan pada anak yang dilahirkan (Maramis et al., 2013).

Kandungan zat yang terdapat pada kopi salah satunya *asam klorogenat*, yaitu salah satu jenis senyawa *polifenol* yang menjadi antioksidan kuat di dalam kopi. Antioksidan sangat bermanfaat untuk kesehatan. Antioksidan adalah senyawa yang mempunyai struktur molekul yang dapat memberikan elektronnya kepada

molekul radikal bebas tanpa terganggu sama sekali fungsinya dan dapat memutuskan reaksi berantai dari radikal bebas. Setiap radikal bebas mempunyai yang tidak berpasangan di permukaan kulit luarnya, sehingga radikal bebas berusaha menarik senyawa dari jaringan-jaringan yang ada di dalam tubuh yang disusun oleh sel-sel. Radikal bebas yang masuk ke dalam tubuh mulanya merusak sel, lalu protein, enzim, dan kemudian inti sel di mana DNA dibentuk yang menyebabkan kerusakan-kerusakan sel tubuh yang berakibat timbulnya penyakit seperti jantung, kanker, katarak, dan penyakit lainnya, (Kartasasmita & Addyantina, 2012).

Berdasarkan fakta di atas adanya dekafeinasi atau kopi fermentasi bertujuan untuk menurunkan kadar kafein tanpa mengurangi cita rasa kopi. Penurunan kadar kafein secara signifikan dengan *acidity* normal, dan meningkatkan enzim yang mampu menghasilkan efek rileks. Proses fermentasi menggunakan mikroorganisme aktif yang memproduksi enzim yang mampu meningkatkan kualitas kopi menjadi grand premium serta menimbulkan rasa efek kopi luwak yang dijamin halal, nikmat dan lebih sehat. Penelitian ini menggunakan kopi robusta Ghalkoff, di mana kopi Ghalkoff memiliki kualitas baik itu cita rasa maupun manfaat bagi kesehatan disetiap lama fermentasinya, dengan waktu fermentasi, yaitu 7 hari (F7), 9 hari (F9), 12 hari (F12), dan 17 (F17) hari. Kopi Ghalkoff juga dapat dijadikan sebagai obat dengan tingkat fermentasi tertentu sesuai dengan fungsi kopi yang sebenarnya yaitu *enjoy and healthy*, kopi robusta Ghalkoff mempunyai berbagai manfaat diantaranya yaitu relaksasi, kebugaran, diet serta dapat mengobati berbagai penyakit seperti kolesterol, diabetes, asam urat dll. Penggunaan kopi robusta Ghalkoff pada penelitian ini adalah kopi yang sudah di fermentasi menggunakan mikroba *selulolitik* (penghancur sel), *proteolitik* (penghancur protein) dan *xilanolitik* yang dikembangkan oleh PT. Ghaly Roelies dan kemudian diberi nama mikroba Ghalkoff. Berdasarkan hal tersebut, maka perlu dilakukan pengklasifikasian untuk dapat mengetahui kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi.

Ada beberapa metode untuk mengklasifikasikan kopi robusta Ghalkoff, selama ini pengklasifikasian berdasarkan lama fermentasi hanya dibedakan oleh ahli dengan

uji organoleptik. Uji ini memiliki kelemahan, yaitu bersifat subjektif, karena memerlukan penanganan panca indera manusia sehingga dapat menyebabkan inkonsistensi. Disisi lain kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi adalah kopi yang sangat spesifik karena perlu dicantumkan dalam label. Sedangkan metode *UV-Vis* dapat secara akurat dapat mengklasifikasikan kopi Robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi. Alat *UV-Vis* spektroskopi tidak hanya akurat dan tidak memakan waktu untuk mengumpulkan data, tetapi juga harganya murah dan sekarang sudah banyak digunakan di laboratorium standar di Indonesia. Oleh sebab itu, pada penelitian ini kami mengusulkan penggunaan teknologi *UV-Vis Spectroscopy* bersama dengan metode SIMCA (*soft independent modelling of class analogy*) untuk mengklasifikasikan kopi robusta Ghalkoff dengan perbedaan lama fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang mendasari penelitian ini ialah, pada kopi robusta Ghalkoff memiliki kualitas baik itu cita rasa maupun manfaat bagi kesehatan di setiap lama fermentasinya. Kopi Ghalkoff juga dapat dijadikan sebagai obat dengan tingkat fermentasi tertentu sesuai dengan fungsi kopi yang sebenarnya yaitu *enjoy and healthy*, kopi robusta Ghalkoff mempunyai berbagai manfaat di antaranya yaitu relaksasi, kebugaran, diet serta dapat mengobati berbagai penyakit seperti kolesterol, diabetes, asam urat dan lain-lain. Selama ini pengklasifikasian kopi robusta Ghalkoff berdasarkan lama fermentasi hanya dibedakan oleh ahli dengan uji organoleptik, hal ini memiliki keterbatasan terutama inkonsistensi, di sisi lain kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi adalah kopi yang sangat spesifik karena perlu dicantumkan dalam label, sehingga pada penelitian ini kami mengusulkan penggunaan teknologi *UV-Vis Spectroscopy* bersama dengan metode SIMCA (*soft independent modelling of class analogy*) untuk mengklasifikasikan kopi robusta Ghalkoff dengan perbedaan lama fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari. Selama ini penggunaan teknologi *UV-Vis Spectroscopy* sudah teruji, seperti pada penelitian yang telah dilakukan oleh Kuncoro et al., (2021), untuk klasifikasi kopi liberika tunggal jambi dan kopi liberika probolinggo dengan metode SIMCA. Suhandy et al., (2019), untuk

Klasifikasi Kopi Bubuk Spesialti Kalosi dan Toraja Menggunakan *UV-Visible Spectroscopy* dan Metode PLS-DA. Suhandy et al., (2021) menggunakan teknologi *UV-Vis Spectroscopy* untuk membedakan jenis kopi bubuk arabika gayo wine dan kopi bubuk arabika gayo biasa. (Yulia et al., 2018) untuk mengetahui pengaruh ukuran partikel kopi bubuk pada proses diskriminasi kopi dekafeinasi menggunakan metode *Ultraviolet-Visible Spectroscopy* dan *PLS-DA*. Nugroho (2022) untuk mendiskriminasi kopi luwak ternak dan kopi luwak liar menggunakan *UV-Visible Spectroscopy* dan metode SIMCA. (Laskarwati, 2021) studi penggunaan teknologi *UV-Vis Spektroskopi* dan metode SIMCA untuk membedakan tiga kultivar kopi arabika java preanger (sigarar utang, typica, dan yellow bourbon) dengan proses pengolahan biji basah. Sehingga penggunaan teknologi *UV-Vis Spectroscopy* sudah teruji.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Mengklasifikasi kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari menggunakan *UV-Visible Spectroscopy* dan metode SIMCA.
2. Membangun model SIMCA yang dapat digunakan untuk mendeskripsikan kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini bermanfaat untuk mengetahui perbedaan dari kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari.
2. Untuk industri dan pemerintah agar dapat memberikan sistem perdagangan yang adil dan berkelanjutan supaya harga di pasar sesuai dan sama rata.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu.

1. Penelitian ini hanya sebatas mengklasifikasikan kopi robusta Ghalkoff dengan fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari dari hasil absorbans

2. Penelitian ini tidak melakukan uji kadar kafein, kadar asam dan kandungan kimia lainnya.
3. Kopi yang digunakan pada penelitian ini berasal dari daerah Ulu Belu, Tanggamus.

1.6. Hipotesis Penelitian

Hipotesis dari penelitian ini adalah teknologi *UV-Visible Spectroscopy* yang dikombinasikan dengan metode SIMCA mengklasifikasikan kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kopi

Kopi merupakan jenis minuman penyegar yang biasanya disajikan dalam keadaan panas atau dingin. Minuman ini merupakan hasil olahan biji kopi yang dipanggang dan kemudian diseduh. Kopi mengandung senyawa kafein yang tinggi. Kopi dinilai berdasarkan citarasa yang dimiliki kopi tersebut, bukan dari bentuk fisiknya. Penanganan pascapanen yang baik dapat menjaga citarasa yang dimiliki kopi sehingga dapat menghasilkan kopi berkualitas (Hayati, 2013).

Pada abad ke-19, minuman kopi sangat populer di seluruh dunia dan mulai menjadi gaya hidup masyarakat. Bahkan di Amerika, kopi menjadi minuman tradisional yang tepat untuk berbincang-bincang di pagi hari, siang hari, dan malam hari. Pada tahun 1700-an, tanaman kopi mulai dibudidayakan di Indonesia. Tanaman kopi jenis Arabika merupakan tanaman kopi yang pertamakali dibudidayakan di Indonesia, khususnya Pulau Jawa. Namun pada Tahun 1896, penyakit karat daun (*coffee leaf rust*) yang ditemukan di Srilangka menyerang dan mengakibatkan penurunan produktivitas tanaman kopi (Panggabean, 2011).

Klasifikasi tanaman kopi (*Coffea sp.*) menurut (Rahardjo, 2017) adalah sebagai berikut:

Kingdom	: <i>Plantae</i> (Tumbuhan)
Subkingdom	: <i>Tracheobionta</i> (Tumbuhan pembuluh)
Super Divisi	: <i>Spermatophyta</i> (Menghasilkan biji)
Divisi	: <i>Magnoliophyta</i> (Tumbuhan berbunga)
Kelas	: <i>Magnoliopsida</i> (Berkeping dua)
Sub Kelas	: <i>Asteridae</i>
Ordo	: <i>Rubiaceae</i>

Famili : Rubiaceae
Genus : Coffeae
Spesies : *Coffea sp* (*Coffea arabica* , *Coffea canephora*, *Coffea liberica*,
Coffea excels)

2.2. Fermentasi Kopi Robusta Organik

Penggunaan pelarut anorganik pertama kali dilakukan di Jerman pada tahun 1990 dengan menggunakan pelarut kloroform, benzena, dan metil klorida dan karena alasan munculnya dampak negatif terhadap kesehatan maka penggunaan pelarut tersebut mulai ditinggalkan. Menurut Rusmantri (2002) di Indonesia, penelitian yang berkaitan dengan pengembangan proses dekafeinasi biji kopi telah banyak dilakukan dengan sistem perebusan menggunakan pelarut alkali. Kelarutan kafein dalam air maupun dalam pelarut organik akan meningkat dengan naiknya suhu. Kafein juga dapat larut dalam suasana alkalis, dan kelarutan kafein akan meningkat pada pH di atas 6. Semakin tinggi suhu perebusan yang digunakan dalam proses dekafeinasi, maka akan semakin tinggi pula tingkat 13 pelarutan kafein. Perebusan pada suhu 100°C dengan pH pelarut 8 akan dapat menurunkan kafein dalam kopi bubuk sebesar 70,32%, tetapi pada pH pelarut 9 penurunan kafein lebih rendah yaitu 55,89% (Rusmantri, 2002).

Proses dekafeinasi kopi dipengaruhi oleh beberapa faktor antara lain ukuran biji kopi, suhu pelarut dan jenis pelarut yang digunakan. Biji kopi robusta organik pada umumnya memiliki kondisi biji yang terbilang *full body*. Diperlukannya biji kopi yang *full body* bertujuan untuk mengurangi kegagalan pada saat proses 14 fermentasi dikarenakan suhu yang terjadi pada saat proses fermentasi cukup tinggi akan membuat biji kopi hangus dan tidak dapat diolah lebih lanjut. (Kartasmita & Addyantina, 2012).

Keasaman (*acidity*) menunjukkan nilai kelayakan kopi aman untuk dikonsumsi. Pada umumnya keasaman kopi berada pada level pH 5. Menurut Khairullah (2015) , semakin rendah kadar kafein maka akan semakin tinggi tingkat keasaman (*acidity*). Keasaman kopi merupakan tolak ukur kelayakan kopi aman untuk dikonsumsi. Sedangkan protein pada kopi merupakan turunan dari asam amino

bebas yang terjadi selama proses pemasakan biji kopi yang menimbulkan rasa pahit selain dari kafein pada kopi. Selain kafein, protein dan keasaman adalah atribut penting dalam cita rasa kopi yang tidak dapat diabaikan (Khairullah, 2015)

Proses fermentasi di PT Ghalkoff yaitu biji kopi pilihan khususnya biji kopi robusta organik. Setelah kopi dikeringkan dan dikupas dari kulitnya menggunakan mesin pulper lalu bisa untuk lanjut ke tahap fermentasi. Fermentasi di PT Ghalkoff itu ada 2 hari 4 hari 7 hari 9 hari 12 hari dan 17 hari. Proses fermentasi Ghalkoff dilakukan di dalam drum selama beberapa hari sesuai kebutuhan yang diinginkan. Untuk tahapan fermentasi yang pertama ditimbang dahulu biji kopi yang akan difermentasi lalu dimasukkan ke dalam drum setelah itu ditambah mikroba untuk proses fermentasi. Setelah itu kopi diaduk rata agar semua cairan atau mikroba tercampur dengan biji kopi robusta tersebut. Kemudian ditunggu sesuai waktu lama fermentasi yang diinginkan.

2.3. Kopi Ghalkoff

Kopi Ghalkoff merupakan kopi yang dihasilkan dari proses pemupukan dan perlakuan menggunakan pupuk Ghaly Organik, pupuk yang digunakan pada tanaman kopi ini tanpa tambahan pestisida dan pupuk kimia. Pemupukan kopi ini hanya dilakukan satu tahun sekali dan kebutuhan unsur hara pada tanaman kopi ini dapat terpenuhi sepanjang tahun sampai dengan masa panen. Dengan dilakukannya pemupukan ini unsur haranya tetap terpenuhi karena menggunakan mikroba aktif tanpa adanya penguapan dan pencucian, seperti penggunaan pupuk kimia. Pola pemupukan menggunakan Ghaly Organik pada batang dari kopi Ghalkoff tidak perlu melakukan pemangkasan karena berbeda dengan penggunaan pupuk kimia yaitu ranting dari biji kopi akan sangat mudah rontok dan batang tanaman kopi tidak bisa meninggi batangnya hanya sebatas 1 meter saja, tetapi jika menggunakan pupuk organik ranting/batangnya tidak mudah rontok dan bisa mempercepat pertumbuhan sampai dengan 3 meter dan menjaga unsur hara tetap baik dengan tidak merusak ekosistem dari tanah, proses pemangkasan juga akan merusak proses regenerasi dari tanaman kopi tersebut dan akan mengurangi produksi kopi (Khairullah, 2015).

Kopi yang dihasilkan menggunakan teknik organik Ghaly Roelies akan Menghasilkan kualitas kopi yang premium, Kopi yang dihasilkan cenderung padat, Akan menimbulkan rasa alami dari kopi, selain itu Produksi dan panen kopi akan terus meningkat dan Kesuburan tanah akan selalu terjaga. Kopi yang digunakan pada Ghalkoff adalah biji kopi robusta Lampung yang diperoleh dari kebun petani binaan dari perusahaan untuk pengolahannya menggunakan teknologi fermentasi. Teknologi fermentasi Ghalkoff ada berbagai macam untuk menghasilkan kopi yang sesuai dengan kebutuhan masyarakat. Dengan dilakukannya fermentasi ini mampu menurunkan kadar kafein secara signifikan dengan *acidity* normal dengan meningkatkan enzim yang mampu memberikan efek rileks seperti pada efek kopi luwak. Kopi Ghalkoff juga dapat dijadikan sebagai obat dengan tingkat fermentasi tertentu sesuai dengan fungsi kopi yang sebenarnya yaitu *enjoy and healthy*, kopi Ghalkoff mempunyai berbagai manfaat diantaranya yaitu relaksasi, kebugaran, diet serta dapat mengobati berbagai penyakit seperti kolesterol, diabetes, asam urat dll (Khairullah, 2015).



Gambar 1. Produk Kopi Ghalkoff

Berikut ini berbagai macam varian yang dimiliki oleh kopi Ghalkoff yaitu diantaranya sebagai berikut.

- Original : Grand Premium Pure Organic Robusta.
- F2 : *Specialty Rileks & Stamina* (Efek Luwak).
- F4 : *Specialty Diet* (Double Efek Luwak).
- F7 : *Specialty Sexuality Moods* (Efek Triple Luwak).
- F9 : *Specialty Quality Sleep*.

- F12 : *Specialty Anti Diabetes.*
 F17 : *Specialty Quality Herbal (Kopi Kunyah).*
 Kopi wine : *Very Low Caffeine*

Tabel 1. Uji laboratotium kandungan dalam kopi ghalkoff :

Ghalkoff Variant	Caffein (%)	Protein (%)	Acidity (%)	Chlorogenic Acid (%)
Orginal (F0)	2,71	14,21	0,16	4,54
Luwak Taste (F2)	1,55	16,09	0,26	4,04
Diet (F4)	1,47	13,53	0,18	6,28
Stamina (F7)	0,76	11,89	0,91	-
Quality Sleep (F9)	1,45	10,25	0,53	-
Diabetics Therapy (F12)	1,66	12,94	0,24	5,33
Quality Herbal (F17)	0,56	12,21	0,27	2,37

Sumber : PT Ghaly Rolies Indonesia

2.4. *UV-Visible Spectroscopy*

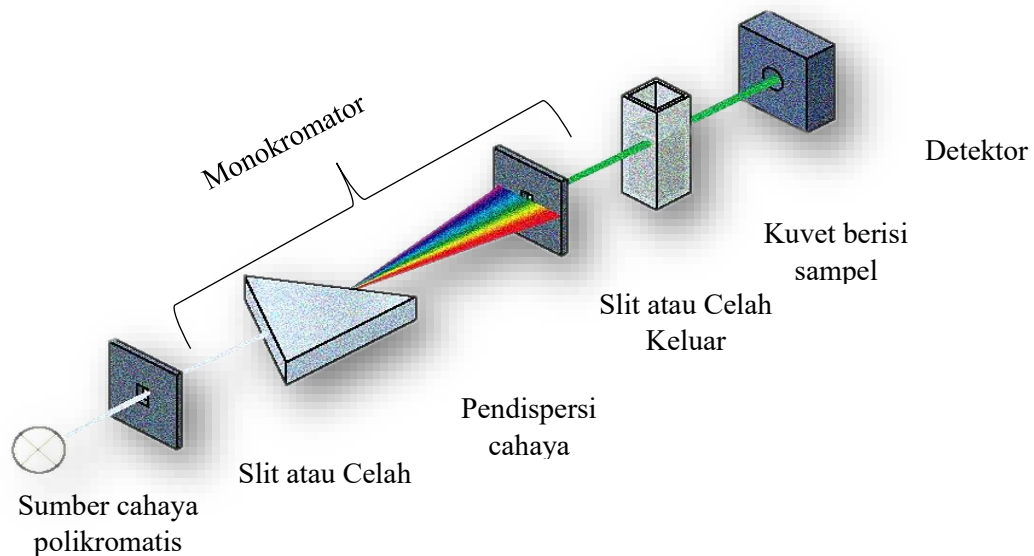
Spektrofotometer merupakan alat yang digunakan untuk melakukan uji sampel dengan *UV-Visible Spectroscopy*, cara kerja alat ini yaitu dengan mengukur transmittan (T atau %T) atau absorbans (A) sebagai fungsi dari panjang gelombang. *Spektrofotometer* memiliki 2 bagian utama yaitu *spektrometer* dan *fotometer*. *Spektrometer* merupakan penghasil cahaya dari spektrum dengan panjang gelombang tertentu dan *fotometer* merupakan alat pengukur intensitas cahaya yang ditransmisikan atau yang diabsorpsi. *Spektrofotometer* memiliki fungsi untuk mengukur energi cahaya secara relatif jika energi tersebut ditransmisikan, direfleksikan atau diemisikan sebagai fungsi dari panjang gelombang. Cahaya *polikromatis* melewati *monokromator* menjadi cahaya *monokromatis* yang kemudian cahaya melewati sampel (dalam kuvet) pada panjang gelombang tertentu dimana cahaya akan diteruskan dan diserap detektor (Balai Teknologi Polimer, 2020).



Gambar 2. *UV-Vis Spectroscopy*

Spektrofotometer UV-Visible adalah alat yang digunakan untuk melakukan pengukuran serapan cahaya di daerah panjang gelombang sinar *ultraviolet* (200 - 350 nm) dan panjang gelombang sinar *visible* (350 – 800 nm) terhadap sampel uji. Serapan cahaya *ultraviolet* dan *visible* tampak mengakibatkan transisi elektronik, yaitu promosi elektron dari orbital keadaan dasar yang berenergi rendah ke orbital keadaan tereksitasi berenergi lebih tinggi. Detektor dapat mengukur intensitas cahaya yang dipancarkan secara tidak langsung cahaya yang diabsorpsi. Tiap sampel uji akan menyerap cahaya pada panjang gelombang tertentu tergantung pada senyawa atau warna yang terbentuk. Detektor merekam dalam bentuk spektrum yang dinyatakan sebagai panjang gelombang dan absorbans, sesuai dengan jenis elektron yang terdapat dalam molekul yang dianalisis. Semakin mudah elektron bereksitasi makin besar panjang gelombang yang diabsorpsi, makin besar panjang gelombang terabsorpsi makin tinggi absorbans (Balai Teknologi Polimer, 2020).

Spektrofotometer UV-Visible memiliki dua buah sumber cahaya yang berbeda, yaitu sumber cahaya *ultraviolet* menggunakan lampu *Deuterium* dan sumber cahaya *visible* menggunakan lampu *Wolfram*. Konsentrasi senyawa yang dianalisis akan sebanding dengan jumlah sinar yang diserap oleh zat-zat dalam sampel uji (Balai Teknologi Polimer, 2020). Dapat dilihat prinsip kerja dari *UV-Visible Spectroscopy* sebagai Gambar 3 berikut.



Gambar 3. Prinsip kerja UV-Visible Spectrometer (Nugroho, 2019).

UV-Vis Spektroskopi memiliki lima komponen utama yaitu sumber radiasi, wadah sampel, *monokromator*, *detektor*, *amplifier*, dan *rekorder*. Instrumen *UV-Vis Spektroskopi* secara umum sebagai berikut:

- Sumber radiasi pada *spektrometer* yang biasa dipakai yaitu lampu *Xenon*.
- Kuvet, pada UV-Vis Spektroskopi yang cocok digunakan yaitu kuvet dari kuarsa yang melalui radiasi daerah *ultraviolet*. Pengaruh arah pantulan dapat diminimalkan dengan cara sel harus tegak lurus terhadap arah sinar dan kuvet yang digunakan tidak boleh berwarna.
- Monokromator, alat yang digunakan untuk menghasilkan sumber sinar monokromatis.
- Dual *silicon Photodiode* (*detektor*), alat yang bertugas untuk mengubah cahaya menjadi sinyal listrik dan kemudian akan ditampilkan dalam bentuk angka.

Penyerapan sinar tampak dan ultraviolet pada suatu molekul akan mendapatkan hasil transisi antara tingkat energi elektronik molekul. Transisi biasanya terjadi antara orbital ikatan atau orbital pasangan bebas serta orbital bukan ikatan atau orbital anti ikatan (Sugianti et al., 2016).

2.5. Ekstraksi

Ekstraksi adalah istilah yang digunakan untuk mengekstrak senyawa tertentu dengan pelarut yang sesuai. Metode ekstraksi tergantung pada kepolaran senyawa yang akan diekstraksi. Prinsipnya adalah pelarut polar melarutkan senyawa polar dan non polar. Senyawa pelarut bergantung pada kelarutan sampel yang diteliti (Khopkar, 1990). Air dapat melarutkan senyawa aktif biologis lebih banyak daripada etanol, sehingga cocok digunakan sebagai pelarut dalam pembuatan ekstrak kopi (Handayani, 2016). Pada penelitian ini ekstraksi kopi dengan *aquades* dilakukan dengan proses pengenceran yang dijelaskan pada metode penelitian.

2.6. Kemometrika

Kemometrika adalah prosedur matematika yang digunakan untuk memproses, mengevaluasi, dan menafsirkan data dalam jumlah besar. Kemometrika biasanya digunakan untuk menemukan korelasi statistik antara data spektra dan informasi yang diketahui dalam sampel. Metode ini memungkinkan penggunaan model analisis multivariat dalam aplikasinya. Model analisis multivariat merupakan model yang melibatkan banyak model masukan (*variabel X*) untuk menghasilkan efek tertentu (*variabel Y*) (Ardiansyah, 2013).

PCA adalah teknologi yang menyederhanakan data dengan mentransformasikan data secara linier untuk membentuk titik koordinat baru dengan keragaman maksimum. PCA dapat digunakan untuk mengurangi ukuran tanpa mengurangi data secara signifikan. Pendekatan ini mengubah sebagian besar variabel besar yang terkait dengan sekumpulan variabel yang lebih kecil dan tidak terkait (Ardiansyah, 2013).

Soft Independent Modeling of Class Analogy (SIMCA) adalah analisis multivariat yang dapat digunakan untuk mengekstrak informasi spektra yang diperlukan dari inframerah untuk aplikasi kualitatif dan kuantitatif. Tujuan penggunaan PCA dan SIMCA adalah untuk mengurangi perubahan aktivitas biologis atau sifat kimiawi menjadi perubahan yang lebih kecil (Mubayinah et al., 2016).

Keuntungan menerapkan data identifikasi SIMCA adalah kemungkinan besar untuk digunakan di dalam kelas. Oleh karena itu, jika varians dari sisa sampel melebihi batas atas setiap kategori dalam kumpulan data, residu tidak akan muncul dalam kumpulan data. Selain itu, SIMCA juga sensitif terhadap kualitas data yang digunakan untuk menghasilkan komponen utama dari satu set pelatihan yang lengkap.

2.6.1. *Principal Component Analysis (PCA)*

Principal component analysis (PCA) adalah metode penyederhanaan data dengan cara melakukan *Pre-Treatment* linier untuk membentuk sistem koordinat baru dengan jumlah perubahan terbesar. PCA ini dapat digunakan untuk mengurangi ukuran data tanpa menghilangkan karakteristik data secara signifikan. Metode ini mengubah sebagian besar variabel asli kumpulan variabel yang lebih kecil. Plot umum yang digunakan ketika menggunakan PCA yaitu plot *score*, plot *loading* yang sesuai sebagai garis spektral, dan plot nilai eigen yang diurutkan (Ardiansyah, 2013).

2.6.2. *Metode Soft independent Modelling of Class Analogy (SIMCA)*

Dengan menggunakan metode SIMCA ini diharapkan dapat mengklasifikasi sampel yang diuji sebagaimana berdasarkan penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh (Suhandy, Yulia, et al., 2018a) yang membahas tentang diskriminasi kopi lanang menggunakan *UV-Visible spectroscopy* dan metode SIMCA. Dalam jurnalnya beliau menggunakan metode *soft independent modelling of class analogy (SIMCA)* yang dalam penggunaannya membagi metode SIMCA menjadi dua kelompok. SIMCA menggunakan standar deviasi dari residual sebagai ukuran atau kriteria untuk klasifikasi sampel. Oleh karena itu, setiap kelas memiliki model SIMCA tertentu dengan batasan standar deviasi residual sebagai panduan untuk menilai apakah sampel yang dievaluasi termasuk kelas tertentu atau sebaliknya. Dari hasil penelitian beliau didapat hasil klasifikasi, performansi kedua model SIMCA kopi lanang dan kopi biasa sangat memuaskan dengan nilai 100% untuk parameter *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity*. Berdasarkan dasar penelitian tersebut peneliti juga menggunakan metode yang sama agar mendapatkan hasil yang dapat mengklasifikasikan kopi Ghalkoff.

SIMCA adalah metode analisis *multivariant* terawasi yang digunakan untuk menguji kekuatan diskriminasi dan klasifikasi sampel. SIMCA digunakan untuk menetapkan sampel pada setiap kelas yang sudah disediakan. Metode klasifikasi ini didasarkan pada pembuatan model PCA untuk setiap kelas dan mengklasifikasikan setiap sampel dari setiap model PCA. *Output* dari metode SIMCA berupa Tabel klasifikasi yang menginformasikan sampel diklasifikasikan masuk ke dalam kelas atau tanpa kelas. Dalam pembuatan model SIMCA diperlukan sampel dibagi menjadi tiga bagian yaitu untuk kalibrasi, validasi dan prediksi. Kalibrasi didapatkan dari sampel kopi yang akan digunakan untuk membuat model SIMCA, validasi merupakan sampel yang digunakan untuk mengecek kembali model yang digunakan, dan prediksi adalah sampel kopi yang akan digunakan untuk menguji model yang diperoleh dari sampel *kalibrasi* dan *validasi* (Lavine et al., 2009).

2.7 Matriks Konfusi

Matriks konfusi merupakan tabel yang mencatat hasil pekerjaan klasifikasi setelah pemrosesan SIMCA. Rumus matriks konfusi memiliki beberapa output yaitu nilai akurasi, spesifisitas, sensitivitas dan *error*. Matriks konfusi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Matriks Konfusi.

	Kelas A (Model SIMCA A)	Kelas B (Model SIMCA B)
Kelas A (aktual)	a	b
Kelas B (aktual)	c	d

Perhitungan :

$$\text{a) Akurasi (AC)} = \frac{a+d}{a+b+c+d} \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{b) Sensitivitas (S)} = \frac{d}{b+d} \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{c) Spesifisitas (SP)} = \frac{a}{a+c} \dots\dots\dots (3)$$

$$\text{d) Error} = \frac{b+c}{a+b+c+d} \dots\dots\dots (4)$$

Keterangan :

a adalah sampel kelas A yang masuk ke dalam kelas A

b adalah sampel kelas B yang masuk ke dalam kelas A

c adalah sampel kelas A yang masuk ke dalam kelas B

d adalah sampel kelas B yang masuk ke dalam kelas B

Nilai yang didapat dari hasil perhitungan akan menunjukkan tingkat akurasi, sensitivitas, spesifisitas dan nilai error pada model uji yang ditetapkan. Akurasi menunjukkan tingkat ketelitian, semakin tinggi tingkat akurasi maka semakin baik. Sensitivitas yaitu kemampuan menunjukkan perbedaan terhadap sampel, semakin sensitif maka semakin terdeteksi perbedaan suatu sampel. Spesifisitas yaitu kemampuan membedakan sampel pada kelasnya. Error menunjukkan tingkat kesalahan pada model yang dibuat, semakin rendah persentase error maka semakin baik dalam mengenali karakteristik sampel (Lavine et al., 2009).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat

Penelitian ini dilaksanakan pada 1 Agustus 2023 sampai 1 September 2023. Penelitian ini dilakukan di Laboratorium Rekayasa Bioproses dan Pasca Panen (RBPP), Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

3.2. Alat dan Bahan

Alat-alat yang akan digunakan pada penelitian ini antara lain adalah labu Erlenmeyer 50 ml, *water heater*, toples, termometer, timbangan digital, pipet ukur, gelas ukur, pengaduk, *magnetic stirrer ciblanc*, botol semprot, botol transparan, kertas saring, spatula, tisu dan corong plastik, *mesh* nomor 40, cuvet, *aluminium foil*, dan *UV-Visible Spectrometer (Genesys 10s, Thermo Scientific, USA)*. Bahan-bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah air distilasi, kopi robusta Ghalkoff dengan fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari, yang berasal dari PT. Ghaly Rolies, Kemiling, Bandar Lampung.

3.3. Prosedur Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan kopi robusta Ghalkoff dengan fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari menggunakan *UV-Visible Spectrometer*. Tahap-tahap pada penelitian ini ditampilkan pada diagram alir di bawah, yang terdiri dari persiapan alat dan bahan, mengekstraksi kopi robusta Ghalkoff dengan fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari. Kemudian pengenceran kopi dan pengambilan menggunakan perangkat lunak *The Unscrambler* versi 10.4. Model kalibrasi dibangun menggunakan metode PCA dan SIMCA spektra, selanjutnya membangun dan menguji model untuk membedakan kopi disetiap fermentasi.

3.3.1. Persiapan Alat dan Bahan

Alat yang akan digunakan dalam penelitian harus diperiksa dengan cermat untuk memastikan bahwa alat tersebut dapat digunakan dengan kondisi yang baik saat penelitian dimulai. Persiapan alat dan bahan pada penelitian ini meliputi proses penyangraian, penggilingan, pengayakan, penimbangan, pembuatan larutan, pengadukan, penyaringan, dan pengenceran.

1. *Roasting* (penyangraian)

Roasting adalah proses mengeluarkan air pada kopi, mengeringkan dan mengurangi beratnya sehingga memberikan aroma pada kopi tersebut. Untuk setiap sampel disangrai menggunakan *coffee roasting* model JMS-270 dengan rentang suhu 200°C selama 20 menit seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Proses penyangraian kopi robusta Ghalkoff

2. Penggilingan Kopi Robusta Ghalkoff

Penggilingan kopi digunakan untuk memperkecil ukuran agar memudahkan pengambilan sampel dalam proses ekstraksi kopi. Alat yang digunakan untuk

proses penggiling kopi adalah Sayota dengan daya 180 watt. Penggilingan membutuhkan waktu 5 menit untuk mengubah sampel menjadi serbuk seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses penggilingan kopi

3. Pengayakan

Pengayakan dilakukan untuk mendapatkan partikel kopi dengan ukuran yang sama. Kopi diayak menggunakan ayakan *Tyler Meinzer II* dengan alat *mesh* nomor 40 dengan ukuran mata jaring 0,419 mm (Sambudi, 2018). Pada proses pengayakan dibantu kuas guna mempercepat bubuk kopi jatuh dari pengayakan seperti terlihat pada Gambar 6 di bawah ini,



Gambar 6. Proses pengayakan sampel kopi

4. Penimbangan

Penimbangan dilakukan sesuai dengan sampel yang digunakan untuk kopi robusta Ghalkoff dengan fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari seperti pada Tabel 3 tentang penomoran sampel dan bahan sampel yang ditunjukkan sebagai berikut

Tabel 3. Nomor Sampel dan Bahan Sampel

No Sampel	Jumlah Sampel	Bahan
F7 1-50	50	1 gram kopi robusta Ghalkoff fermentasi 7 hari
F9 1-50	50	1 gram kopi robusta Ghalkoff fermentasi 9 hari
F12 1-50	50	1 gram kopi robusta Ghalkoff fermentasi 12 hari
F17 1-50	50	1 gram kopi robusta Ghalkoff fermentasi 17 hari

Keterangan:

F7 : Fermentasi 7 hari

F9 : Fermentasi 9 hari

F12 : Fermentasi 12 hari

F17 : Fermentasi 17 hari

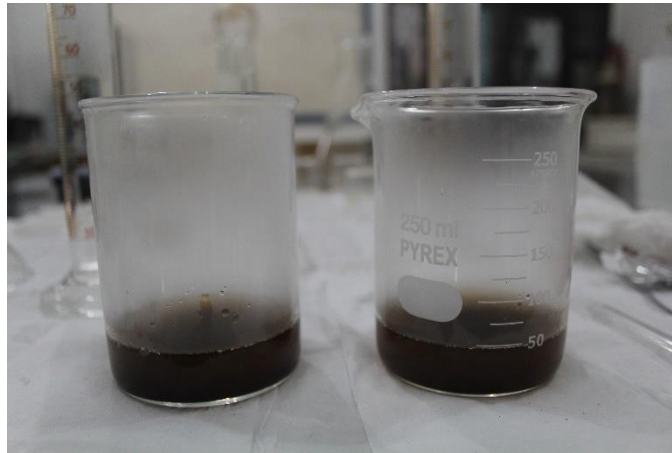
Proses penimbangan menggunakan timbangan analitik yang memiliki keakuratan 4 angka di belakang koma yang ditunjukkan pada Gambar 7 sebagai berikut.



Gambar 7. Penimbangan sampel

5. Pembuatan Larutan

Saat menguji spektrometer, larutan harus disiapkan dari sampel bubuk. Proses penyiapan larutan sampel dengan cara menimbang masing-masing sampel, sampel ditempatkan dalam gelas ukur, yang kemudian dilarutkan dalam 50 ml aquades dengan suhu 90-98°C yang ditunjukkan pada Gambar 8 berikut.



Gambar 8. Proses pembuatan larutan

6. Pengadukan

Proses pengadukan sampel menggunakan peralatan *magnetic stirrer ciblanc*, Sampel akan dihomogenkan selama 10 menit yang ditunjukkan pada Gambar 9 berikut.



Gambar 9. Proses pengadukan

7. Penyaringan

Penyaringan sampel dilakukan setelah sampel homogen, kemudian larutan sampel disaring untuk memisahkan ampas kopi dari ekstrak kopi dengan menggunakan kertas saring yang diletakkan pada corong di atas gelas ukur, seperti ditunjukkan pada Gambar 10 berikut.



Gambar 10. Proses penyaringan

8. Pengenceran

Larutan sampel yang disaring disebut ekstrak kopi, yang kemudian diencerkan dengan perbandingan 1:50 dengan *aquades*. Perbandingan ini digunakan karena nilai absorbans yang didapat pada perbandingan ini mudah dibaca dan juga dilakukan studi pendahuluan sebelumnya untuk menentukan rasio pengenceran. Proses pengenceran ditunjukkan pada Gambar 11 sebagai berikut.



Gambar 11. Proses pengenceran

3.3.2. Pengambilan Spektra Menggunakan Spektrometer

Hasil ekstrak kopi yang sudah diencerkan setelah itu dimasukkan ke dalam kuvet 2 mL. Kuvet kemudian dimasukkan ke dalam *holding system* dan selanjutnya diukur nilai absorbansinya selama 2 menit. Sampel rangkap dari masing-masing rangkap tiga diambil dengan spektroskopi UV-Vis, kemudian ditempatkan dalam sistem pemegang, dan diukur absorbansinya selama 2 menit.

3.3.3. Membuat dan Menguji Model

Program Unscrambler versi 10.4 merupakan software yang peneliti gunakan untuk melakukan analisis multivariat dengan menggunakan metode PCA dan SIMCA.

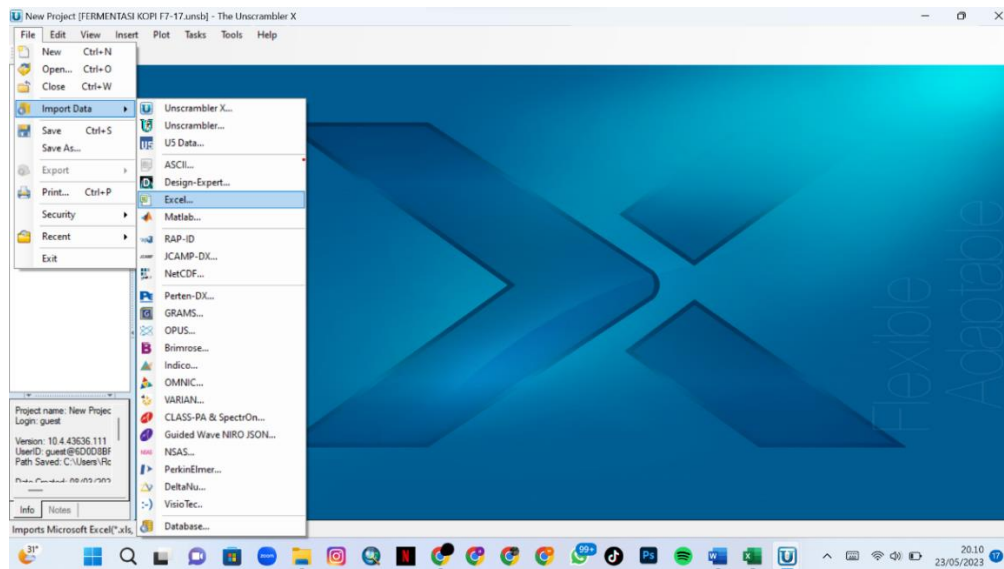
3.3.4. Analisis data

Analisis data dilakukan untuk mengidentifikasi pola sampel menggunakan perangkat lunak *Unscrambler* versi 10.4. Model dibangun menggunakan metode *principal component analysis* (PCA) dan *soft independent modelling class analogy* (SIMCA). Sebelum dilakukan analisis dengan metode SIMCA, data yang tersimpan pada flashdisk dipindahkan ke *Ms. Excel*. Kemudian, 7 pembersihan data dilakukan untuk menginterpolasi data yang tidak lengkap. Hal ini dilakukan agar diperoleh data yang sebenarnya pada saat analisis. Cara yang digunakan untuk mengisi data yang tidak lengkap adalah dengan mengganti nilai yang hilang dengan rata-rata variabel. Data lengkap diolah dengan *Unscrambler* versi 10.4. Sebelum menganalisis data menggunakan metode PCA dan SIMCA, grafik spektrum nilai absorbans dapat diperoleh dengan memblok nilai *absorbans*, mengklik menu *plot* dan memilih menu *line*.

3.3.5. *Principal Component Analysis* (PCA)

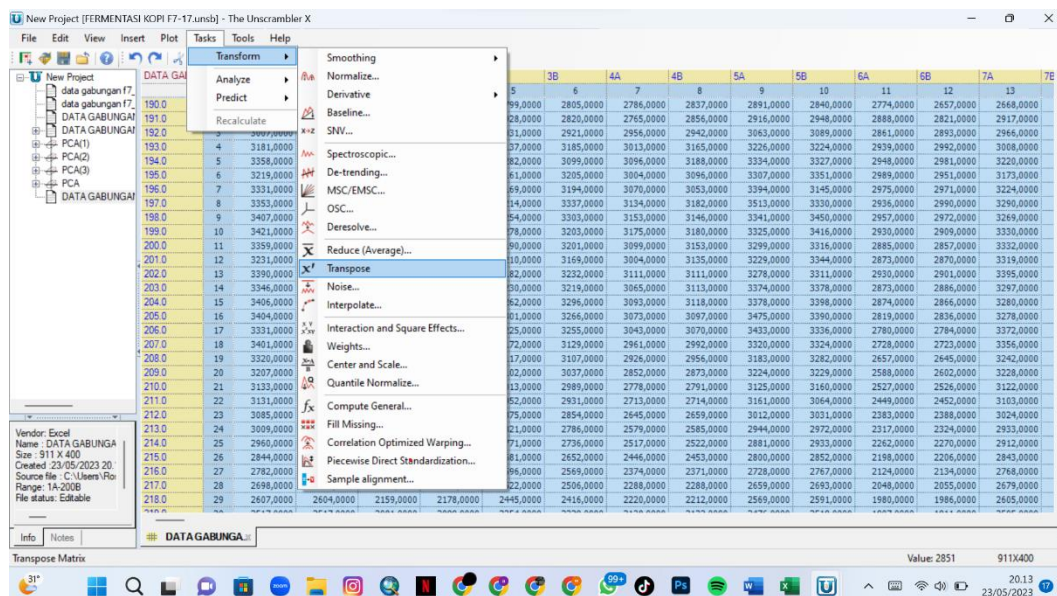
Dalam penelitian ini data yang diambil menggunakan UV-Vis Spektroskopi yaitu sebanyak 50 sampel fermentasi 7 hari, 50 sampel fermentasi 9 hari, 50 sampel fermentasi 12 hari, dan 50 sampel fermentasi 17 hari. Setelah didapatkan data absorbans, selanjutnya digabungkan ke dalam satu file *Microsoft Excel Office 2021*. Kemudian file tersebut dianalisis dengan aplikasi *The Unscrambler version 10.4*. Tahapan menganalisis data sampel menggunakan *The Unscrambler* yaitu

dengan membuka aplikasi tersebut, kemudian klik file pilih import data, selanjutnya pilih format excel untuk memasukkan file *Microsoft Excel Office 2021* yang akan dianalisis seperti pada Gambar 12.



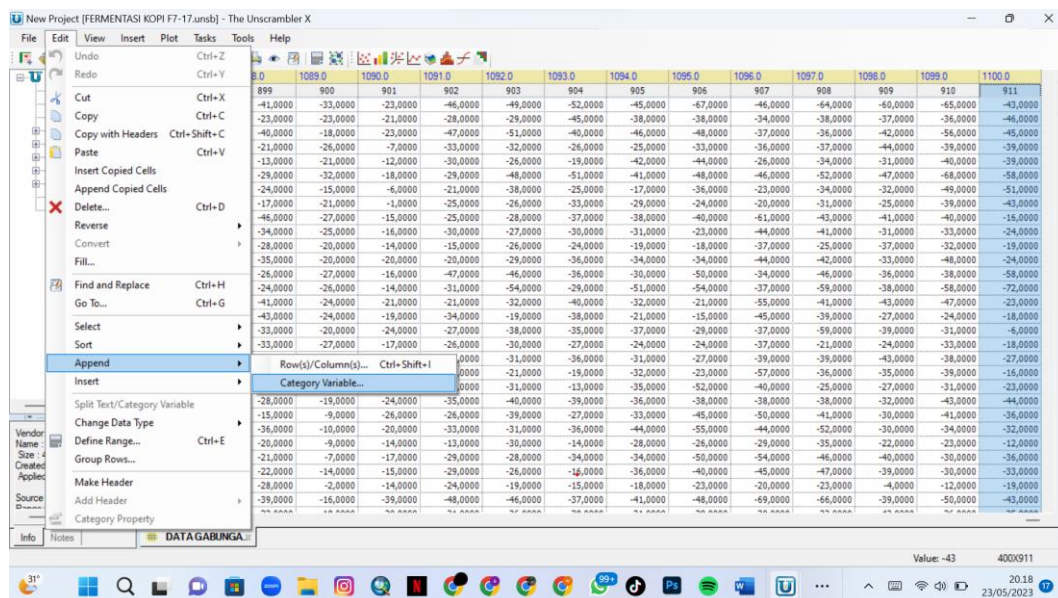
Gambar 12. Cara Memasukkan Data dari *Microsoft Excel* ke *The Unscrambler 10.4*.

Setelah data ditampilkan di jendela *The Unscrambler*, proses pertama yang diperlukan untuk data tersebut yaitu *transpose*. Perintah tersebut dimulai dari klik menu *task* kemudian pilih *transform* lalu pilih *transpose*. Langkah tersebut ditunjukkan pada Gambar 13 di bawah ini.



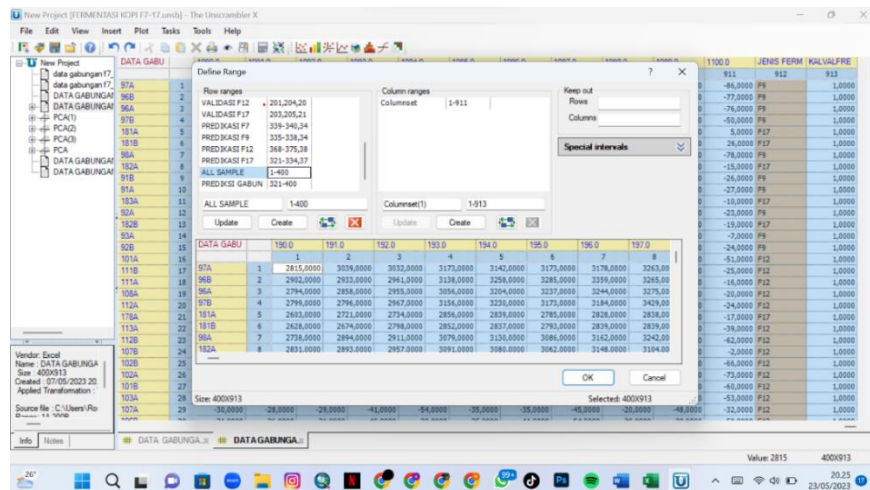
Gambar 13. Langkah *Transpose* Data Pada *The Unscrambler 10.4*.

Sebelum mencari nilai PCA di program *The Unscrambler* diperlukan pembuatan nama kategori terlebih dahulu dengan tahapan yaitu klik menu *Edit* pilih *Append* pilih *Category Variable*, kemudian isi *Category Variable Name* dengan “JENIS KOPI” pilih *Next* dan isi *Level Name* dengan F7, F9, F12, dan F17. Prosedur tersebut ditunjukkan pada Gambar 14 di bawah ini.

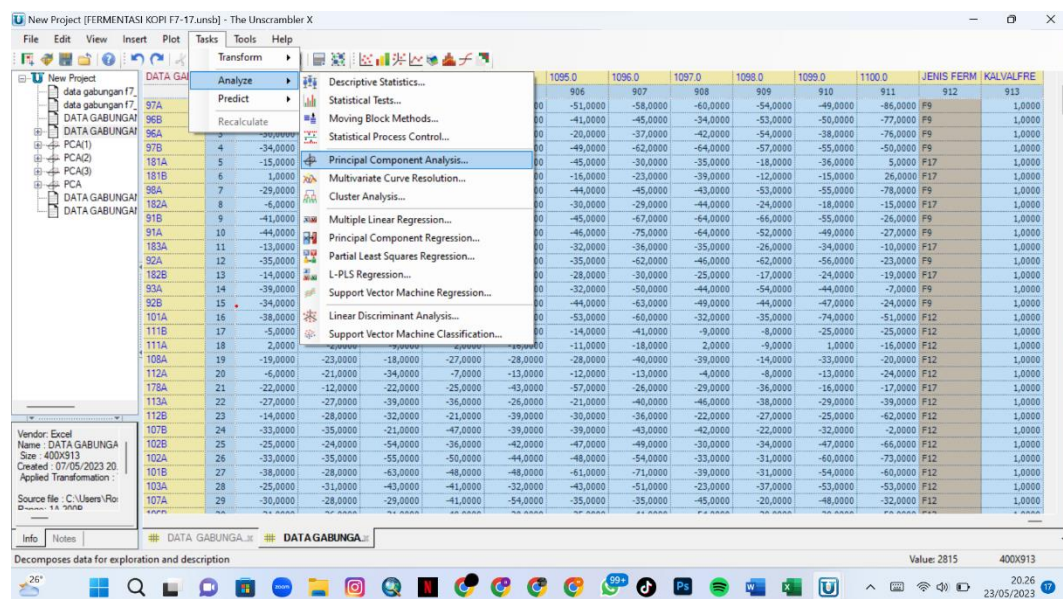


Gambar 14. Cara Membuat Kolom *Category Variable*.

Selanjutnya yaitu memasukkan semua sampel ke dalam kategori yang telah dibuat dengan tahapan klik pada kolom “JENIS KOPI” dan diisi masing - masing baris sesuai jenis kopi. Sebelum data dianalisis dengan PCA, data dikelompokkan berdasarkan kategori sampel dan variabel. Pengelompokkan dilakukan dengan klik menu edit kemudian klik *define ranges* kemudian isi *rowset* dengan nama kalibrasi, validasi, dan prediksi dari jenis kopi dan *column set* dengan jumlah *wavelength*. Prosedur tersebut ditunjukkan pada Gambar 15 di bawah ini.

Gambar 15. Menu *Define Range*

Kemudian proses selanjutnya memasuki analisis menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) tahapannya dimulai dari pilih menu *task*, kemudian pilih *Principal Component Analysis* (PCA), klik menu *Task* pilih PCA lalu pilih validasi *test set*, pilih *Set up* dan diisi dengan jumlah data validasi pada sampel. Langkah dalam menganalisis PCA ditunjukkan pada Gambar 16 di bawah ini.

Gambar 16. Menu *Analisis PCA* pada *The Unscrambler 10.4*.

3.3.6 Pre-Treatment

Pre-Treatment digunakan untuk meminimalisir efek *noise* dan interferensi gelombang pada data spektra yang diperoleh sehingga model yang dibangun lebih stabil dan akurat. Sebelum dilakukan pengembangan model analisis, data spektra

original akan dilakukan *pre-treatment* baik data kalibrasi dan (Sukarye, 2018).
Dibawah ini merupakan beberapa *Pre-Treatment* yang bisa digunakan agar spektra yang diperoleh menjadi lebih baik (Prieto, 2017).

a. *Smoothing Moving Average*

Smoothing moving average adalah perlakuan yang dipakai untuk mengeliminasi data yang *Noise*. Dalam mengeliminasi data yang *Noise* biasanya *smoothing moving average* digabungkan dengan metode awal dalam pengolahan data lain. Berikut persamaan dalam metode *smoothing moving average*.

$$S_j = \frac{Y_{j-1} + Y_j + Y_{j+1}}{n} \dots\dots\dots (5)$$

Keterangan :

S_j : Nilai *smoothing moving average* pada panjang gelombang ke j

Y_j : Nilai spektra asli pada panjang gelombang ke j

j : Indeks panjang gelombang

n : Jumlah segmen

Rumus di atas untuk $n =$ jumlah segmen, pembagi dan penyebut dapat diubah sesuai dengan segmen yang akan dibuat. Hasil *smoothing moving average* akan terpusat di tengah karena hal tersebut bilangan ganjil adalah jumlah segmen.

b. *First and Second Derivative (D1 dan D2)*

First and second derivative atau *Savitzky Golay derivative* adalah cara untuk meningkatkan kualitas dan menghilangkan spektrum latar belakang. *Derivative* dapat memperjelas hasil puncak dan lembah hasil spektra absorptions pada data NIRS. *First and second derivative* adalah cara lama yang digunakan pada spektroskopi dan cara kerjanya dengan menampilkan informasi yang tersembunyi dengan mudah dari hasil spektrum. Hal ini disebabkan adanya transformasi berupa orientasi baris, sehingga kemungkinan isi sel data dipengaruhi oleh baris horizontal. Rumus dalam perhitungan *first and second derivative* yaitu sebagai berikut (Kusumaningrum et al., 2018).

$$X_j = \frac{1}{N} \sum_h^k = -k^c j^x j + h \dots\dots\dots (6)$$

Keterangan:

- X_j : nilai terbaik berdasarkan kriteria nilai kuadrat terkecil
- J : mewakili indeks yang berjalan dari data koordinat dalam matriks data
- C_j : integrasi pembulatan (sama dengan satu),
- N : (faktor normalisasi) jumlah total bilangan bulat (Prieto, 2017).

c. *Standard Normal Variate (SNV)*

SNV adalah metode dalam mentransformasi efek *scatter* dari *spektrum* hilang dengan cara memusatkan dan menentukan skala individual. Kegunaan dari SNV yaitu untuk menghapus gangguan multi aplikasi pada pelebaran dan pembesaran partikel (Firmansyah, 2019) . Rumus dalam perhitungan *standard normal variate* yaitu sebagai berikut.

$$s_i = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (x_{ik} - \bar{x}_i)^2}{K-1}} \dots\dots\dots (7)$$

$$\tilde{x}_{ik} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_i}{s_i} \dots\dots\dots (8)$$

Keterangan :

- s_i : Standar deviasi
- K : Jumlah data pada sampel i
- i : Indeks sampel
- k : Indeks panjang gelombang
- \tilde{x}_{ik} : Nilai SNV dari sampel i pada panjang gelombang k
- x_{ik} : Nilai spektra original pada sampel i pada panjang gelombang k
- \bar{x}_i : Nilai rata-rata pada sampel i

Sebelum dilakukannya perhitungan SNV, perlu dilakukan perhitungan standar deviasi supaya dapat mengidentifikasi sebaran pada sampel yang akan digunakan.

d. *Multiplicative Scatter Correction (MSC)*

Metode MSC adalah cara untuk mengurangi *amplification dan offset* karena disebabkan NIRS spektrum. Cara kerja MSC yaitu dengan memutari semua spektrum hingga dapat mengidentifikasi kecocokan satu sama lainnya hingga seakurat mungkin seperti standar spektrum. Spektrum yang didapatkan kemudian dilakukan persamaan linear dengan rumus berikut.

$$X_{org} = a_i + b_i \bar{x}_j + e_i \dots\dots\dots (9)$$

$$X_{i, MSC} = \frac{X_{org} - a_i}{b_i} \dots\dots\dots (10)$$

Keterangan

$X_{(i, MSC)}$: Nilai dari spektrum yang dikoreksi (matriks data).

Xorg : Nilai dari spektra asli

\bar{x}_j : Nilai dari spektrum rata-rata

e_i : Nilai error

a_i : Nilai intersep

b_i : Nilai slope

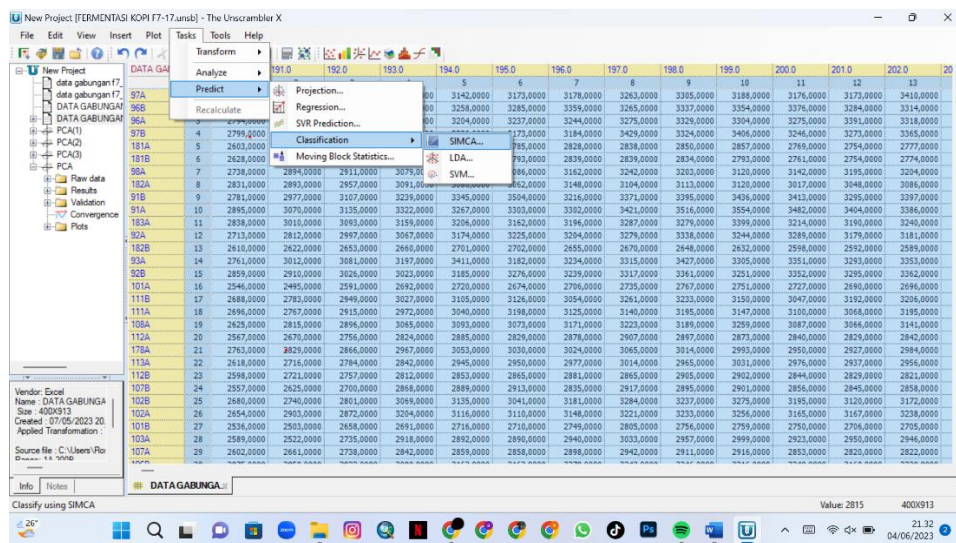
i : Indeks sampel

j : Indeks panjang gelombang

(Kusumaningrum et al., 2018).

3.3.7 Membuat Model Menggunakan Analysis *Soft Independent Modeling of Class Analogy* (SIMCA)

Setelah didapatkan *Pre-Treatment* PCA terbaik, maka tahap selanjutnya adalah membangun model *Soft Independent Modeling of Class Analogy* (SIMCA). Langkah selanjutnya untuk membuka menu SIMCA data ditunjukkan pada Gambar 18 berikut, Setelah PCA kopi fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari dibuat kemudian pilih menu *Task* pilih perintah *predict* lalu pilih *classification* selanjutnya pilih SIMCA seperti pada Gambar 18, setelah muncul menu baru yang ada pada kolom *rows* diisi dengan prediksi gabungan, pada kolom *cols* diisi dengan panjang gelombang *UV-Visible*, lalu pada kolom *class model* diisi dengan sampel kalibrasi dan validasi kopi fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari dengan klik *add* kemudian klik *ok*.



Gambar 17. Menu SIMCA

V. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dalam penelitian ini adalah.

1. Berdasarkan data yang didapat dari alat *UV-Visible Spectrometer* persentase PCA kumulatif yang diperoleh dari data *original* sampel F7, F9, F12, dan F17, yaitu sebesar 99%, 97%, 98%, dan 99 %. Hasil analisis pada *pre-treatment* data menggunakan perbaikan MSC yang dikombinasikan dengan *smoothing moving average 7 segment*, yaitu dengan persentase kumulatif sebesar 98%, 98%, 97% dan 95%. Hasil analisis *pre-treatment* terbaik didapatkan pada *Pre-Treatment* data menggunakan perbaikan *original* yang dikombinasikan dengan *smoothing moving average 3 segment*, yaitu dengan persentase kumulatif sebesar 100%, 99%, 99% dan 99%.
2. Model SIMCA *original*, model SIMCA dengan perlakuan MSC+ *moving average 7 segment*, dan SIMCA dengan perlakuan *original + moving average 3 segment* sudah dapat mengklasifikasi sampel prediksi dengan baik sehingga dapat mengklasifikasi kopi robusta Ghalkoff dengan lama fermentasi 7 hari, 9 hari, 12 hari, dan 17 hari.
3. Hasil evaluasi nilai absorbans, akurasi, sensitivitas, dan spesifitas model SIMCA pada sampel kopi F7, F9, F12, dan F17 dapat digunakan sebagai salah satu acuan dan referensi apabila terdapat pemalsuan produk Kopi Ghalkoff oleh oknum yang tidak bertanggung jawab.

DAFTAR PUSTAKA

- Almada, D. P. (2009). *Pengaruh Peubah Proses Dekafeinasi Kopi Dalam Reaktor Kolom Tunggal Terhadap Mutu Kopi* [Tesis]. Institut Pertanian Bogor.
- Anshori, M. F. (2014). *Analisis Keragaman Morfologi Koleksi Tanaman Kopi Arabika Dan Robusta Balai Penelitian Tanaman Industri Dan Penyegar Sukabumi* [Skripsi]. Insitut Pertanian Bogor.
- Ardiansyah, R. F. (2013). *Pengenalan Pola Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (Pca)* [Skripsi]. Universitas Dian Nuswantoro.
- Aziz, S., Yuniawan Isyanto, A., & Puspitasari, A. (2020). *Abdimas Galuh Penguatan Kapasitas Petani Kopi Dalam Penanganan Pasca Panen Kopi Robusta Di Desa Sagalaherang Kecamatan Pawanangan Kabupaten Ciamis Strengthening The Capacity Of Coffee Farmers In Yields Handling Of Coffee In The Village Of Sagalaherang, Panawangan District* (Vol. 2, Issue 2).
- Balai Teknologi Polimer. (2020). *Pengujian Sampel Polimer Dengan Alat Uv-Vis*. <https://Polimer.Bppt.Go.Id/Id/Berita-Dan-Artikel/Artikel/Pengujian-Dengan-Alat-Uv-Vis>.
- Dankowska, A., Domagala, A., & Kowalewski, W. (2017). Quantification Of Coffea Arabica And Coffea Canephora Var. Robusta Concentration In Blends By Means Of Synchronous Fluorescence And Uv-Vis Spectroscopies. *Talanta*, 172, 215–220.
- Farhaty, N. (2016). *Farmaka Tinjauan Kimia Dan Aspek Farmakologi Senyawa Asam Klorogenat Pada Biji Kopi : Review*.
- Firmansyah, R. (2019). *Penggunaan Uv-Vis Spectroscopy Dan Metode Simca Untuk Identifikasi Madu Lebah Hutan (Apis Dorsata) Berdasarkan Sumber Nektar* [Skripsi]. Universitas Lampung.
- Handayani, F. N. (2016). *Studi Penggunaan Metode Analisis Berbasis Uv-Vis Spectroscopy Untuk Membedakan Kopi Luwak Asli Dan Kopi Campuran Luwak-Robusta Secara Cepat*. *Skripsi*.

- Hayati, N. (2013). *Analisis Kepuasan Dan Loyalitas Pelanggan Di Warung Kopi Rawa Sakti Banda Aceh* [Skripsi]. Insitut Pertanian Bogor.
- Kartasasmita, R. E., & Addyantina, S. (2012). Dekafeinasi Biji Kopi Robusta (*Coffea Canephora L .*) Menggunakan Pelarut Polar (Etanol Dan Metanol) Uji Panelis Aroma Dan Rasa Kopi Penentuan Residu Pelarut Etanol Dan. *Acta Pharmaceutica Indonesia, Xxxvii*(3).
- Khairullah. (2015). Kopi Robusta Lampung 100% Organik Tanpa Pestisida Dan Pupuk Kimia. *Jurnal Pt Ghaly Roelies Indonesia*.
- Kuncoro, S., Yulia, M., & Suhandy, D. (2021). Aplikasi Uv Spectroscopy Dan Metode Simca Untuk Klasifikasi Kopi Liberika Tungkal Jambi Dan Kopi Liberika Probolinggo Application Of Uv Spectroscopy And Simca Method For Classification Of Tungkal Jambi Liberica Coffee And Probolinggo Liberica Coffee. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung, 10*(1), 49–56.
- Kusumaningrum, D., Lee, H., Lohumi, S., Mo, C., Kim, M. S., & Cho, B. K. (2018). Non-Destructive Technique For Determining The Viability Of Soybean (*Glycine Max*) Seeds Using Ft-Nir Spectroscopy. *Journal Of The Science Of Food And Agriculture, 98*(5). <https://doi.org/10.1002/jsfa.8646>
- Laskarwati, M. (2021). *Penggunaan Teknologi Uv-Vis Spektroskopi Dan Metode Simca Untuk Membedakan Tiga Kultivar Kopi Arabika Java Preanger (Sigarar Utang, Typica, Dan Yellow Bourbon) Dengan Proses Pengolahan Biji Basah* [Skripsi]. Universitas Lampung.
- Lavine, B. K., Walczak, B., Tauler, R., & Brown, S. (2009). Comprehensive Chemometric . *Chemical And Biochemical Data Aarlysis , Volume Iii*, 587–599.
- Maramis, R. K., Citraningtyas, G., & Wehantouw, F. (2013). Analisis Kafein Dalam Kopi Bubuk Di Kota Manado Menggunakan Spektrofotometri Uv-Vis. *Jurnal Ilmiah Farmasi, 2*(4).
- Mubayinah, A., Kuswandi, B., & Wulandari, L. (2016). Penentuan Adulterasi Daging Babi Pada Sampel Burger Sapi Menggunakan Metode Nir Dan Kemometrik (Determination Of Pork Adulteration In Beef Burger Samples Using Nir And Chemometrics Method). *Pustaka Kesehatan, 4*(1).
- Nugroho, G. E. (2019). *Studi Penggunaan Uv-Vis Spektroskopi Dan Metode Simca Untuk Membedakan Kopi Codot Dan Kopi Biasa* [Skripsi]. Universitas Lampung.
- Nugroho, G. P. (2022). *Diskriminasi Kopi Luwak Ternak Dan Kopi Luwak Liar Menggunakan Uv-Visible Spectroscopy Dan Metode Simca* [Skripsi]. Universitas Lampung.

- Nurchahyo, B. (2015). *Identifikasi Dan Autentikasi Meniran (Phyllanthus Niruri) Menggunakan Spektrum Ultraviolet Tampak Dan Kemometrika*. Institut Pertanian Bogor.
- Panggabean, E. (2011). Buku Pintar Kopi. In *Jakarta Selatan: Pt Agro Media Pustaka* (Issue April).
- Prieto, B. G. (2017). *Novel Variable Influence On Projection (Vip) Methods In Opls, O2pls, And Onpls Models For Single- And Multiblock Variable Selection*. Umea University .
- Rahardjo, P. (2017). Panduan Berkebun Kopi. In *Penebar Swadaya Grup*.
- Rusmantri. (2002). *Dekafeinisasi Kopi Robusta Dengan Pelarut Air Pada Berbagai Suhu Dan Ph*. [Skripsi]. Universitas Gaja Mada.
- Sambudi, S. (2018). *Identifikasi Keaslian Kopi Robusta Dekafenisasi Menggunakan Teknologi Uv-Vis Spectroscopy Dan Kemometrika* [Skripsi]. Universitas Lampung.
- Souto, U. T. C. P., Barbosa, M. F., Dantas, H. V., Pontes, A. S., Lyra, W. S., Diniz, P. H. G. D., Araujo, M. C. U., & Silva, E. C. (2015). Identification Of Aulteration In Ground Roasted Coffee Using Uv-Vis Spektroskopi And Spa-Lda. *Lwt-Food Science And Technology*, 63(2), 1037–1041.
- 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).
- 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 The Use Of Uv-Vis Spectroscopy Technology To Discriminate Ground Roasted Arabica Wine Gayo Coffee And Ground Roasted Arabica Normal Gayo Coffee. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*, 7(3), 123–132.
- Suhandy, D., & Yulia, M. (2019). Classification Of Ground Roasted Kalosi And Toraja Specialty Coffees Using Uv-Visible Spectroscopy And Pls-Da Method. *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, 24(1), 73–81. <https://doi.org/10.18343/jipi.24.1.73>
- Suhandy, D., & Yulia, M. (2021). Uji Keaslian Kopi Bubuk Spesialti Arabika Gayo Aceh Menggunakan Spektroskopi Uv Dan Kemometrika. *Agritech*, 41(1), 58. <https://doi.org/10.22146/agritech.56451>
- Suhandy, D., Yulia, M., Ogawa, Y., & Kondo, N. (2018a). Diskriminasi Kopi Lanang Menggunakan Uv-Visible Spectroscopy Dan Metode Simca. *Agritech*, 37(4). <https://doi.org/10.22146/agritech.12720>

- Suhandy, D., Yulia, M., Ogawa, Y., & Kondo, N. (2018b). Diskriminasi Kopi Lanang Menggunakan Uv-Visible Spectroscopy Dan Metode Simca. *Agritech*, 37(4), 471. <https://doi.org/10.22146/agritech.12720>
- Sukarye, K. (2018). *Studi Penggunaan Uv- Vis Spectroscopy Dan Metode Simca Untuk Membedakan Kopi Bubuk Berdasarkan Umur Simpan* [Skripsi]. Universitas Lampung.
- Vercellis, C. (2009). *Business Intelligence Data Mining And Optimization For Decisions Making*. A John Wiley And Sons, Ltd., Publication, United Kingdom. 420 hlm.
- Widyotomo, S. (2011). *Pengembangan Model Matematik Proses Dekafeinasi Biji Kopi Robusta Dalam Reaktor Kolom Tunggal (Disertasi)* [Skripsi]. Institut Pertanian Bogor.
- 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., Rinny Asnaning, A., & Suhandy, D. (2018). Pengaruh Ukuran Partikel Kopi Bubuk Pada Proses Diskriminasi Kopi Dekafeinasi Menggunakan Metode Ultraviolet-Visible Spectroscopy Dan PLS-DA The Influence Of Particle Size Of Ground Roasted Coffee In Discrimination Of Decaffeinated Coffee Using Ultraviolet-Visible Spectroscopy And PLS-DA Method. *Jurnal Penelitian Pertanian Terapan*, 18(1), 47–51. <https://doi.org/10.25181/jppt.v18i1.761>