

**PENGGUNAAN TEKNOLOGI *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE
SIMCA UNTUK MEMBEDAKAN KOPI ARABIKA PREANGER
KULTIVAR TYPICA DENGAN PENGOLAHAN MADU DAN KERING**

(Skripsi)

Oleh

MUHAMMAD ADITYA WARDHANA



**JURUSAN TEKNIK PERTANIAN
FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022**

**PENGGUNAAN TEKNOLOGI *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE
SIMCA UNTUK MEMBEDAKAN KOPI ARABIKA PREANGER
KULTIVAR TYPICA DENGAN PENGOLAHAN MADU DAN KERING**

Oleh

MUHAMMAD ADITYA WARDHANA

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA TEKNIK**

Pada

**Jurusan Teknik Pertanian
Fakultas Pertanian Universitas Lampung**



**JURUSAN TEKNIK PERTANIAN
FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022**

ABSTRAK

PENGUNAAN TEKNOLOGI *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA UNTUK MEMBEDAKAN KOPI ARABIKA PREANGER KULTIVAR TYPICA DENGAN PENGOLAHAN MADU DAN KERING

Oleh

MUHAMMAD ADITYA WARDHANA

Kopi arabika Java Preanger menjadi salah satu kopi yang dihasilkan dari pegunungan Jawa Barat yaitu Gunung Papandayan (Bandung), Gunung Lambung (Kabupaten Bandung Barat), Gunung Wayang (Kabupaten Bandung) dan Gunung Malabar (Kabupaten Bandung). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui perbedaan kopi spesialti arabika Java Preanger kultivar Typica dengan proses madu (Honey Typica) dan proses kering (Natural Typica) menggunakan teknologi UV-Vis spectrometer dan metode kemometrika dengan membangun model menggunakan PCA dan membangun model kalibrasi, validasi dan prediksi menggunakan SIMCA pada panjang gelombang 230-450 nm.

Hasil penelitian menunjukkan jika PCA original pada data spektra original memperoleh nilai total varian sebesar 89% dari PC-1 72% dan PC-2 17%. Nilai PCA ini lebih kecil dibandingkan dengan perlakuan SNV + *moving average* 3 segmen yang mendapatkan nilai total varian 95%, PC-1 85% dan PC-2 10%. Pada klasifikasi model SIMCA original pada kopi arabika Typica dengan proses pengolahan madu (Honey Typica) dan kopi arabika Typica dengan proses kering (Natural Typica) didapatkan nilai akurasi, nilai sensitivitas dan nilai spesifisitas sebesar 100%, serta nilai error 0%. Kemudian hasil klasifikasi model SIMCA dengan perlakuan SNV + *moving average* 3 segmen pada kopi arabika Typica dengan proses madu (Honey Typica) dan kopi arabika Typica dengan proses kering (Natural Typica) didapatkan nilai akurasi, nilai sensitivitas dan nilai spesifisitas sebesar 100%, serta nilai error 0%.

Kata kunci: Kopi arabika Typica dengan pengolahan madu dan kering, UV-Vis spektroskopi, PCA dan SIMCA

ABSTRACT

THE USE OF UV-VIS SPECTROSCOPY TECHNOLOGY AND SIMCA METHOD TO DISCRIMINATE JAVA ARABICA PREANGER COFFEE BASED ON TYPICA CULTIVAR WITH HONEY AND NATURAL PROCESSING

By

Muhammad Aditya Wardhana

Java Preanger Arabica coffee is one of the coffees produced from the mountains of West Java, namely Mount Papandayan (Bandung), Mount Lambung (West Bandung Regency), Mount Wayang (Bandung Regency) and Mount Malabar (Bandung Regency). The purpose of this study was to determine the difference between Java Preanger specialty coffee, Typica cultivar with honey (Honey Typica) and dry process (Natural Typica) using UV-Vis spectrometer technology and chemometric methods by building a model using PCA and building a calibration, validation and modeling model. prediction using SIMCA at a wavelength of 230-450 nm.

The results showed that the original PCA in the original spectral data obtained a total variance value of 89% from PC-1 72% and PC-2 17%. This PCA value is smaller than the treatment of SNV + 3 segment moving average which gets a total variance of 95%, PC-1 85% and PC-2 10%. In the classification of the original SIMCA model on Typica arabica coffee with honey processing (Honey Typica) and Typica arabica coffee with dry process (Natural Typica) the accuracy value, sensitivity value and specificity value are 100%, and the error value is 0%. Then the results of the classification of the SIMCA model with SNV + 3 segment moving average treatment on Typica arabica coffee with honey process (Honey Typica) and Typica arabica coffee with dry process (Natural Typica) obtained the accuracy value, sensitivity value and specificity value of 100%, and the value of 0% errors.

Keywords: *Honey process and Natural Process Java Preanger Typica arabica coffee, UV-Vis spectroscopy, PCA, and SIMCA.*

Judul

: **PENGGUNAAN TEKNOLOGI *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA UNTUK MEMBEDAKAN KOPI ARABIKA PREANGER BERDASARKAN KULTIVAR *TYPICA* DENGAN PENGOLAHAN MADU DAN KERING**

Nama Mahasiswa

: **Muhammad Aditya Wardhana**

Nomor Pokok Mahasiswa

: **1714071008**

Jurusan


: **Teknik Pertanian**

Fakultas

: **Pertanian**

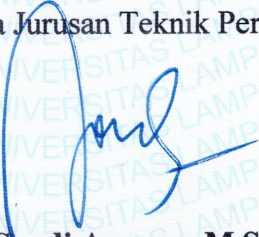


1. **Komisi Pembimbing**


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


Winda Rahmawati, S. TP., M.Si., M.Sc
NIP 198905202015042001

2. **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 : **Winda Rahmawati, S.TP. M.Si., M.Sc.**

Penguji
Bukan Pembimbing : **Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si**

2. Dekan Fakultas Pertanian

Prof. Dr. Ir. Arwan Sukri Banuwa, M.Si.
NIP. 196110201986031002



Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **17 Oktober 2022**

PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Saya adalah **Muhammad Aditya Wardhana** NPM 1714071008.

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.TP. 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 di kemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ini maka saya siap mempertanggungjawabkannya

Bandar Lampung,
Yang membuat pernyataan



M. Aditya Wardhana
NPM 1714071008

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Lubuklinggau, pada tanggal 22 Februari 1999, sebagai anak dari Bapak Irhafiz dan Ibu Magdalena, dan merupakan anak ketiga dari tiga bersaudara (M. Iqbal dan Nurul Najiah Utami). Riwayat pendidikan penulis dimulai dari Taman Kanak-kanak (TK) diselesaikan pada 2005, Sekolah Dasar (SD) diselesaikan di SDN 16 Lubuklinggau pada tahun 2011, Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMPN 1 Lubuklinggau pada tahun 2014, dan Sekolah Menengah Atas (SMA) di SMAN 1 Lubuklinggau pada tahun 2017.

Tahun 2017, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur SNMPTN (Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri).

Pada bulan Januari hingga Februari 2020 penulis telah melakukan kegiatan Kuliah Kerja Nyata (KKN) tahun 2020 di Desa Sidang Way Puji, Kecamatan Rawajitu Utara, Mesuji. Pada bulan Juli hingga Agustus 2020 penulis juga melakukan Praktik Umum (PU) di Petani Jamur Merang kabupaten Mesuji dengan judul “Mempelajari Usaha Budidaya Jamur Merang (*Volvariella volcae*) Media Tandan Kosong Kelapa Sawit Di Desa Tanjung Sari Mesuji”. Selama menjadi mahasiswa penulis juga aktif sebagai anggota biasa Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian Unila.

Kepada Ayahanda dan Ibunda Tersayang

SANWACANA

Puji dan syukur kehadirat Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya serta shalawat dan salam kepada Rasulullah Muhammad SAW, penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Skripsi dengan judul “Penggunaan Teknologi *UV-VIS Spectroscopy* dan Metode SIMCA untuk Membedakan Kopi Arabika Preanger Kultivar Typica dengan Pengolahan Madu dan Kering” adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik di Universitas Lampung. Dalam kesempatan ini Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

Dalam kesempatan ini, penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Irwan Sukri Banuwa, M.Si., selaku Dekan Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Ir. Sandi Asmara, M.Si., selaku Ketua Jurusan Teknik Pertanian.
3. Bapak Prof. Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr., selaku pembimbing akademik sekaligus pembimbing pertama yang selalu sabar dalam memberikan bimbingan, dorongan dan motivasi.
4. Ibu Winda Rahmawati, S.TP. M.Si., M.Sc., selaku pembimbing kedua yang selalu memberikan bimbingan, saran, dan semangat.
5. Ibu Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si.. selaku pembahas yang telah memberikan nasihat, kritik, saran dan semangat.
6. Seluruh dosen dan staff Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.
7. Ayah saya Irhafiz, Ibu saya Magdalena, kakak saya Muhammad Iqbal dan Nurul Najiah Utami serta seluruh anggota keluarga besar atas semua doa, kasih sayang, dukungan dan nasihat yang telah diberikan.
8. Tim UV-Vis Spektroskopi yang selalu menjadi penyemangat dan tempat bertukar pengetahuan terutama untuk saudara saya Nurul Uswatun Khasanah dan Mega Laskarwati

9. Semua pihak-pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Akhir kata penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, dengan segala kerendahan hati semoga skripsi yang sederhana ini dapat bermanfaat dan berguna bagi seluruh pembaca.

Bandar Lampung, 2022

M. Aditya Wardhana

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	i
DAFTAR TABEL	iii
DAFTAR GAMBAR	iv
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Tujuan Penelitian	4
1.3. Manfaat Penelitian	4
1.4. Hipotesis	4
1.5. Batasan Masalah	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Kopi.....	5
2.2 Pengolahan Kopi.....	6
2.3 Spektrofotometer UV-Vis.....	7
2.4 Kemometrika.....	10
2.5 Konfusi Matriks	11
2.6 ROC (<i>Receiver Operator Characteristic</i>).....	12
2.7 <i>Pretreatment</i>	13
III. METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Waktu dan Tempat	17
3.2 Alat dan Bahan.....	17
3.3 Prosedur Penelitian	17
3.3.1 Persiapan Alat dan Bahan.....	18
3.3.2 Ekstraksi Kopi	21
3.3.3 Pengambilan Spektra Menggunakan Spektrometer.....	24
3.3.4 Membangun dan Menguji Model	25
3.3.5 Analisa Data	25
3.3.6 Principal Component Analysis	25
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1 Analisis Spektra Kopi Arabika Java Preanger Typica Berdasarkan Pengolahan Kering dan Madu.....	33

4.1.1 Hasil Analisis Menggunakan Data Original Pada Panjang Gelombang 190-1100 nm	34
4.1.2 Hasil Analisis Menggunakan Data Original Pada Panjang Gelombang 230-450 nm	36
4.2 Hasil PCA (<i>Principal Component Analysis</i>).....	37
4.2.1 Hasil PCA Pada Data Original Pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	37
4.2.2 Hasil <i>X-loadings</i> Untuk Spektra Original Pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	38
4.3 Model SIMCA dengan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm	39
4.4 Tabel Klasifikasi dengan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm	41
4.5 Klasifikasi dengan Spektra Perbaikan pada Panjang Gelombang 230-450 nm	45
4.6 Analisis Spektra Kopi Arabika Menggunakan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	47
4.7 Hasil <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) Menggunakan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	48
4.8 Model Soft Independent Modelling of Class Analogy (SIMCA) dengan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm	50
4.9 Klasifikasi Model SIMCA dengan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> <i>f</i> ₃ Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	52
V. KESIMPULAN DAN SARAN	56
5.1 Kesimpulan	56
5.2 Saran	57
DAFTAR PUSTAKA	58
LAMPIRAN.....	61

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
Tabel 1. Matriks Konfusi	11
Tabel 2. Kriteria nilai AUC.....	13
Tabel 3. Komposisi bahan sampel yang diuji.	21
Tabel 4. Tabel Matriks Konfusi dari Model SIMCA HT dan Model SIMCA NT Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	41
Tabel 5. Hasil Tingkat Spesifisitas dan Sensitivitas pada Hasil Klasifikasi HT dengan NT Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm pada Beberapa Level	43
Tabel 6. Hasil Kalibrasi Pengembangan Model HT + NT pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	45
Tabel 7. Matriks Konfusi dari Model SIMCA HT dan Model SIMCA NT dengan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	52
Tabel 8. Hasil Tingkat Spesifisitas dan Sensitivitas pada Hasil Klasifikasi HT dengan NT Menggunakan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm pada Beberapa Level.	54
Tabel 9. Hasil Klasifikasi Model SIMCA HT dan NT Menggunakan Spektra Original Pada Panjang Gelombang 230-450nm.....	62
Tabel 10. Hasil Klasifikasi Model SIMCA HT dan NT dengan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	63
Tabel 11. Hasil Diskriminasi PCA Pada Spektra Original Dalam Bentuk Angka (Numerik).....	65
Tabel 12. Hasil Diskriminasi PCA Pada Spektra SNV + <i>Moving Avarage</i> 3 Segmen Dalam Bentuk Angka (Numerik)	72

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 1. Kopi Arabika Java Preanger Kultivar Typica dan Proses Pengolahan yang berbeda.	3
Gambar 2. <i>UV-Vis Spectroscopy</i>	8
Gambar 3. Sketsa Prinsip Kerja <i>UV-Vis Spectrometer</i> (Apratiwi,2016)	10
Gambar 4. Diagram alir prosedur penelitian.....	18
Gambar 5. Proses <i>Roasting</i>	19
Gambar 6. Proses Penggilingan Kopi.	19
Gambar 7. Proses Pengayakan Kopi.	20
Gambar 8. Contoh sampel kopi yang ditimbang.....	20
Gambar 9. Proses Pengadukan Sampel.....	22
Gambar 10. Proses Penyaringan Sampel.	22
Gambar 11. Diagram Alir Prosedur Ekstraksi Kopi.	23
Gambar 12. Prosedur Penggunaan <i>UV-Vis Spectroscopy</i> (Sambudi, 2018).	24
Gambar 13. Langkah memasukkan data dari microsoft excel ke The Unscrambler 10.4.....	26
Gambar 14. Cara <i>Transpose</i> Data pada <i>The Unscrambler</i> 10.4.	27
Gambar 15. Kolom kategori variable.....	27
Gambar 16. Menu Edit Set.....	28
Gambar 17. Menu Analisis PCA pada <i>The Unscrambler</i> 10.4	29

Gambar 18. Mengisi Category Name <i>Variable</i>	30
Gambar 19. Mengisi Kolom KALVALPRED dengan label 1111122233.....	30
Gambar 20. Menyortir Kolom KALVALPRED.....	31
Gambar 21. Hasil Pengelompokan KALVAPRED.	31
Gambar 22. Lokasi Pengambilan Sampel Kopi Arabika Java Preanger Kultivar Typica di Gunung Papandayan, Desa Cisurupan, Kabupaten Garut, Jawa Barat.	34
Gambar 23. Grafik Nilai Rata-rata Absorbans Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	35
Gambar 24. Grafik Nilai Rata-rata Absorbans Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	36
Gambar 25. Plot Skor Hasil Perhitungan PCA Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	37
Gambar 26. Grafik X-LoadingsPC-1 dan PC-2 Hasil PCA Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	39
Gambar 27. Model SIMCA Sampel HT Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	40
Gambar 28. Model SIMCA Sampel NT Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	40
Gambar 29. Plot <i>Coomans</i> Hasil klasifikasi Model SIMCA HT + NT (Original) pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	42
Gambar 30. Kurva ROC Klasifikasi NT dengan HT Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	44
Gambar 31. Grafik Nilai Rata-Rata Spektra menggunakan Spektra Hasil Transformasi dengan SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	47
Gambar 32. Hasil Perhitungan PCA pada Spektra SNV+ <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	48
Gambar 33. Grafik X-Loadings PC-1 dan PC-2 Hasil PCA dengan Perlakuan SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen Panjang Gelombang 230-450 nm.	49
Gambar 34. Model SIMCA HT Spektra dengan SNV+ <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	51

Gambar 35. Model SIMCA NT Spektra dengan SNV+ <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	51
Gambar 36. Plot <i>Coomans</i> Hasil Klasifikasi Model SIMCA HT dengan Model SIMCA NT Menggunakan SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.....	53
Gambar 37. Kurva ROC Klasifikasi HT dengan NT dengan Spektra SNV + <i>Moving Average</i> 3 Segmen pada Panjang Gelombang 230-450 nm.	54
Gambar 38. Alat UV-Vis Spektroskopi Jenis Genesis 10s yang Dipakai Dalam Penelitian.....	80
Gambar 39. Alat Penggilingan Biji Kopi.....	80
Gambar 40. Proses Penimbangan <i>Green Bean</i> Sebelum di <i>Roasting</i>	81
Gambar 41. Proses <i>Roasting</i> Kopi	81
Gambar 42. Proses Pengayakan Kopi	82
Gambar 43. Proses Penimbangan 1 Gram Sampel Kopi.....	82

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kopi sebagai produk pertanian dengan komoditas perkebunan yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia. Produk pertanian ini menjadi sumber utama bagi kurang lebih 1,97 juta kepala keluarga (KK) petani kopi yang tersebar diseluruh wilayah Indonesia. Perkebunan kopi yang memiliki peluang besar tersebut sepatutnya terus dikembangkan agar lebih dikenal khalayak nasional maupun internasional bahwa kopi di Indonesia sendiri memiliki kualitas yang baik dan beragam. Dengan adanya peluang tersebut industri kopi untuk menyamakan kualitas kopi lokal. Setelah semua pekerja industri kopi punya standar pengolahan kopi yang sama, maka merekalah yang akan didorong untuk menyuplai ke kedai-kedai kopi, sehingga penggunaan kopi lokal akan berkembang (Rahma, 2020).

Luas perkebunan kopi Indonesia di tahun 2017 mencapai 1.238.598 ha dengan hasil produksi sebanyak 717.962 ton. Volume ekspor kopi pada tahun tersebut juga sebesar 467.790 ton dengan nilai 1.186.886 juta US\$ yang didominasi oleh perkebunan rakyat (96,02 %) (Direktorat Jendral Perkebunan, 2018). Luthfi (2017) menyebutkan jika kopi sebagai salah satu hasil pertanian yang banyak dicari di daerah tersebut karena dapat dibuat menjadi minuman dengan aroma dan rasa yang nikmat.

Menurut sejarah Priangan adalah perkebunan kopi pertama di Indonesia yang didirikan pada masa penjajahan Belanda. Melalui sistem tanam paksa, Belanda memperluas perkebunan kopi di seluruh Indonesia. Masyarakat Eropa saat ini menyukai kopi Jawa Barat yang disebut kopi Java Preanger bahkan menggunakan istilah "a Java cup" karena kualitasnya yang tinggi dan rasanya yang khas. Sebagian besar kopi Jawa Barat terkena penyakit karat daun yang pecah pada tahun 1878. Setelah wabah, tanaman kopi digantikan oleh tanaman teh.

Kebangkitan kopi arabika Java Preanger di Pangalengan dimulai pada tahun 2001 setelah adanya kesepakatan antara petani dan Perhutani untuk memperoleh izin pemanfaatan lahan hutan yang sebelumnya dibudidayakan untuk sayuran dengan tanaman keras seperti kopi, cengkeh dan lain-lain untuk menjaga kelestarian hutan bersama dengan masyarakat (Luthfi, 2017).

Kualitas kopi arabika Java Preanger dapat dilihat dari beberapa faktor yaitu jenis kopi, daerah penghasil kopi, ketinggian jarak tanam dari atas permukaan air laut, maupun pengolahan pasca panen kopi. Sedangkan pada penelitian ini menggunakan proses pengolahan kering (*natural process*) dan proses pengolahan madu (*honey process*). Pada pengolahan cara kering merupakan proses paling mudah prosesnya terdiri dari memetik buah kopi yang berwarna merah, proses menjemur, pengupasan dan *green beans*. Pemrosesan alami pada akhirnya membuat biji kopi kurang asam dan lebih manis. Cara ini memiliki kelemahan yaitu biji muda atau berongga masuk ke dalam proses pemanggangan dan menyebabkan cacat biji karena tidak dilakukan proses sortasi pada saat proses perendaman. Dalam pengolahan madu, pengolah memilih metode pengolahan pasca panen saat menyeduh kopi spesial. Jika Anda dapat melakukan proses ini dengan benar, itu akan menambah rasa manis pada biji kopi. Adapun tahapannya meliputi memetik biji yang merah atau siap diolah, mengupasan kulit, menjemur, dan mengupasan kulit bagian luar (cangkang dan *green beans*) (Yunus dkk, 2018).

Kopi arabika Java Preanger merupakan salah satu jenis kopi yang memiliki harga jual yang cukup tinggi dibandingkan jenis kopi arabika lainnya. Dari kultivar kopi arabika Java Preanger Typica dengan pengolahan madu dan kering yang digunakan pada penelitian ini memiliki harga yang berbeda-beda seperti, arabika *single origin* Gunung Papandayan monovarietas Honey Typica Rp300.000/kg dan arabika *single origin* Papandayan monovarietas Natural Typica Rp250.000/kg. Berdasarkan harga jual di atas harga dan kualitas yang lebih tinggi yaitu kopi arabika pengolahan biji kering *single origin* Papandayan monovarietas Typica Gambar 1 menunjukkan kopi Arabika Java Preanger kultivar Typica dengan pengolahan madu dan kering.



Honey Typica

Natural Typica

Gambar 1. Kopi Arabika Java Preanger Kultivar Typica dan Proses Pengolahan yang berbeda.

Gambar 1 kultivar Typica dengan pengolahan madu dan kering menunjukkan jika terlihat sulit dibedakan secara kasat mata berdasarkan bentuk biji kedua kultivar tersebut merupakan kopi jenis yang sama yaitu kopi arabika. Nilai jual pada kopi dapat meningkat berdasarkan aroma kopi tersebut. Namun pada kultivar Typica kopi pasti memiliki aroma khas tersendiri dan karakteristik yang hampir sama. Sehingga berdasarkan hal tersebut, perlu dilakukan identifikasi dan klasifikasi perlu dilakukan agar dapat membedakan kultivar Typica tersebut berdasarkan 2 proses pengolahan yang berbeda gunanya untuk mengembangkan kopi yang dijual dengan label *single origin*.

Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan identifikasi dalam pengolahan biji kering dan biji madu Typica pada kopi arabika Java Preanger seperti model NIR (*near infrared*) Metode NIR memiliki kekurangan, yaitu harga alat yang mahal, harga perawatan yang cukup tinggi dan harus memiliki keahlian yang khusus agar pada saat pengambilan data tidak terjadi kesalahan. Dari beberapa metode yang ada, penggunaan teknik yang cukup tepat dan mudah dilakukan agar dapat mengetahui perbedaan dan pemalsuan kopi Arabika yaitu dengan metode *UV-Vis spectroscopy*. Alat UV-Vis Spektroskopi tidak hanya akurat dan tidak memakan waktu untuk mengumpulkan data, tetapi juga harganya murah dan sekarang banyak digunakan di laboratorium standar di Indonesia.

1.2. Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini yaitu :

1. Membedakan kopi arabika Java Preanger kultivar Typica berdasarkan pengolahan kering dan pengolahan madu menggunakan teknologi *UV-Vis Spectroscopy*.
2. Membangun model SIMCA yang dapat digunakan untuk mendeskripsikan kopi arabika Java Preanger.

1.3. Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Memberikan informasi seputar perbedaan yang dimiliki oleh kopi arabika Java Preanger Typica dengan dua pengolahan yang berbeda yaitu pengolahan madu dan pengolahan kering.
2. Memberikan informasi mengenai sistem perdagangan yang berkelanjutan dan adil agar terdapat kesesuaian harga di pasar dan merata.

1.4. Hipotesis

Hipotesis dalam penelitian ini yaitu teknologi *UV-Vis Spectroscopy* dapat menunjukkan perbedaan pada kopi arabika Java Preanger kultivar Typica berdasarkan proses pengolahan kering dan proses pengolahan madu.

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian yang dilakukan ini tidak menguji kadar kafein, kadar asam dan kandungan kimia kopi lainnya.
2. Penelitian hanya sebatas membedakan dari hasil absorbansi.
3. Proses diskriminasi hanya pada kopi bubuk arabika Java Preanger berdasarkan kultivar Typica dengan pengolahan madu dan kering.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kopi

Kopi (*Coffea* sp) menjadi komoditi unggulan yang memiliki banyak keunggulan salah satunya ialah nilai tambah pada sisi ekonomi yang cukup menjanjikan disbanding dengan komoditi pertanian lainnya. Kopi juga memiliki peran penting sebagai tumpuan dalam memperoleh banyaknya devisa negara sekaligus sebagai sumber mata pencaharian bagi para petani yang mencapai satu setengah jiwa (Rahardjo, 2012). Tak hanya itu, kopi juga merupakan komoditas negara tropis andalan yang diperjualbelikan antar negara di dunia dan menjadi kontributor pada sebagian jumlah ekspor komoditi tropis. Tingginya trend serta minat dunia akan kopi ini disebabkan keunikan rasa kopi yang dimiliki dan dibarengi dengan filosofi, biografi, sejarah, dan kepentingan ekonomi yang dimiliki oleh komoditi kopi (Ayelign dkk., 2013).

Salah satu kopi yang memiliki kualitas paling baik pada rasanya dibandingkan kopi jenis lain adalah kopi arabika (*Coffea arabica*), hal ini karena terdapat karakteristik khas pada daun yang berwarna hijau tua dan berombak (Najiyati dan Danarti, 2001). Ukuran biji kopi jenis arabika juga cukup besar hingga pada setiap 100 biji memiliki berat 18-22 gram. Biji kopi memiliki warna agak coklat dan jika biji diolah dengan baik maka memiliki kandungan warna kebiruan atau kehijauan. Siswoputranto (1993) menyatakan jika biji kopi arabika yang memiliki kualitas baik dengan rasa khas sangat kuat dan sedikit asam, maka kafein yang terkandung di dalamnya sebesar 1-3%. Jenis kopi ini sudah lebih dulu dikenal pada berbagai negara dnegan konsumen beragam, sehingga kenikmatannya lebih tinggi dibandingkan dengan kopi jenis robusta (Najiyati dan Danarti, 2001).

2.2 Pengolahan Kopi

Raharjo (2012) menyebutkan jika kopi kopi yang telah dipetik sebaiknya langsung dilakukan pengolahan lebih lanjut serta tidak membiarkannya tanpa pengolahan selama 12-30 jam. Jika biji kopi dipanen tanpa diproses dalam waktu tersebut, biji kopi akan berfermentasi dan akan terjadi proses kimia lainnya yang mempengaruhi kualitas kopi. , biji kopi harus direndam dalam air bersih yang mengalir. Proses penolahan kopi terbagi menjadi dua tahap, yaitu pengolahan kering (*natural process*) dan pengolahan basah (*wet process*) (Mulato, 2002).

Metode pengolahan kering dinilai lebih cocok untuk para petani yang memiliki lahan tidak terlalu luas atau dalam kapasitas pengolahan kecil. Namun bagi perkebunan dengan skala besar, metode pengolahan kering digunakan hanya untuk biji kopi yang berwarna hijau, mengambang dan terserang bubuk. Adanya perbedaan pengolahan kopi yang dilakukan oleh petani dan perkebunan, menghasilkan mutu kopi yang berbeda juga (Cahyono dan Bambang, 2012).

Menurut Yunus dan Susilaningsih (2017) proses pengolahan kopi terbagi menjadi.

1. Proses Pengolahan Kering

Proses pengolahan kering pada kopi menjadi sebuah proses sangat sederhana, berupa: petik merah , penjemuran, pengupasan, *green beans*. Proses ini akan memberikan hasil akhir berupa tingkat keasaman lebih rendah dibanding cita rasa manis pada biji kopi yang cenderung lebih banyak.

2. Proses Pengolahan Basah

Proses pengolahan secara basah ini sudah sering digunakan oleh prosesor kopi. Proses pengolahan basah atau *washed* dilakukan untuk memisahkan daging dan biji kopi agar dapat dibersihkan secara optimal, sehingga tidak ada elemen lain yang ikut masuk menempel dan mempengaruhi rasa kopi. Proses yang dilakukan ini dimulai dengan merendam dan menyortir buah kopi yang tidak ada isi. Proses basah/*washed* dibagi menjadi dua, yaitu:

- a. *Semi Washed*, kegiatannya berupa memetik biji kopi yang berwarna merah , mengupas kulit merah, memfermentasi secara kering, menjemur, mengupas kulit cangkang, *green beans*.

- b. *Fully Washed*, berupa memetik biji kopi yang berwarna merah, mengupas kulit merah, memfermentasi secara basah, menjemur, mengupas kulit cangkang, *green beans*.

Hasil akhir yang akan timbul pada proses ini akan menjadikan kopi memiliki detail karakter origin yang mendeskripsikan citarasa berupa tingkat keasaman yang cukup tinggi pada kopi. Selain itu, tingkat kecacatan pada biji kopi terbilang rendah karena telah melewati proses perendaman.

3. Proses Madu/*Honey*

Proses pengolahan madu dilakukan dengan cara biji kopi yang sudah dipanen selanjutnya buah kopi tersebut dikupas hingga lapis mucilage, selanjutnya dikeringkan dengan lapis mucilage yang terdapat dalam biji kopi yang masih menyelimuti biji kopi tersebut, lalu saat proses pengeringan lapisan mucilage masih menyerap kelembapan dari udara sehingga membuat biji kopi semakin lengket yang mirip dengan tekstur madu.

2.3 Spektrofotometer UV-Vis

Alat spektrofotometer UV-Vis adalah alat ukur yang digunakan untuk menganalisis berbagai unsur yang memiliki kadar rendah baik secara kuantitatif maupun kualitatif (Noviarty dan Angraini, 2013). Secara kualitatif, spektrofotometer UV-Vis dicerminkan dengan berdasarkan puncak-puncak dari hasil spectrum dan panjang gelombang dari sebuah unsur tertentu, sedangkan penentuan kuantitatif didasarkan pada nilai absorbansi hasil unsur spektrum senyawa yang kompleks.

Spektrofotometer memiliki fungsi dalam mendapatkan sinar melalui sebuah alat ukur intensitas cahaya berupa panjang gelombang dan fotometer yang telah diabsorpsi (Sistesya dan Sutanto, 2013). Penggunaan absorbansi pada spektrofotometer UV-Vis dapat dimanfaatkan sebagai sebagai alat untuk menganalisis zat kimia secara kualitatif dan kuantitatif. Hubungan pada absorbansi yang terjadi dengan konsentrasi, dapat ditentukan melalui hukum Lambert-Beer. Pengukuran dengan menggunakan alat ini dapat menghasilkan

spektrum, sehingga jumlah absorbansi atau serapan dapat diketahui dari sampel (Sistesya dan Sutanto, 2013).



Gambar 2. UV-Vis Spectroscopy.

Spektrofotometer bekerja sesuai dengan hukum Beer-Lambert. Artinya, ketika seberkas cahaya melewati larutan dengan panjang gelombang tertentu, sebagian cahaya ditransmisikan dan setengahnya diserap oleh larutan. (Warono dan Syamsudin, 2013).

Secara umum UV-Vis spektroskopi memiliki enam komponen utama (Gambar 3) yaitu sumber radiasi, kuvet, monokromator, detektor, penguat, dan perekam.

1. Sumber radiasi

Sumber radiasi yang digunakan oleh pada penelitian ini adalah lampu Xenon. Lampu ini digunakan sebagai sumber yang memancarkan cahaya dengan mode *discontinuos* (yaitu lampu memancarkan cahaya hanya pada saat pengukuran cahaya. Lampu xenon mencakup panjang gelombang 200-1100 nm. Keuntungan dari lampu xenon yaitu tidak perlu pemanasan untuk memastikan stabilitasnya dan lampu memiliki daya tahan lebih lama dibanding lampu konvensional (Apratiwi, 2016).

2. Kuvet

Kuvet yang digunakan dalam UV-Vis spektroskopi adalah kuvet kuarsa tak berwarna yang dapat melewati radiasi di daerah ultraviolet.

3. Monokromator

Monokromator berfungsi sebagai selektor panjang gelombang dengan mengubah cahaya yang bersumber dari cahaya polikromatis menjadi cahaya monokromatis. Monokromator terdiri dari dua jenis, yaitu penggunaan prisma dan penggunaan kisi sebagai penyebar cahaya.

- a. Monokromator prisma memiliki prinsip kerja, ketika cahaya melewati dua media yang berbeda maka cahaya akan dibelokkan. Besarnya defleksi bergantung pada indeks bias yang bervariasi dengan panjang gelombang yang berbeda. Monokromator prisma ini biasanya digunakan dalam spektrofotometer *single beam*.
- b. Monokromator kisi berfungsi sebagai pengubah atau generator defleksi panjang gelombang dengan mengatur jarak antar celah atau sudut datangnya cahaya. Kisi monokromator jenis ini biasanya digunakan pada jenis spektrofotometer *double beam*.

4. Detektor

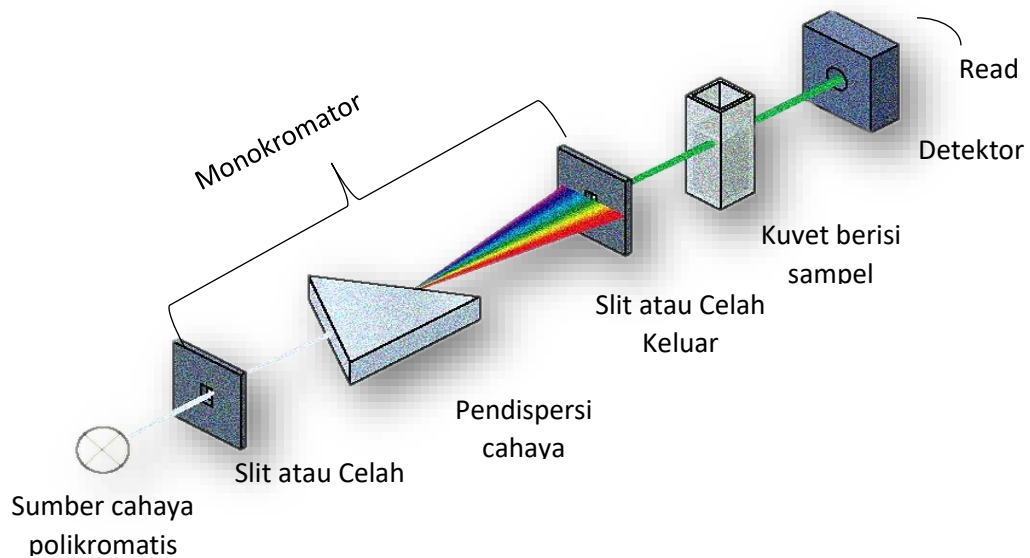
Fungsi detektor adalah merespon cahaya dengan berbagai panjang gelombang. Bagian alat ini mengubah cahaya menjadi sinyal listrik, yang kemudian ditampilkan pada *display* dalam bentuk angka digital. Pada penelitian ini, detektor yang digunakan adalah *dual silicon photodiode* (Si)

5. Penguat

Penguat atau biasa disebut *amplifier* merupakan rangkaian yang membuat sinyal listrik dapat diamati.

6. Perekam

Perekam (*recoder*) berfungsi sebagai pencatat hasil dari pembacaan bahan baik berupa angka ataupun kurva yang menggambarkan absorbans (Apratiwi, 2016).



Gambar 3. Sketsa Prinsip Kerja *UV-Vis Spectrometer* (Apratiwi,2016)

2.4 Kemometrika

Berdasarkan *International Chemometric Society* (ICS), kemometrik merupakan ilmu untuk mempelajari pengukuran yang terkait dengan pengukuran disistem kimia atau proses keadaan system yang melewati penggunaan metode matematis atau statistic (Shafirany dkk., 2018). Tujuan dari chemometrics adalah untuk memisahkan informasi yang relevan dari data kimia, mengikuti matematika dan statistik dalam prosesnya (Kurt dan Peter, 2009).

Kemometrika sangat berhubungan dengan pengukuran dan multivariate. Data multivariate merupakan data yang diperoleh melalui pengukuran berbagai variabel, namun sampel sejenis (Rohman, 2004). Uji statistika multivariate sendiri merupakan sebuah alat yang sangat dimanfaatkan untuk proses analisis data yang didapat dengan mengukur kimia dan membuat sebuah model matematika empiric agar secara langsung dapat memperkirakan nilai yang tidak dapat diukur secara langsung (Kurt dan Peter, 2009).

Principal Component Analysis (PCA) merupakan salah satu metode analisis dalam melakukan mentransformasi berbagai variabel asli yang masih dalam

keadaan berkorelasi satu sama lain kemudian bersatu menjadi satu set variable baru yang bebas korelasi satu sama lain. Namun secara general fokus utama dari PCA ini untuk mereduksi dimensi pada data. PCA dianggap sebagai solusi dalam proses pengumpulan data yang terdiri dari jumlah variable yang banyak sehingga didapatkan variable baru dengan jumlah yang lebih singkat namun mampu menjelaskan varians pada data (Astuti dan Yundari, 2021).

Soft independent modelling of class analogy (SIMCA) yaitu sebuah metode yang digunakan untuk analisis multivariat terkontrol, terutama berguna untuk menguji kekuatan dan mengklasifikasikan sampel. SIMCA digunakan untuk menentukan sampel yang tepat digunakan di kelas. Metode tersebut dilandasi oleh model pembuatan PCA pada setiap kelas dan menggolongkannya disetiap sampel pada setiap model PCA. Luaran yang diperoleh dari hasil SIMCA berupa tabel yang mengklasifikasikan sampel pada beberapa kelas atau tidak sama sekali (Nurchaeho, 2015).

2.5 Konfusi Matriks

Konfusi matriks adalah tabel yang mencatat semua hasil pekerjaan klasifikasi yang diperoleh melalui pengolahan SIMCA (Apratiwi, 2016). Terdapat beberapa luaran pada rumus konfusi matriks, berupa spesifitas, sensitivitas, akurasi dan *false alarm rate* (Lavine, 2009). Tabel konfusi matriks ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Matriks Konfusi

	Kelas A (ModelSIMCAA)	Kelas B (ModelSIMCAB)
Kelas A (aktual)	a	b
Kelas B (aktual)	c	d

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

$$b) \text{ Sensitivitas (S)} = \frac{d}{b+d} \times 100\% \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{c) Spesifisitas (SP)} = \frac{a}{a+c} \times 100\% \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$\text{d) Error} = \frac{b+c}{a+b+c+d} \times 100\% \quad \dots\dots\dots (4)$$

Keterangan :

a : Sampel kelas A yang masuk ke dalam kelas A

b : Sampel kelas B yang masuk ke dalam kelas A

c : Sampel kelas A yang masuk ke dalam kelas B

d : Sampel kelas B yang masuk ke dalam kelas B

Nilai dari hasil perhitungan menampilkan persentasi tingkat akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *false alarm rate* pada pengujian yang telah dilakukan. Akurasi menggambarkan 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 (Lavine, 2009).

2.6 ROC (*Receiver Operator Characteristic*)

Pudjiarti (2016) menyatakan jika kurva ROC dapat dimanfaatkan sebagai alat dalam melakukan evaluasi pada uji akurasi *classifer* serta menunjukkan hasil perbandingan klasifikasi pada model yang berbeda. Grafik dari ROC berupa dua dimensi, dimana sumbu horizontal tertuju untuk proporsi yang negatif sedangkan sumbu vertical diperuntukkan pada nilai positif (Pudjiarti, 2016). Tidak hanya itu, pada setiap kurva ROC juga menggambarkan bagaimana hubungan yang bersifat *trade-off* dari sensitivitas dan spesifisitas (Nuhamidi, 2002).

Grafik dari ROC menunjukkan ikatan dari *observed class* dan *predicted class*. Penentuan akurasi klasifikasi dilakukan dengan menghitung luas daerah di bawah kurva ROC yang disebut AUC (*area under curve*) (Suwarno dan Abdillah, 2016). AUC selalu memiliki nilai antara 0 dan 1 karena luas kurva dari suatu persegi empat. Jika kurva ROC memadai, maka nilai AUC tidak ada yang kurang dari 0,5 karena terletak di sebelah atas garis diagonal (0,0) dan (1,1).

Penggunaan analisis dengan ROC saat ini sudah mulai banyak digunakan pada berbagai bidang baru seperti pembelajaran mesin ataupun penambangan (Fawcett, 2006).

Pada analisis ROC lebih lanjut telah diperkenalkan di bidang yang relatif baru seperti pembelajaran mesin dan penambangan data (Fawcett, 2006). Parameter keakuratan pengujian diagnostik menggunakan AUC dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria nilai AUC.

Nilai	Keterangan
0,90 – 1,00	Klasifikasi sangat baik
0,80 – 0,89	Klasifikasi baik
0,70 – 0,79	Klasifikasi cukup
0,60 – 0,69	Klasifikasi buruk
0,50 – 0,59	Klasifikasi salah

2.7 Pretreatment

Pengolahan awal spektra adalah metode yang bertujuan untuk mengurangi pengaruh interferensi gelombang dan *noises* terhadap data spektra yang diperoleh, sehingga model yang dibangun lebih stabil dan akurat. Sebelum mengembangkan model analisis, data spektra harus diproses terlebih dahulu, baik dengan data kalibrasi maupun dengan data prediksi (Kusumaningrum *dkk.*, 2018). Menurut Suhandy dan Yulia (2020), metode *pre-processing* secara umum dibagi menjadi dua tipe yaitu metode untuk meringankan pengaruh dari *scatter* atau efek hamburan (MSC, SNV, *normalization*, *smoothing moving average*) dan metode *derivative* atau turunan yaitu Savitzky-Golay dengan penjelasan sebagai berikut:

a. *Smoothing Moving Average*

Perlakuan *Smoothing Moving Average* dipakai untuk mengeliminasi data yang noise. Biasanya dalam mengeliminasi data yang *Noise* pada *smoothing moving average* digabungkan dengan metode awal dalam pengolahan data lain. Berikut merupakan persamaan yang digunakan pada *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

Nilai untuk pembagi dan penyebut dapat diubah berdasarkan pada segmen yang akan dibuat. Hasil yang didapat akan berada di pusat tengah karena bilangan ganjil adalah jumlah segmen.

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

First and second derivative atau *Savitzky Golay derivative* merupakan cara yang digunakan untuk meningkatkan kualitas dan menghilangkan spectrum latar belakang. *Derivative* merupakan salah satu bagian yang dapat memperjelas hasil puncak dan lembah hasil spektra absorbans pada data NIRS. *First and second derivative* merupakan cara lama yang digunakan pada spektroskopi dan cara kerjanya yaitu dengan menampilkan informasi tersembunyi dengan mudah dari hasil spectrum. Rumus dalam perhitungan *first and second derivative* adalah sebagai berikut (Kusumaningrum dkk, 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 sebuah cara dalam mentransformasi efek scatter yang muncul dari spectrum hilang melalui pemusatan serta menentukan skala individual. Fungsi

SNV adalah untuk menghapus gangguan multi aplikasi pada pelebaran dan pembesaran partikel (Firmansyah, 2019). Rumus dalam perhitungan *standard normal variate* yaitu sebagai berikut.

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

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

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

Perhitungan standar deviasi supaya dapat mengidentifikasi sebaran pada sampel yang akan digunakan dan dilakukan sebelum dilakukannya perhitungan SNV.

d. *Multiplicative Scatter Correction (MSC)*

Sebuah metode yang digunakan untuk menurunkan *amplification dan offset* karena disebabkan NIRS spektrum. Cara kerja MSC yaitu dengan cara memutar semua spectrum sehingga dapat mengidentifikasi kecocokan satu sama lainnya hingga seakurat mungkin seperti standar spektrum. Spektrum yang didapatkan kemudian dilakukan persamaan linear dengan rumus dibawah ini.

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

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

Keterangan :

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

X_{org}	: Nilai dari spektra asli
\bar{x}_j	: Nilai dari spektrum rata-rata
e_i	: Nilai eror
a_i	: Nilai intersep
b_i	: Nilai slope
i	: Indeks sampel
j	: Indeks panjang gelombang

(Kusumaningrum dkk, 2018).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat

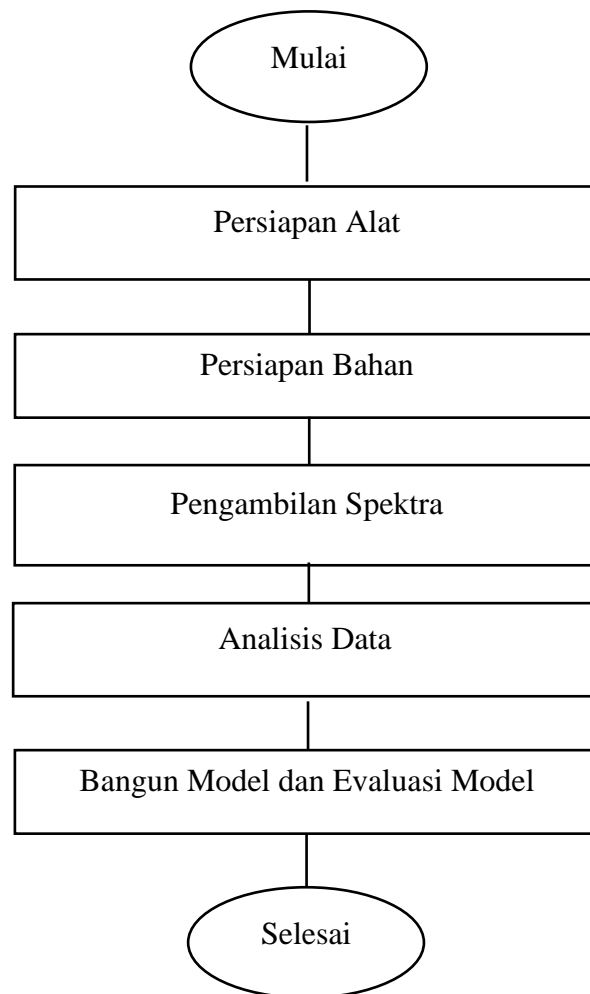
Penelitian dilakukan pada bulan Juni hingga Oktober 2021. Penelitian ini dilaksanakan di Laboratorium Rekayasa Bioproses dan Pasca Panen (RBPP), Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

3.2 Alat dan Bahan

Alat yang digunakan pada penelitian ini berupa *mesh40*, *cuvet*, *UV-Vis spectroscopy*, *rubber bulb*, *aluminium foil*, labu erlenmeyer 50 ml, ayakan *tyler meinzer II*, *beaker glass*, botol semprot, botol transparan, termometer, timbangan digital, pemanas air, toples, kertas saring, pengaduk, spatula, pipet ukur (1 ml, 2 ml, 25 ml), gelas ukur, dan corong plastik. Bahan yang digunakan yaitu aquades, tissue, kopi bubuk arabika Java Preanger Typica dengan pengolahan madu dan kopi bubuk arabika Java Preanger Typica dengan pengolahan kering.

3.3 Prosedur Penelitian

Penelitian dilakukan untuk identifikasi kualitas pada kopi Arabika dengan menggunakan *UV-Vis Spectroscopy* dengan tipe genesis 10s. Tahapan dari penelitian ini dapat dilihat dari diagram alir Gambar 4, berupa persiapan alat dan bahan, mengekstraksi kopi arabika Java Preanger Typica. Selanjutnya untuk pengenceran kopi dengan *software The Unscrambel versi 9.2*. Model dalam kalibrasi dilakukan dengan 2 cara, yaitu PCA dan SIMCA Spectra, dilanjutkan dengan membangun dan menguji model agar dapat memahami perbedaan kopi Arabika seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram alir prosedur penelitian

3.3.1 Persiapan Alat dan Bahan

Alat dan bahan yang perlu dipersiapkan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Persiapan alat

Persiapan ini berupa proses pengecekan terhadap beberapa alat yang akan dipakai kemudian memastikan bahwa alat yang telah dipilih bisa dipergunakan dengan sebaik-baiknya dalam pelaksanaan penelitian agar bisa berjalan dengan efektif dan maksimal.

2. Roasting Kopi

Roasting merupakan suatu proses pada kopi guna untuk menurunkan kadar air pada bahan serta proses untuk membantu pembentukan rasa dan aroma pada biji kopi. Untuk sampel disangrai menggunakan *medium roast* dengan rentang suhu 200°C selama 5 menit seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. Proses Roasting.

3. Penggilingan Kopi

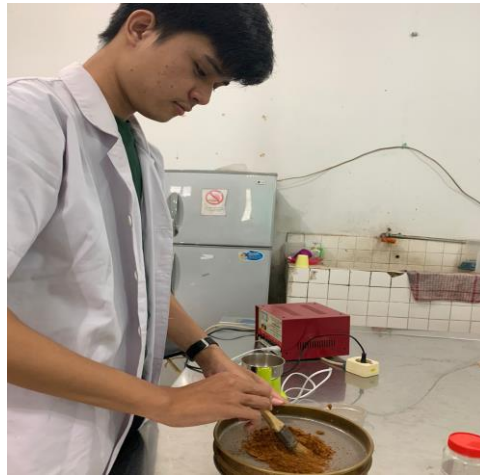
Pada tahap penggilingan kopi ini bertujuan untuk mengecilkan ukuran menggunakan mesin *Coffe Grinder Sayota* dengan daya 180 watt tipe SCG 178. Kegiatan ini dilakukan agar dapat mempermudah dalam proses ekstraksi kopi sampel penelitian. Proses pada tahap ini dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses Penggilingan Kopi.

4. Pengayakan

Kegiatan ini dilakukan dengan tujuan menghasilkan kopi bubuk yang halus dan ukuran partikelnya seragam. Proses penngayakan dilakukan menggunakan ayakan *Tyler Meinzer II* yang memiliki ukuran mesh 50 (0,297 mm). Proses ini dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Proses Pengayakan Kopi.

5. Penimbangan

Proses tersebut dilakukan dengan menguji sampel sebanyak 1 gram pada setiap sampel dan setiap ulangan agar menghasilkan berat boobot yang sama. Proses penimbangan seperti yang dilakukan pada Gambar 8.



Gambar 8. Contoh sampel kopi yang ditimbang.

Komposisi dan sampel ulangan dari ketiga jenis kopi yang digunakan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Komposisi bahan sampel yang diuji.

Nama Sampel	Nomor Sampel	Komposisi Bahan
HT	1-75	1 gram kopi arabika Java Preanger Typica dengan pengolahan madu
NT	1-75	1 gram kopi arabika Java Preanger Typica dengan pengolahan kering

Keterangan :

TP : Arabika Java Preanger Typica dan sampel dibuat 2 kali ulangan

3.3.2 Ekstraksi Kopi

Pada sampel pengujian bubuk kopi yang digunakan harus melewati ekstraksi mengubahnya menjadi sebuah larutan supaya dapat dilakukan pengujian menggunakan alat berupa spektrometer. Ekstraksi kopi ini dilakukan dengan menggabungkan setiap 1 gram kopi sampel dengan 50 ml aquades dengan suhu 90-98°C.

1. Pembuatan Larutan

Serbuk sampel uji harus ditimbang ke dalam gelas ukur dan digunakan sebagai larutan sebelum diuji dengan spektrometer menggunakan sampel yang dilarutkan dalam 70 ml aquades pada suhu 90-98°C.

2. Pengadukan

Proses ini dilakukan dengan menggunakan pengaduk model S130810-33 (pelat atas ukuran 4x4, tegangan 220-240 volt, kecepatan pengadukan 6 (350 rpm)) dan diaduk selama 10 menit sampai larutan kopi homogen. Pengaduk ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Proses Pengadukan Sampel.

3. Penyaringan

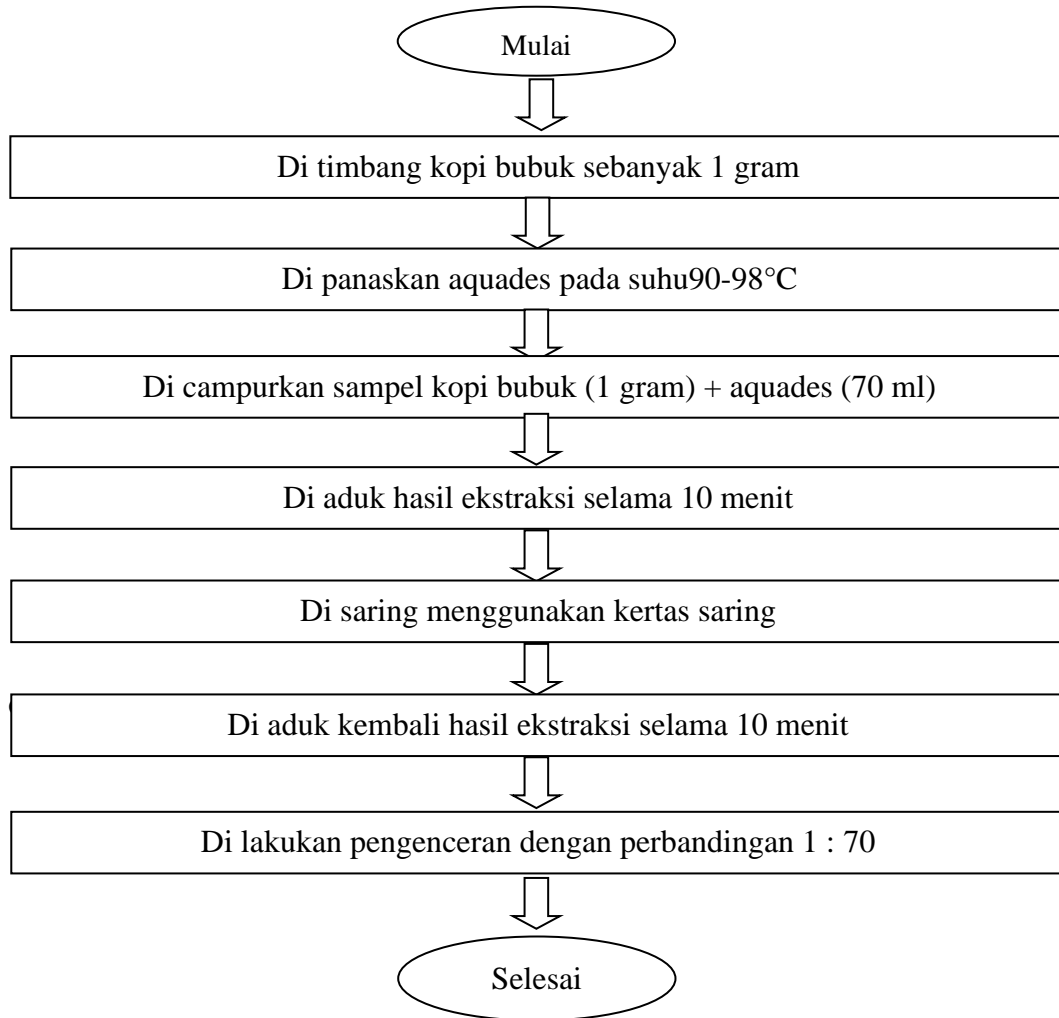
Setelah proses pelarutan dan pengadukan, sampel disaring dengan kertas saring untuk memisahkan ampas kopi dan ekstrak kopi. Proses penyaringan sampel ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Proses Penyaringan Sampel.

4. Pengenceran

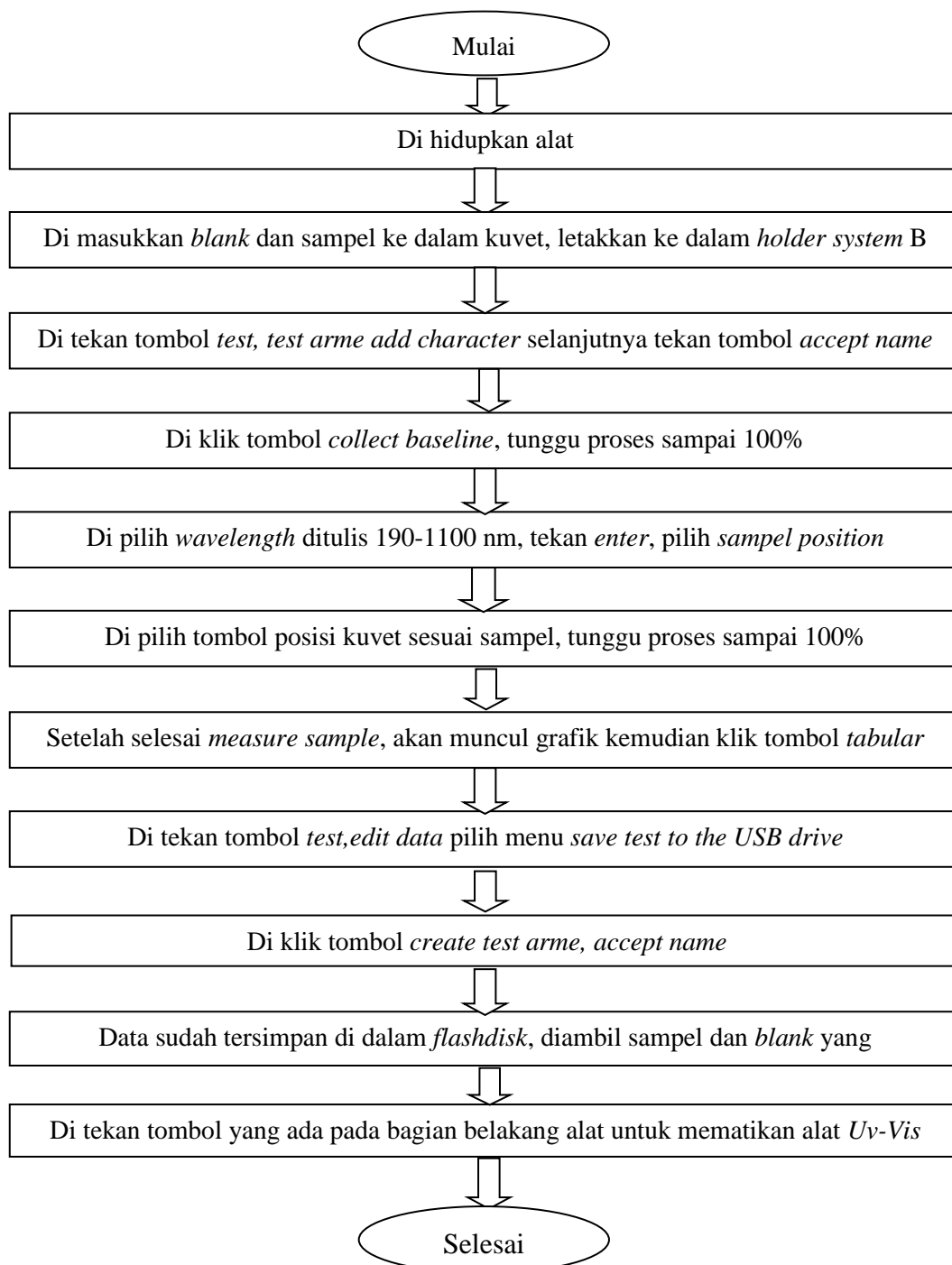
Proses ini dilakukan dengan mendinginkan ekstrak kopi yang telah dihasilkan, kemudian diencerkan ekstrak tersebut dengan menggunakan perbandingan 1:70 (Apratiwi, 2016). Diagram prosedur ekstraksi kopi dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Diagram Alir Prosedur Ekstraksi Kopi.

3.3.3 Pengambilan Spektra Menggunakan Spektrometer

Prosedur pencarian spektra dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Prosedur Penggunaan UV-Vis Spectroscopy (Sambudi, 2018).

Ekstrak kopi yang telah diencerkan kemudian dimasukkan ke dalam kuvet 2 mL. Kuvet kemudian dimasukkan ke dalam holding system dan diukur nilai absorbansinya selama 2 menit. Sampel rangkap dari masing-masing rangkap tiga diambil dengan spektroskopi UV-Vis, ditempatkan dalam sistem pemegang, dan diukur absorbansinya selama 2 menit.

3.3.4 Membangun dan Menguji Model

Software Unscrambler versi 9.2 digunakan untuk melakukan pengujian model pada nilai absorbansi yang terukur menggunakan metode SIMCA.

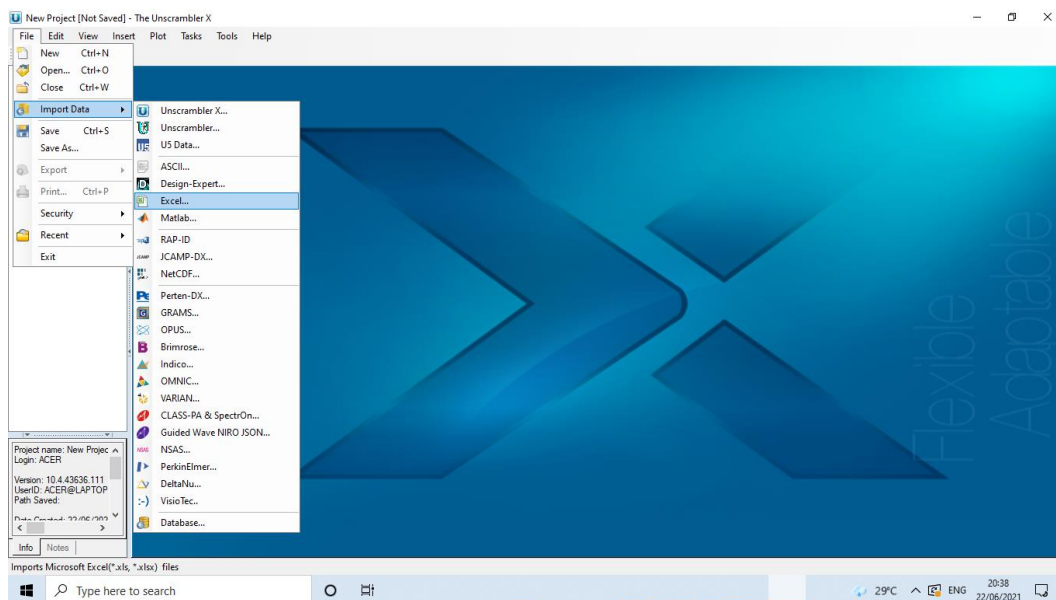
3.3.5 Analisa Data

Identifikasi pola pada sampel memerlukan analisis data menggunakan tools berupa software The Unscrambler versi 9.2. Model yang digunakan adalah metode Principal Component Analysis (PCA) dan Soft Independent Modeling of Class Analogy (SIMCA). Excel kemudian menjalankan fase pembersihan data untuk menghapus data yang tidak lengkap. Tahap ini dilakukan agar data yang sebenarnya dapat diperoleh selama analisis. Nilai yang hilang dapat diganti dengan rata-rata variabel untuk melengkapi data yang tidak lengkap. Data lengkap dapat diproses oleh Unscrambler versi 9.2. Untuk mencari grafik spektral dari nilai absorbansi yang didapat dapat memblok nilai absorbansi, klik menu grafik dan pilih menu garis, kemudian analisa data dengan metode PCA dan SIMCA untuk mencari spektranya. Anda dapat membuat nilai absorbansi dengan memblokir nilai absorbansi, mengklik menu grafik dan memilih menu garis.

3.3.6 Principal Component Analysis

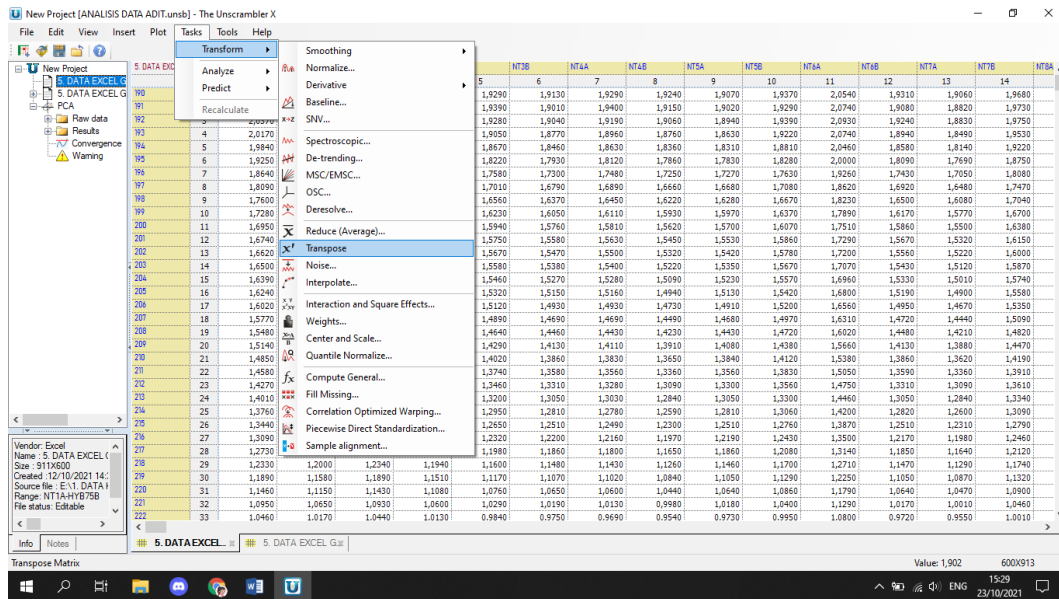
Dalam penelitian ini, *spektroskopi UV-Vis* digunakan untuk mengumpulkan data hingga 150 sampel kopi Typica dalam proses kering dan 150 sampel kopi Typica dalam proses madu. Setelah mendapatkan data absorbansi dari semua sampel kopi, langkah selanjutnya adalah menggabungkannya ke dalam file *Microsoft Excel 92-2003*. Setelah menggabungkan file, analisis dilakukan menggunakan

aplikasi *The Unscrambler 10.4*. Tahapan menganalisis data sampel menggunakan *The Unscrambler* adalah pada *the Unscrambler 10.4* melalui menu *File >> Import Data >> Excel* seperti pada Gambar 14. Kemudian memilih *file Excel* yang akan digunakan pada *folder* (Gambar 13).



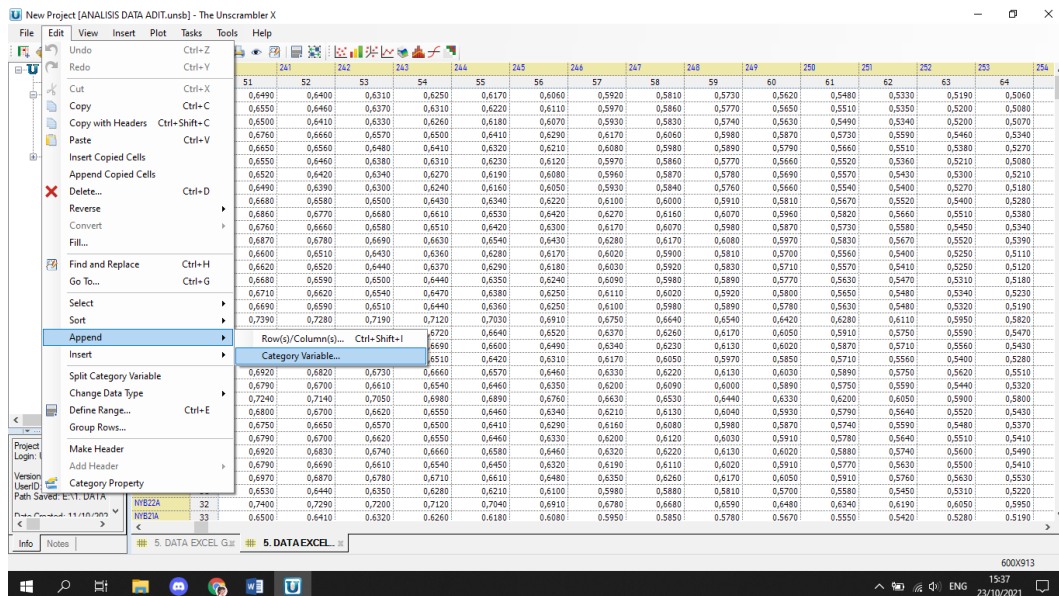
Gambar 13. Langkah memasukkan data dari microsoft excel ke The Unscrambler 10.4.

Setelah data ditampilkan di jendela aplikasi *Unscrambler 10.4*, Sebelum melakukan analisis, data yang akan digunakan perlu diubah menggunakan menu *Task >> Transform >> Transpose* (Gambar 14).



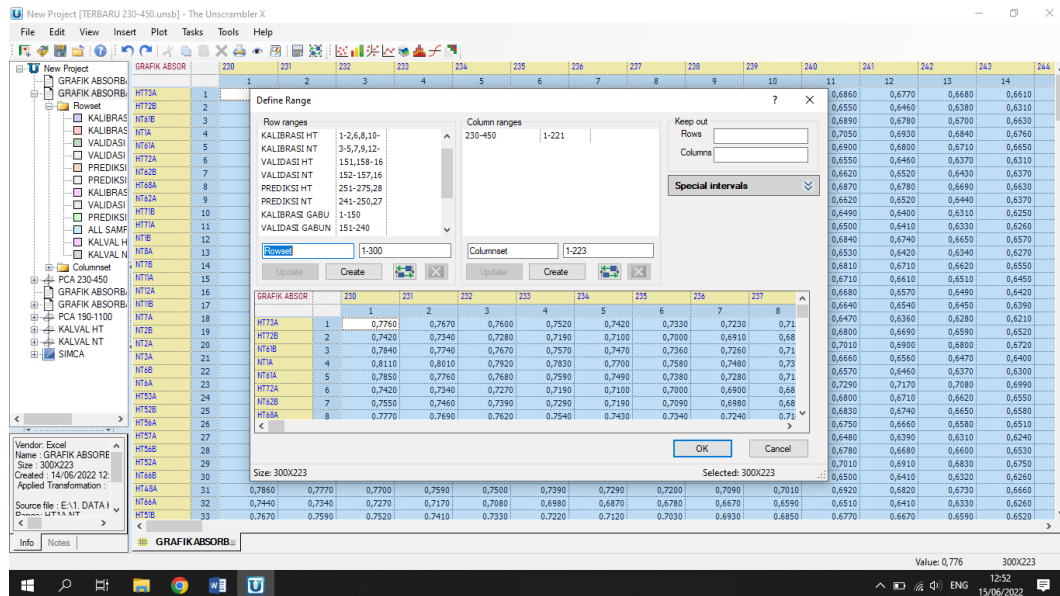
Gambar 14. Cara Transpose Data pada The Unscrambler 10.4.

Menghitung nilai PCA di *The Unscrambler 10.4* harus melewati beberapa langkah terlebih dahulu, yaitu klik menu Edit, pilih Add, pilih *categorical variable*, masukkan “JENIS KOPI” untuk nama *variable categorical*, dan pilih Next. Masukkan HT dan NT untuk nama layer (Gambar 15).



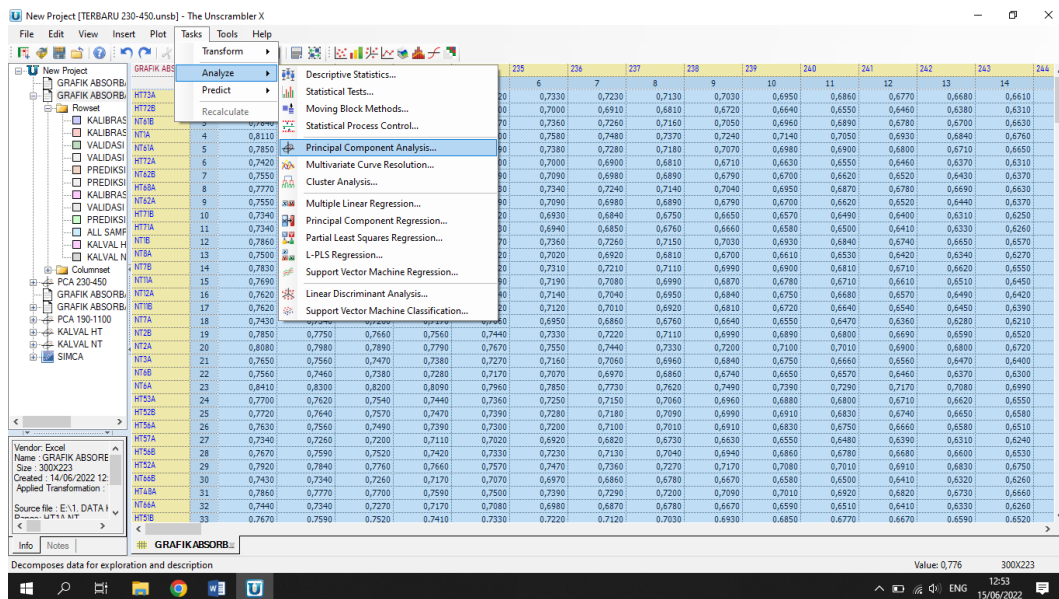
Gambar 15. Kolom kategori variable.

Kemudian klik kolom JENIS KOPI dan isi setiap baris sesuai dengan jenis kopinya. Pada tahap selanjutnya, data harus dikelompokkan berdasarkan sampel dan kategori variabel sebelum data dapat dianalisis dengan PCA. Untuk sample kopi, pilih menu Modify, lalu Edit to group, masukkan semua sample di sample set, dan semua variabel di variable set. Tampilan menu edit ditunjukkan pada (Gambar 16).



Gambar 16. Menu Edit Set.

Kemudian pilih menu Tasks, pilih PCA, pilih menu Tasks, pilih PCA, lalu klik *Test Set Validation*, pilih *Set Up*, dan simpan set validasi data yang dimasukkan untuk menganalisis data menggunakan metode PCA seperti pada (Gambar 17).



Gambar 17. Menu Analisis PCA pada The Unscrambler 10.4

Setelah perhitungan PCA selesai, barulah pengklasifikasian menggunakan SIMCA dapat dilakukan. Menganalisa multivariat untuk menguji kemampuan dalam menyeleksi dan mengklasifikasi sampel dapat menggunakan SIMCA. Penggunaan metode ini akan membantu dalam memisahkan sampel secara akurat. Pembuatan model SIMCA dilakukan setelah melakukan pembuatan model PCA pada semua sampel. Model SIMCA terdiri dari tiga bagian sampel, yaitu kalibrasi, validasi, dan prediksi.

Fungsi dari kalibrasi dan validasi yaitu sebagai mengembangkan dan mengkonfirmasi model. Sedangkan sampel prediksi dipakai untuk mengevaluasi model yang dikembangkan. Tahapan dalam mengelompokkan sampel yaitu dengan membuka aplikasi *The Unscrambler* 10.4, selanjutnya import data file *Microsoft Excel 97-2003* yang akan dikelompokkan. Melakukan *transpose* data yang akan dikelompokkan dengan cara klik *Task-Transform-Transpose*. Selanjutnya memberi nama data yang digunakan dengan cara klik *Edit-Append-Category Variabel*. Selanjutnya pada *Category Variable* diisi dengan “Jenis Kopi” dan dimasukkan HT (Honey Typica) dan NT (Natural Typica) (Gambar 18).

The screenshot shows a software interface with a data table. The table has columns labeled 'GRAFIK ABSOR', 'HT73A', 'HT73B', 'HT74A', 'HT74B', 'HT75A', 'HT75B', 'HT76A', 'HT76B', 'HT77A', 'HT77B', 'HT78A', 'HT78B', 'HT79A', 'HT79B', 'HT80A', 'HT80B', 'HT81A', 'HT81B', 'HT82A', 'HT82B', 'HT83A', 'HT83B', 'HT84A', 'HT84B', 'HT85A', 'HT85B', 'HT86A', 'HT86B', 'HT87A', 'HT87B', 'HT88A', 'HT88B', 'HT89A', 'HT89B', 'HT90A', 'HT90B'. The 'JENIS KOP' column contains labels like 'HT', 'NT', and 'HT'. The 'KALVALPRED' column is empty.

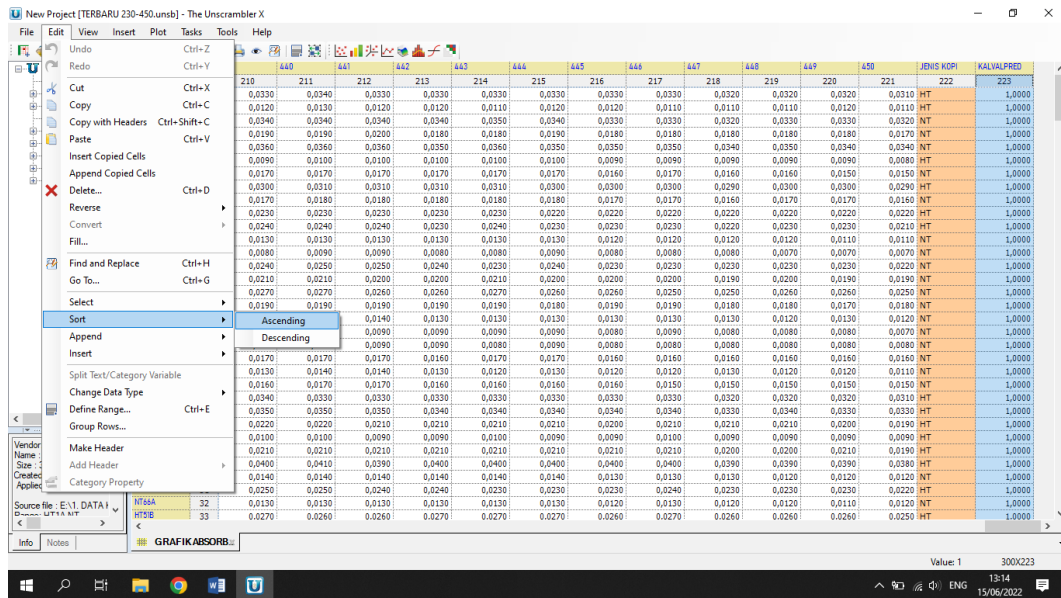
Gambar 18. Mengisi Category Name Variable.

Setelah mengisi *Category Variable* diblok kolom Jenis Kopi-append-Row(s)-pilih 1-ok. Selanjutnya pada kolom baru dibuat dengan nama KALVALPRED dan diisi dengan label 1111122233. Angka Satu (sebanyak lima) pada label untuk mengelompokkan data kalibrasi. Angka dua (sebanyak tiga) pada label untuk mengelompokkan data validasi. Angka tiga (sebanyak dua) pada label untuk mengelompokkan data prediksi (Gambar 19).

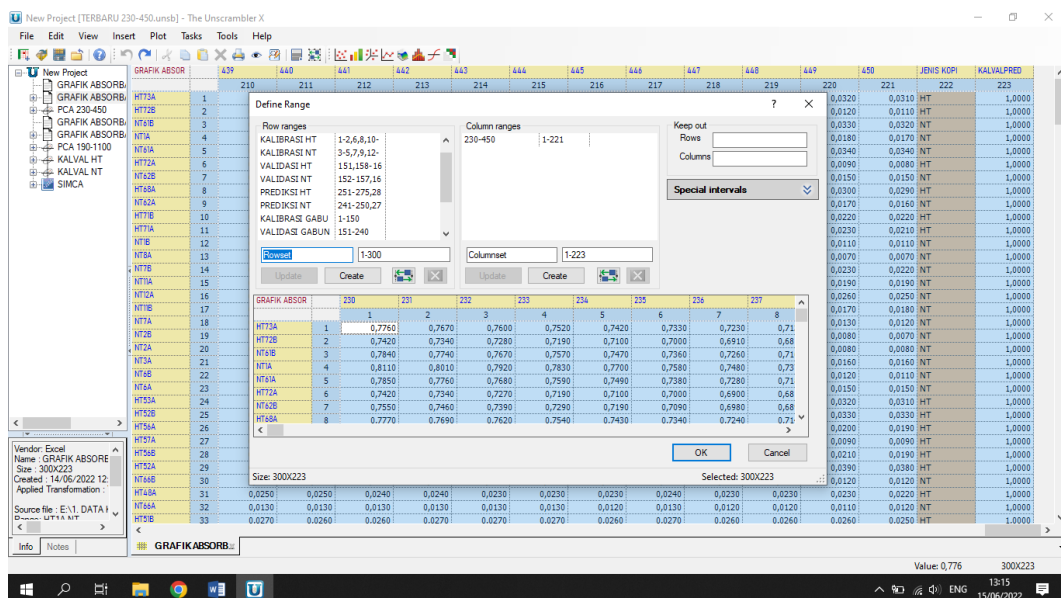
The screenshot shows the same software interface as Gambar 18, but now the 'KALVALPRED' column is filled with the label '1111122233' for each row. The 'JENIS KOP' column still contains labels like 'HT', 'NT', and 'HT'.

Gambar 19. Mengisi Kolom KALVALPRED dengan label 1111122233.

Selanjutnya kolom KALVALPRED diblok semua dan klik *Edit-Sort-Ascending*. Kolom ini dapat dilihat pada Gambar 20.



Gambar 20. Menyortir Kolom KALVALPRED.



Gambar 21. Hasil Pengelompokan KALVAPRED.

Gambar 21 merupakan tahapan terakhir pada SIMCA yaitu pengelompokkan KALVAPRED untuk memperoleh 75 sampel kalibrasi, 45 sampel validasi dan 30 sampel prediksi.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Berdasarkan hasil analisis PCA data spektral asli pada panjang gelombang 230-450 nm sebesar 72% dan PC-2 17%, menghasilkan nilai kumulatif varian total sebesar 89%. Hasil PCA menggunakan SNV + *Moving average 3* segmen mendapat nilai PC-1 85% dan PC-2 10%, sehingga nilai varians total adalah 95%. Model ini mencapai nilai lebih dari 70%, sehingga dapat dikatakan sebagai model yang baik.
2. Klasifikasi model SIMCA original pada kopi arabika Typica dengan proses pengolahan madu dan proses pengolahan kering mendapatkan hasil 100% pada nilai akurasi, nilai sensitivitas dan nilai spesifisitas dan nilai *error* 0%. Nilai yang sama juga diperoleh untuk model SIMCA dengan perlakuan SNV + *moving average 3* segmen pada kopi arabika Typica dengan proses pengolahan madu dan proses pengolahan kering.
3. Pada hasil analisis kurva *receiver operating characteristic* (ROC) menggunakan data original, pengelompokan model pada seluruh level signifikansi dinyatakan sebagai *excellent classification*. Hasil kurva ROC menggunakan *treatment* SNV + *moving average 3* segmen menghasilkan *excellent classification* pada pengelompokan model HT dengan NT, sedangkan pada pengelompokan model HT dengan NT dengan level signifikansi 0,1%, 0,5%, 1%, 5%, 10% dan 25% dinyatakan sebagai *excellent classification*.

5.2 Saran

Disarankan untuk penelitian selanjutnya agar dapat semakin mengembangkan riset menggunakan variasi kopi persilangan dan proses pengolahan kopi yang berbeda dan jumlah sampel berdasarkan daerah penghasil kopi lainnya agar lebih bervariasi dan mendapatkan model yang tangguh.

DAFTAR PUSTAKA

- Apratiwi, N. 2016. Studi penggunaan uv-vis spectroscopy untuk identifikasi campuran kopi luwak dengan kopi arabika. *Skripsi*. Bandar Lampung. Universitas Lampung.
- Astuti, L., dan Yundari. 2021. Analisis angka kematian bayi (akb) di Kalimantan Barat dengan *robust principal component analysis* (robPCA). *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya*. 10 (1): 61-70.
- Ayalign, A., dan Sabally, K. 2013. Determination of chlorogenic acids (cga) in coffee beans using hplc. *American Journal of Research Communication*. 1 (2): 78-91.
- Aziz, S., Isyanto, A. Y., dan Puspitasari, A. 2020. Penguatan Kapasitas Petani Kopi Dalam Penanganan Pasca Panen Kopi Robusta di Desa Sagalaherang Kecamatan Pawanangan Kabupaten Ciamis. *Abdimas Galuh*. 2(2), 152-157.
- Farhaty dan Muchtariadi. 2016. Tinjauan Kimia Farmakologi Senyawa Asam Klorogenat Pada Biji Kopi. *Farmaka*. (14)1:218
- Fawcett, T. 2006. An Introduction to ROC Analysis. *Pattern Recognition Letters*. 27(8):861-874.
- Iriani, R. 2016. Studi Penggunaan Teknologi *UV-Vis Spektroskopi* dan Kemometrika Untuk Mengidentifikasi Pemalsuan Kopi Arabika dan Robusta Secara Cepat (Skripsi). Universitas Lampung. Bandar Lampung. 83 pp.
- Izzah, N. K., Randriani, E., dan Dani, D. 2015. Analisis Kekerbatan Genetik Kultivar Kopi Arabika Berbuah Kuning dan Berbuah Merah Berdasarkan Marka SSR. *Jurnal Tanaman Industri dan Penyegar*. 2(3): 113-122.
- 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): 1734-1742.

- Kurt, V., dan Peter, F. 2009. Introduction to multivariate statistical analysis in chemometrics. *CRF PRESS*. US. 150-151.
- Lavine, B. K. 2009. Validation of Classifier. In : Walczak, B. Tauler, R., N. Brown, S. (Eds). *Comprehensive chemometrics : Chemical and Biochemical Data Analysis*. Elsevier, Amsterdam. 3: 587-599.
- Luthfi, A. 2017. Proses Kebangkitan Kopi Arabika Java Preanger di Kecamatan Pangalengan. (Skripsi). Universitas Padjadjaran. Bandung.
- Maramis, R.K., G. Citraningtyas., dan F. Wehantouw. 2013. Analisis Kafein Dalam Kopi Bubuk Di Kota Manado Menggunakan Spektrofotometer UVVIS. *Jurnal Ilmiah Farmasi-UNSRAT*. 2(4): 122–128.
- Mulato, Sri. 2002. *Simposium Kopi 2002 dengan tema Mewujudkan perkopian Nasional Yang Tangguh melalui Diversifikasi Usaha Berwawasan Lingkungan dalam Pengembangan Industri Kopi Bubuk Skala Kecil Untuk Meningkatkan Nilai Tambah Usaha Tani Kopi Rakyat*. Denpasar.
- Najiyati, S., dan Danarti. 2001. *Budidaya Kopi dan Penanganan Pasca Panen*. Buku. Jakarta. Penebar Swadaya.
- Noviarty dan Angraini, D. 2013. Analisis neodimium menggunakan metoda spektrofotometri uv-vis. *Majalah Ilmiah Pengelolaan Instalasi Nuklir (PIN)*. Pusat Teknologi Bahan Bakar Nuklir. (11): 9-17.
- Nurchayo, B. 2015. Identifikasi dan autentifikasi meniran (*Phyllanthus niruri*) menggunakan spektrum ultraviolet-tampak dan kemometrika. *Skripsi*. Institut Pertanian Bogor. Bogor. 41 hlm.
- Nurhamidi. 2002. Analisis *receiver operating characteristic (roc)* dalam penilaian status gizi. *Thesis*. Surabaya. Universitas Airlangga.
- Prieto, B.G. 2017. Novel Variable Influence on Projection (VIP) Methods in OPLS, O2PLS, and On PLS Models for Single- and Multiblock Variable Selection. (Thesis). Department of Chemistry Industrial Doctoral School, Umeå University. Swedan. 120 hlmn.
- Pudjiarti, E. 2016. Prediksi spam email menggunakan *support vector machine* dan *particle swarm optimization*. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*. 7 (2): 171-181.
- Rahardjo, P. 2012. *Panduan Budidaya dan Pengolahan Kopi Arabika dan Robusta*. Buku. Jakarta. Penebar Swadaya.

- Rahma, A. (2020). Jadi Penghasil Terbesar ke-4 di Dunia, Mengapa Indonesia Masih Impor Kopi? [Bisnis]. *Liputan6*.
<https://www.liputan6.com/bisnis/read/4235379/jadi-penghasil-terbesar-ke-4-di-dunia-mengapa-indonesia-masih-impor-kopi>
- Rismawati, S. 2019. Identifikasi Kandungan Kafein dan Warna RGB pada Kopi dengan Variasi Sangrai. (Skripsi). Universitas Jember. Jawa Barat. 56 hlm.
- Rohman, A. 2014. Spektroskopi Inframerah dan Kemometrika untuk Analisis Farmasi. Yogyakarta. Pustaka Utama.
- Rohman, A. 2014. Statistika dan Kemometrika Dasar dalam Analisis Farmasi. Yogyakarta. Pustaka Utama.
- Shafirany, M.Z., Susilawati, Y., dan Musfiroh, I. 2018. Aplikasi kemometrik dalam penentuan mutu tumbuhan obat. *Pharmauho*. 4(2): 6-13.
- Sistesya, D., dan Sutanto, H. 2013. Sifat optis lapisan zno:ag yang dideposisi di atas substrat kaca menggunakan *metode chemical solution deposition* (csd) dan aplikasinya pada degradasi zat warna *methylene blue*. *Youngster Physical Journal*. 1(4): 1- 80.
- Siswoputranto, P.S. 1993. *Kopi Internasional dan Indonesia*. Buku. Jakarta. Kanisius.
- Skoog, D.A., West, D.M., Holler, F.J., dan Crouch, S.R. 2013. *Fundamental of Analytical Chemistry*. Cengage Learning. 1090 p.
- 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.
- Sutrisno, K. (2006). *Kopi Rendah Kafein*. Penebar Swadaya. Jakarta.
- Suwarno, dan Abdillah, A.A. 2016. Penerapan *algoritma bayesian regularization backpropagation* untuk memprediksi penyakit diabetes. *Jurnal MIPA*. 39 (2): 150-158.
- Tavinayati, T., Effendy, M., & Hidayat, M. T. 2016. *Pendaftaran Indikasi Geografis Barang Hasil Pertanian Lahan Basah*. Lingkar Media Yogyakarta. Kalimantan Selatan.
- Warono, D., dan Syamsudin. 2013. Unjuk spektrofotometer untuk analisa zat aktif ketoprofen. *KONVERSI*. 2 (2): 57-65.
- Yunus, A., dan Susilaningsih. 2017. *Panduan Pendirian Usaha Kedai Kopi*. Buku Badan Ekonomi Kreatif. Jakarta. 116 p.