

**PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA
UNTUK DISKRIMINASI TIGA KOPI BUBUK ARABIKA SPESIALTI DI
PULAU JAWA**

(Skripsi)

Oleh

ERICK DESRIANTO MUNTHE



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018**

ABSTRAK

PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA UNTUK DISKRIMINASI TIGA KOPI BUBUK ARABIKA SPESIALTI DI PULAU JAWA

Oleh

ERICK DESRIANTO MUNTHE

Indonesia memiliki beberapa daerah penghasil kopi spesialti yang sudah terindikasi geografis. Beberapa kopi spesialti di Indonesia yaitu kopi arabika Java Preanger, kopi arabika Sindoro-Sumbing dan kopi arabika Java Ijen-Raung. Pencampuran kopi spesialti sering kali dilakukan dengan menggunakan kopi kualitas rendah untuk mendapat keuntungan yang lebih besar. Pencampuran kopi dilakukan pada kopi sebelum disangrai, kopi setelah disangrai dan kopi bubuk. Pada kopi sebelum disangrai dan kopi setelah disangrai dapat dibedakan dari warna dan bentuk, tetapi setelah kopi sudah diolah menjadi bubuk proses indentifikasi menjadi lebih sulit untuk dilakukan. Maka penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi tiga jenis kopi spesialti dari pulau jawa menggunakan *UV-Vis Spectroscopy* dan software *The Unscrambler* versi 9.2 dengan metode *soft independent modelling of class analogy* (SIMCA).

Pengujian dilakukan pada bubuk kopi berukuran 0,297 milimeter (*mesh* 50) dengan berat 1 gram pada setiap sampelnya. Sampel kopi 1 gram diekstraksi menggunakan aquades sebanyak 50 ml dengan suhu 90-98°C. Kemudian dihomogenisasi, disaring menggunakan kertas saring, pengenceran dengan perbandingan 1 ml sampel ekstraksi kopi dengan 20 ml aquades, dan diambil data absorbansinya menggunakan *UV-Vis* Spektroskopi dan didapatkan data berupa data absorbansi pada panjang gelombang 190 – 1100 nm.

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa metode PCA mampu membedakan kopi arabika Java Preanger, kopi arabika Sindoro-Sumbing dan kopi arabika Java Ijen-Raung. Hasil analisis PCA terbaik diperoleh untuk tipe spektra *standard normal variate* (SNV) dan panjang gelombang 250 - 450 nm. Pada pengembangan model *Standard normal variate* (SNV) menghasilkan nilai PC1 sebesar 87% dan PC2 sebesar 8%. Sedangkan untuk klasifikasi SIMCA menggunakan sampel prediksi diperoleh nilai akurasi (AC) sebesar 100%, nilai sensitivitas (S) sebesar 100%, nilai spesifisitas (SP) sebesar 100%, dan nilai *error* (FP) sebesar 0%.

Kata Kunci : Kopi Arabika Java Preanger, Kopi Arabika Sindoro-Sumbing, Kopi Arabika Java Ijen-Raung, Kopi Spesialti, SIMCA, *UV-Vis spectroscopy*

ABSTRACT

THE USE OF UV-VIS SPECTROSCOPY AND SIMCA METHOD FOR DISCRIMINATION OF THREE GROUND ROASTED ARABICA SPECIALTY COFFEES IN JAVA ISLAND

By

ERICK DESRIANTO MUNTJE

Indonesia has several specialty coffee producing region that have been indicated geographically. Some specialty coffees in Indonesia are arabica coffee Java Preanger, arabica coffee Sindoro-Sumbing and arabica coffee Java Ijen-Raung. Mixing specialty coffee is often done by using low quality coffees to make a bigger profit. Mixing coffee is done on unroasted coffee bean, roasted coffee bean and ground coffee. In unroasted coffee and roasted coffee bean can be distinguished each other from color and shape, but for ground roasted coffee, the identification process becomes more difficult to do. For this reason, research was conducted to identify three types of specialty coffees from Java island using UV-Vis Spectroscopy and The Unscrambler software version 9.2 with soft independent modelling method of class analogy (SIMCA).

The test was performed on a 0,297 millimeter (mesh 50) coffee powder weighing 1 gram in each sample. 1 gram of coffee sample was extracted using 50 ml aquades with temperature 90-98°C. The extrated samples were homogenized and filtered using filter paper and it was diluted with a ratio of 1 ml sample of coffee extraction with 20 ml of aquades, and the spektral were taken using UV-Vis Spectrometer in the range of 190 - 1100 nm.

Classification results show that PCA methods are able to differentiate Java Preanger arabica coffee, Sindoro-Sumbing arabica coffee and arabica coffee Java Ijen-Raung. The best PCA analysis results were obtained for normal standard variate (SNV) spectra type and 250 - 450 nm wavelength. In the development of normal standard variate (SNV) model, PC1 value was 87% and PC2 8%. As for SIMCA classification using prediction sample resulted 100% accuracy value (AC), 100% sensitivity (S), 100% specificity (SP), and 0% *error* value (FP) is respectively.

Keywords:Arabica Coffee Java Preanger, Arabica Coffee Sindoro-Sumbing, Arabica Coffee Java Ijen-Raung, Specialty Coffee, SIMCA, UV-Vis Spectroscopy

**PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA
UNTUK DISKRIMINASI TIGA KOPI BUBUK ARABIKA SPESIALTI DI
PULAU JAWA**

Oleh

ERICK DESRIANTO MUNTHE

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA TEKNOLOGI PERTANIAN**

pada

**Jurusan Teknik Pertanian
Fakultas Pertanian Universitas Lampung**



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2018**

Judul Skripsi : **PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN
METODE SIMCA UNTUK DISKRIMINASI TIGA
KOPI BUBUK ARABIKA SPESIALTI DI PULAU
JAWA**

Nama Mahasiswa : **Erick Desrianto Munthe**

No. Pokok Mahasiswa : 1314071018

Jurusan : Teknik Pertanian

Fakultas : Pertanian




MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

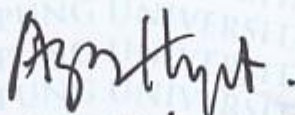


Dr. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr.
NIP 19780303 200112 1 001



Winda Rahmawati, S.TP., M.Si., M.Sc.
NIP 19890520 201504 2 001

2. Ketua Jurusan Teknik Pertanian



Dr. Ir. Agus Haryanto, M.P.
NIP 19650527 199303 1 002

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

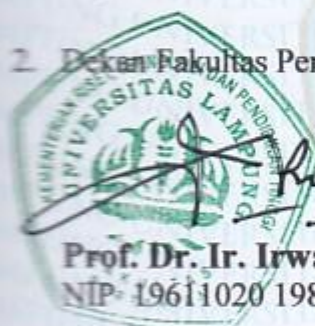
Ketua : **Dr. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr.** 


Sekretaris : **Winda Rahmawati, S.T.P., M.Si., M.Sc.** 

Penguji

Bukan Pembimbing : **Sri Waluyo, S.T.P., M.Si., Ph.D.** 

2. Dekan Fakultas Pertanian




Prof. Dr. Ir. Irwan Sukri Banuwa, M.Si.
NIP. 19611020 198603 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **08 Juni 2018**

PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Saya adalah.....Erick Desrianto Munthe..... NPM.....131401018.....

Dengan ini menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya saya yang dibimbing oleh Komisi Pembimbing, 1) **Dr. 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 dikemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 01 Agustus 2018

Yang membuat pernyataan



(Erick Desrianto Munthe)

NPM. 1314071018

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Perawang, Siak pada tanggal 15 Desember 1994, sebagai anak pertama dari empat bersaudara, dari pasangan Bapak Thamrin Munthe dan Ibu Nurita Sianturi. Penulis menempuh pendidikan taman kanak-kanak di TK Swasta YPPI Tualang, Siak dan lulus pada tahun 2001. Pendidikan dilanjutkan di SD Swasta YPPI pada tahun 2001 sampai dengan tahun 2007. Penulis menyelesaikan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 1 Tualang pada tahun 2010 dan sekolah menengah atas diselesaikan di SMA Negeri 1 Tualang pada tahun 2013.

Pada tahun 2013, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN. Penulis pernah menjabat sebagai anggota Bidang Pengembangan Masyarakat (PENGMAS) di Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP) pada periode 2014 – 2015 dan menjabat sebagai Ketua Bidang Pengembangan Sumber Daya Manusia Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP) pada periode 2015 – 2016.

Pada tahun 2016, penulis melaksanakan Praktik Umum di PT. Kusuma Satria Agrobio Tani Perkasa Kota Batu Kab. Malang Jawa Timur dengan judul

“Mempelajari Aspek Budidaya dan Pasca Panen Jeruk (*Citrus ruitaeae*) di Kusuma Agrowisata Kota Batu, Malang, Jawa Timur” selama 30 hari kerja efektif mulai tanggal 25 Juli 2016 sampai tanggal 22 Agustus 2016. Penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Subang Jaya, Kecamatan Bandar Jaya Kabupaten Lampung Tengah selama 40 hari mulai tanggal 17 Januari 2017 sampai dengan 28 Februari 2017.

Persembahan

Puji Syukur hanya bagi Mu Tuhan Yesus Kristus yang selalu melindungi dan menyertai saya dalam setiap nafas kehidupan.

*Kupersembahkan karya ini sebagai tanda cinta, kasih sayang,
dan rasa terima kasihku kepada:*

Kedua orangtuaku tercinta

Bapak Thamrin Munthe

Ibu Nurita Sianturi

Adik-adikku tersayang

Dewi Wahyuni Munthe

Yovita Sari Munthe

Yosua Pangihutan Munthe

SANWACANA

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa karena rahmat dan lindungan-Nya penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul “**Penggunaan UV-Vis Spectroscopy dan Metode SIMCA Untuk Diskriminasi Tiga Kopi Bubuk Arabika Spesialti di Pulau Jawa**” sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Teknologi Pertanian. Penulis menyadari bahwa terselesaikannya kuliah dan penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan, dukungan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Irwan Sukri Banuwa, M.Si., selaku Dekan Fakultas Pertanian Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Ir. Agus Haryanto, M.P., selaku Ketua Jurusan Teknik Pertanian.
3. Ibu Cicih Sugianti, S.TP., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan banyak masukan, bimbingan, saran, dan kritik yang membangun dalam proses perkuliahan.
4. Bapak Dr. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr., selaku Dosen Pembimbing Utama yang telah banyak meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan saran serta kritik, memotivasi, dan memberikan saran dalam proses penyusunan skripsi ini.

5. Ibu Winda Rahmawati, S.TP., M.Si., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing Kedua yang telah memberikan banyak masukan, bimbingan, saran, dan kritik yang membangun dalam proses penyusunan skripsi.
6. Bapak Sri Waluyo, S.TP., M. Si., Ph.D., selaku Penguji utama pada ujian skripsi, terimakasih atas masukan dan saran-sarannya..
7. Seluruh dosen di Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu pengetahuan selama penulis berada dibangku kuliah
8. Orang tuaku dan Adik-adikku yang telah memberikan kasih sayang yang luar biasa, dukungan, semangat, dan doanya.
9. Ryan Wahyudi, Magdalena Tyas Pratiwi, Galih Pratama, Sofyan Sambudi dan Septian Trisaputra yang telah membantu dalam melaksanakan dan menyelesaikan skripsi ini.
10. Stefani Silvi Agustin yang telah memberi semangat, doa dan dukungan dalam proses pengerjaan skripsi.
11. Teman-teman Teknik Pertanian 2013, atas kebersamaan dan dukungannya selama ini.
12. Kemenristek dikti yang telah memberi bantuan penelitian melalui hibah penelitian Strategis Nasional Institusi (PSNI) tahun 2018.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam skripsi ini. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Bandar Lampung, Agustus 2018
Penulis

Erick Desrianto Munthe

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	iii
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL	viii
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan Penelitian	6
1.3 Hipotesis	6
1.4 Manfaat Penelitian	7
1.5 Batasan Masalah	7
II. TINJAUAN PUSTAKA	8
2.1 Jenis - Jenis Kopi Spesialti	8
2.1.1 Kopi Sindoro-Sumbing (Jawa Tengah)	8
2.1.2 Kopi Java Preanger (Jawa Barat).....	10
2.1.3 Kopi Gunung Ijen-Raung (Jawa Timur).....	11
2.2 Indikasi Geografis.....	14
2.3 Spektrofotometri Ultraviolet-Cahaya Tampak	15
2.3.1 Teori Spektrofotometri.....	15
2.3.2 <i>UV-Vis Spektrofotometri</i>	15
2.4 Kemometrika.....	17
2.4.1 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	18
2.4.2 <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy (SIMCA)</i>	18
2.4.3 <i>Confusion Matrix</i>	19
2.4.4 <i>Pretreatment</i>	21

III. METODOLOGI PENELITIAN.....	26
3.1 Waktu dan Tempat.....	26
3.2 Alat dan Bahan.....	26
3.3 Prosedur Penelitian	27
3.3.1 Pengayakan	30
3.3.2 Penimbangan.....	30
3.3.3 Pembuatan Larutan	31
3.3.4 Pengadukan	32
3.3.5 Penyaringan.....	33
3.3.6 Pengenceran	33
3.3.7 Pengambilan Spektra Menggunakan Spektrofotometer.....	34
3.3.8 Membuat dan Menguji Model	36
3.4 Analisis Data.....	36
3.5 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	36
3.6 Membuat Model Menggunakan Analisis <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy (SIMCA)</i>	40
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	43
4.1 Analisis Spektra Kopi Arabika Java Preanger, Kopi Arabika Java Ijen-Raung dan Kopi Arabika Sindoro-Sumbing	43
4.2 Hasil <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> Original	47
4.3 Model SIMCA Pada Spektra Original Panjang Gelombang 250 - 450 nm	50
4.3.1 Klasifikasi Model SIMCA pada Spektra Original Gelombang 250 - 450 nm	52
4.4 Hasil <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> SNV.....	64
4.5 Model SIMCA Pada Spektra SNV Panjang Gelombang 250 - 450 nm .	67
4.5.1 Klasifikasi Model SIMCA pada Spektra SNV Panjang Gelombang 250 - 450 nm	69
4.6 Analisis Kopi Campuran Arabika Java Preanger - Robusta Lampung...	76
4.7 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	80
4.8 Model SIMCA Campuran pada Spektra Panjang Gelombang 250 - 450 nm	83

4.8.1 Klasifikasi Model SIMCA campuran pada spektra panjang gelombang 250 - 450 nm.....	85
V. KESIMPULAN.....	90
5.1 Kesimpulan	90
5.2 Saran	91
DAFTAR PUSTAKA.....	92
LAMPIRAN.....	95

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Peta Lokasi Kopi Arabika Preanger, Kopi Arabika Sindoro-Sumbing, dan Kopi Arabika Java-Ijen Raung	3
2. Kopi Arabika Java Preanger, Kopi Arabika Java Ijen-Raung dan Kopi Arabika Sindoro-Sumbing	4
3. Logo Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing.	9
4. Logo Kopi Arabika Java Preanger	10
5. Logo Kopi Arabika Java Ijen-Raung.....	14
6. Prinsip Kerja Spektrofotometer	17
7. Prosedur Penelitian	27
8. Prosedur Ekstraksi Kopi	28
9. Prinsip Kerja Pretreatment.....	29
10. Pengayakan Sampel Kopi Menggunakan Mesh Ukuran 50	30
11. Penimbangan Sampel Kopi Sebanyak 1 Gram	30
12. Pencampuran Sampel Kopi 1 Gram dengan Aquades 50 ml dengan Suhu 90 – 98 ^o C	31
13. Pengadukan Menggunakan Stirrer	32
14. Penyaringan Menggunakan Kertas Saring Selama 3 Menit	33
15. Hasil Pengenceran Sampel dengan Perbandingan 1 ml Sampel kopi Prosedur Penelitian dan 20 ml Aquades	34
16. Pengambilan Spektra Menggunakan <i>UV-Vis</i> Spektroskopi	35
17. Prosedur Pengambilan Data Menggunakan <i>UV-Vis</i> Spektroskopi.....	35

18. Cara Mengimport Data dari Ms.Excel ke <i>Unscrambler 9.2</i>	37
19. Cara Mentranspose Data pada <i>Unscrambler 9.2</i>	38
20. Cara Membuat Kolom <i>Category Variable</i>	38
21. Menu Edit Set	39
22. Menu Menganalisis Menggunakan PCA pada Unscrambler 9.2.....	40
23. Grafik Asli Rata-Rata Nilai Spektra pada Panjang Gelombang 190 - 1100 nm (Panjang Gelombang Penuh)	44
24. Grafik Asli Rata-Rata Nilai Spektra pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm.....	46
25. Hasil Plot Diskriminasi PCA pada PC1 dan PC2 dari 300 Sampel Kopi	48
26. Grafik <i>X-loading</i> PC1 Hasil Diskriminasi PCA pada 300 Sampel pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm.....	49
27. Grafik <i>X-loading</i> PC2 Hasil Diskriminasi PCA pada 300 Sampel pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	49
28. Model SIMCA Sampel Kopi Java Ijen-Raung pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	50
29. Model SIMCA Sampel Kopi Java Preanger pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	51
30. Model SIMCA Sampel Kopi Sindoro - Sumbing pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	51
31. <i>Commans plot</i> Java Ijen-Raung - Sindoro Sumbing pada panjang gelombang 250 - 450 nm	58
32. <i>Commans plot</i> Java Preanger - Sindoro Sumbing pada panjang gelombang 250 - 450 nm	58
33. <i>Commans plot</i> Java Preanger - Java Ijen pada panjang gelombang 250 - 450 nm.....	59
34. Hasil Plot Diskriminasi PCA SNV pada PC1 dan PC2 dari 300 Sampel Kopi	65
35. Grafik <i>X-loading</i> PC1 Hasil Diskriminasi PCA SNV pada 300 Sampel pada Gelombang 250 - 450 nm.....	66

36. Grafik <i>X-loading</i> PC2 Hasil Diskriminasi PCA SNV pada 300 Sampel pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	66
37. Model SIMCA SNV Sampel Kopi Java Ijen-Raung pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	67
38. Model SIMCA SNV Sampel Kopi Java Preanger pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	67
39. Model SIMCA SNV Sampel Kopi Sindoro - Sumbing pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	68
40. <i>Commans plot</i> Java Ijen-Raung - Java Preanger pada panjang gelombang 250 - 450 nm	74
41. <i>Commans plot</i> Java Preanger - Sindoro-Sumbing pada panjang gelombang 250 - 450 nm	75
42. <i>Commans plot</i> Java Ijen-Raung - Sindoro-Sumbing pada panjang gelombang 250 - 450 nm	75
43. Grafik Asli Rata-Rata Nilai Spektra Campuran Java Preanger - Robusta Lampung pada Panjang Gelombang 190 - 1100 nm	78
44. Selisih antara Rata-Rata Nilai Absorbansi Campuran dan Absorbansi Java Preanger Murni	78
45. Grafik Asli Rata-Rata Nilai Spektra Kopi Java Preanger - Robusta Lampung pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	79
46. Hasil Plot Diskriminasi PCA Kopi Campuran Java Preanger dengan Robusta Lampung PC1 dan PC2 dari 100 Sampel Kopi	81
47. Grafik <i>X-loading</i> PC1 Hasil Diskriminasi PCA Campuran Java Preanger - Robusta Lampung	82
48. Grafik <i>X-loading</i> PC2 Hasil Diskriminasi PCA Campuran Java Preanger - Robusta Lampung	82
49. Model SIMCA Campuran pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	83
50. Model SIMCA Java Preanger Murni pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	84
51. <i>Commans plot</i> kopi campuran - Java Preanger murni pada panjang gelombang 250 - 450 nm	88

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. <i>Confusion Matrix</i>	20
2. Komposisi Bahan pada Sampel yang Diuji	29
3. Hasil Klasifikasi Model SIMCA Original Gelombang 250 - 450 nm.....	51
4. <i>Confusion Matrix</i> pada Model SIMCA Original Sindoro-Sumbing - Java Preanger Pada Gelombang 250 - 450 nm.....	54
5. <i>Confusion Matrix</i> pada Model SIMCA Original Sindoro-Sumbing - Java Ijen-Raung pada Gelombang 250 - 450 nm	55
6. <i>Confusion Matrix</i> pada Model SIMCA Original Java Preanger - Java Ijen-Raung pada Gelombang 250 - 450 nm	56
7. Hasil Kalibrasi Pengembangan Model	61
8. Hasil Klasifikasi Model SIMCA SNV pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm.....	70
9. <i>Confusion Matrix</i> pada SNV Sindoro-Sumbing - Java Preanger pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	72
10. <i>Confusion Matrix</i> pada SNV Sindoro-Sumbing - Java Ijen-Raung pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	72
11. <i>Confusion Matrix</i> pada SNV Java Preanger - Java Ijen-Raung pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm	73
12. Hasil Klasifikasi Model SIMCA Campuran pada Panjang Gelombang 250 - 450 nm.....	85
13. <i>Confusion Matrix</i> Model Campuran pada Panjang Gelombang 250- 450 nm.....	87

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kopi Arabika merupakan kopi yang pertama masuk ke Indonesia. Indonesia adalah negara yang diberkahi dengan letak geografis dan struktur tanah baik untuk tempat bertumbuhnya kopi. Beberapa wilayah di Indonesia tersebar perkebunan kopi yang masing-masing hasil kopinya memiliki karakteristik unik dan berbeda-beda. Tetapi tidak semua wilayah dapat menghasilkan produk kopi arabika yang baik. Hal ini tergantung pada aspek fisik dari lahan dan cara perawatan tanaman kopi tersebut, tanaman yang mempunyai syarat untuk tumbuh harus cocok dengan lahan yang akan menjadi tempat budidaya tanaman kopi. Ketinggian tempat yang sesuai untuk tanaman kopi Arabika berkisar 1.000 - 2.000 m dpl, curah hujan tahunan 1.250 - 2.500 mm, bulan kering (curah hujan < 60 mm/bulan) 1-3 bulan per tahun dengan suhu udara rata-rata 15-25°C (Ditjenbun, 2014). Jika kopi ditanam dibawah dari ketinggian tempat yang seharusnya kopi jenis ini akan sangat rentan pada penyakit karat daun yang disebabkan oleh cendawan *Hemilela Vastatrix*, terutama pada ketinggian kurang dari 600 sampai 700 m dpl. Karat daun ini menyebabkan produksi dan kualitas biji kopi menjadi turun (Indrawanto *dkk.*, 2010).

Indonesia adalah negara yang diberkahi dengan letak geografis dan struktur tanah baik untuk tempat bertumbuhnya kopi. Beberapa wilayah di Indonesia tersebar perkebunan kopi yang masing-masing hasil kopinya memiliki karakteristik unik dan berbeda-beda. Beberapa kopi komersial yang ada di Indonesia khususnya di pulau Jawa yaitu kopi arabika Preanger terletak di Jawa Barat, kopi arabika Sindoro-Sumbing terletak di Jawa Tengah, kopi arabika Java Ijen-Raung terletak di Jawa Timur, kopi arabika Temanggung terletak di Kabupaten Temanggung, dan kopi arabika Java Pancur terletak di Kabupaten Jatinegara. Kopi-kopi tersebut sudah memiliki indikasi geografis karena memiliki rasa khas yang berbeda dengan kopi jenis lain.

Indikasi geografis merupakan strategi bisnis di mana indikasi geografis tersebut dapat memberikan nilai tambah komersial terhadap suatu produk keoriginalitasannya dan limitasi produk yang tidak bisa diproduksi di daerah lain. Karakteristik kondisi alam yang ada di daerah/wilayah satu dengan wilayah lain memiliki kondisi yang berbeda seperti jenis tanah, cuaca, suhu, dan kelembapan memungkinkan tumbuhnya barang/produk berbeda karakteristiknya dengan produk lain. Menurut Djulaeka (2014), kombinasi antara faktor alam dan faktor manusia yang berpengaruh terhadap hasil barang/produk daerah. Lingkup ini meliputi dari proses pascapanen dan proses pengolahan pada produk olahan yang dihasilkan menggunakan teknik/metode tertentu yang dilakukan secara turun temurun sehingga menghasilkan karakteristik unik dari produk yang dihasilkan.

Kopi yang diambil sebagai sampel yaitu kopi arabika Java Preanger asal Jawa Barat terutama yang berasal dari Kabupaten Bandung, Bandung Barat, Garut dan

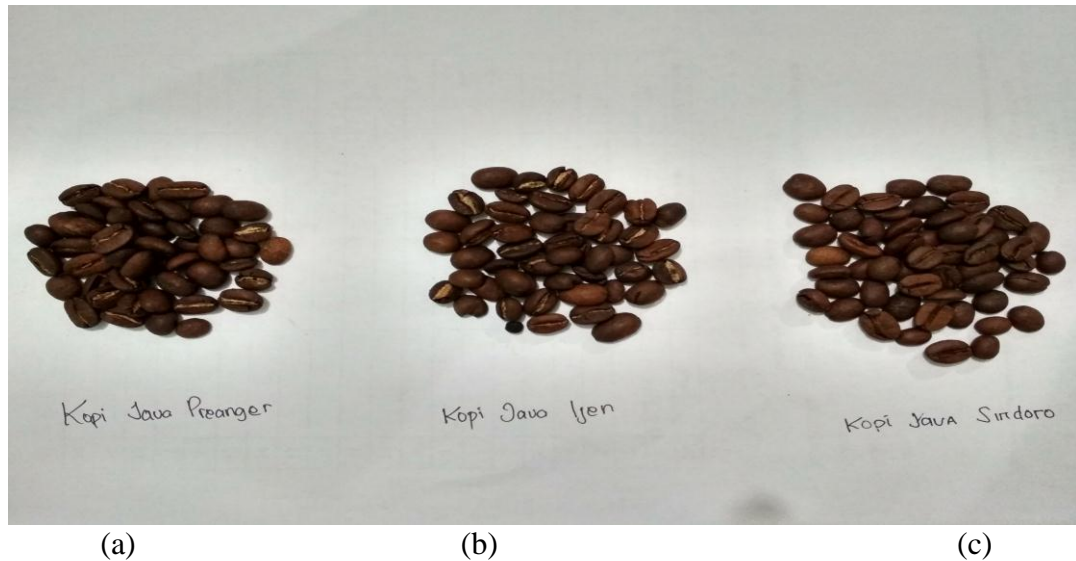
Sumedang. Kopi arabika Sindoro-Sumbing diproduksi oleh masyarakat yang mendiami kawasan dataran tinggi di Gunung Sindoro-Sumbing dan Gunung Sumbing yang terletak di Kabupaten Temanggung dan Kabupaten Wonosobo. Kopi arabika Java Ijen-Raung di wilayah Kabupaten Bondowoso, Situbondo, dan Banyuwangi. Lokasi asal dari kopi dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Peta Lokasi Kopi Arabika Preanger, Kopi Arabika Sindoro-Sumbing, dan Kopi Arabika Java Ijen-Raung.

Pemalsuan pada kopi sering dilakukan dengan cara mencampurkan kopi kualitas tinggi dengan kopi kualitas rendah, yang sering ditemui yaitu dicampur dengan kopi Robusta biasa. Pengoplosan atau pencampuran kopi sangat sulit diidentifikasi apabila biji kopi telah disangrai atau sudah dalam bentuk bubuk.

Saat ini terdapat beberapa metode yang digunakan untuk menguji keaslian suatu produk pertanian khususnya kopi, yaitu dengan metode *human sensori* dan metode analitik NIR.



Gambar 2. (a) Kopi Arabika Java Preanger (b) Kopi Arabika Java Ijen-Raung(c) Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing.

Evaluasi sensori merupakan suatu metode yang dilakukan oleh manusia menggunakan panca indera manusia yaitu mata, hidung, mulut, tangan dan juga telinga. Melalui lima panca indera dasar ini, kita dapat menilai atribut sensori sesuatu produk seperti warna, bentuk, rasa, dan tekstur (Abdullah, 1990). Namun metode ini memiliki banyak kekurangan karena manusia dipengaruhi kondisi fisik dan keterbatasan akibat beberapa sifat indrawi tidak dapat dideskripsikan. Kemudian kopi yang sudah disangrai umumnya memiliki warna yang relatif sama, begitupun dengan biji kopi yang sudah berbentuk bubuk yang warnanya sama akan sulit untuk diidentifikasi. Selanjutnya adalah metode NIR, kelemahan metode ini yaitu peralatan yang digunakan mahal dan orang yang menggunakan harus memiliki keahlian khusus dikarenakan metode ini tergolong sulit penggunaannya.

Untuk mengatasi kelemahan ini, akan diterapkan teknik cepat mendeteksi pemalsuan kopi menggunakan *UV-Vis spectroscopy* untuk meningkatkan

kepercayaan konsumen terhadap kopi komersial yang beredar di Indonesia khususnya di pulau Jawa. Dalam penggunaan UV-Vis spektrometer ekstraksi sampelnya tidak membutuhkan biaya mahal karena dapat menggunakan air sebagai pelarutnya, efisiensi waktu, hasil yang akurat dalam penggunaan analisa rutin serta *UV-Vis* spektrometer juga banyak tersedia di banyak laboratorium universitas - universitas dikarenakan alat ini tergolong murah. Secara singkat prinsip kerja *UV-Vis spectroscopy* menggunakan panjang gelombang tertentu untuk mengetahui absorbansi sampel. Hasil dari pengukuran *UV-Vis spectroscopy* kemudian diolah menggunakan metode SIMCA.

Menurut Apratiwi (2016) dalam mendeteksi campuran kopi luwak menggunakan metode SIMCA memiliki nilai akurasi sebesar 80% yang menunjukkan bahwa model klasifikasi SIMCA mendeteksi secara benar seluruh sampel yang diuji sebesar 80%. Nilai tersebut bisa dikatakan cukup akurat dalam mendeteksi campuran kopi luwak dan kopi non-luwak. Nilai sensitivitas mencapai 84% yang berarti kemampuan identifikasi campuran kopi luwak menunjukkan proporsi jumlah sampel positif yang sebenarnya diprediksi positif secara benar oleh model sebesar 84%. Nilai spesifisitas sebesar 76% yang menunjukkan klasifikasi sampel yang tidak masuk ke dalam kelasnya sebesar 76% dan nilai *error* dengan persentase sebesar 23% menunjukkan tingkat *error* dalam klasifikasi model SIMCA yang dibuat sangat kecil.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian penggunaan *spectroscopy* dalam mendiskriminasi beberapa kopi arabika komersial asal pulau Jawa yaitu kopi arabika Sindoro-Sumbing, kopi arabika Java Preanger dan kopi arabika Java Ijen-

Raung menggunakan metode SIMCA ini dapat membantu perusahaan untuk menguji kemurnian kopi dengan cepat dan mudah sehingga perusahaan dapat menjaga kualitas produk yang baik dan untuk menaikkan harga jual dari kopi itu sendiri.

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari dilakukannya penelitian ini adalah :

1. Membangun dan mengevaluasi model dengan metode SIMCA untuk membedakan jenis-jenis kopi arabika di pulau jawa yaitu kopi Sindoro-Sumbing, kopi Java Preanger, dan kopi Java Ijen-Raung.
2. Membangun model yang mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan persentase campuran kopi Java Preanger dan Robusta Lampung.

1.3 Hipotesis

Hipotesis dari penelitian ini yaitu kopi arabika jenis kopi Java Preanger (Jawa Barat), kopi Sindoro-Sumbing (Jawa Tengah), kopi Java Ijen-Raung (Jawa Timur) memiliki kandungan spektra yang berbeda pada gelombang tertentu dengan menggunakan *UV-Vis Spectroscopy* dan metode SIMCA.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu :

1. Untuk industri dan pemerintah sebagai pengendali hak konsumen dapat memberikan sistem perdagangan yang adil atau berkelanjutan supaya harga yang dipasarkan sama rata.
2. Memberikan informasi kepada masyarakat tentang pemalsuan kopi atau campuran yang terdapat pada kopi arabika di pulau Jawa.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini yaitu proses diskriminasi hanya pada kopi bubuk untuk tiga jenis kopi komersial yaitu kopi Java Preanger (Jawa Barat), kopi Sindoro-Sumbing (Jawa Tengah), dan kopi Java Ijen-Raung (Jawa Timur).

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Jenis – jenis kopi spesialti

2.1.1 Kopi Sindoro-Sumbing (Jawa Tengah)

Kopi Arabika Sindoro-Sumbing diproduksi oleh masyarakat yang mendiami kawasan dataran tinggi di Gunung Sindoro-Sumbing dan Gunung Sumbing yang terletak di Kabupaten Temanggung dan Kabupaten Wonosobo. Kopi Arabika Sindoro-Sumbing adalah kopi Arabika yang pengolahannya dilakukan secara olah basah. Perlindungan Indikasi Geografis menunjuk pada kopi labu, kopi ose, kopi sangrai dan kopi bubuk yang dihasilkan Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing.

Kopi Arabika Sindoro-Sumbing dihasilkan dari tanaman kopi Arabika yang ditanam di dataran tinggi Sindoro-Sumbing dengan ketinggian di atas 900-2100 m dpl. Kawasan Sindoro berada di lereng gunung berapi yaitu Gunung Sindoro-Sumbing dan Gunung Sumbing dengan jenis tanah Entisol dan Inceptisol (Regusol). Kawasan ini memiliki udara yang dingin dan lembab, dengan curah hujan yang banyak selama 6-7 bulan musim hujan.

Kopi arabika Sindoro-Sumbing memiliki kekentalan yang khas, rasa pahit (*bitter*) yang tidak berlebihan dan keasaman yang sedang. Analisis sensorial yang

dilakukan oleh pusat penelitian menghasilkan pemaparan rasa khas dari kopi Sindoro-Sumbing dengan aroma *lemony, floral, spicy, honeyed, flowery, chocolaty, caramell*. Ini disebabkan oleh ketinggian penanaman di wilayah Gunung Sindoro-Sumbing yang disepakati 900-2100 m dpl atau agroklimat yang khas dari wilayah Sindoro-Sumbing dan para petani Sindoro-Sumbing memiliki kepedulian yang tinggi dengan tata cara petik pilih gelondong merah saja selama panen.

Profil cita rasa Kopi Arabika Sindoro-Sumbing adalah bebas dari cacat cita rasa utama, rasa asam bersih dari tingkat sedang sampai tinggi, rasa pahit yang kurang atau sama sekali yang tidak terdeteksi, mutu dan intensitas aroma yang kuat, kadang ada rasa buah, *lemony, floral, caramell, chocolaty, spicy, honeyed*. Berdasarkan Indikasi Geografis terdaftar, Kopi Arabika Sindoro-Sumbing memiliki nomor pendaftaran ID G 000000030 (1 Desember 2014), dan kepemilikan oleh Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis (MPIG) Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing (MPIG Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing, 2014). Logo Kopi Arabika Sindoro-Sumbing dapat dilihat pada Gambar 3.

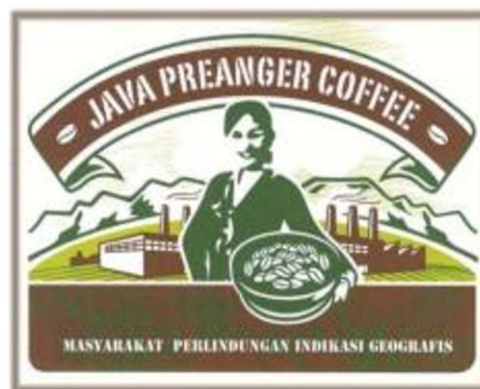


Sumber : agribisnis.net

Gambar 3. Logo Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing Sumbing.

2.1.2 Kopi Java Preanger (Jawa Barat)

Kopi Arabika Java Preanger ditanam pada lahan dengan ketinggian tempat di atas 1.000 m dpl, jenis tanah umumnya Andosol dan tipe iklimnya A sampai B (Schmidt dan Ferguson). Rata-rata curah hujan tahunan berkisar 2.000 – 3.000 mm dpl dengan bulan basah (curah hujan > 100 mm/bulan) 6-7 bulan setiap tahunnya. Kandungan bahan organiknya tergolong tinggi, yaitu di atas 3% dengan pH berkisar 6 – 7. Sedangkan untuk jenis tanah, wilayah Jawa Barat terdapat beberapa gunung berapi yang memiliki jenis tanah cukup bervariasi mulai dari tanah jenis andosol sampai jenis regosol. Andosol merupakan salah satu jenis tanah yang tergolong subur dan sesuai untuk tanaman kopi (Sari *et al.*, 2013). Berdasarkan indikasi geografis terdaftar Kopi Arabika Java Preanger masuk dalam nomor pendaftaran ID G 000000022 (10 September 2013), dan kepemilikan pada Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis (MPIG) Kopi Arabika Java Preanger. Logo Kopi Arabika Java Preanger dapat dilihat pada Gambar 4.



Sumber : agribisnis.net

Gambar 4. Logo Kopi Arabika Java Preanger.

Berdasarkan Indikasi Geografis penyebaran Kopi Arabika Java Preanger (KAJP) terbagi menjadi dua varian/wilayah yaitu KAJP *Bandoeng Highland* dan *Soenda Mountain*. Varian KAJP *Bandoeng Highland* meliputi wilayah Kabupaten Garut (Gunung Cikuray dan Gunung Papandayan), Bandung (Gunung Malabar, Gunung Caringin/Tilu, dan Gunung Patuha), Bandung Barat (Gunung Halu) dan Cianjur (Gunung Besar), sedangkan wilayah penyebaran KAJP *Soenda Mountain* meliputi Kabupaten Bandung Barat, Purwakarta, Subang dan Sumedang (Gunung Burangrang, Gunung Tangkuban Parahu dan Gunung Manglayang). Luas areal yang potensial untuk budidaya KAJP di wilayah *Bandoeng Highland* dan *Soenda Mountain* masing-masing adalah 266.680 ha dan 28.860,99 ha atau total seluas 295.540,99 ha (Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis Kopi Arabika Java Preanger, 2012).

2.1.3 Kopi Java Ijen-Raung (Jawa Timur)

Kopi Arabika asal pegunungan Ijen-Raung telah dikenal di pasar dunia dengan citarasa yang khas. Kekhasan citarasa kopi Arabika Ijen-Raung dipengaruhi oleh kondisi geografis pegunungan Ijen-Raung yang produknya dikenal di pasar internasional dengan nama “Kopi Arabika Java Ijen-Raung”. Pegunungan Ijen-Raung terletak pada ketinggian > 900 m dpl. Secara administratif berada di wilayah Kabupaten Bondowoso, Situbondo, dan Banyuwangi. Tanah di pegunungan Ijen-Raung merupakan jenis tanah Andisol yang memiliki tingkat kesuburan tinggi dan dekomposisi yang rendah. Kesuburan tanah yang tinggi akan menghasilkan citarasa kopi yang baik pula.

Kopi Arabika Java Ijen-Raung memiliki tradisi budaya lokal dan mutu tinggi sehingga dikenal dengan *origin coffee*. Iklim di pegunungan Ijen-Raung termasuk kering, yaitu tipe E (klasifikasi menurut Schmidt & Ferguson) dengan curah hujan rata-rata 1.514 mm per tahun dan jumlah bulan basah serta bulan kering 5-6 bulan yang merupakan ciri khas dari pegunungan Ijen-Raung, serta suhberkisar antara 18°C-24°C. Pegunungan Ijen-Raung banyak ditanami tanaman hutan, antara lain Suren (*Toona sureni*), Dadap (*Erythrina*), Kayumanis (*Glycynhiza glabra*), Pinus (*Pinus mercurii*), dan Kayuputih (*Eucalyptus globulus*). Tanaman-tanaman tersebut secara tidak langsung telah berfungsi sebagai tanaman penaung yang dibutuhkan oleh tanaman kopi. Faktor-faktor tersebut di atas yang membuat kopi Arabika Java Ijen-Raung berbeda dengan kopi lainnya.

Berdasarkan hasil uji citarasa bahwa kopi Arabika Java Ijen-Raung memiliki tingkat keasaman yang cukup tinggi, mutu dan aroma yang khas dengan intensitas aroma yang kuat, kekentalan sedang, dan yang paling unik serta membedakan dengan citarasa kopi lainnya yaitu rasa manis “*chocolaty*” yang tidak dimiliki kopi lainnya. Gambaran ini menunjukkan bahwa kopi Arabika Java Ijen-Raung - memiliki citarasa yang khas. Praktek pengolahan yang diterapkan oleh petani kopi di kawasan Ijen-Raung telah mengikuti standar pengolahan kopi yang baik (*Good Manufacturing Practices*) sehingga menghasilkan citarasa yang tidak terlalu pahit (*bitter*) dan tidak sepat (*astringent*).

Untuk memperoleh pengakuan atas mutu dan kekhasan produk kopi serta meningkatkan nilai tambah dari usaha budidaya dan pengolahan kopi, maka masyarakat petani kopi arabika mengajukan permohonan perlindungan Indikasi

Geografis bagi produk kopi “Arabika Java Ijen-Raung”. Pemberian perlindungan Indikasi Geografis berdasarkan beberapa alasan. Beberapa alasan dari pemberian Indikasi Geografis Kopi Java Ijen-Raung adalah sebagai berikut.

- a. Kopi Arabika Java Ijen-Raung berasal dari kawasan spesifik dengan ketinggian tempat di atas 900 meter dpl dan mempunyai iklim yang spesifik dengan udaranya yang dingin (kisaran suhu 18-24 °C) serta kering dengan fluktuasi temperatur yang cukup tinggi.
- b. Musim hujan biasanya berlangsung 5-6 bulan dan musim kering berlangsung 5-6 bulan.
- c. Tanah di kawasan ini adalah tanah vulkanik dengan jenis tanah Andisol dengan kadar alofan yang cukup tinggi.
- d. Kopi Arabika Java Ijen-Raung adalah produk yang memiliki mutu dan reputasi tinggi karena ditanam oleh masyarakat yang memiliki kepedulian terhadap mutu.
- e. Kopi Arabika Java Ijen-Raung memiliki sejarah yang cukup panjang dan dengan tradisi budaya lokal serta mutu kopinya yang tinggi.
- f. Petani Kopi Arabika Java Ijen-Raung telah memiliki kelembagaan yang cukup kuat (Kelompok Tani) sehingga manajemen pertanian menjadi khas dan relatif homogen yang didasarkan pada pengetahuan tradisional.

Berdasarkan Indikasi Geografis terdaftar, Kopi Arabika Java Ijen-Raung memiliki nomor pendaftaran ID G 000000023 (10 September 2013), dan kepemilikan oleh Perhimpunan Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis (PMPIG Kopi Arabika Java Ijen-Raung, 2013). Logo Kopi Arabika Java Ijen-Raung dapat dilihat pada Gambar 5.



Sumber : agribisnis.net

Gambar 5. Logo Kopi Arabika Java Ijen-Raung.

2.2 Indikasi Geografis

Indikasi Geografis merupakan bagian dari kekayaan intelektual yang bersifat komunal, karena kepemilikan dari Indikasi Geografis tidak bisa dikuasai oleh perorangan. Konsep Indikasi Geografis menunjuk pada asal, kualitas, dan karakteristik suatu barang, yang dipengaruhi oleh daerah asal barang yang bersangkutan atau manusia atau keduanya. Ciri khas produk Indikasi Geografis biasanya hanya ada di daerah tersebut, dan tidak bisa tumbuh atau dibuat di daerah lain. Pada prinsipnya komoditas atau produk yang ada di satu daerah pasti berbeda dengan daerah lain, karena dipengaruhi oleh karakteristik lingkungan alam dan manusianya. Adanya pendaftaran Indikasi Geografis, maka akan melindungi produk lokal agar tidak dimanfaatkan secara melawan hukum oleh pihak asing yang akhirnya merugikan masyarakat lokal.

Indikasi Geografis pada dasarnya memuat empat hal yaitu : Penentuan wilayah penghasil produk, spesifikasi metode produksi, spesifikasi kualitas produk, serta nama dan spesifikasi tertentu yang membedakan dari produk sejenis. Ruang

lingkup terlaksananya Indikasi Geografis diatur khusus dalam PP No. 51 Tahun 2007 tentang Indikasi Geografis Pasal 2 meliputi: 1) Tanda meliputi nama tempat atau daerah yang menunjukkan asal tempat dihasilkannya barang yang dilindungi oleh Indikasi Geografis; 2) Barang dapat berupa hasil pertanian, produk olahan, atau hasil kerajinan tangan; 3) Tanda tersebut dilindungi sebagai Indikasi Geografis apabila didaftarkan di Dirjen HKI; 4) Indikasi Geografis terdaftar tidak dapat berubah menjadi milik umum (Anasis dan Yustia, 2015).

2.3 Spektrofotometri Ultraviolet

2.3.1 Teori Spektrofotometri

Spektrofotometri merupakan metode analisis kimia yang berdasarkan interaksi energi dengan materi. Alat untuk analisis secara spektrofotometri disebut Spektrofotometer, yang dapat digunakan untuk menganalisa suatu senyawa secara kuantitatif maupun kualitatif. Metode analisis yang umum digunakan adalah dengan UV-Vis spektrofotometer (Mulja dan Suharman, 1995).

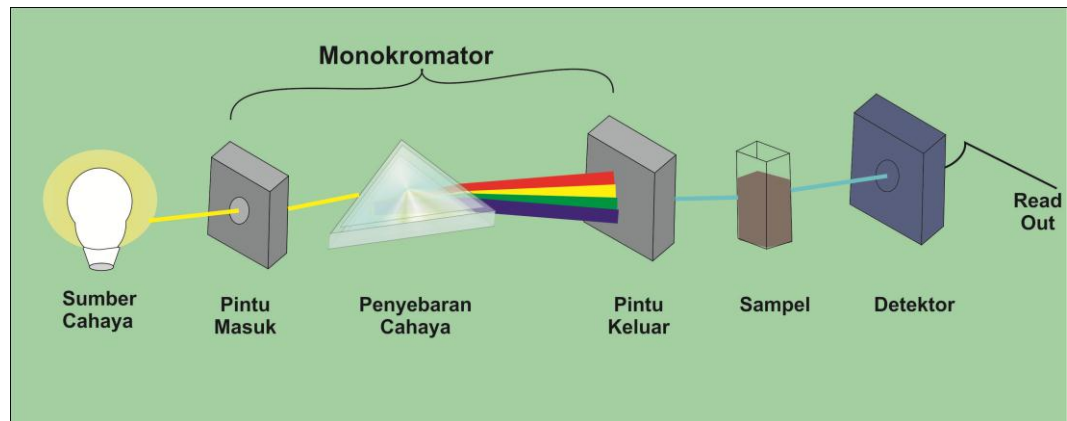
2.3.2 UV-Vis Spektrofotometri

Spektrofotometri merupakan suatu metoda analisa yang didasarkan pada pengukuran serapan sinar monokromatis oleh suatu lajur larutan berwarna pada panjang gelombang spesifik dengan menggunakan monokromator prisma atau kisi difraksi dengan detektor fototube. Benda bercahaya seperti matahari atau bohlam listrik memancarkan spektrum yang lebar terdiri atas panjang gelombang. Panjang gelombang yang dikaitkan dengan cahaya tampak itu mampu mempengaruhi selaput pelangi mata manusia dan karenanya menimbulkan kesan

subyektif akan ketampakan (*vision*). Dalam analisis secara spektrofotometri terdapat tiga daerah panjang gelombang elektromagnetik yang digunakan, yaitu daerah UV (200 – 380 nm), daerah *visible* (380 – 700 nm), daerah inframerah (700 – 3000 nm) (Khopkar, 1990).

Prinsip kerja spektroskopi UV-Vis menggunakan cahaya sebagai tenaga yang mempengaruhi substansi senyawa yang menimbulkan cahaya. Cahaya yang digunakan merupakan foton yang bergetar dan menjalar secara lurus dan merupakan tenaga listrik dan magnet yang keduanya saling tegak lurus. Cara kerja alat ini yaitu :

- a. Sinar dari sumber cahaya diteruskan menuju monokromator sinar berasal dari lampu tungsten. Lampu ini digunakan untuk mengukur sampel pada daerah tampak. Bentuk lampu ini mirip dengan bola lampu pijar biasa. Memiliki panjang gelombang antara 350-2200 nm. Spektrum radiasinya berupa garis lengkung.
- b. Cahaya dari monokromator diarahkan terpisah melalui sampel dengan sebuah cermin berotasi.
- c. Detektor menerima cahaya dari sampel secara bergantian dan berulang, dan memproses sinyal listrik yang datang. Jenis detektor pada spektroskopi *UV-Vis* adalah *Photo tube*, *Barrier Layer Cell*, dan *Photo Multiplier Tube*.
- d. Setelah diproses hasil yang didapat dapat diolah dengan program yang telah dipersiapkan.



Gambar 6. Prinsip Kerja Spektrofotometer.

Sumber sinar polikromatis berfungsi sebagai sumber sinar polikromatis dengan berbagai macam rentang panjang gelombang. Monokromator berfungsi sebagai penyeleksi panjang gelombang yaitu mengubah cahaya yang berasal dari sumber sinar polikromatis menjadi sinar monokromatis. Sel sampel berfungsi sebagai tempat meletakkan sampel. Detektor berfungsi menangkap cahaya yang diteruskan dari sampel dan mengubahnya menjadi arus listrik. *Read out* merupakan suatu sistem baca yang menangkap besarnya isyarat listrik yang berasal dari detektor.

2.4 Kemometrika

Kemometrika merupakan aplikasi prosedur matematika untuk memproses, mengevaluasi, dan menginterpretasi data dalam jumlah yang besar/banyak. Kemometrik biasa digunakan untuk menemukan korelasi statistik antara data spektrum dan informasi yang telah diketahui dari suatu contoh. Metode ini memungkinkan penggunaan model analisis multivariat dalam penerapannya. Model analisis multivariat adalah suatu model yang melibatkan lebih dari satu

masuk (variabel X) untuk menghasilkan suatu efek tertentu (variabel Y).

Beberapa metode yang termasuk ke dalam golongan analisis ini adalah :

2.4.1 *Principal Component Analysis (PCA)*

Principal component analysis (PCA) adalah kombinasi linier dari variabel awal yang secara geometris kombinasi linier ini merupakan sistem koordinat baru yang diperoleh dari rotasi semula. Perhitungan pada PCA didasarkan pada perhitungan nilai eigen dan vektor eigen yang menyatakan penyebaran data dari suatu dataset. Tujuan dari PCA adalah untuk mereduksi data yang ada menjadi lebih sedikit tanpa harus kehilangan informasi yang ada dalam data awal. Dengan menggunakan PCA data yang tadinya sebanyak n variabel akan direduksi menjadi variabel baru (*principle component*) dengan jumlah k lebih sedikit dari jumlah, dan hanya dengan menggunakan k *principle component* akan menghasilkan nilai yang sama dengan menggunakan n variabel (Johnson dan Wichern, 2007).

2.4.2 *Soft independent modelling of class analogy (SIMCA)*

Pembentukan dan pengujian model yang dibangun menggunakan program SIMCA (*soft independent modelling of class analogy*), SIMCA juga termasuk ke dalam PCA namun memiliki tingkat sensitifitas pembacaan data yang tinggi (*supervised*). Prosedur yang digunakan untuk mengimplementasikan SIMCA adalah dengan melakukan pemisahan PCA pada setiap kelas di data set, dan dalam jumlah yang memadai komponen utama dipertahankan untuk sebagian besar variasi data dalam setiap kelas. Klasifikasi di SIMCA dibuat dengan

membandingkan varian residual dari sampel dengan rata-rata residual varian dari sampel tersebut yang membentuk kelas. Perbandingan ini memberikan ukuran langsung dari kesamaan sampel untuk kelas tertentu dan dapat dianggap sebagai ukuran *goodness of fit* dari sampel untuk model kelas tertentu (Lavine, 2009).

2.4.3 *Confusion Matrix*

Confusion matrix merupakan tabel pencatat hasil kerja klasifikasi dari pengolahan menggunakan SIMCA. *Confusion matrix* melakukan pengujian untuk memperkirakan obyek yang benar dan salah (Gorunescu, 2011). Urutan pengujian ditabulasikan dalam *confusion matrix* dimana kelas yang diprediksi ditampilkan di bagian atas matriks dan kelas yang diamati di bagian kiri. Setiap sel berisi angka yang menunjukkan berapa banyak kasus yang sebenarnya dari kelas yang diamati untuk diprediksi. Rumus *confusion matrix* memiliki beberapa keluaran yaitu akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas. Akurasi adalah ketepatan dari model yang dibuat, dimana a adalah nomor sampel dari kelas A yang masuk di kelas A aktual, sedangkan d adalah nomor sampel dari kelas B yang masuk ke kelas B aktual, b adalah nomor sampel dari kelas A yang masuk ke kelas B aktual, dan c adalah nomor sampel dari kelas B yang masuk ke kelas A aktual.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	Kelas A (aktual)	Kelas B (aktual)
Kelas A (hasil model SIMCA A)	a	b
Kelas B (hasil model SIMCA B)	c	d

Menurut Lavine (2009) rumus matrik konfusi memiliki empat keluaran yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *error*. Secara matematik, keempat keluaran tersebut dapat diekspresikan sebagai berikut :

a) Akurasi (AC) : $\frac{a+d}{a+b+c+d}$

b) Sensitivitas (S) : $\frac{d}{b+d}$

c) Spesifisitas (SP) : $\frac{a}{a+c}$

d) *Error* (FP) : $\frac{c}{a+c}$

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

Menurut Lavine (2009) klasifikasi nilai akurasi menunjukkan keakuratan model yang dibangun. Sensitivitas menunjukkan kemampuan model untuk menolak sampel yang bukan kelasnya, semakin tinggi nilai sensitivitas maka model yang dibangun semakin mengenali karakteristik sampel. Sedangkan untuk nilai spesifisitas merupakan kemampuan model untuk mengarahkan sampel masuk ke

dalam kelasnya secara benar. Jadi nilai dari sensitivitas akan semakin tinggi apabila banyak sampel yang tidak masuk ke dalam kelas pada suatu model dan nilai sensitivitas tidak akan mempengaruhi nilai spesitivitas karena spesitivitas hanya akan memasukkan sampel ke dalam kelas yang benar dan sampel yang tidak masuk ke dalam kelas pada model tersebut akan dihitung sebagai *error*. Fungsi sensitivitas dan spesifisitas dapat menunjukkan tingkat akurasi. Sedangkan nilai *error* menunjukkan tingkat kesalahan dalam klasifikasi model yang dibangun. Semakin kecil nilai *error* maka model yang dibangun semakin baik.

2.4.4 *Pretreatment*

Pretreatment spektrum dilakukan untuk mengurangi pengaruh interferensi gelombang dan *noises* pada data spektrum yang didapat agar diperoleh model yang lebih akurat dan stabil. Sebelum dilakukan pengembangan model analisis, data spektrum akan mendapat perlakuan *pretreatment* baik data kalibrasi maupun prediksi (Zulfahrizal, 2014). Berikut ini lima metode *pretreatment* yang dapat dipergunakan untuk memperbaiki spektrum yang didapat

A. *Smoothing moving average*

Moving average adalah metode yang menggantikan setiap nilai dengan hasil rata-rata data yang diperoleh dari jumlah beberapa data pada baris kemudian dibagi sesuai jumlah data yang menjadi rata-rata yang dipilih pengguna. Jumlah data pada baris harus berjumlah ganjil yaitu 3, 5, 7,...dan seterusnya dikarenakan hasil

dari rata-rata akan dimasukkan pada data baris tengah dari jumlah baris yang digunakan. Berikut ini adalah rumus dari pretreatment *moving average*.

$$S_j = \frac{Y_{j-1} + Y_j + Y_{j+1}}{n}$$

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 (bilangan ganjil)

Berikut contoh visualisasi metode *smoothing moving average* dengan segmen 3 :



Ket:

A : Nilai lama

A1 : Nilai baru

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

Pretreatment ini digunakan untuk menghilangkan *background* dan meningkatkan resolusi spektra. *Derivative* mampu memperjelas puncak dan lembah spektra absorban data NIRS. Derivatif adalah teknik klasik yang banyak digunakan untuk aplikasi spektroskopi, beberapa informasi yang tersembunyi dalam spektrum mungkin lebih mudah terungkap ketika bekerja pada derivatif pertama atau kedua. Hal ini dikarenakan transformasi berorientasi baris, artinya isi sel kemungkinan dipengaruhi oleh data horisontalnya. Berikut ini adalah rumus dari pretreatment Savitzky Golay derivatif (Kusumaningrum *et al*, 2017).

$$Y_j^* = \frac{\sum_{i=-m}^{i=m} C_i Y_j + i}{N}$$

Keterangan :

Y_j^* : nilai terbaik berdasarkan kriteria nilai kuadrat terkecil

j : mewakili indeks yang berjalan dari data koordinat dalam matriks data

C_i : integrasi pembulatan (sama dengan satu),

N : (faktor normalisasi) jumlah total bilangan bulat (Prieto, 2007).

C. *Multiplicative Scatter Correction* (MSC)

Menurut Zulfahrizal (2014) metode MSC merupakan salah satu pendekatan untuk mengurangi *amplification* (*multiplicative, scattering*) dan *offset* (*additive, chemical*) efek di NIR spektrum. MSC memutar setiap spektrum sehingga menemukan kecocokan semirip mungkin dengan spektrum standar yang mungkin sering menjadi *mean* spektrum. Setiap spektrum kemudian dikoreksi dengan menggunakan persamaan linear:

$$X_{org} = a_i + b_i \bar{x}_j + e_i$$

$$\tilde{x}_i = \frac{x_{org} - a_i}{\hat{b}_i} \quad (\text{Kusumaningrum et al, 2017})$$

Keterangan :

\tilde{x}_i : Nilai hasil

X_{org} : Nilai dari spektra asli

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

e_i : Nilai *error*

a_i : Nilai offset

b_i : Nilai slope

i : Indeks sampel

j : Indeks panjang gelombang

D. *Standard Normal Variate* (SNV)

Metode SNV adalah transformasi yang menghilangkan efek pencar dari spektrum dengan cara setiap data dikurangi hasil dari rata-rata data per baris kemudian dibagi standar deviasi baris (Jannah, 2014). Berikut ini adalah rumus dari pretreatment *Standard Normal Variate*.

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

$$\tilde{x}_{ik} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_i}{s_i}$$

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

E. *Mean Normalization* (MN)

Normalisasi mentransformasikan titik spektra dalam sebuah unit dan semua data didekati dalam skala yang sama. Metode *mean centering* digunakan untuk menghitung nilai data spektrum yang didapat dari data spektrum dibagi nilai rata-rata spektrum.dalam satu baris pada data pengamatan. Berikut ini adalah rumus dari pretreatment *mean normalization*.

$$x_{mean(i,k)} = \frac{x_{raw}}{x_{mean}} \quad (\text{Kusumaningrum et al, 2017})$$

Keterangan :

$X_{\text{mean}(i,k)}$: Nilai *mean normalize* pada sampel i di panjang gelombang k

i : Indeks sampel

k : Indeks panjang gelombang

X_{raw} : Nilai spektra asli

X_{mean} : Nilai spektra rata-rata pada sampel.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat

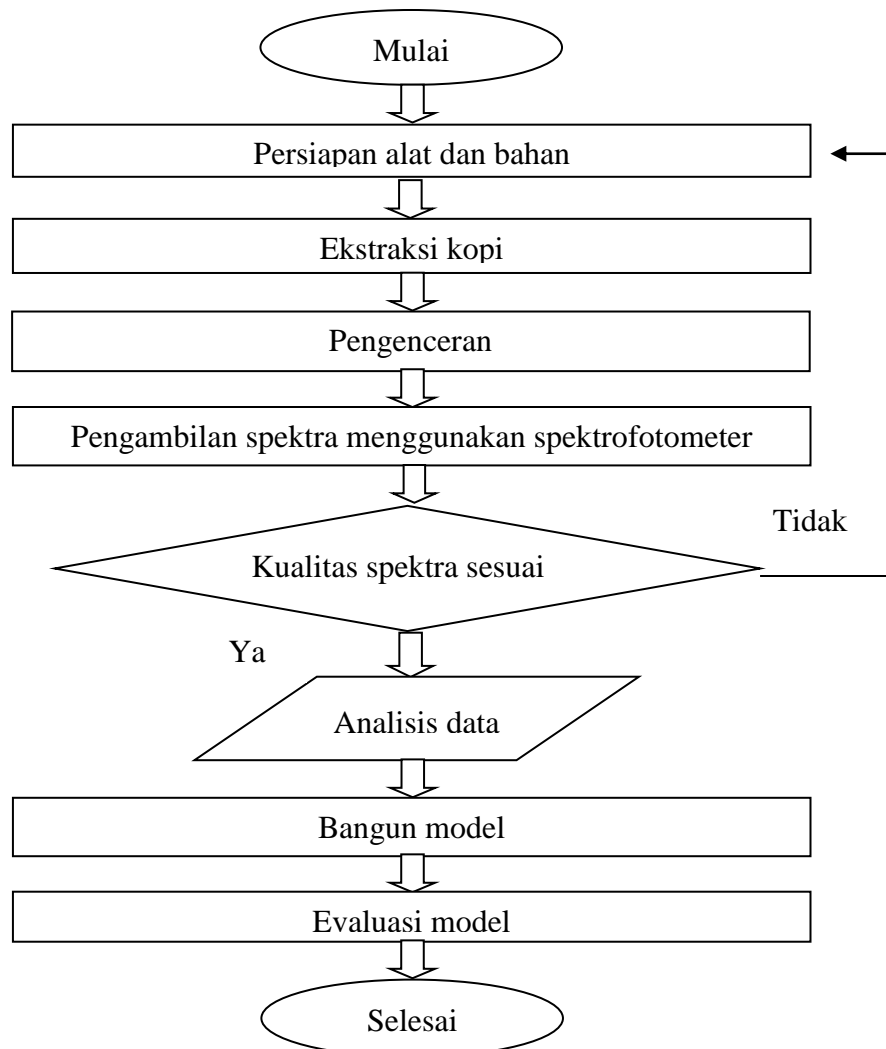
Penelitian ini dilaksanakan pada 20 Oktober sampai 20 November 2017 di Laboratorium Rekayasa Bioproses dan Pasca Panen, Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

3.2 Alat dan Bahan

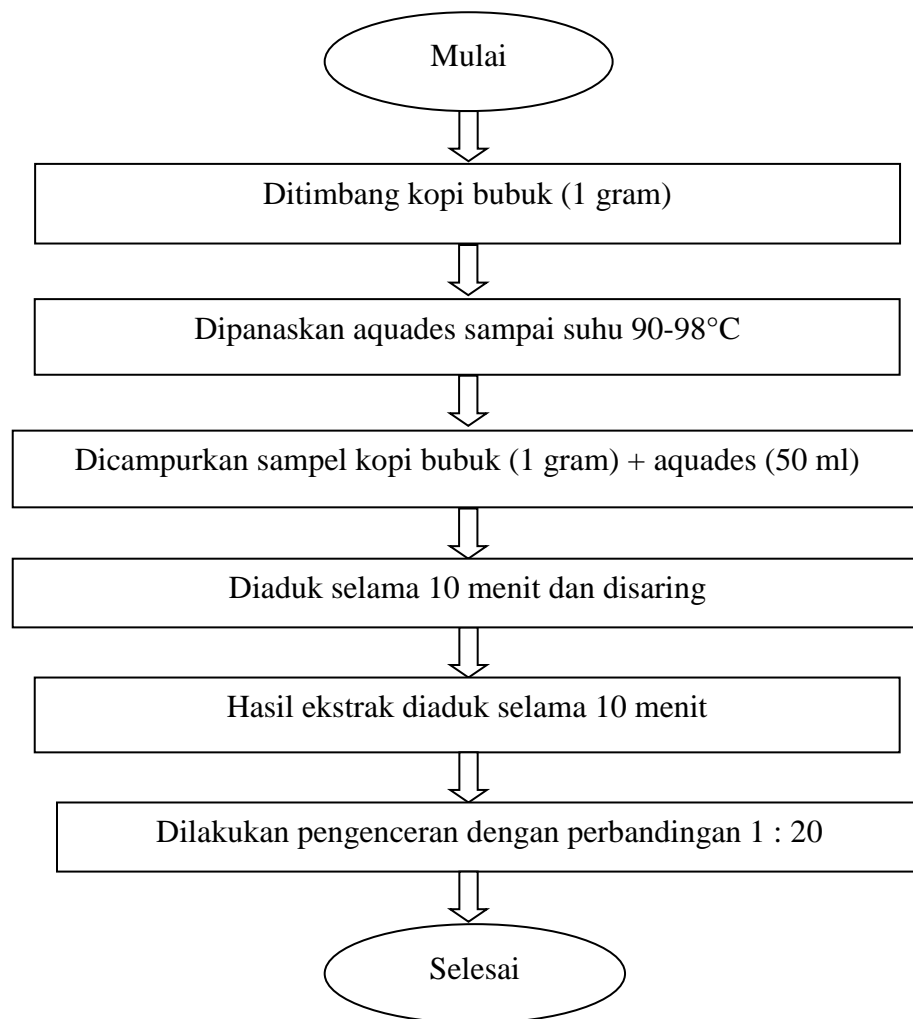
Alat yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *Genesys 10 UV-Vis Spectroscopy*, *cuvet*, *mesh*, *rubber bulb*, *aluminium foil*, ayakan *tyler meinzer II*, *grinder* dengan daya 180 watt tipe SCG 178, *stirrer* model S130810-33 (*size* pelat atas 4x4, tegangan 220-240 volt, kecepatan pengadukan 6 (350 rpm), *beaker glass*, labu erlenmeyer 50 ml, botol semprot, pemanas air, toples, botol transparan, termometer, timbangan digital, kertas saring, pengaduk, spatula, pipet ukur (1 ml, 2 ml, 25 ml), gelas ukur, dan corong plastik. Sedangkan bahan yang digunakan yaitu *tissue*, aquades, kopi robusta (Lampung), dan kopi arabika jenis Kopi Java Preanger (Jawa Barat), Kopi Java Sindoro-Sumbing Jawa Tengah), Kopi Java Ijen-Raung (Jawa Timur).

3.3 Prosedur Penelitian

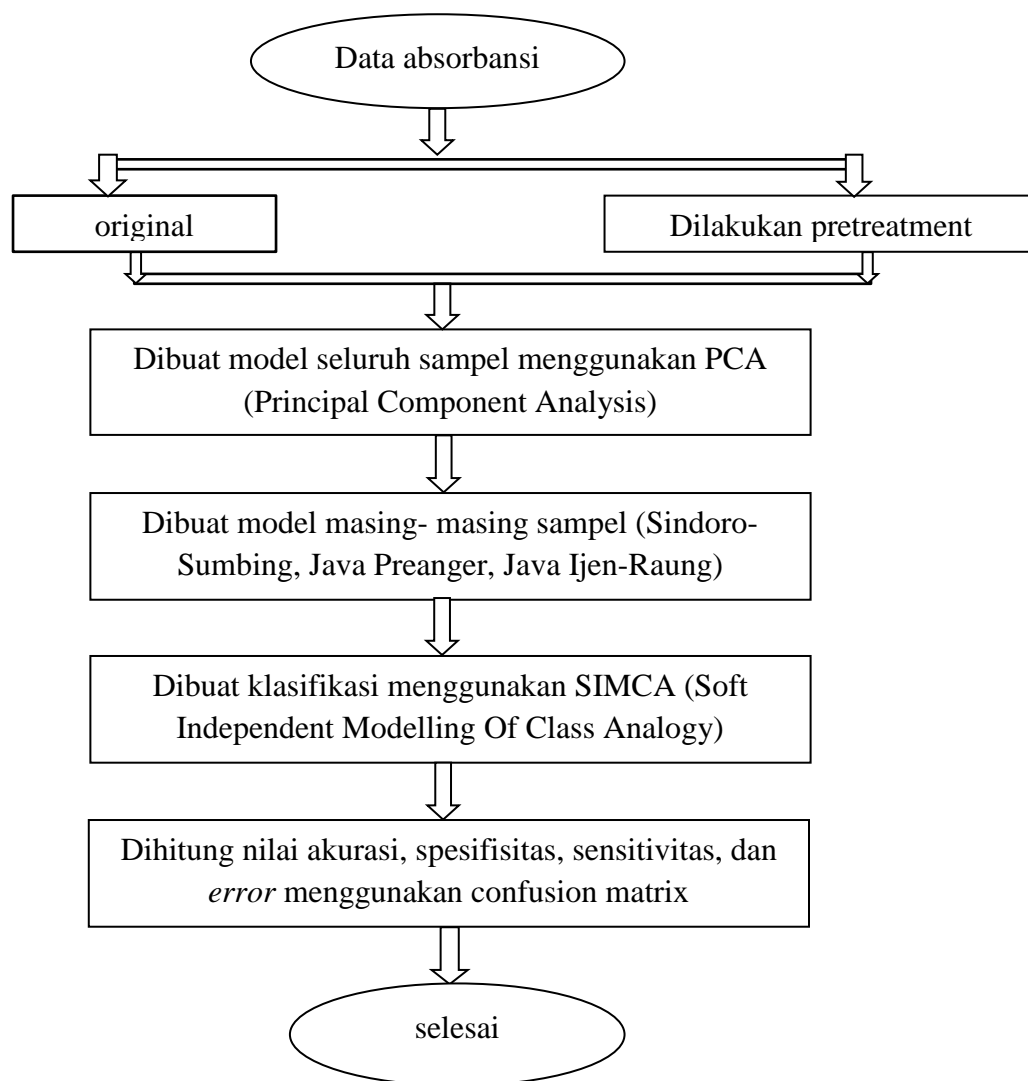
Penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi kopi bubuk arabika kopi Java Preanger, kopi Java Ijen-Raung, dan kopi Sindoro-Sumbing menggunakan teknologi *UV-Vis Spectroscopy* dan kemometrika. Tahapan-tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini meliputi pengayakan, penimbangan, ekstraksi kopi, pengambilan spektra menggunakan *Spectrophotometer UV-Vis*, membuat dan menguji model, dan analisis data yang sudah didapatkan dapat dilihat pada Gambar dan Gambar 8. Prinsip kerja pretreatment dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 7. Prosedur Penelitian.



Gambar 8. Prosedur Ekstraksi Kopi.



Gambar 9. Prinsip kerja pretreatment

3.3.1 Pengayakan



Gambar 10. Pengayakan Sampel Kopi Menggunakan Mesh Ukuran 50.

Gambar 10 menunjukkan proses pengayakan sampel kopi menggunakan mesh ukuran 50. Pengayakan dilakukan untuk mendapatkan ukuran yang seragam dari partikel kopi yang digunakan. Pemilihan sampel uji pada ukuran mesh 50 didasarkan pada banyaknya bubuk kopi yang berada pada mesh tersebut.

3.3.2 Penimbangan



Gambar 11. Penimbangan sampel kopi sebanyak 1 gram.

Gambar 11 menunjukkan proses penimbangan sampel kopi sebanyak 1 gram. Jumlah sampel ulangan dan komposisi campuran ketiga jenis kopi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Komposisi bahan sampel yang diuji

No Sampel	Komposisi Bahan
1-50	1 gram kopi Sindoro-Sumbing
51-100	1 gram kopi Java Preanger
101-150	1 gram kopi Java Ijen-Raung
151-160	0,9 gram kopi Java Preanger dan 0,1 gram kopi Lampung
161-170	0,8 gram kopi Java Preanger dan 0,2 gram kopi Lampung
171-180	0,7 gram kopi Java Preanger dan 0,3 gram kopi Lampung
181-190	0,6 gram kopi Java Preanger dan 0,4 gram kopi Lampung
191-200	0,5 gram kopi Java Preanger dan 0,5 gram kopi Lampung

3.3.3 Pembuatan Larutan



Gambar 12. Pencampuran sampel kopi 1 gram dengan aquades 50 ml dengan suhu 90 – 98°C.

Gambar 12 menunjukkan proses pencampuran sampel kopi 1 gram aquades 50 ml dengan suhu 90 – 98°C. Sampel untuk pengujian yang berupa bubuk harus diekstrak menjadi larutan agar dapat diuji menggunakan alat spektrofotometer. Caranya yaitu sampel yang telah ditimbang dimasukkan ke dalam gelas ukur dan dilarutkan dengan aquades sebanyak 50 ml pada suhu 90-98°C.

3.3.4 Pengadukan



Gambar 13. Pengadukan Menggunakan *Stirrer*.

Gambar 13 menunjukkan proses pengadukan menggunakan *stirrer*. Pengadukan dilakukan menggunakan *stirrer* model S130810-33 (size pelat atas 4x4, tegangan 220-240 volt, kecepatan pengadukan 6 (350 rpm), selama 10 menit untuk menghomogenkan larutan kopi.

3.3.5 Penyaringan



Gambar 14. Penyaringan menggunakan kertas saring selama 3 menit.

Gambar 14 menunjukkan proses penyaringan menggunakan kertas saring selama 3 menit. Sampel yang sudah terlarut dan homogen kemudian dilakukan penyaringan yang bertujuan untuk memisahkan ampas kopi dengan hasil ekstrak kopi.

3.3.6 Pengenceran



Gambar 15. Hasil pengenceran sampel dengan perbandingan 1 ml sampel kopi dan 20 ml aquades.

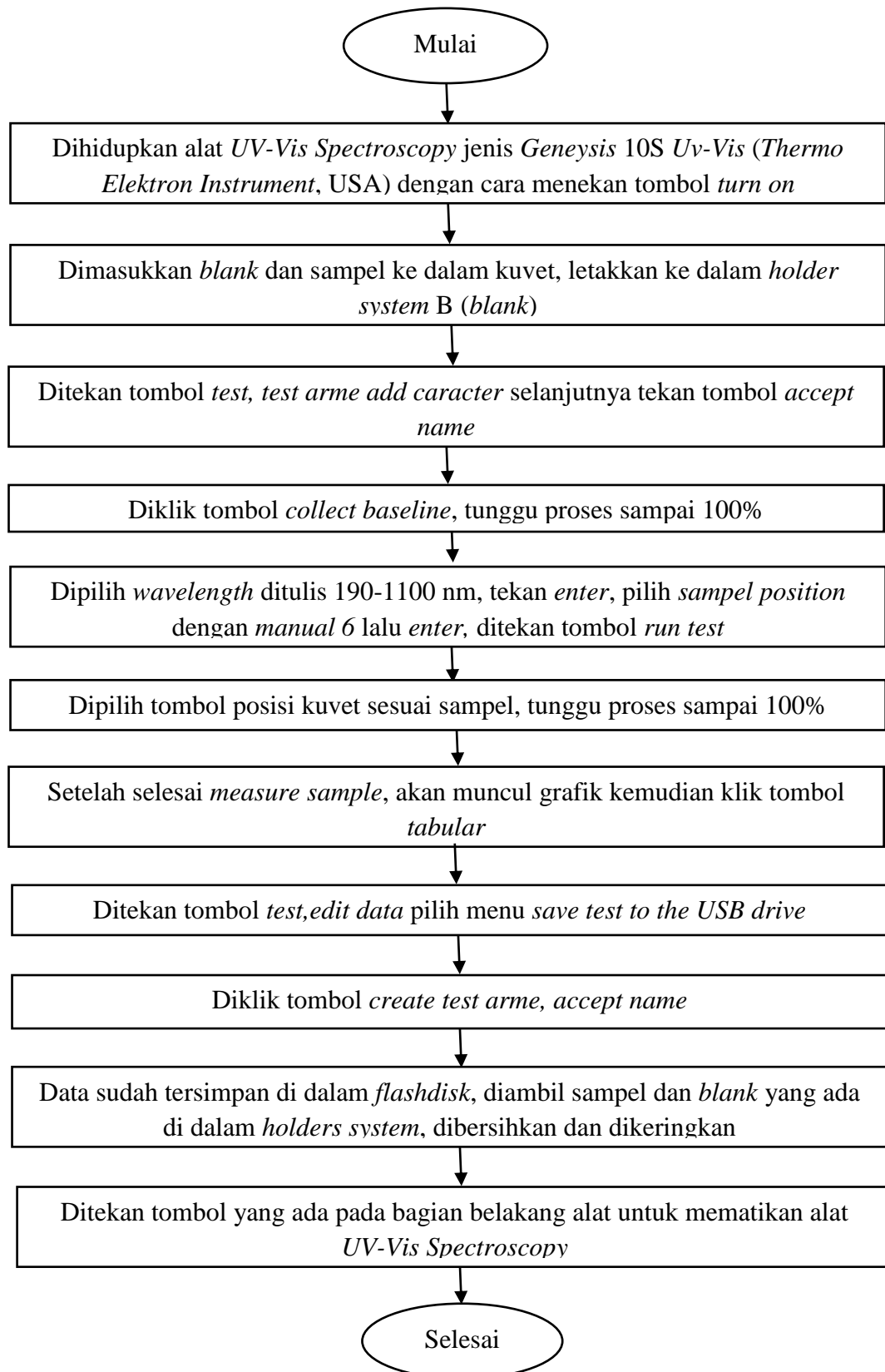
Gambar 15 menunjukkan hasil pengenceran sampel dengan perbandingan 1 ml sampel kopi dan 20 ml aquades. Ekstrak kopi yang dihasilkan pada langkah penyaringan kemudian didinginkan pada suhu ruang selama beberapa menit hingga mencapai suhu 27°C , selanjutnya dilakukan pengenceran dengan perbandingan 1:20.

3.3.7 Pengambilan spektra menggunakan spektrofotometer



Gambar 16. Pengambilan spektra menggunakan *UV-Vis spectroscopy*.

Gambar 16 menunjukkan proses pengambilan spektra menggunakan *UV-Vis spectroscopy*. Sampel yang telah diencerkan kemudian dimasukkan ke dalam *cuvet* sebanyak 2 ml. Selanjutnya dimasukkan dalam sistem holder dan diukur nilai absorbansinya selama 2 menit. Prosedur pengambilan spektra dapat dilihat pada Gambar 17.



Gambar 17. Prosedur pengambilan data menggunakan *UV-Vis spectroscopy*.

3.3.8 Membuat dan menguji model

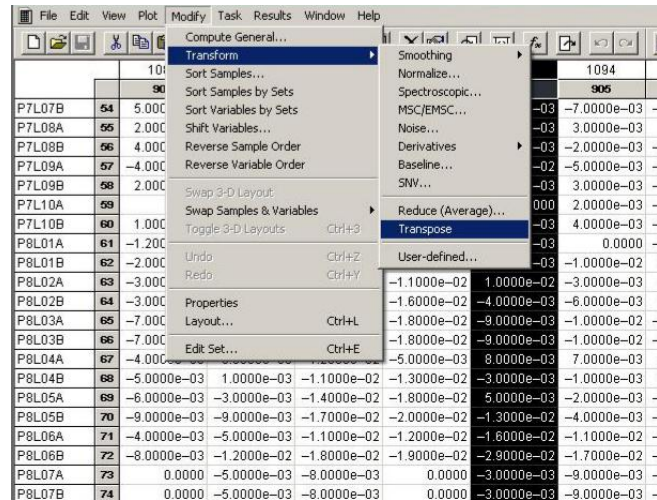
Analisis data dilakukan untuk mendeteksi pola sampel menggunakan perangkat lunak *The Unscrambler* versi 9.2. Model kalibrasi dan validasi dibangun menggunakan metode *principal component analysis* (PCA) dan metode *soft independent modelling of class analogy* (SIMCA).

3.4 Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk mendeteksi pola sampel menggunakan perangkat lunak *The Unscrambler* versi 9.2. Model kalibrasi dibangun menggunakan metode *principal component analysis* (PCA) dan *soft independent modelling of class analogy* (SIMCA). Sampel yang sudah didapatkan nilai absorbansinya selanjutnya digabungkan menjadi satu dalam *Microsoft Excel 1997-2003* kemudian dianalisis ke aplikasi *The Unscrambler*. Sampel akan dibagi menjadi sampel kalibrasi, validasi dan sampel prediksi. Sampel kalibrasi untuk membuat model SIMCA dan sampel prediksi untuk menguji model tersebut. Setelah hasil klasifikasi dari pengujian model didapatkan kemudian dilakukan perhitungan menggunakan *confusion matrix*.

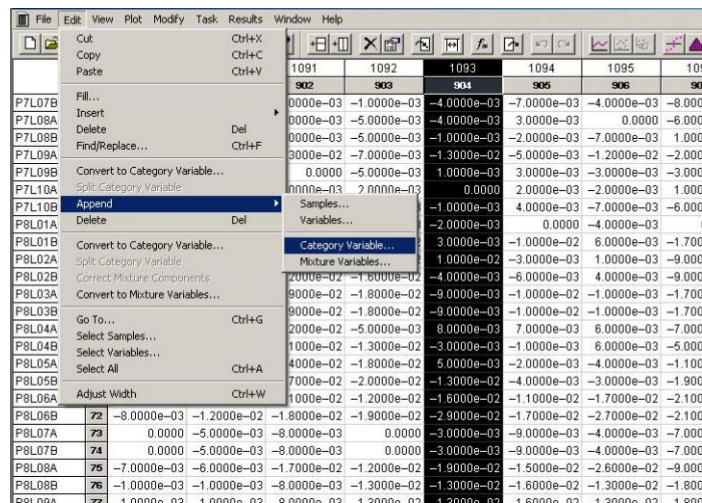
3.5 *Principal Component Analysis* (PCA)

Data yang diambil dari *UV-Vis Spectroscopy* yaitu 100 sampel kopi Java Preanger, 100 sampel kopi Sindoro-Sumbing dan 100 sampel kopi Java Ijen-Raung diambil data absorbansinya. Setelah didapatkan data absorbansinya kemudian data tersebut digabungkan menjadi satu dalam satu file *Microsoft Excel*



Gambar 19. Cara Mentranspose Data pada Unscrambler 9.2.

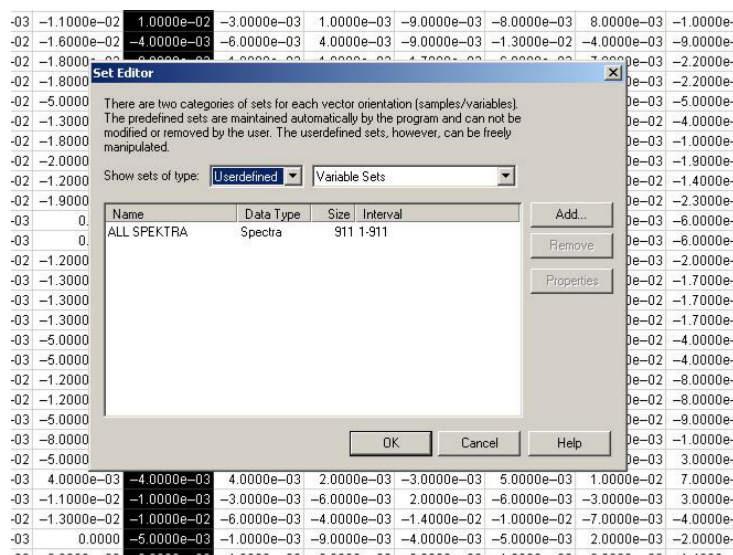
Sebelum mencari nilai PCA pada *The Unscrambler* melalui beberapa tahap di antaranya klik menu *Edit* pilih *Append* pilih *Category Variable*, kemudian isi *Category Variable Name* dengan “JENIS KOPI” pilih *Next* dan isi *Level Name* dengan Sindoro-Sumbing, Java Preanger dan Java Ijen-Raung dan dilihat pada Gambar 20.



Gambar 20. Cara Membuat Kolom Category Variable.

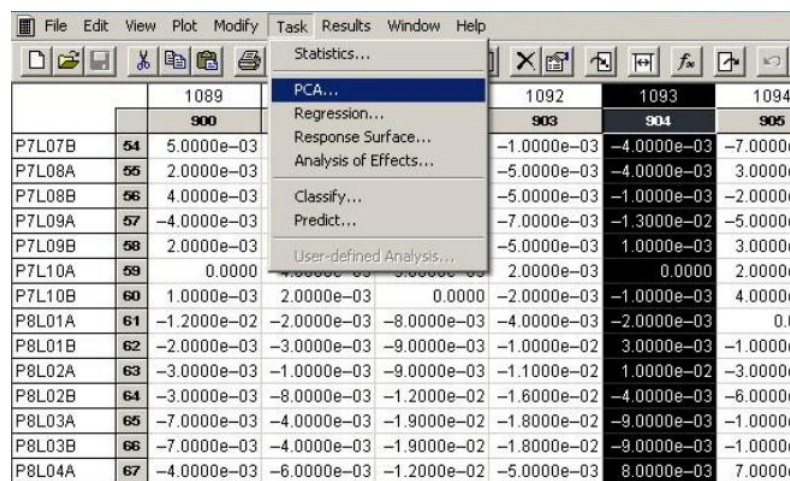
Kemudian klik pada kolom JENIS KOPI dan isi masing-masing baris sesuai jenis kopi. Kemudian sebelum data dianalisis dengan PCA data dikelompokkan sesuai

kategori sampel dan variabel. Pengelompokan dilakukan dengan klik menu *modify* kemudian klik *edit set* kemudian isi sampel set dengan *all* sampel dan *variabel set* dengan *all variable* dapat dilihat pada Gambar 21.



Gambar 21. Menu edit set.

Setelah data sudah diklasifikasi sesuai jenis kopi, kemudian ditambahkan kolom *category variable*, kemudian isi dengan KALVALPRED (Kalibrasi, Validasi dan Prediksi) dengan jumlah 50 sampel kalibrasi, 30 sampel validasi, dan 20 sampel prediksi kemudian dianalisis menggunakan metode *Principal Componen Analysis* (PCA) dengan cara pilih menu *task* kemudian pilih *Principal Componen Analysis* (PCA), kemudian, klik menu *Tasks* pilih *PCA* lalu pilih validasi *test set*, pilih *Set up* dan dipilih diisi dengan jumlah data validasi pada sampel dapat dilihat pada Gambar 22.



		1089		1092	1093	1094
		900		903	904	905
P7L07B	54	5.0000e-03		-1.0000e-03	-4.0000e-03	-7.0000e-03
P7L08A	56	2.0000e-03		-5.0000e-03	-4.0000e-03	3.0000e-03
P7L08B	56	4.0000e-03		-5.0000e-03	-1.0000e-03	-2.0000e-03
P7L09A	57	-4.0000e-03		-7.0000e-03	-1.3000e-02	-5.0000e-03
P7L09B	58	2.0000e-03		-5.0000e-03	1.0000e-03	3.0000e-03
P7L10A	59	0.0000		2.0000e-03	0.0000	2.0000e-03
P7L10B	60	1.0000e-03	2.0000e-03	0.0000	-2.0000e-03	-1.0000e-03
P8L01A	61	-1.2000e-02	-2.0000e-03	-8.0000e-03	-4.0000e-03	-2.0000e-03
P8L01B	62	-2.0000e-03	-3.0000e-03	-9.0000e-03	-1.0000e-02	3.0000e-03
P8L02A	63	-3.0000e-03	-1.0000e-03	-9.0000e-03	-1.1000e-02	1.0000e-02
P8L02B	64	-3.0000e-03	-8.0000e-03	-1.2000e-02	-1.6000e-02	-4.0000e-03
P8L03A	65	-7.0000e-03	-4.0000e-03	-1.9000e-02	-1.8000e-02	-9.0000e-03
P8L03B	66	-7.0000e-03	-4.0000e-03	-1.9000e-02	-1.8000e-02	-9.0000e-03
P8L04A	67	-4.0000e-03	-6.0000e-03	-1.2000e-02	-5.0000e-03	8.0000e-03

Gambar 22. Menu menganalisis menggunakan PCA pada *Unsrambler 9.2*.

3.6. Membuat Model Menggunakan Analisis *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA)

Setelah hasil diskriminasi PCA didapatkan dan didapat hasil yang bagus, antara sampel kopi Java Preanger, Sindoro-Sumbing dan Java Ijen-Raung dapat terpisah seluruhnya maka langkah selanjutnya adalah membangun model *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA). *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA) merupakan teknik analisis multivariat terawasi yang digunakan untuk menguji kekuatan diskriminasi dan klasifikasi sampel. SIMCA digunakan untuk menetapkan sampel ke dalam kelas yang tersedia dengan tepat. Metode klasifikasi ini didasarkan pada pembuatan model PCA untuk masing-masing kelas dan mengklasifikasikan setiap sampel pada masing-masing model PCA. Hasil luaran dari SIMCA berupa tabel klasifikasi dimana sampel dapat terklasifikasi dalam satu, beberapa kelas, atau tidak terklasifikasikan ke dalam kelas manapun. Sampel kopi yang digunakan untuk membuat Model SIMCA dibagi menjadi 3 bagian yaitu untuk kalibrasi, validasi dan prediksi. Kalibrasi adalah jumlah sampel kopi yang akan digunakan untuk membuat model SIMCA dan validasi

digunakan untuk mengecek kembali model yang digunakan, sedangkan prediksi adalah jumlah sampel kopi yang akan digunakan untuk menguji model yang sudah dibuat dari sampel kalibrasi dan validasi.

Setelah dibuat sampel kalibrasi, sampel validasi, dan sampel prediksi selanjutnya dibuat model SIMCA dengan memilih menu *Task* pilih *Principal Componen Analysis*. Kemudian pada kolom *sample* dipilih kalibrasi set dan validasi set Java Preanger, untuk kolom variabel dipilih Panjang Gelombang 250 - 450 nm, selanjutnya klik *ok* dan ditunggu sampai proses pembuatan model SIMCA Java Preanger selesai. Setelah model SIMCA Java Preanger selesai dan disimpan kemudian dilanjutkan dengan membuat model SIMCA Sindoro-Sumbing dan Java Ijen-Raung, dengan cara pilih menu *Task* pilih *Principal Componen Analysis*. Pada kolom *sample* dipilih kalibrasi set Java Preanger, Sindoro-Sumbing dan Java Ijen-Raung pada kolom variabel dipilih gelombang 250 - 450 nm, kemudian klik *ok* ditunggu sampai proses selesai. Kemudian klik *Task* pilih *Classify* kemudian setelah muncul menu baru pada kolom *sample* diisi dengan Prediksi set Java Preanger, Sindoro-Sumbing dan Java Ijen-Raung. Pada kolom *variabel* dipilih panjang gelombang 250 - 450 nm, dan pada kolom model klik *Add Model* kemudian pilih model SIMCA original panjang gelombang 250 - 450 nm yang sudah dibuat.

Data 300 sampel kopi masing-masing dibuat 50 sampel kopi Java Preanger, kopi Sindoro-Sumbing dan kopi Java Ijen-Raung untuk kalibrasi, 30 sampel untuk validasi dan 20 sampel untuk prediksi. Model kalibrasi dan uji validasi untuk permodelan kopi Java Preanger, Sindoro-Sumbing dan Java Ijen-Raung akan

dibangun dengan menggunakan metode SIMCA untuk 7 jenis perbaikan data yaitu *Original*, *Smoothing Moving Average*, *Smoothing Savitzky-Golay*, *Normalize*, *Savitzky-Golay First Derivative*, *Savitzky-Golay Second Derivative*, *Standar Normal Variate (SNV)* dan *Multiplicative Scatter Correction (MSC)*. Untuk menentukan persamaan kalibrasi yang terbaik digunakan beberapa kriteria yaitu memiliki nilai akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas yang tinggi dan memiliki nilai *error* yang kecil. Kriteria ini didapat dari perhitungan *confussion matrix* pada Tabel 1 setelah ketiga sampel sudah menjadi model SIMCA.

V. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Hasil analisis PCA SNV pada gelombang 250 - 450 nm menunjukkan model ketiga kopi terpisah secara umum dan model dikatakan baik dengan menjelaskan data 95% dengan PC1 sebesar 87% dan PC2 sebesar 8%.
2. Berdasarkan hasil dari semua pengujian model yang sudah dibuat, model dengan perbaikan data SNV adalah model yang terbaik mengklasifikasikan sampel prediksi ke dalam model SIMCA dengan sampel prediksi yang masuk dari 60 sampel hanya 9 yang tidak termasuk ke sampel manapun dan tidak ada sampel yang masuk ke sampel yang bukan kelompoknya.
3. Pada perbaikan data SNV pada gelombang 250 - 450 nm menunjukkan akurasi 100%, sensitivitas 100%, spesitivitas 100% dan nilai *error* 0%.
4. Hasil analisis PCA campuran kopi Java Preanger dan Robusta Lampung pada gelombang 250 - 450 nm menunjukkan 50% Java Preanger, 60% Java Preanger, 70% Java Preanger, 80% Java Preanger, 90% Java Preanger, dan Java Preanger murni dapat dibedakan dan model dikatakan baik dengan menjelaskan data 99% dengan PC1 sebesar 91% dan PC2 sebesar 8%.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya disarankan ditambahkan jumlah jenis sampel kopi agar lebih bervariasi dengan menambah produk kopi dari daerah-daerah penghasil kopi spesialti di pulau Sumatra, Sulawesi atau Kalimantan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, A. 1990. *Penilaian Sensori*. Universiti Kebangsaan Malaysia. Malaysia.
- Aini, N. 2016. Penentuan Kadar Alkaloid pada Ekstrak Daun Tanaman Menggunakan NIR dan Kemometrik (Skripsi). Universitas Jember.
- Anasis, A. M dan Yustia, M. 2015. Perlindungan Indikasi Geografis terhadap Damar Mata Kucing (*Shorea Javanica*) sebagai Upaya Pelestarian Hutan (Studi di Kabupaten Pesisir Barat Propinsi Lampung). *Jurnal Hukum IUS QUIA IUSTUM*. 22 (4) : 566 - 593.
- Apratiwi, N., Sugianti, C., Suhandy, D., Telaumbanua, M., Waluyo, S., dan Yulia, M. 2016. Studi Penggunaan UV-Vis Spectroscopy Untuk Identifikasi Campuran Kopi Luwak Dengan Kopi Arabika. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*. 5 (31) : 167- 176.
- Bernard, M. G., Gichurul, E. K., Mamati, G. E., and Nyende, A. B. 2014. Biochemical Composition Within Coffea arabica cv. Ruiru 11 and Its Relationship With Cup Quality. *J. FoodResearch*. 3 (3) : 40 - 42.
- CAMO. 2006. *The Unscrambler Methods*. CAMO Software AS. United Of States. 278 hlm.
- Citrasari, D. 2015. Penentuan Adulterasi Daging Babi Pada Nugget Ayam Menggunakan NIR dan Kemometrik. (Skripsi). Universitas Jember. Malang. 49 hlm.
- Direktorat Jenderal Perkebunan (Ditjenbun). 2014. *Pedoman Teknis Budidaya Kopi Yang Baik*. Ditjenbun. Jakarta. 60 hlm.
- Djulaeka. 2014. *Konsep Perlindungan Hak Kekayaan Intelektual, Perspektif Kajian Filosofis HaKI Kolektif Komunal*. Setara Press. Malang. hlm : 128-129.
- Fatoni, A. 2015. Analisa Secara Kualitatif dan Kuantitatif Kadar Kafein dalam Kopi Bubuk Lokal yang Beredar di Kota Palembang Menggunakan Spektrofotometer UV-Vis. (Laporan Penelitian mandiri). Sekolah tinggi ilmu farmasi bhakti pertiwi. Palembang. 28 hlm.

- Fitri, K. Y. 2016. Penggunaan Data Absorban Bulir Jeruk Siam Jember Pada Panjang Gelombang UV-Vis *Spectroscopy* Untuk Membedakan Buah Jeruk Berdasarkan Umur Simpan. (Skripsi). Universitas Lampung.
- Gorunescu, F. 2011. *Data Mining: Concepts, Model and Techniques*. Springer. Berlin, Jerman.
- Indrawanto, C., Kamawati, E., Munarso., Prastowo, S.J., Rubijo, B., dan Siswanto. 2010. *Budidaya dan Pascapanen Kopi*. Pusat Penelitian dan Pengembangan Perkebunan. Bogor. 75 hlm.
- Jannah, R. 2014. Diskriminasi Temu Lawak, Temu Mangga, Temu Hitam, Dan Kunyit Menggunakan Spektrum Ultraviolet-Tampak dan Kemometrika (Skripsi). Institut Pertanian Bogor.
- Johnson, R. A dan Wichern, D. W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis 6TH*. Pearson Prentice Hall. New Jersey. hlm : 430-450.
- Khopkar, S. M. 1990. *Konsep Dasar Kimia Analitik*. Penerbit Universitas Indonesia. Jakarta. hlm : 216-217.
- Kusumaningrum, D., Lee. H., Lohumi, S., Mo. C., Kim. M. S., and Cho B. K. 2017. Non-Destructive Technique for Determining The Viability of Soybean (*Glycine max*) Seeds Using FT-NIR Spectroscopy. *Jurnal The Science of Food and Agriculture*. 98 (5) : 1734 – 1742.
- Lavine, B. K. 2009. *Validation of Classifier*. In : Walczak, B. Tauler, R., N. Brown, S. (Eds). *Comprehensive chemometrics : Chemical and Biochemical Data Analysis Volume III*. Elseiver, Amsterdam : 587 – 599.
- Mangiwa, S., Futwenbun, A., dan Awak, M. P. 2015. Kadar Asam Klorogenat (CGA) Dalam Biji Kopi Arabika (Coffee Arabica) Asal Wamena, Papua. *Jurnal Ilmiah Pendidikan Kimia "Hidrogen"*. 3 (2) : 313 – 316.
- Mark, H dan Workman, J. Jr. 2007. *Chemometrics in Spectroscopy*. AP Publishing. New York. 511 hlm
- Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis Kopi Arabika Java Java Preanger (MPIGKAJP). 2012. *Buku Persyaratan Indikasi Geografis Kopi Arabika Java Java Preanger*. MPIG Kopi Arabika Java Preanger Provinsi Jawa Barat. Bandung. 171 hlm.
- Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing (MPIG-KAJSS). 2014. *Buku Persyaratan Indikasi Geografis Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing*. MPIG Kopi Arabika Java Sindoro-Sumbing Provinsi Jawa Tengah. Temanggung. 118 hlm.

- Mubayinah, A., Kuswandi, B., dan Wulandari, L. 2016. Penentuan Adulterasi Daging Babi pada Sampel Burger Sapi Menggunakan Metode NIR dan Kemometrik. *e-Jurnal Pustaka Kesehatan*. 4 (1) : 35-40.
- Mulja, H. M dan Suharman. 1995. *Analisis Instrumental*. Airlangga University Press. Surabaya.
- Murni, E. G. 2016. *Denoising Sinyal Ultrasonik Berdasarkan Level Dekomposisi Wavelet Haar*. (Skripsi). Universitas Lampung.
- Neldawati., Ratnawulan., dan Gusnedi. 2013. Analisis Nilai Absorbansi dalam Penentuan Kadar Flavonoid untuk Berbagai Jenis Daun Tanaman Obat. *Pillar Of Physics*. 2 : 76 - 83.
- Perhimpunan Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis (PMPIG) Kopi Arabika Java Ijen- Raung. 2013. *Buku Persyaratan Indikasi Geografis Kopi Arabika Java Ijen- Raung*. PMPIG Kopi Arabika Java Ijen-Raung Provinsi Jawa Timur. Bondowoso. 139 hlm.
- Prieto, G. B. 2017. Novel Variable Influence on Projection (VIP) Methods in OPLS, O2PLS, and On PLS Models for Single- and Multiblock Variable Selection. (Tesis). Department of Chemistry Industrial Doctoral School, Umeå University. Swedia.
- Sari, N. P., Santoso. T. I., dan Mawardi, S. 2013. Sebaran Tingkat Kesuburan Tanah pada Perkebunan Rakyat Kopi Arabika di Dataran Tinggi Ijen-Raung Menurut Ketinggian Tempat dan Tanaman Penaung. *Pelita Perkebunan*. 29 (2) : 93 - 107
- Steiman, S. 2013. What is Specialty Coffee? In R.W. Thurston, J. Morris, & S. Steiman (Eds.) *Coffee: A Comprehensive Guide to the Bean, the Beverage, and the Industry*. Rowman & Littlefield Publishers. (pp. 102-105).
- Zulfahrizal. 2014. Pengembangan Metode Pengukuran Nondestruktif untuk Menentukan Mutu dan Fermentasi Biji Kakao Utuh Menggunakan *NIR Spectroscopy*. (Tesis). Institut Pertanian Bogor.

Lampiran

Daftar Istilah

- Background** : layer (latar belakang / keseluruhan data yang tampak pada unscrambler).
- Loading** : Nilai yang berisi informasi yang terdapat di dalam principal component (PC) yang didapat dari model PCA. Nilai yang terkandung menunjukkan seberapa baik tingkat kontribusi variabel di dalam model yang digunakan (CAMO, 2006).
- Model kalibrasi** : Sistem matematis yang berbentuk plot PCA yang menghubungkan nilai absorbansi dari beberapa sampel (kopi Sindoro-Sumbing, Java Preanger, dan Java Ijen-Raung) yang digunakan untuk memprediksi sifat-sifat sampel berdasarkan panjang gelombang yang diukur (Mark & Workman, 2007).
- Noise** : Sinyal pengganggu yang dapat menyebabkan suatu sinyal rusak atau terganggu sehingga informasi yang terkandung sulit untuk diidentifikasi (Murni, 2016).
- Offset** : Titik dimana garis regresi melewati koordinat Y- Axis (garis vertikal pada sistem garis koordinat kartesian) (CAMO, 2006).
- PC (Principal Component)** : Variabel-variabel yang terbentuk dari hasil reduksi PCA. Variabel ini mengandung informasi yang mewakili sebagian besar informasi dari data asli (Fitri, 2016).

Sampel Kalibrasi : Satu set sampel yang digunakan sebagai dasar kalibrasi dari model (kopi Sindoro-Sumbing, Java Preanger, dan Java Ijen-Raung) dan memberikan informasi yang digunakan untuk menjadi model utama yang nantinya diuji validasi dan diprediksi. Komponen sampel yang diukur ditentukan dengan metode yang sesuai dengan nilai absorbansi dan panjang gelombang yang diukur selama proses kalibrasi. (Mark & Workman, 2007)

Sampel prediksi : Satu set sampel yang digunakan untuk memprediksi model (kopi Sindoro-Sumbing, Java Preanger, dan Java Ijen-Raung) yang telah dibuat menggunakan sampel kalibrasi dan sampel validasi. Prediksi model merupakan proses yang dilakukan untuk mengetahui seberapa besar tingkat keakuratan model yang telah dibangun. Prediksi model dilakukan dengan cara mengklasifikasikan sampel menggunakan SIMCA (Fitri, 2016).

Sampel validasi : Satu set sampel tambahan yang tidak digunakan saat kalibrasi model (kopi Sindoro-Sumbing, Java Preanger, dan Java Ijen-Raung) tetapi digunakan untuk memvalidasi model yang telah dikalibrasi. Memvalidasi model berarti memeriksa seberapa baik model kalibrasi akan tampil pada data baru (Mark & Workman, 2007).

Scatter effect : Efek yang disebabkan oleh fenomena fisik, seperti ukuran partikel, bukan sifat kimia. Mereka mengganggu hubungan antara sifat kimia dan bentuk spektrum (CAMO, 2006).

- Spektra : Kumpulan dari beberapa spektrum (Neldawati, 2013)
- Spektrum : Suatu grafik yang menghubungkan antara banyaknya sinar yang diserap dengan frekuensi (Neldawati, 2013)
- Test set : Metode validasi pada *unsrambler* yang menggunakan sampel yang berbeda dari sampel yang digunakan dalam pembuatan model. Test set membagi dua bagian yaitu kalibrasi set untuk membuat model dan yang lain untuk memvalidasi model yang sudah dibuat (Aini, 2016).
- Varian : Informasi yang menerangkan struktur data untuk membedakan antara masing - masing sampel dan dinyatakan dalam satuan kuadrat (CAMO, 2006)