STUDI PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA UNTUK KLASIFIKASI MADU HUTAN BERDASARKAN LETAK GEOGRAFIS

(Skripsi)

Oleh

MUHAMMAD FEBRIANDIKA ZAINI

JURUSAN TEKNIK PERTANIAN
FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
2019

ABSTRAK

STUDI PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA UNTUK KLASIFIKASI MADU HUTAN BERDASARKAN LETAK GEOGRAFIS

Oleh

MUHAMMAD FEBRIANDIKA ZAINI

Kualitas dan karakter madu ditentukan oleh flora tertentu dan vegetasi di daerah dari mana asal madu dan keragaman ekosistem yang hidup di daerah tersebut dan asal geografis madu sering dikaitkan dengan nilai harga dari madu. Di samping itu terdapat istilah indikasi geografis dalam dunia pemasaran, yang mempunyai fungsi sebagai tanda pengenal dari suatu produk dan menginformasikan bahwa produk tersebut dihasilkan dari suatu lokasi tertentu yang mempunyai kualitas dan karakteristik tertentu. Oleh karena itu, dilakukan penelitian ini untuk mendapatkan cara mengklasifikasikan jenis madu berdasarkan letak geografisnya.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi tiga jenis madu berdasarkan letak geografisnya dengan menggunakan *UV-Vis Spectroscopy* dengan metode *soft*

independent modelling of class analogy (SIMCA). Komposisi bahan yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 1 ml dengan jumlah sampel sebanyak 100 sampel madu multiflora Muara Enim (MME), 100 sampel madu multiflora Jambi (MMJ), dan 100 sampel madu multiflora Riau (MMR). Sampel madu dipanaskan terlebih dahulu dengan menggunakan *waterbatch* pada suhu 60 ℃ selama 30 menit, kemudian 1 ml sampel madu diencerkan dengan aquades sejumlah 20 ml dan diaduk selama 10 menit menggunakan *magnetic stirrer*. Selanjutnya 2 ml sampel hasil pengenceran dimasukkan ke dalam kuvet dan diambil data spektranya sebanyak 2 kali pengulangan dengan menggunakan *UV-Vis Spectrometer* (*UV-Vis Genesys 10s, Thermo Scientific,* USA) pada panjang gelombang 190– 1100 nm.Kemudian data spektra yang diperoleh dianalisis menggunakan metode PCA dan SIMCA menggunakan *software The Unscrambler* versi 9.2.

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa metode PCA dan SIMCA mampu membedakan MME, MMJ, dan MMR. Hasil analisis PCA terbaik diperoleh melalui proses perbaikan spektra, dengan menggunakan metode perbaikan spektra kombinasi *multiplicative scatter correction* (MSC) dan *moving average* 9 segmen, pada panjang gelombang 190 – 1100 nm (panjang gelombang penuh). Pada pengembangan model spektra kombinasi MSC dan *moving average* 9 segmen menghasilkan nilai PC1 sebesar 91% dan PC2 sebesar 8% yang artinya total dari kedua PC tersebut sebesar 99%. Sedangkan untuk klasifikasi SIMCA diperoleh nilai akurasi (AC) sebesar 100%, nilai sensitivitas (S) sebesar 100%, nilai spesifitas (SP) sebesar 100%, dan nilai *false alarm rate* (FP) sebesar 0% pada sampel MME-MMJ. Sedangkan sampel

MME-MMR memliki nilai akurasi (AC) sebesar 100%, nilai sensitivitas (S) sebesar 100%, nilai spesifitas (SP) sebesar 100%, dan nilai false alarm rate (FP) sebesar 0%, dan sampel MMJ-MMR memiliki nilai akurasi (AC) sebesar 100%, nilai sensitivitas (S) sebesar 100%, nilai spesifitas (SP) sebesar 100%, dan nilai error (FP) sebesar 0%. Berdasarkan analisis kurva ROC seluruh klasifikasi dinyatakan sebagai *excellent classification.*

Kata Kunci: Madu, Klasifikasi, *UV-Vis Spectroscopy*, *Principal Component Analysis* (PCA), *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA).

ABSTRACT

STUDY ON THE USE OF UV-VIS SPECTROSCOPY AND SIMCA METHOD TO CLASSIFY THE GEOGRAPHICAL ORIGIN OF FOREST HONEY.

The quality and character of honey is determined by the specific flora and vegetation in the area from which the origin of honey and the diversity of ecosystems that live in the area and the geographical origin of honey are often associated with the price value of honey. In addition there is the term geographical indication in the world of marketing, which has a function as an identification of a product and informs that the product is produced from a certain location that has certain qualities and characteristics. Therefore, this research was conducted to find a way to classify honey types based on their geographical location.

This study aims to identify three types of honey based on their geographical location using UV-Vis Spectroscopy with the soft method independent modeling of class analogy (SIMCA). The composition of material used in this study is 1 ml with a total sample of 100 Muara Enim multiflora honey samples (MME), 100 Jambi multiflora honey samples (MMJ), and 100 Riau multiflora honey

samples (MMR). The honey sample is preheated using a waterbatch at 60 ℃ for 30 minutes, then 1 ml of the honey sample is diluted with 20 ml of distilled water and stirred for 10 minutes using a magnetic stirrer. Furthermore, 2 ml of the dilution sample is put into the cuvette and 2 times the repetition of the spectral data is analyzed using UV-Vis Spectrometer (UV-Vis Genesys 10s, Thermo Scientific, USA) at a wavelength of 190-1100 nm. Then the spectra data obtained are analyzed using the PCA and SIMCA methods using The Unscrambler software version 9.2.

The classification results show that the PCA and SIMCA methods are able to distinguish MME, MMJ, and MMR. The best PCA analysis results are obtained through a spectral repair process, using a combination of multiplicative scatter correction (MSC) and 9 segment moving average spectra correction methods, at a wavelength of 190-1100 nm (full wavelength). In the development of MSC and 9 segment moving average spectral models, the PC1 value of 91% and PC2 of 8% means that the total of the two PCs is 99%. As for the SIMCA classification, the accuracy value (AC) is 100%, the sensitivity value (S) is 100%, the specificity value (SP) is 100%, and the false alarm rate (FP) is 0% in the MME-MMJ sample. While the MME-MMR sample has an accuracy value (AC) of 100%, a sensitivity value (S) of 100%, a specificity value (SP) of 100%, and a false alarm rate (FP) of 0%, and an MMJ-MMR sample has an accuracy value (AC) of 100%, a sensitivity value (S) of 100%, a specificity value (SP) of 100%, and an error value (FP) of 0%. Based on ROC curve analysis all classifications are stated as excellent classification.

Keywords: Honey, Classification, UV Vis Vis Spectroscopy, Principal Component Analysis (PCA), Soft Independent Modeling of Class Analogy (SIMCA).

STUDI PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA UNTUK KLASIFIKASI MADU HUTAN BERDASARKAN LETAK GEOGRAFIS

Oleh

MUHAMMAD FEBRIANDIKA ZAINI

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
2019

Judul Skripsi	: **STUDI PENGGUNAAN *UV-VIS SPECTROSCOPY* DAN METODE SIMCA UNTUK KLASIFIKASI MADU HUTAN BERDASARKAN LETAK GEOGRAFIS**
Nama Mahasiswa	: *Muhammad Febriandika Zaini*
No. Pokok Mahasiswa	: 1514071051
Jurusan	: Teknik Pertanian
Fakultas	: Pertanian

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr.	**Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si.**
NIP 19780303 200112 1 001	NIP 19700703 199802 2 001

2. Ketua Jurusan Teknik Pertanian

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

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

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

Sekretaris : **Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si.** _____

Penguji
Bukan Pembimbing : **Dr. Ir. Tamrin, M.S.** _____

Dekan Fakultas Pertanian

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

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **16 September 2019**

PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Saya adalah **Muhammad Febriandika Zaini** NPM **1514071051** Dengan ini menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya saya yang dibimbing oleh Komisi Pembimbing, 1) **Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr.,** dan 2) **Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si,** 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, Oktober 2019

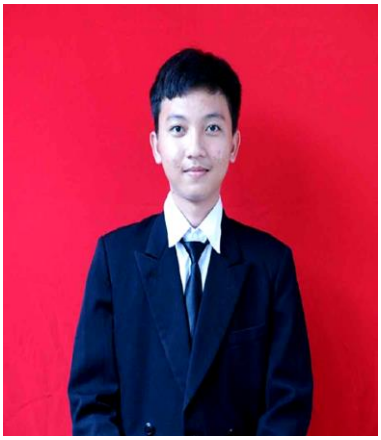
buat pernyataan

METERAI TEMPEL
37E59AFF994848344
6000
ENAM RIBU RUPIAH

Muhammad Febriandika Zaini

NPM. 1514071051

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandar Lampung, pada tanggal 20 Februari 1998, sebagai anak pertama dari tiga saudara, dari pasangan Bapak Antasari Zaini dan Ibu Rini Yunita. Penulis menempuh pendidikan Sekolah Dasar di SD Al-Azhar 2 Bandar Lampung pada tahun 2003 sampai dengan tahun 2009.

Penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah pertama di SMP Xaverius 4 Way Halim pada tahun 2009 – 2012 dan sekolah menengah atas diselesaikan di SMAN 10 Bandar Lampung pada tahun 2012 – 2015.

Pada tahun 2015, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN. Penulis aktif di organisasi Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP) FP Unila sebagai anggota bidang LITBANG PERMATEP dan anggota bidang INFOKOM PERMATEP.

Pada bulan Januari - Maret 2018 penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Sidomakmur, Kecamatan Melinting, Kabupaten Lampung Timur dengan tema **"Pemberdayaan Wisata Nasional"**. Pada bulan Juli - Agustus tahun 2018 penulis melaksanakan Praktik Umum di Pusat Pengembangan Teknologi Tepat Guna LIPI Subang, Jawa Barat dengan judul **"Prinsip Kerja Mesin Ekstrusi dan Permasalahan Dalam Pengoperasiannya Di Pusat Pengembangan Teknologi Tepat Guna LIPI Subang, Jawa Barat"**.

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa karena rahmat dan lindungan-Nya penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul **"Studi Penggunaan *UV-Vis Spectroscopy* dan Metode SIMCA Untuk Klasifikasi Madu Hutan Berdasarkan Letak Geografis"** 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. Bapak Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.T.P., M.Agr., selaku Dosen Pembimbing I yang telah meluangkan waktu untuk bimbingan selama perkuliahan, memberikan banyak masukan, bimbingan, dan saran selama penelitian hingga penyusunan skripsi.

4. Ibu Siti Suharyatun, S.T.P., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing Akademik dan Dosen Pembimbing II yang telah memberikan banyak masukan, bimbingan, dan saran dalam proses penyusunan skripsi.
5. Bapak Dr. Ir. Tamrin, M.Si., selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan masukan dan saran-sarannya.
6. Seluruh dosen di Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu pengetahuan selama penulis berada dibangku kuliah.
7. Ayahku (Antasari Zaini), Ibuku (Rini Yunita), dan Adik-adikku (Dava dan Pasha) yang telah memberikan kasih sayang semangat, dan doa nya.
8. Sahabat-sahabat penelitian Marisa Andriyani, Rizki Firmansyah, Hamimatu Zahrok, M. Hammam Alzulfa, dan Rio Tri Setiawan.
9. Teman-teman Teknik Pertanian 2015, atas kebersamaan dan dukungannya selama ini.

Semoga penyelesaian skripsi ini dapat bermanfaat dan semoga seluruh amal baik yang telah diberikan oleh semua pihak kepada penulis mendapatkan balasan pahala dari Allah SWT. Penulis menyadari bahwa Skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Sangat diharapkan kritik dan saran yang dapat membangun dalam hal penyempurnaan Skripsi ini.

Bandar Lampung, Juli 2019

Penulis

Muhammad Febriandika Zaini

DAFTAR ISI

ABSTRAK ..... **ii**

ABSTRACT……**vi**

SANWACANA ..... **xiii**

DAFTAR ISI……...**xiv**

DAFTAR GAMBAR ..... **xvii**

DAFTAR TABEL ..... **xxi**

I. PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 6
1.3 Tujuan Penelitian 6
1.4 Manfaat Penelitian 7
1.5 Hipotesis 7
1.6 Batasan Masalah 7

II. TINJAUAN PUSTAKA 8
2.1 Madu 8
2.1.1 Pengertian Madu 8
2.1.2 Lebah Madu 8
2.1.3 Jenis Madu 9
2.1.4 Komposisi dan Kandungan Madu 10
2.2 Indikasi Geografis 12
2.3 Pengertian *UV-Vis Spectroscopy* 13
2.4 Metode Kemometrika 18
2.4.1 *Principal Component Analysis* (PCA) 18
2.4.2 *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA) 22
2.4.3 *Pretreatment* Spektra 22

2.4.4 *Receiver Operating Characteristic* (ROC) 29

III. METODOLOGI PENELITIAN 31
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian 31
3.2. Alat dan Bahan Penelitian 31
3.3. Prosedur Penelitian 31
3.3.1. Persiapan Alat 32
3.3.2. Persiapan Bahan 33
3.3.3 Pengambilan Spektra dengan Spektrometer 37
3.3.4 Membuat dan Menguji Model 39
3.4. Analisis Data 39
3.5. *Principal Component Analysis* (PCA) 40

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN 45
4.1 Analisis Spektra Original 45
4.2 Hasil *Principal Component Analysis* (PCA) Menggunakan Spektra Original 46
4.3 Model *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA) Menggunakan Spektra Original 51
4.4 Klasifikasi pada Spektra Original 56
4.5 Analisis Perlakuan pada Spektra Madu 80
4.6 Analisis Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average 9s* 84
4.7 Hasil *Principal Component Analysis* (PCA) Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 segmen. 86
4.8 Model SIMCA Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen 90
4.9 Klasifikasi Model SIMCA Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen 94

V. KESIMPULAN 118
5.1 Kesimpulan 118
5.2 Saran 120

DAFTAR PUSTAKA 121

LAMPIRAN…….....128
Tabel 22……..……...……129

Gambar 43-50…...…….……133

DAFTAR GAMBAR

Gambar Halaman

1. *UV-Vis Spectrometer*. 14

2. Prinsip Kerja *UV-Vis Spectroscopy*..... 17

3. Dekomposisi Matriks X Menjadi Matriks U dan Matriks V 19

4. Plot *Score* dan *Loading* pada PCA 20

5. Diagram Alir Prosedur Penelitian 32

6. Proses Pemanasan Madu dengan *Water Batch* pada Suhu 60°C 34

7. Proses Pengenceran Sampel 35

8. Proses Pengadukan Sampel dengan Menggunakan *Magnetic Stirer* 36

9. Diagram Alir Persiapan Bahan 37

10. Diagram Alir Proses Pengambilan Spektra 38

11. Langkah Mengimport Data dari *Ms.Excel* ke *TheUnscrambler* 9.2..... 40

12. Langkah Mentranspose Data pada *The Unscrambler* 9.2..... 41

13. Langkah Membuat Kolom *Category Variable*. 42

14. Menu Edit Set. 43

15. Identifikasi Nilai PCA. 44

16. Tampilan Menu PCA..... 44

17. Grafik Nilai Rata-Rata Spektra Original pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm.. 46
18. Hasil Plot Skor PCA pada PC1 dan PC2 dari 600 Sampel Madu Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 48
19. Grafik *X-loading* PC1 Hasil Diskriminasi PCA Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 50
20. Grafik *X-loading* PC1 Hasil Diskriminasi PCA Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 50
21. Model SIMCA MME Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100nm. 53
22. Model SIMCA MMJ Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 54
23. Model SIMCA MMR Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 55
24. *Coomans Plot* Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMJ Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 70
25. *Coomans Plot* Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMR Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 71
26. *Coomans Plot* Hasil Klasifikasi Model SIMCA MMJ dan MMR Menggunakan Spektra Original pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 71
27. Kurva ROC Menggunakan Spektra Original MME dan MMJ pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 75

28. Kurva ROC Menggunakan Spektra Original MME dan MMR pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 77

29. Kurva ROC Menggunakan Spektra Original MMJ dan MMR pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 79

30. Grafik Nilai Rata-Rata Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm. 86

31 . Hasil Plot Skor PCA Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 88

32. Grafik *X-loading* PC1 Hasil Diskriminasi PCA Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 89

33. Grafik *X-loading* PC2 Hasil Diskriminasi PCA Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 90

34. Model SIMCA MME Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 91

35. Model SIMCA MMJ Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 92

36. Model SIMCA MMR Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 93

37. *Coomans Plot* Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMJ Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 107

38. *Coomans Plot* Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMR Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 108
39. *Coomans Plot* Hasil Klasifikasi Model SIMCA MMJ dan MMR Mengunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 109
40. Kurva ROC Menggunakan Spektra MSC Mov 9s MME dan MMJ pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 112
41. Kurva ROC Menggunakan Spektra MSC Mov 9s MME dan MMR pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 114
42. Kurva ROC Mengunakan Spektra MSC Mov 9s MMJ dan MMR pada Panjang Gelombang 190-1100 nm. 116

DAFTAR TABEL

Tabel Halaman

1. Matriks Konfusi 28

2. Penomoran Sampel 36

3 . Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMJ Menggunakan Spektra Original. 57

4. Matriks Konfusi Menggunakan Spektra Original. 60

5. Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMR Menggunakan Spektra Original. 62

6. Matriks Konfusi Menggunakan Spektra Original. 65

7 . Hasil Klasifikasi Model SIMCA MMJ dan MMR Menggunakan Spektra Original. 66

8 . Matriks Konfusi Menggunakan Spektra Original. 69

9. Matriks Konfusi pada Sampel MME dan MMJ pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm Berdasarkan Tingkatan Level Klasifikasi 74

10. Matriks Konfusi pada Sampel MME dan MMR pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm Berdasarkan Tingkatan Level Klasifikasi 76

11. Matriks Konfusi pada Sampel MMJ dan MMR pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm Berdasarkan Tingkatan Level Klasifikasi 78

12. Hasil Kalibrasi Pengembangan Spektra Original dengan Beberapa *Treatment*…….……80

13 . Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMJ Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen……95

14. Matriks Konfusi Menggunakan Spektra Kombinasi MSC MOV 9S. 98

15. Hasil Klasifikasi Model SIMCA MME dan MMR Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen..... 99

16. Matriks Konfusi Menggunakan Spektra Kombinasi MSC MOV 9S. 102

17. Hasil Klasifikasi Model SIMCA MMJ dan MMR Menggunakan Spektra Kombinasi MSC dan *Moving Average* 9 Segmen..... 103

18. Matriks Konfusi Menggunakan Spektra Kombinasi MSC MOV 9S. 106

19. Matriks Konfusi Menggunakan Sampel Kombinasi MSC Mov 9s MME dan MMJ pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm Berdasarkan Tingkatan Level Klasifikasi..... 111

20. Matriks Konfusi Menggunakan Sampel Kombinasi MSC Mov 9s MME dan MMR pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm Berdasarkan Tingkatan Level Klasifikasi..... 113

21. Matriks Konfusi Menggunakan Sampel Kombinasi MSC Mov 9s Organik MMJ dan MMR pada Panjang Gelombang 190 – 1100 nm Berdasarkan Tingkatan Level Klasifikasi 115

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Madu adalah produk pertanian yang telah diproses oleh lebah madu dari nektar bunga tumbuhan. Berdasarkan asal nektar, madu di bagi menjadi 2 yaitu yang pertama, madu *multiflora* adalah madu yang diperoleh lebah dari nektar beberapa jenis bunga dan yang kedua yaitu madu *uniflora* yang diperoleh lebah dari nektar satu jenis bunga. Konstituen dari madu adalah campuran dekstrosa dan fruktosa dengan jumlah yang sama dan dikenal sebagai gula *invert* (Gunawan dan Mulyani 2004).

Sejak dahulu sampai sekarang, madu telah dikenal sebagai salah satu bahan pangan alami yang mempunyai peran penting dalam kehidupan dan kesehatan umat manusia. Madu merupakan produk alam yang dihasilkan oleh lebah untuk dikonsumsi sebagai obat, yaitu madu berguna untuk mengobati beberapa macam penyakit pencernaan, tekanan darah tinggi, penyakit jantung, penyakit kewanitaan, dan lain-lain. Selain itu juga madu dapat menguatkan system imunitas pada tubuh, menghilangkan bau tubuh, dan memperbaiki nafsu makan (Mujahid, 2011).

Dalam Alqur'an (Q.S. An Nahl ayat 68-69) menjelaskan bahwa "buatlah sarang di bukit-bukit,di pohon-pohon dan di rumah-rumah yang didirikan manusia. Kemudian makanlah dari tiap-tiap (macam) buah-buahan, dan tempuhlah jalan Tuhanmu yang telah dimudahkan (bagimu). "Dari perut lebah itu keluar minuman (madu) yang beraneka ragam warnanya. Di dalamnya terdapat obat yang dapat menyembuhkan bagi manusia. Sesungguhnya pada yang demikian itu benar-benar terdapat tanda (kebesaran Tuhan) bagi orang-orang yang berfikir.

Madu diproses oleh lebah dengan memanfaatkan bunga tanaman. Madu memiliki warna aroma dan rasa yang berbeda-beda, tergantung pada jenis tanaman yang diambil nektarnya oleh lebah. Sebagai contoh madu mangga (rasa yang agak asam), madu bunga timun (rasanya sangat manis), madu kapuk atau randu (rasanya manis, lebih legit dan agak gurih), madu lengkeng (rasa manis, lebih legit dan aromanya lebih tajam). Selain itu dikenal pula madu buah rambutan, madu kaliandra dan madu karet (Suranto, 2004).

Kualitas dan karakter madu yang ditentukan oleh flora tertentu dan vegetasi di daerah dari mana asal madu dan keragaman ekosistem yang hidup di daerah tersebut, khususnya yang berada di daerah non-industri. Asal botani madu karena itu secara signifikan mempengaruhi sifat organoleptik nya.

Asal geografis madu sering dikaitkan dengan nilai harga dari madu karena beberapa negara memungkinkan produksi madu sepanjang tahun, seperti di Republik Ceko. Madu asing yang dipasarkan di sana memiliki harga yang lebih murah dibandingkan

dengan madu lokal mereka, meskipun transportasi yang ditempuh jauh. Namun, beberapa indikator kualitatif madu asing tersebut berbeda dari madu lokal disana. Bukan berarti madu asing lebih rendah kualitas madunya dibandingkan dengan madu lokal. Oleh karena itu cukup penting dilakukan analisa asal-usul geografis dan botani madu. Anklam (1998) membahas masalah bagaimana menentukan keaslian termasuk pemilihan metode yang tepat untuk mendeteksi asal geografis dan botani madu. Asal botani dapat ditentukan dengan menganalisis flavonoid, serbuk sari, senyawa aromatik, dan komponen spesifik lainnya. Zat lain seperti oligosakarida, asam amino atau senyawa jejak mungkin dapat digunakan untuk menentukan asal geografis.

Disamping itu, terdapat istilah indikasi geografis dalam dunia pemasaran, yang mempunyai fungsi sebagai tanda pengenal dari suatu produk dan menginformasikan kepada konsumen bahwa produk tersebut dihasilkan dari suatu lokasi tertentu yang mempunyai kualitas barang dengan karakteristik tertentu yang terus dipertahankan reputasinya. Sampai bulan Februari 2016, Indikasi geografis Indonesia yang telah terdaftar pada Direktorat Jenderal Kekayaan Intelektual (DJKI, 2016) berjumlah 35, salah satu di antaranya ialah: Madu Sumbawa (15 Desember 2011). Oleh karena hal ini, diperlukan suatu penelitian untuk mengetahui cara mengkalisifikasikan jenis madu berdasarkan letak geografis.

Melakukan uji keaslian madu memang tidak gampang, di samping biayanya juga mahal, dibutuhkan alat-alat canggih untuk mendeteksi ada tidaknya campuran dengan gula lainnya di dalam madu. Kandungan madu murni sangat beraneka ragam tergantung dari sumber nektar dimana lebah memperolehnya. Namun dari manapun

nektarnya, madu murni merupakan sumber gizi yang sangat lengkap. Madu palsu atau tiruan adalah larutan yang menyerupai madu. Dibuat tanpa pertolongan lebah atau menggunakan gula sebagai nektar. Umumnya mempunyai warna sama dengan madu asli. Karena itu bagi orang awam sulit untuk membedakan antara madu asli dan madu tiruan. Di masyarakat berkembang kebiasaan uji keaslian madu yang ditunjukkan madu akan menyala ketika dibakar dengan korek api, telur bisa matang, tidak rembes ketika diteteskan pada kertas koran, dan sebagainya. Pengujian tersebut sebenarnya tidak seratus persen benar, masih butuh pembuktian melalui laboratorium. Salah satu pengujian yang paling praktis adalah dengan menggunakan pH meter. Madu palsu biasanya memiliki pH 2,4-3,3, sedangkan madu asli mempunyai pH 3,4-4,5. Untuk mengetahui lebih lanjut dapat dilakukan uji kandungan madu di laboratorium. (Ardilles, 2011).

Terdapat beberapa metode lain yang digunakan untuk menguji keaslian dan asal-usul suatu produk pertanian khususnya madu dan di antaranya telah banyak digunakan. Antara lain yaitu metode yang berdasarkan analisis fisiologi (El Sohaimy *et al*, 2015), *chromatography* (Cotte *et al*, 2004), analasis serbuk sari (Moar *et al*, 1985), analisis sensor (Piana *et al*, 2004), analisis *electric-tongue* (Major *et al*, 2011), dan *proton nuclear magnetic resonance imaging* (Boffo *et al*, 2012) adalah metode tradisional yang dicantumkan di dalam undang-undang Uni Eropa untuk menetapkan asal-usul keaslian madu.

Saat ini, terdapat beberapa metode lain yang telah digunakan di Indonesia untuk menguji jenis suatu produk pertanian termasuk madu, yaitu dengan metode *human sensori* yang indra yang dimiliki manusia (mata, hidung, mulut, dan tangan). Namun, metode ini memiliki banyak kekurangan karena manusia dipengaruhi oleh kondisi fisik dan keterbatasan akibat beberapa sifat indra yang tidak dapat dideskripsikan (Handayani, 2016). Selanjutnya adalah metode NIR, kelemahan metode ini yaitu harga peralatannya yang sangat mahal dan orang yang menggunakannya harus memiliki keahlian khusus agar tidak terjadi kesalahan dalam pengumpulan data. Untuk mengatasi kelemahan ini, akan diterapkan teknik cepat dalam mengidentifikasi produk pertanian khususnya madu, menggunakan *UV-Vis spectroscopy* untuk meningkatkan pengetahuan dan kepercayaan konsumen terhadap produk tersebut (Apratiwi, 2016). Kelebihan *UV-Vis spectroscopy* adalah proses ekstraksinya sangat murah, karena hanya melibatkan pelarut air sehingga bebas bahan kimia, akurat, dan merupakan alat yang mudah ditemukan di beberapa laboratorium mutu hasil pertanian dan pangan.

Saat ini, sudah dilakukan beberapa penelitian tentang jenis bahan pangan khususnya madu menggunakan *UV-Vis spectroscopy*. Seperti: Sartika (2011) mampu menganalisis kadar glukosa dan fruktosa pada madu murni di pasaran menggunakan *UV-Vis spectroscopy* ; Parwata (2010) telah mampu menganalisis aktivitas antiradikal bebas serta beta karoten pada madu randu dan madu kelengkeng menggunakan *UV-*

Vis spectroscopy. Namun sejauh ini, belum ada penelitian untuk mengklasifikasikan madu menggunakan *UV-Vis spectroscopy* berdasarkan asal geografisnya.

1.2 Rumusan Masalah

Madu memiliki kandungan dan karakteristik yang berbeda dari setiap jenis-jenis bunga dan daerah asalnya. Karena keadaan tersebut menyebabkan adanya perbedaan dari setiap jenis dan daerah asal madu serta menjadikan madu terbagi ke dalam beberapa golongan (jenis), namun banyak dari produk madu memiliki persamaan warna, aroma, kekentalan, dan lain-lain. Oleh karena itu untuk membedakannya, akan dilakukan penggunaan dengan UV-*Vis* S*pectroscopy* untuk membantu mengklasifikasikan sampel madu berdasarkan letak geografisnya.

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Membangun model kalibrasi untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tiga jenis madu multiflora berdasarkan letak geografisnya.
2. Menguji model yang dibangun untuk klasifikasi tiga jenis madu multiflora berdasarkan letak geografisnya.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Agar dapat memberikan informasi ilmiah untuk penelitian selanjutnya, bahwa UV-*Vis Spectroscopy* dapat digunakan untuk membedakan jenis-jenis madu berdasarkan letak geografisnya dengan spektra cahaya yang dihasilkan untuk mendeteksi kandungan di dalam madu.
2. Menciptakan perdagangan madu yang bebas dari pemalsuan dan tidak merugikan konsumen.

1.5 Hipotesis

Hipotesis yang dapat diambil bahwa dengan penggunaan teknologi UV-*Vis Spectroscopy* dan kemometrika khususnya SIMCA *(soft independent modelling of class analogy)* dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sampel madu berdasarkan letak geografisnya secara tepat dan akurat.

1.6 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Uji coba klasifikasi pada 3 jenis madu multiflora yang berasal dari lebah *Apis dorsata*.
2. Tidak dilakukan uji kimia dalam penelitian ini.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Madu

2.1.1 Pengertian Madu

Madu adalah cairan manis alami yang berasal dari nektar tumbuhan (*floral nectar*) yang diproduksi oleh lebah madu atau bagian lain dari tanaman atau ekskresi serangga (Suranto, 2004).

2.1.2 Lebah Madu

Lebah madu merupakan serangga yang berperan dalam menghasilkan madu. Serangga ini mengubah nektar yang dihasilkan tanaman menjadi madu. Selanjutnya madu akan disimpan dalam sarang lebah. Klasifikasi lebah madu hutan menurut Sihombing (2005) adalah :

Kingdom : Animalia

Phylum : Arthropoda

Kelas : Insekta

Ordo : Hymenoptera

Famili : Apidae

Genus : Apis

Species : Apis Dorsata

Lebah madu adalah serangga sosial yang hidup bergerombol membentuk koloni.Dari 20.000 spesies lebah yang dikenali hanya lebah madu yang menghasilkan madu (Rusfidra,2006). Famili *Apidae* merupakan jenis lebah penghasil madu sejati. Yang paling penting sebagai penghasil madu dan lilin adalah lebah madu dari genus *Apis*.

2.1.3 Jenis Madu

Madu dinamai sesuai dengan sumber utama pakan lebahnya. Contohnya, lebah yang hidup di perkebunan kapuk akan menghasilkan madu yang dinamai madu kapuk. Madu yang digembalakan di perkebunan apel akan menghasilkan madu apel. Dengan demikian, beragam nama madu akan banyak dijumpai di pasaran seperti madu rambutan, madu lengkeng, madu mahoni, madu mangga, madu mentimun, dan madu stroberi. Jangan heran jika dikenal juga madu sengon, madu beringin, dan madu meranti (Suranto, 2004).

Madu bisa juga digolongkan menurut jenis tanaman yang menjadi sumber nektarnya. Jika madu dihasilkan oleh lebah yang mengambil makanannya dari beragam sumber dan tidak ada tanaman yang dominan dinamakan multiflora atau poliflora. Contohnya, madu hutan (di Indonesia hutan umumnya bersifat heterogen). Sedangkan, madu yang berasal dari salah satu tanaman dominan disebut dengan madu monoflora. Di beberapa daerah juga terdapat madu biflora yang sumber nektar dominannya berasal dari dua jenis pohon. Lebah memiliki kecenderungan hanya mengambil nektar dari satu jenis tanaman tertentu. Lebah tersebut baru akan mengambil nektar dari tanaman lain jika nektar dari tanaman tertentu tersebut tidak mencukupi (Suranto, 2004). Selain itu, madu dapat dibedakan menjadi madu flora, madu ekstra flora, dan madu embun (*honey dew*). Madu flora adalah madu yang bersumber dari nektar yang terdapat dalam bunga. Madu ekstraflora dihasilkan dari sumber tanaman yang tidak memiliki bunga. Madu ekstra flora ini berasal dari cairan yang terdapat dalam daun, cabang atau batang pohon. Madu embun adalah madu yang dibuat dari cairan yang dihasilkan oleh serangga yang terdapat dipohon-pohon (Suranto, 2004).

2.1.4 Komposisi dan Kandungan Madu

Madu mengandung banyak mineral seperti natrium, kalsium, magnesium, alumunium, besi, fosfor, dan kalium. Vitamin-vitamin yang terdapat dalam madu adalah thiamin (B1), riboflavin (B2), asam askorbat (C), piridoksin (B6), niasin, asam pantotenat, biotin, asam folat, dan vitamin K (Suranto, 2004). Sedangkan enzim yang

penting dalam madu adalah enzim diastase, invertase, glukosa oksidase, peroksidase, dan lipase. Enzim diastase adalah enzim yang mangubah karbohidrat komplek (polisakarida) menjadi karbohidrat yang sederhana (monosakarida). Enzim invertase adalah enzim yang memecah molekul sukrosa menjadi glukosa dan fruktosa. Sedangkan enzim oksidase adalah enzim yang membantu oksidasi glukosa menjadi asam peroksida. Enzim peroksidase melakukan proses oksidasi metabolisme. Semua zat tersebut berguna untuk proses metabolisme tubuh (Suranto, 2004).

Nilai kalori madu sangat besar 3.280 kal/kg. nilai kalori 1 kg madu setara dengan 50 butir telur ayam, 5,7 liter susu, 25 buah pisang, 40 buah jeruk, 4 kg kentang, dan 1,68 kg daging. Madu memiliki kandungan karbohidrat yang tinggi dan rendah lemak. Kandungan gula dalam madu mencapai 80% dan dari gula tersebut 85% berupa fruktosa dan glukosa (Suranto, 2004).

Asam utama yang terdapat dalam madu adalah asam glutamat. Sementara itu, asam organik yang terdapat dalam madu adalah asam asetat, asam butirat, format, suksinat, glikolat, malat, proglutamat, sitrat, dan piruvat. Dalam madu juga terdapat hormon gonodotropin yang merangsang alat reproduksi lebah ratu dan membantu dalam proses pematangan telur (Suranto, 2004).

2.2 Indikasi Geografis

Indikasi geografis merupakan potensi ekonomi nasional Indonesia yang dapat menjadikan suatu produk andalan dalam perdagangan domestik maupun internasional. Saat ini belum banyak indikasi geografis yang didaftarkan ke Direktorat Jenderal Kekayaan Intelektual (DJKI) Kementerian Hukum dan Hak Asasi Manusia. Padahal untuk mendapatkan perlindungan hukum, indikasi geografis harus terdaftar. Akibatnya ada beberapa pihak (asing / domestik) yang memanfaatkan secara ekonomi indikasi geografis tidak terdaftar untuk kepentingan individual, dan hal itu akan merugikan kepentingan masyarakat yang selama ini membuat dan memperdagangkan produk tersebut. Apabila indikasi geografis telah terdaftar maka dapat dipertahankan terhadap pihak lain yang memanfaatkannya sebagai produk perdagangan, melalui gugatan ganti rugi dan penghentian kegiatan pemanfaatan, dan melaporkan pelanggaran yang dilakukan oleh pihak lain tersebut kepada Kepolisian Republik Indonesia.

Sampai saat ini, Indikasi geografis Indonesia yang telah terdaftar pada Direktorat Jenderal Kekayaan Intelektual (DJKI) berjumlah 35 (DJKI, 2016), antara lain: Kopi Arabika Kintamani Bali oleh MPIG (Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis) IDG 000000001 (5 Desember 2008), Mebel Ukir Jepara oleh Jepara Indikasi Geografis ID G 000000003(28 April 2010), Lada Putih Muntok oleh Badan Pengelola, Pengembangan dan Pemasaran Lada (BP3L) Provinsi Kepulauan Bangka

Belitung ID G 000000004 (28 April 2010), Kopi Arabika Gayo Masyarakat Perlindungan Kopi Gayo (MPKG) ID G 000000005 (28 April 2010), Susu Kuda Asosiasi Pengembangan Susu Sumbawa Kuda Sumbawa ID G 000000010 (15 Desember 2011), Madu Sumbawa oleh Jaringan Madu Hutan Sumbawa ID G 000000012 (15 Desember2011), Kopi Arabika Arabika Flores Bajawa oleh Masyarakat Perlindungan Flores Bajawa Indikasi Geografis (MPIG) Kopi ID G 000000014 (28 Maret 2012), Ubi Cilembu Sumedang oleh Asosiasi Agrobisnis UbiCilembu (ASAGUCI)ID G 000000019 (24 April 2013), Minyak Nilam Aceh oleh Forum Masyarakat Perlindungan Nilam Aceh (FMPNA) ID G 000000021(10 September 2013), Beras Pandanwangi oleh Masyarakat Pelestari Padi Pandanwangi Cianjur (MP3C) ID G 000000034 (16 Oktober 2015), Teh Java Preanger oleh Masyarakat Perlindungan Indikasi Geografis (MPIG) Teh Java Preanger ID G 0000000387 (23 Desember 2015), Garam Amed BaliMasyarakat Perlindungan Indikasi Geografis (MPIG) Garam Amed Bali ID G 000000038 (23 Desember 2015). Dari Indikasi geografis yang telah terdaftar, sebagian besar didominasi oleh produk hasil pertanian. Padahal masih sangat banyak potensi indikasi geografis yang tersedia di seluruh Indonesia, baik dari hasil pertanian, pengolahan pangan, dan kerajinan tangan.

2.3 Pengertian *UV-Vis Spectroscopy*

Spektrofotometer UV-Vis adalah salah satu alat ukur untuk analisa unsur-unsur berkadar rendah secara kuantitatif maupun secara kualitatif. Penentuan secara

kualitatif berdasarkan puncak-puncak yang dihasilkan pada spektrum suatu unsur tertentu pada panjang gelombang tertentu, sedangkan penentuan secara kuantitatif berdasarkan nilai absorbansi yang dihasilkan dari spektrum senyawa kompleks unsur yang dianalisa dengan pengompleks yang sesuai. Pembentukan warna dilakukan dengan cara menambahkan bahan pengompleks yang selektif terhadap unsur yang ditentukan (Noviarty dan Angraini, 2013).

Gambar 1. *UV-Vis Spectrometer*.

Gambar 1 merupakan gambar dari *UV-Vis Spectroscopy* yang digunakan dalam penelitian ini. *Spektrofotometri* merupakan metode analisis yang didasarkan pada besarnya nilai absorbsi suatu zat terhadap radiasi sinar elektromagnetik. Prinsip kerja spektrofotometri adalah dengan menggunakan spektrofotometer yang pada umumnya terdiri dari unsurunsur seperti sumber cahaya, monokromator, sel untuk tempat zat yang diperiksa, dektektor, penguat arus, dan alat pencatat. Analisa kualitatif dengan metode spektrofotometri UV-Vis hanya dipakai untuk data sekunder atau data

pendukung. Pada analisa kualitatif dengan metode kualitatif dengan metode spektrofotometri UV-Vis yang dapat ditentukan ada dua yaitu : pemeriksaa kemurnian spektrum UV-Vis dan penentuan panjang gelombang maksimum. Analisa kuantitatif dengan metode spektrofotometri UV-Vis dapat digolongkan atas tiga macam pelaksanaan pekerjaan yaitu : analisa kuantitatif zat tunggal, analisa kuantitatif campuran dua macam zat (analisi dua komponen), dan analisa kuantitatif campuran tiga macam zat atau lebih (analisis multi komponen) (Fatoni, 2005).

Spektrofotometri serap merupakan pengukuran interaksi antara radiasi elekfomagnetik panjang gelombang tertentu yang sempit dan mendekati monokromatik, dengan molekul atau atom dari suatu zat kimia. Hal ini didasarkan pada kenyataan bahwa molekul selalu mengabsorbsi cahaya elektromagnetik jika frekuensi cahaya tersebut sama dengan frekuensi getaran dari molekul tersebut. Elektron yang terikat dan elektron yang tidak terikat akan tereksitasi pada suatu daerah frekuensi, yang sesuai dengan cahaya ultraviolet dan cahaya tampak (UV-Vis). Spektrum absorbsi daerah ini adalah sekitar 220 nm sampai 800 nm dan dinyatakan sebagai spektrum elektron. Suatu spektrum ultraviolet meliputi daerah bagian ultraviolet (190-380 nm), spektrum Vis (Vis = Visible) bagian sinar tampak (380-780 nm) (Henry *et al.*, 2002).

Penyerapan sinar tampak dan ultraviolet oleh suatu molekul akan menghasilkan transisi di antara tingkat energi elektronik molekul tersebut. Transisi tersebut

pada umumnya antara orbital ikatan atau orbital pasangan bebas serta orbital bukan ikatan atau orbital anti ikatan (Sudjadi, 1983). Prinsip kerja spektroskopi UV-Vis menggunakan cahaya sebagai tenaga yang mempengaruhi substansi senyawa yang menimbulkan cahaya. Prinsip kerja dari *UV-Vis Spectroscopy* dapat dilihat pada Gambar 2. Cahaya yang digunakan merupakan foton yang bergetar dan menjalar secara lurus dan merupakan tenaga listrik dan magnet yang keduanya saling tegak lurus. Komponen-komponen pada alat ini yaitu:

1. Sumber cahaya terbagi dari berbagai panjang gelombang, lampu deuterium digunakan untuk panajang gelombang daerah *UV* (190 nm-350nm), sementara pada daerah panjang gelombang *visible* (350nm-900nm) menggunakan lampu halogen kuarsa atau lampu tungsten.

2. Monokromator digunakan sebagai pemecah cahaya polikromatis menjadi cahaya monokromatis. Alat berupa prisma, untuk mengarahkan sinar monokromatis yang diinginkan dari hasil penguraian.

3. Kuvet pada pengukuran daerah panjang gelombang UV menggunakan sel kuarsa karena gelas tidak tembus cahaya pada daerah ini. Tebal kuvet pada umumnya 10mm, lebih tebal ataupun lebih tipis juga dapat digunakan.

4. Detektor sebagai penerima sinyal dan memberikan respon terhadap cahaya pada berbagai panjang gelombang.

5. Amplifier dibutuhkan pada saat sinyal listrik elekronik yang dialirkan setelah melewati detektor. Amplifier berfungsi untuk menguatkan sinyal sehingga menyebabkan keluaran yang cukup besar untuk dapat dideteksi oleh suatu alat pengukur (Mulja, 1995).

Untuk pengambilan data spektra dari sampel, dapat dilakukan dengan alat spektrometer yang bekerja di daerah ultraviolet dan cahaya tampak (UV-visible). Nilai absorbansi spektra kemudian dihitung dengan menggunakan persamaan (1) sebagai berikut:

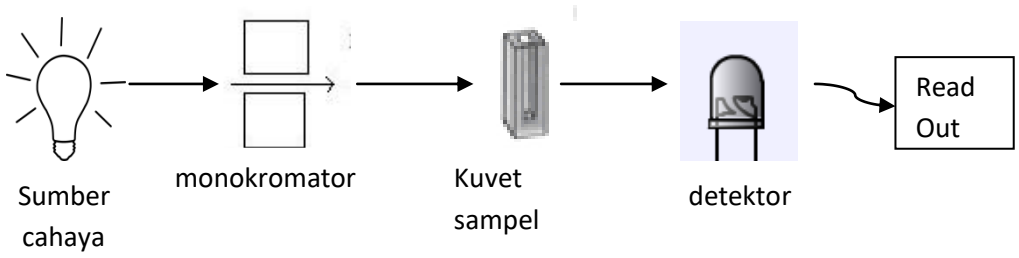
$$A(\lambda) = -\log 10 \frac{S(\lambda)}{R(\lambda)} \quad (1)$$

Keterangan:

A(λ) = Nilai absorbansi sampel pada panjang gelombang λ

S(λ) = Nilai intensitas cahaya sampel pada panjang gelombang λ

R(λ) = Nilai intensitas cahaya referensi pada panjang gelombang λ



Gambar 2. Prinsip Kerja *UV-Vis Spectroscopy* (Handayani, 2016).

2.4 Metode Kemometrika

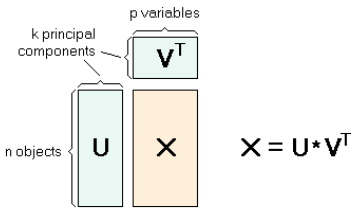
Metode kemometrika adalah multi disiplin ilmu yang melibatkan statistik multivariat pemodelan matematika dan informasi teknologi, khususnya diterapkan pada data kimia. Analisis multivariat adalah cara untuk meringkas data variabel dengan menciptakan variabel baru yang mengandung sebagian besar informasi. Variabel-variabel baru kemudian digunakan untuk pemecahan masalah dan tampilan yaitu klasifikasi hubungan dan mengontrol grafik. PCA (*principal component analysis*) adalah sebuah transformasi linier yang biasa digunakan pada kompresi data. PCA juga merupakan teknik yang umum digunakan untuk menarik fitur-fitur dari data pada sebuah skala berdimensi tinggi. PCA memproyeksikan data ke dalam *subspace*. Teknik PCA dapat mengurangi dimensi dari data tanpa menghilangkan informasi penting dari data tersebut (Roggo *et al.*, 2007).

2.4.1 *Principal Component Analysis* (PCA)

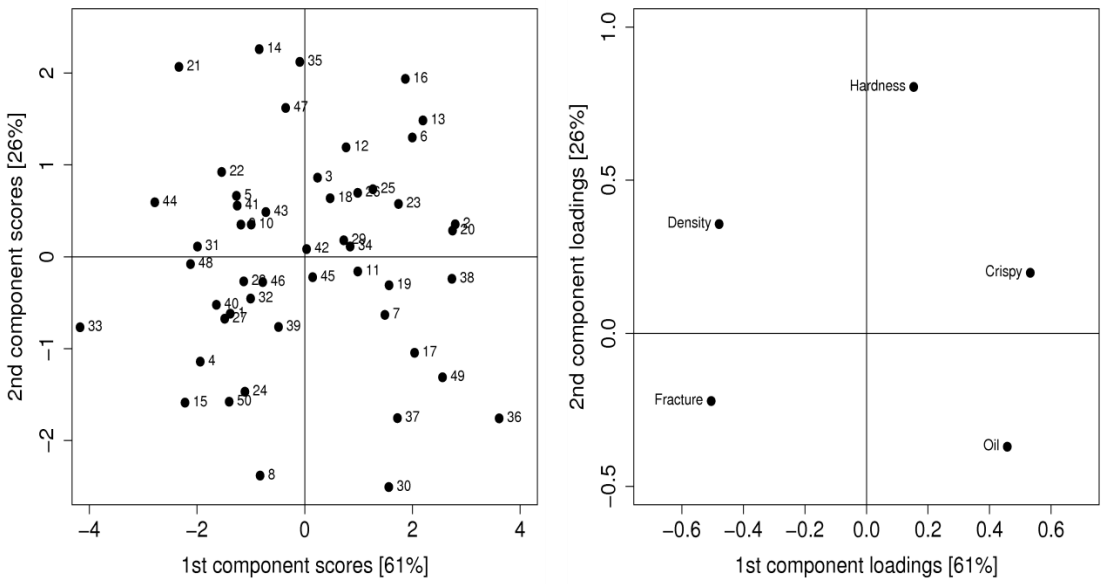
Principal Component Analysis (PCA) merupakan suatu teknik untuk mengurangi jumlah peubah dalam suatu matrik data. Prinsip PCA yaitu mencari komponen utama yang merupakan kombinasi linier dari peubah asli. Penggunaan PCA pada umumnya untuk mengaplikasikan sampel menjadi grup yang umum, mendeteksi adanya pencilan (*outliers*), melakukan pemodelan data, serta menyeleksi peubah untuk klasifikasi maupun untuk pemodelan komponen-komponen utama ini dipilih demikian rupa sehingga komponen utama memiliki variasi terbesar dalam set data,

sedangkan komponen utama yang kedua tegak lurus terhadap komponen utama pertama dan memiliki variasi terbesar. Kedua komponen utama ini pada umumnya digunakan sebagai bidang proyeksi utama pemeriksaan visual data multivariat (Miller dan Miller, 2000).

PCA merupakan dekomposisi dari data matriks X yang terdiri dari matriks V dan U dapat dilihat pada Gambar 3. Dua matriks V dan U adalah ortogonal. Matriks V biasa disebut dengan matriks *loading*, dan matriks U disebut matriks *score*. *Loading* dapat dipahami sebagai bobot untuk setiap variabel asli saat menghitung komponen utama. Matriks U berisi data asli pada sistem koordinat yang diputar.



Gambar 3. Dekomposisi Matriks X Menjadi Matriks U dan Matriks V



Gambar 4. Plot *Score* dan *Loading* pada PCA

Ada beberapa plot umum yang selalu digunakan ketika menggunakan PCA seperti pada Gambar 4, yaitu:

- plot *score* / *score* (bagian kiri pada gambar diatas),
- plot *loading* / *loading* yang sesuai (bagian kanan pada gambar atas)
- plot *loading* sebagai garis spektral, serta
- plot nilai eigen yang diurutkan.

Perhitungan pada PCA didasarkan pada perhitungan nilai eigen dan vektor eigen yang menyatakan penyebaran data dari suatu dataset. Adapun algoritma PCA secara umum adalah sebagai berikut:

1. . Transformasi *Mean-Centering*

Proses memindahkan semua data kebagian tengah, guna mendapatkan data yang lebih stabil.

Berikut langkah-langkah *mean-centering*:

a. Cari *mean* data

b. Pindahkan setiap posisi data kebagian tengah, dengan cara mengurangi nilai setiap data dengan nilai *mean* data.

2. Hitung matriks kovarian dengan persamaan sebagaiberikut:

$$\text{Cov (xy)}=\frac{\Sigma_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{(n-1)} \quad (1)$$

3. Hitung nilai eigen dengan menyelesaikan persamaan sebagai berikut:

$$(A-\lambda I) = 0 \quad (2)$$

Di mana:

A : matriks kovarian

λ: nilai eigen

I : matriks identitas

4. Hitung vektor eigen dengan menyelesaikan persamaan sebagai berikut:

$$[A-\lambda I][X]=[0] \quad (3)$$

Di mana X merupakan vektor eigen.

5. Tentukan variabel baru (komponen utama) dengan mengalihkan variable asli dengan matriks vektor eigen

2.4.2 *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 terklasifikasikan dalam satu, beberapa kelas, atau tidak terklasifikasikan ke dalam kelas manapun (Nurcahyo, 2015).

SIMCA dan PCA merupakan analisis multivariat yang digunakan dalam mengekstrak informasi spektrum yang diperlukan dan menggunakan informasi spektrum tersebut untuk aplikasi kualitatif dan kuantitatif. Tujuan SIMCA dan PCA yaitu membuat sebuah pengurangan jumlah peubah yang menjelaskan aktifitas biologis atau sifat kimia ke dalam peubah independen yang lebih kecil (Mubayinah dkk, 2016).

2.4.3 *Pretreatment* Spektra

Pretreatment spektra dilakukan untuk mengurangi pengaruh interferensi gelombang dan noises pada data spektra yang didapat agar diperoleh model yang lebih akurat dan stabil. Sebelum dilakukan pengembangan model analisis, data spektra akan mendapat perlakukan pretreatment baik data kalibrasi maupun prediksi. Berikut ini 6

metode pretreatment yang dapat dipergunakan untuk memperbaiki spektra yang didapat (Prieto, 2017., O'Haver, 2017, Kusumaningrum *et al.*, 2017) *:*

a. Smoothing Moving Average

Merupakan metode yang sering digunakan untuk mengeleminasi *noise*. *Smoothing* pada umumnya, dikombinasikan dengan motode pengolah awal data lain untuk melakukan penghilangan noise. Berikut persamaan dalam metode *smoothing moving average*.

$$S_j = \frac{Y_{j-1}+Y_j+Y_{j+1}}{3} \quad (4)$$

Keterangan :

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

Yj : Nilai spektra asli pada panjang gelombang ke j

j : Indeks panjang gelombang

3 : Jumlah segmen

Rumus di atas untuk segmen = 3, pembagi dan penyebut dapat berubah sesuai dengan segmen yang dibuat. Hasil *smoothing moving average* akan terpusat di tengah karena hal tersebut jumlah segmen merupakan bilangan ganjil.

b. Savitzky-Golay differentiation

Digunakan untuk menghilangkan *background* dan meningkatkan resolusi spektra. *Derivative* mampu memperjelas puncak dan lembah spektra absorbansi data. Diferensiasi *Savitzky-Golay* biasanya fokus pada diferensiasi pertama. Turunan pertama 1st memungkinkan penghapusan *offset*, sementara *derivative* ke-2 2nd menghilangkan *offset* dan *baseline*.

Berikut merupakan rumus dari diferensiasi.

$$X_j = \frac{1}{N}\sum_{h=-k}^{k} c_j x_j + h \tag{5}$$

c. Mean Normalization (MN)

Tujuan dari *pretreatment* ini adalah untuk menskala sampel dalam rangka untuk mendapatkan semua data pada sekitar skala yang sama berdasarkan daerah, mean, maksimum, puncak dan vektor satuan. Semua data spektrum juga dinormalisasi sebagai *mean normalization*.

Berikut merupakan persamaan *mean normalize*.

$$X_{mean(i,k)} = \frac{X_{raw}}{X_{mean}} \tag{6}$$

Keterangan :

$X_{mean(i,k)}$: 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 .

X_{mean} menggunakan rata-rata nilai spektra pada baris panjang gelombang dari X_{raw} hingga akhir.

d. Multiplicative Scatter Correction (MSC)

Metode MSC merupakan salah satu pendekatan untuk mengurangi *amplification* (*multiplicative, scattering*) dan *offset* (*additive, chemical*) efek dari spektra. MSC berguna untuk memperbaiki variasi cahaya yang menyebar dalam data spektroskopi. Tujuan utama MSC adalah untuk memperbaiki semua sampel sehingga semuanya memiliki tingkat persebaran cahaya yang sama.

Berikut persamaan yang digunakan dalam metode MSC.

$$X_{org} = a_i + b_i\bar{x}_j + e_i \quad (7)$$

$$X_{i,MSC} = \frac{X_{org} - a_i}{b_i} \quad (8)$$

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 error

a_i : Nilai offset

b_i : Nilai slope

i : Indeks sampel

j : Indeks panjang gelombang

Yang pertama dilakukan untuk mencari nilai MSC adalah mencari koefisien regresi yaitu a_i dan b_i yang diperoleh dari persamaan regresi pada grafik linier yang dibuat dan menunjukan persamaan y = ax+b pada sampel i.

e. Standard Normal Variate (SNV)

Metode SNV adalah transformasi yang menghilangkan *scatter effects* dari spektra dengan memusatkan dan men-skala spektra individual. Seperti MSC, hasil praktis dari SNV adalah menghilangkan *multiplicative interferences* dari *scatter effects* pada data spektra. Tujuan utama dari SNV adalah penghapusan gangguan multiplikasi dari persebaran dan ukuran partikel.

Berikut persamaan yang digunakan pada metode SNV.

$$s_i = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{K}(x_{ik}-\bar{x}_i)^2}{K-1}} \quad (9)$$

$$\tilde{x}_{ik} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_i}{s_i} \quad (10)$$

Keterangan :

s_i : Standar deviasi

K : Jumlah data pada sampel i

i : Indeks sampel

k : Indeks panjang gelombang

$\tilde{x}_{ik}$: Nilai SNV dari sampel i pada panjang gelombang k

x_{ik} : Nilai spektra original pada sampel i pada panjang gelombang k

$\bar{x}_i$: Nilai rata-rata pada sampel i

Sebelum mencari nilai SNV, dilakukan perhitungan standar deviasi yang merupakan nilai statistik untuk menentukan bagaimana sebaran data pada setiap sampel. Setelah diperoleh nilai standar deviasi, dilakukan perhitungan untuk mencari nilai SNV pada setiap panjang gelombang.

2.4.4 *Confusion Matrix*

Menurut Lavine (2009), *confusion matrix* yaitu merupakan tabel pencatat hasil kerja klasifikasi dari pengolahan menggunakan SIMCA. Rumus *confution matrix* memiliki

beberapa keluaran yaitu akurasi, spesifitas, dan sensitivitas. Dapat dilihat pada tabel 1, Akurasi adalah ketetapan dari model yang dibuat, dimana a adalah nomor sampel dari kelas A yang masuk dikelas A aktual, sedangkan d adalah nomer sampel dari kelas B yang masuk ke kelas B aktual, b adalah nomor sampel dari kelas A yang masuk ke kelas A aktual. Sensitivitas adalah menunjukan kemampuan model untuk bisa menolak sampel yang bukan kelasnya. Spesifisitas adalah kemampuan model untuk mengarahkan sampel untuk masuk kedalam kelas secara benar. False Negatif Rate adalah jumlah kesalahan saat sampel masuk ke suatu model.

Tabel 1. Matriks Konfusi

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

a) Akurasi (AC) = $\frac{a+d}{a+b+c+d}$ (9)

b) Sensitivitas (S) = $\frac{d}{b+d}$ (10)

c) Spesifisitas (SP) = $\frac{a}{a+c}$ (11)

d) False Alarm Rate (FN) = $\frac{c}{a+c}$ (12)

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
Kelas A	: Kelas sampel madu murni multiflora
Kelas B	: Kelas sampel madu murni multiflora

2.4.4 *Receiver Operating Characteristic* (ROC)

Analisis ROC (*Receiver Operating Characteristic*) adalah metode untuk menggambarkan, mengatur dan mengklasifikasikan beberapa kategori yang ditentukan pada sebuah model statistik berdasarkan kinerjanya. Kurva ROC dapat digunakan untuk mengekspresikan *Confusion Matrix* dan sering digunakan untuk mengevaluasi dan menentukan hasil dari suatu prediksi. Kurva ROC menunjukkan akurasi dan membandingkan klasifikasi secara visual. Kurva ROC juga dikenal dengan grafik ROC yang memiliki dua dimensi grafik di mana tingkat sensitivitas diplot pada sumbu Y dan tingkat 1-spesifisitas diplot pada sumbu X. Dari prosedur ROC ini akan mendapatkan nilai *Area Under Curve* (AUC). Interpretasi AUC dilakukan dengan pendekatann secara statistik, yaitu dengan mengklasifikasikan kekuatan nilai diagnostik menjadi sangat lemah, lemah, sedang, baik, dan sangat baik. Interpretasi Nilai *Area Under Curve* (AUC) adalah sebagai berikut (Vercellis, 2009).

a. Kategori *Excellent Classification* dengan nilai AUC sebesar (0,90-1,00)

b. Kategori *Good Classification* dengan nilai AUC sebesar (0,80-0,90)

c. Kategori *Fair Classification* dengan nilai AUC sebesar (0,70-0,80)

d. Kategori *Poor Classification* dengan nilai AUC sebesar (0,60-0,70)

e. Kategori *Failure* dengan nilai AUC sebesar (0,50-0,60).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan Februari sampai April 2019 di Laboratorium Rekayasa Bioproses dan Pascapanen Pertanian (Lab. RBPP), Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

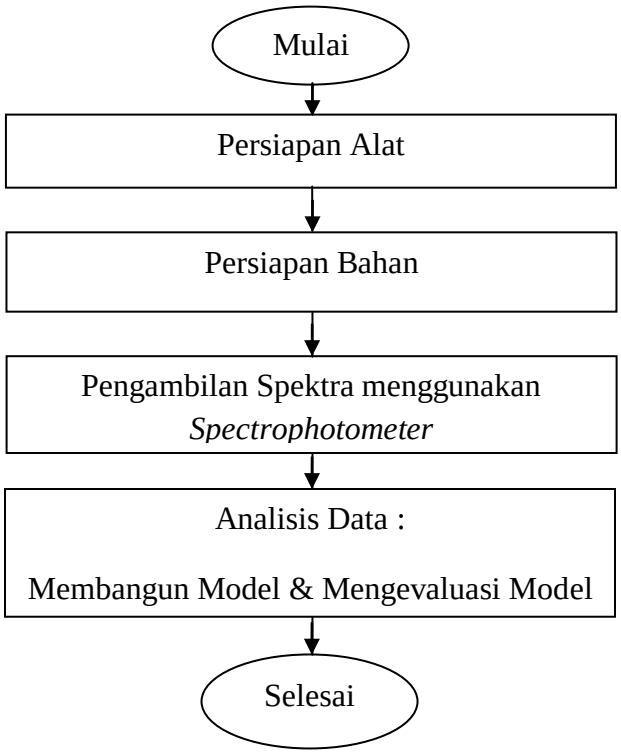
3.2. Alat dan Bahan Penelitian

Alat yang digunakan dalam penelitian adalah *UV-Vis Spectroscopy* jenis *Geneysis*10S *UV-Vis* (*Thermo Elektron Instrument*, USA), kuvet, komputer, *flashdisk*, *Waterbatch*, timbangan analitik, *magnetic stirrer chimarec* model S130810-33 (*size* pelat atas 4x4 *inch*), pipet ukur (2 ml, dan 10 ml), termometer , *rubber bulb* , labu *Erlenmeyer* 50 ml, gelas ukur, toples kecil, gelas beker, spatula, dan corong plastik. Sedangkan bahan yang digunakan adalah akuades, madu multiflora dari daerah Muara Enim, Jambi dan Riau.

3.3. Prosedur Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi tiga jenis dengan menggunakan Uv-Vis *Spectroscopy* jenis *Geneysis*10s UV-Vis. Pembuatan sampel menggunakan bahan

madu meliputi persiapan bahan, dilanjutkan proses dilusi atau pengenceran, *strirrer*, dan proses pengambilan spectra selanjutnya membangun dan menguji model untuk membedakan madu *multiflora* beda geografis dengan menggunakan *The Unscrambler* versi 9.2 dan selanjutnya dianalisis kemometrika menggunakan metode SIMCA dan PCA. Gambar prosedur penelitian dapat dlihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram Alir Prosedur Penelitian (Sukarye, 2018)

3.3.1. Persiapan Alat

Persiapan alat-alat yang akan digunakan dalam penelitian penting dilakukan agar pelaksanaan penelitian dapat berjalan dengan lancar tanpa kendala. Alat-alat yang

akan di gunakan harus dilakukan pengecekan secara seksama hingga dapat dipastikan bahwa alat tersebut dapat digunakan dengan baik.

3.3.2. Persiapan Bahan

Ada beberapa proses yang harus dilakukan pada madu yang akan dijadikan sampel penelitian, yaitu sebagai berikut,

1. Penyimpanan madu

Madu yang digunakan yaitu madu *multiflora* dari daerah Jambi dan Muara Enim yang dihasilkan oleh lebah *Apis dorsata*. Sampel yang akan digunakan dikumpulkan dalam wadah plastik, diberi label dan disimpan pada suhu kamar tanpa cahaya.

2. Madu dipanaskan

Madu yang kental dan terlihat homogen, tetapi jika dilihat dengan mikroskop ada sebagian kecil sampel yang mengkristal di bagian bawah. Oleh karena itu, madu yang akan dianalisis dipanaskan untuk melelehkan bagian yang mengkristal. Untuk proses ini, sampel madu dituangkan ke dalam 10 ml wadah kaca dan dipanaskan dengan *Water batch* pada suhu 60°C, selama 30 menit dapat dilihat pada Gambar 6. Kemudian sampel madu dibiarkan sampai pada suhu kamar.

Gambar 6. Proses Pemanasan Madu dengan *Water Batch* pada Suhu 60°C

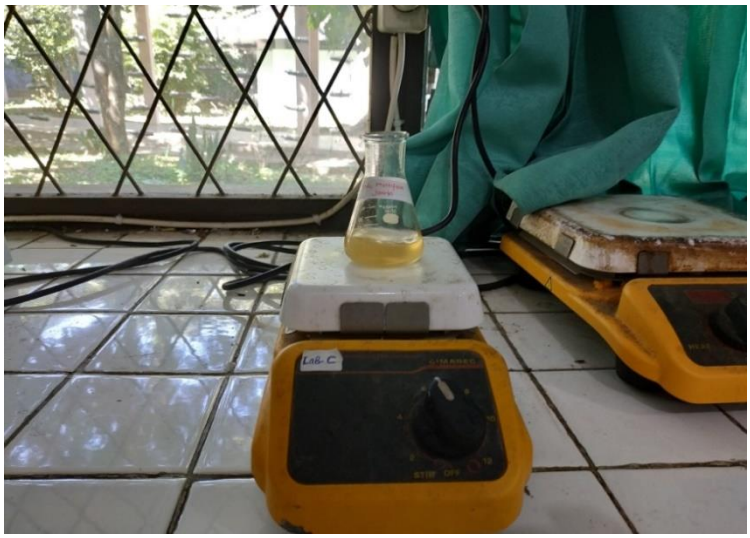
3. Pengenceran

Madu yang telah dipanaskan kemudian dibiarkan sampai pada suhu kamar, kemudian sampel diencerkan menggunkan *aquade*s dengan perbandingan 1:20, perbandingan pengenceran ini diperoleh dari data penelitian pendahuluan yang telah dilakukan. Dimana nilai PCA tertinggi dan grafik terbaik pada pra penelitian diperoleh dari pengenceran 1:20 ml. Proses pengenceran dapat dilihat pada Gambar 7.

Gambar 7. Proses Pengenceran Sampel

4. Pengadukan

Madu yang telah diencerkan dengan *aquades* kemudian diaduk dengan menggunakan *magnetic stirrer chimArec series* S130810-33 (4 x 4 *inch*) selama 10 menit dengan kecepatan 350 rpm untuk menghomogenkan campuran bahan, dan dapat dilihat pada Gambar 8.



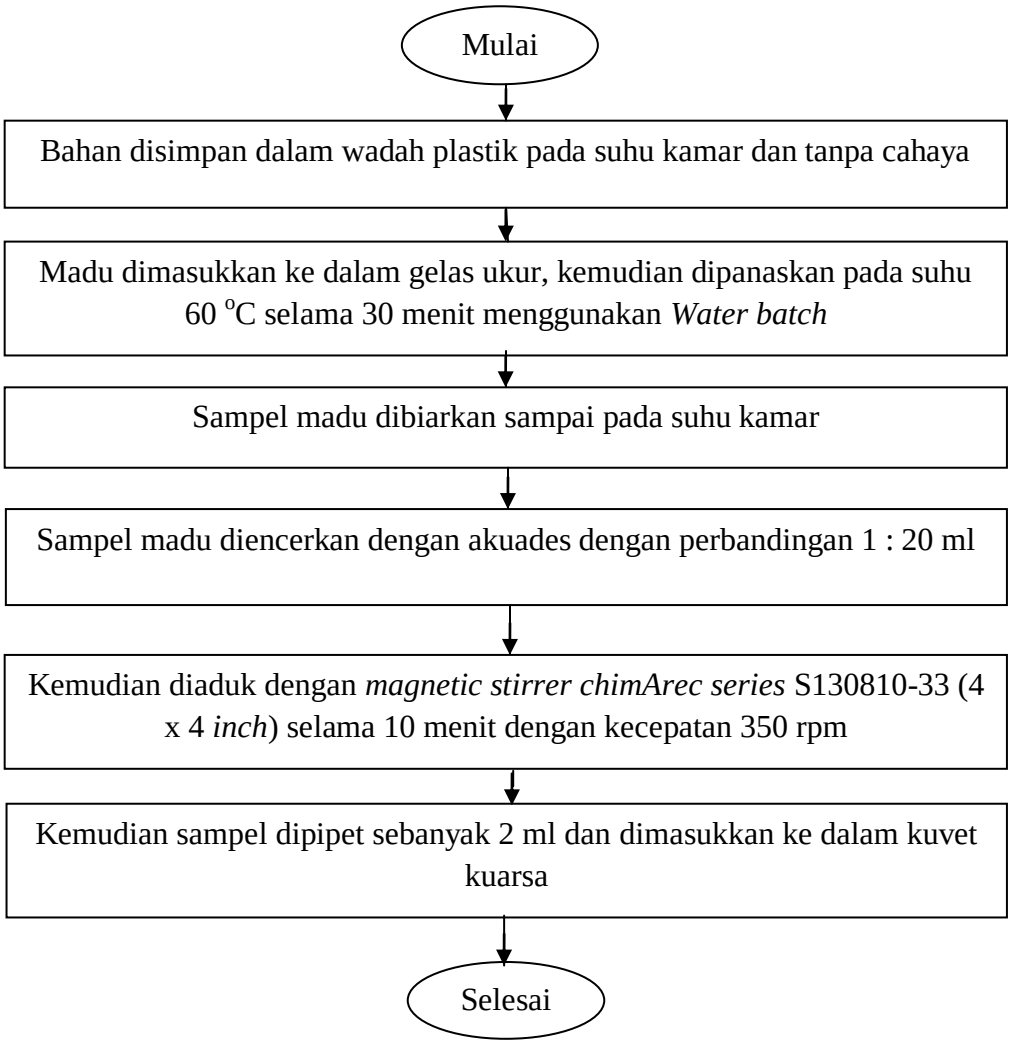
Gambar 8. Proses Pengadukan Sampel dengan Menggunakan *Magnetic Stirer*

5. Persiapan sampel

Bahan yang telah dihomogenkan dengan *stirrer* selama 10 menit, kemudian dipipet sebanyak 2 ml lalu dimasukkan ke dalam kuvet kuarsa. Pada tabel 2 dilakukan penomoran sampel setelah didapatkannya data.

Tabel 2. Penomoran Sampel

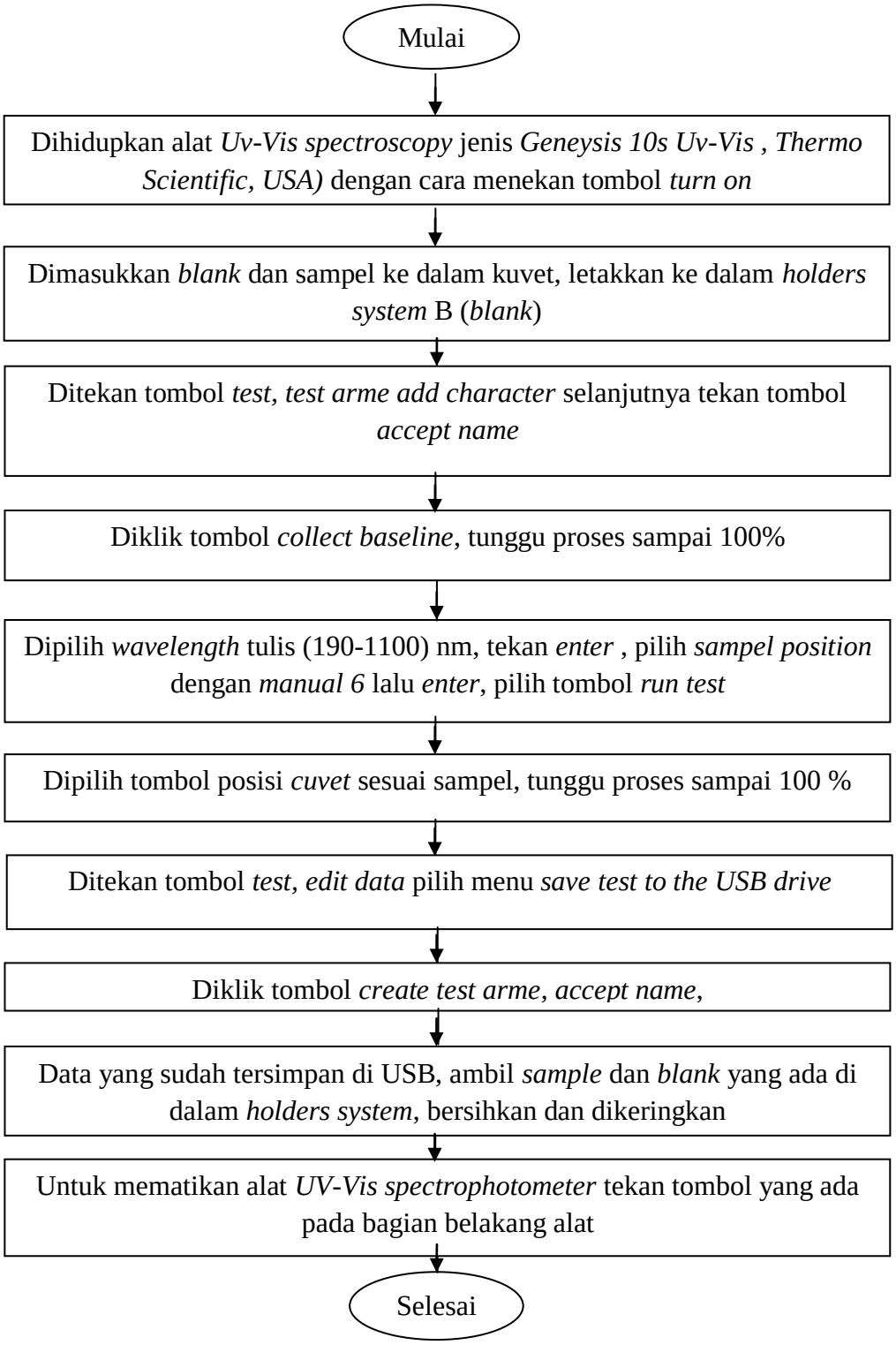
No Sampel	Komposisi Bahan
1-100	1 ml Madu Multiflora Muara Enim (MME)
101-200	1 ml Madu Multiflora Jambi (MMJ)
201-300	1 ml Madu Multiflora Riau (MMR)



Gambar 9. Diagram Alir Persiapan Bahan (Sukarye, 2018)

3.3.3 Pengambilan Spektra dengan Spektrometer

Tahap-tahap pengambilan spektra dengan spektrometer ditunjukkan pada Gambar 10. Pengambilan spektra dengan alat *spectrophotometer* yaitu sampel yang telah diencerkan dimasukkan ke dalam kuvet sebanyak 2 ml selanjutnya dimasukkan dalam *holders system* dan diambil nilai absorbansi.



Gambar 10. Diagram Alir Proses Pengambilan Spektra (Sukarye, 2018)

3.3.4 Membuat dan Menguji Model

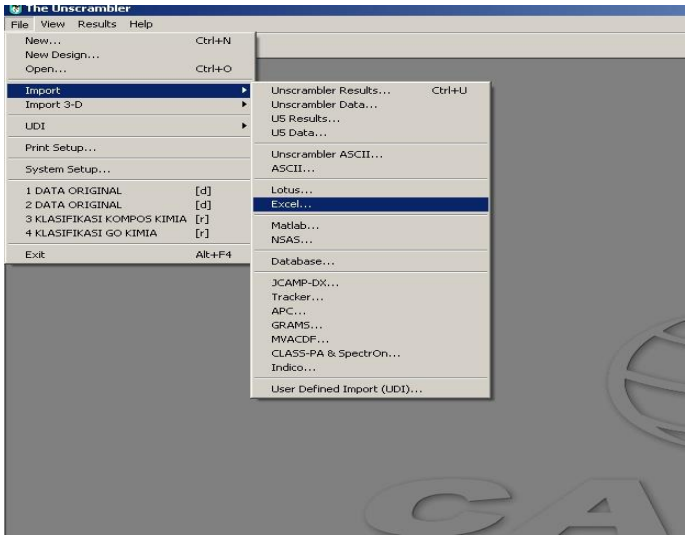
Tahap-tahap membuat dan menguji model dilakukan dengan menggunakan nilai absorbansi yang diperoleh dari pengukuran dengan menggunakan alat spektrofotometer, kemudian data tersebut digunakan untuk membuat dan menguji model dengan perangkat lunak *The Unscrambler* versi 9.2 (CAMO AS,Norwegia) menggunakan SIMCA dan PCA.

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 Modeling of Class Analogy* (SIMCA). Sampel yang sudah didapatkan nilai absorbansinya selanjutnya digabungkan menjadi satu dalam *Microsoft Excel* 1997-2003 kemudian dianalisis ke aplikasi *The Unscramble*versi 9.2. Sampel akan dibagi menjadi sampel kalibrasi, sampel validasi dan sampel prediksi. Sampel kalibrasi untuk membangun model SIMCA, sampel validasi untuk memvalidasi model yang telah dibangun, dan sampel prediksi untuk menguji model tersebut. Setelah hasil klasifikasi dari pengujian model didapatkan kemudian dilakukan perhitungan menggunakan *confusion matrix*.

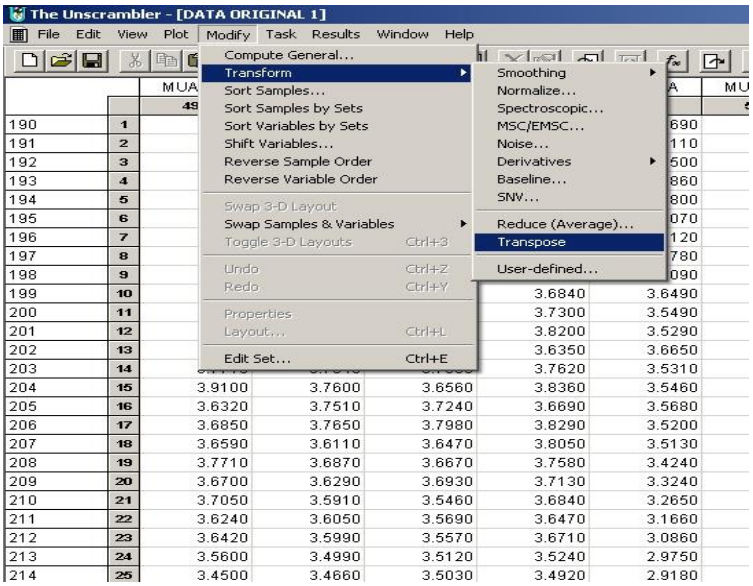
3.5. *Principal Component Analysis* (PCA)

Data yang diambil dari *UV-Vis Spectroscopy* yaitu 200 sampel madu multiflora Muara Enim (MME), 200 sampel madu multiflora Jambi (MMJ), dan 200 sampel madu multiflora Riau (MMR) yang diambil data absorbansinya. Setelah diperoleh data absorbansinya kemudian data tersebut digabungkan menjadi satu dalam satu file *Microsoft Excel* 97-2003. Kemudian file *Microsoft Excel* 97-2003 dianalisis menggunakan aplikasi *The Unscrambler version* 9.2. Sampel dianalisis menggunakan *The Unscrambler* dengan cara dibuka dahulu aplikasi tersebut kemudian setelah terbuka klik *file* pilih *import data* lalu dipilih format *excel* untuk memasukkan file *Microsoft Excel* 97-2003 yang akan dianalisis yang dapat dilihat pada Gambar 11.



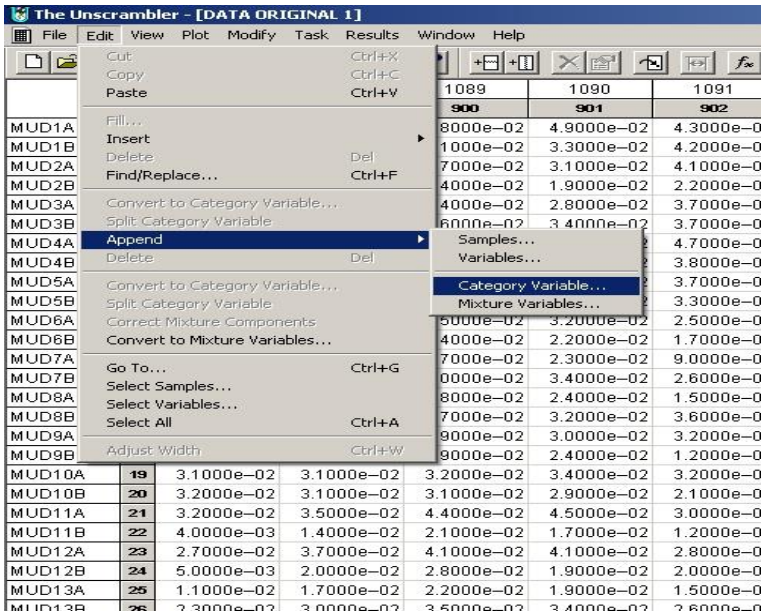
Gambar 11. Langkah Mengimport Data dari *Ms.Excel* ke *TheUnscrambler* 9.2.

Pada aplikasi *The Unscrambler version* 9.2 data *excel* yang dapat digunakan yaitu format *Microsoft Excel* 97-2003, di atas versi *Microsoft Excel* 2003 aplikasi *The Unscrambler version 9.2* tidak *compatible* untuk membukanya. Setelah data muncul pada jendela *The Unscrambler* selanjutnya data tersebut di *transpose* dengan perintah klik menu *task* pilih *tranform* lalu pilih *transpose* dan dapat dilihat pada Gambar 12.



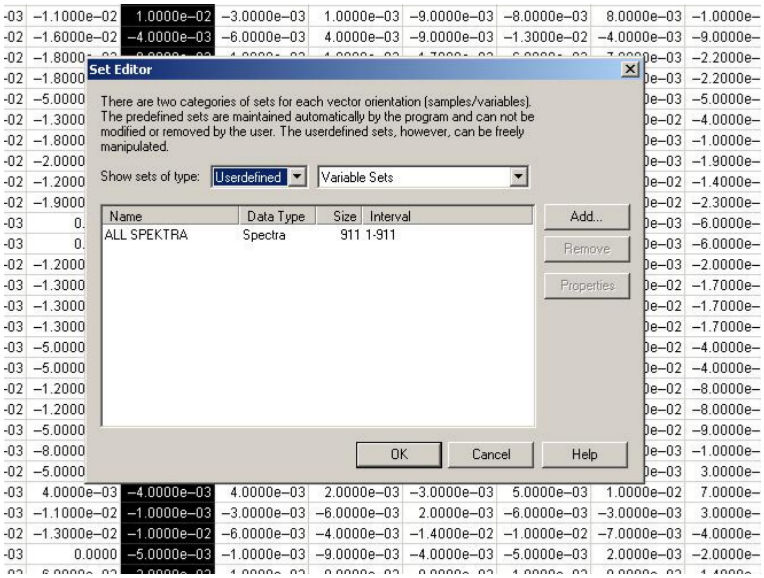
Gambar 12. Langkah Mentranspose Data pada *The Unscrambler* 9.2.

Sebelum mencari nilai PCA pada *The Unscrambler 9.2* dilakaukan beberapa tahap di antaranya klik menu *Edit* pilih *Append* pilih *Category Variable*, kemudian isi *Category Variable Name* dengan “JENIS MADU” pilih *Next* dan isi *Level Name* dengan madu multiflora Muara Enim (MME), madu multiflora Jambi (MMJ), dan madu Multiflora Riau (MMR) dan dilihat pada Gambar 13.



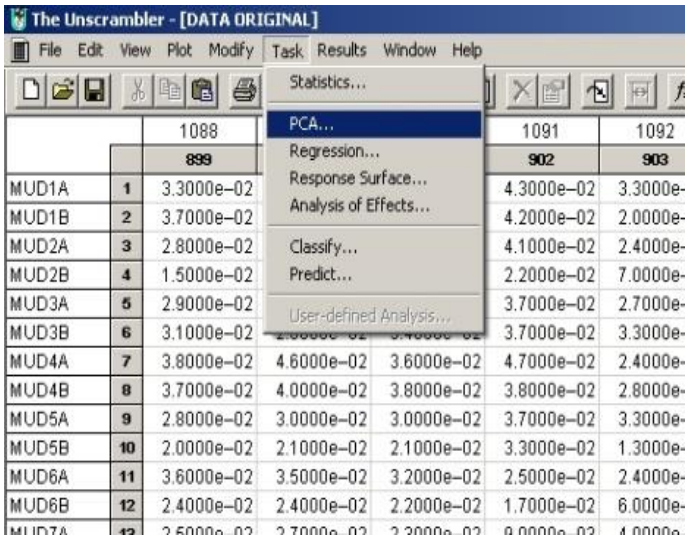
Gambar 13. Langkah Membuat Kolom *Category Variable*.

Kemudian klik pada kolom JENIS MADU dan isi masing-masing baris sesuai jenis madu. Kemudian sebelum data dianalisis dengan PCA data dikelompokkan sesuai kategori sampel dan variabel. Pengelompokkan dilakukan dengan klik menu *modify* kemudian klik *edit set* kemudian isi *sampel set* dengan *allsampel* dan *variabel set* dengan *all variable* dapat dilihat pada Gambar 14.

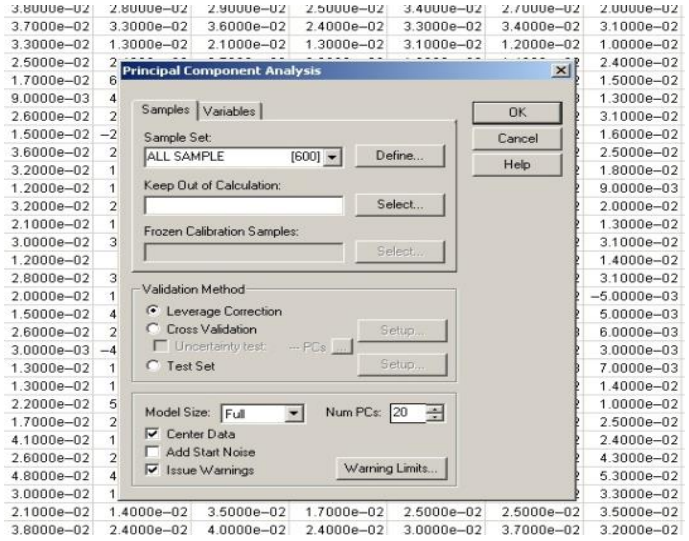


Gambar 14. Menu Edit Set.

Setelah data sudah diklasifikasi sesuai jenis madu, kemudian ditambahkan kolom *category variable*, kemudian isi dengan Kalibrasi, Validasi, Prediksi, dan KALVAL (kalibrasi dan validasi) dengan jumlah 100 sampel kalibrasi, 60 sampel validasi, 40 sampel prediksi dan 160 sampel untuk KALVAL, pembagian tersebut dapat diatur pada menu PCA dapat dilihat pada gambar 15 dan 16. Setelah itu, 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.



Gambar 15. Identifikasi Nilai PCA.



Gambar 16. Tampilan Menu PCA

V. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Ketiga jenis madu dapat dibedakan dengan metode SIMCA dengan hasil PCA pada data spektra original didapatkan PC1 dengan nilai sebesar 96% dan PC2 menunjukkan nilai sebesar 1%, sehingga nilai PC1 dan PC2 mampu menjelaskan nilai keragaman data sebesar 97%. Sedangkan pada data spektra kombinasi MSC MOV 9S didapatkan PC1 dengan nilai sebesar 91% dan PC2 menunjukkan nilai sebesar 8%, sehingga nilai PC1 dan PC2 mampu menjelaskan nilai keragaman data sebesar 99%.

2. Hasil bangun model SIMCA pada spektra original yaitu pada sampel madu multiflora Muara Enim (MME) memiliki nilai PC1 sebesar 91% dan nilai PC2 sebesar 4% dengan jumlah total PC1 dan PC2 sebesar 95%. Model SIMCA sampel madu multiflora Jambi (MMJ) memiliki nilai PC1 sebesar 93% dan nilai PC2 sebesar 5% dengan jumlah total PC1 dan PC2 sebesar 98%. Dari model SIMCA sampel madu multiflora Riau (MMR) memiliki nilai PC1

sebesar 91% dan nilai PC2 sebesar 5% dengan jumlah total PC1 dan PC2 sebesar 96%.

3. Hasil bangun model SIMCA pada spektra kombinasi MSC MOV 9S yaitu pada sampel MME memiliki nilai PC1 sebesar 91% dan nilai PC2 sebesar 4% dengan jumlah total PC1 dan PC2 sebesar 95%. Model SIMCA sampel MMJ memiliki nilai PC1 sebesar 96% dan nilai PC2 sebesar 2% dengan jumlah total PC1 dan PC2 sebesar 98%. Dari model SIMCA sampel MMR memiliki nilai PC1 sebesar 96% dan nilai PC2 sebesar 3% dengan jumlah total PC1 dan PC2 sebesar 99%.

4. Berdasarkan hasil klasifikasi perbaikan data spektra original dengan sampel prediksi dari semua sampel madu masing-masing sebanyak 40 sampel didapatkan nilai akurasi (AC) sebesar 100%, nilai sensitivitas (S) sebesar 100%, nilai spesifisitas (SP) sebesar 100%, dan nilai *false alarm rate* (FP) sebesar 0% untuk sampel MME dan MMJ serta sampe MME dan MMR, sedangkan untuk sampel MMJ dan MMR, dengan sampel sebanyak 40 sampel didapatkan nilai akurasi (AC) sebesar 100%, nilai sensitivitas (S) sebesar 100%, nilai spesifisitas (SP) sebesar 96%, dan nilai *false alarm rate* (FP) sebesar 3%. Dengan hasil pengujian tersebut, maka model yang dibuat dapat mengklasifikasikan sampel prediksi ke dalam model SIMCA dengan baik.

5. Berdasarkan hasil klasifikasi perbaikan data spektra kombinasi MSC dan *moving average* 9 segmen dengan sampel prediksi dari semua sampel madu masing-masing sebanyak 40 sampel didapatkan nilai akurasi (AC) sebesar 100%, nilai sensitivitas (S) sebesar 100%, nilai spesifisitas (SP) sebesar 100%, dan nilai *false alarm rate* (FP) sebesar 0%. Dengan hasil pengujian tersebut, maka model yang dibuat dapat mengklasifikasikan sampel prediksi ke dalam model SIMCA dengan baik.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan jumlah sampel madu yang mempunyai jarak geografis yang lebih jauh antara satu dengan yang lain, sehingga sampel madu yang digunakan akan lebih bervariasi dan lebih mengacu pada judul.

DAFTAR PUSTAKA

Al Qur'an surat. An-nahl ayat 68-69

Anklam E. A. 1998: Review of Analitycal Methods to Determine The Geographical and Botanical Origin of Honey. *food Chen* 63: 549-562.

Apratiwi, N. 2016. Studi Penggunaan Uv-Vis Spectroscopy untuk Identifikasi Campuran Kopi Luwak dengan Kopi Arabika (Skripsi). Universitas Lampung. Bandar Lampung. 105 pp.

Ardiansyah, R. F. 2013. Pengenalan Pola Tanda Tangan dengan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA) (Skripsi). Universitas Dian Nuswantoro. Semarang. 92 pp.

Citrasari, D. 2015. Penentuan Adulterasi Daging Babi pada Nugget Ayam Menggunakan NIR dan Kemometrik (Skripsi). Universitas Jember. Malang. 97 pp.

CAMO. 2006. *The Unscrambler Methods*. CAMO Software AS. United Of States. 278 hlm.

DJKI. Indikasi Geografis Terdaftar. http://www.dgip.go.id/. Diakses pada 1 Februari 2019.

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. 118 pp.

Frausto-Reyes, C., Casillas-Penuelas, R., Quintanar-Stephano, J.L., Macias-Lopez, E., Bujdud-Perez, J.M., Medina-Ramirez, I. (2017) Spectroscopic study of honey from Apis Millifera from different regions in Mexico. *Spectrochimica Acta – Part A.* 178. 212-217.

Gunawan dan Mulyani, S. 2004. *Ilmu Obat Alam*. Penebar Swadaya. Bogor. 93 hlm.

Handayani, F.N. 2016. Studi Penggunaan Metode Analisis Berbasis Uv-Vis Spectroscopy untuk Membedakan Kopi Luwak Asli dan Kopi Campuran

Luwak-Robusta Secara Cepat (Skripsi). Universitas Lampung. Lampung. 114 pp.

Henry, A. Suryadi, MT., dan Yanuar, A. 2002. Analisis Spektrofotometri Uv-Vis pada Obat Influenza dengan Menggunakan Aplikasi Sistem Persamaan Linier. Proceedings, Komputer dan Sistem Intelijen (KOMMIT). Universitas Gunadarma. Jakarta. 92 pp.

Komang, S. 2018. Studi Penggunaan Uv-Vis Spectroscopy dan Metode Simca untuk Membedakan Kopi Bubuk Berdasarkan Umur Simpan. Universitas Lampung. Lampung. 123 pp.

Krystina Pyrzynska, B. Magdalena. 2009. Analysis of phenolic acids and flavonoids in honey. *Treed in Analytical Chemistry*. 101. 28. No 7.

L. Piana, L. Persano Oddo, A. Bentabol, E. Bruneau, S. Bogdanov, C. Guyor-Declerek. 2004. "*Sensory Analysis Applied to Honey : State of Art*". Apidologie. 35: 26-37.

Lavine, B.K. 2009. Validation of classifiers. In: Walczak, B., Tauler, R., and Brown, S. (eds.). *Comprehensive Chemometric : Chemical and Biochemical Data Aarlysis Volume III*. Elsievier. Oxford. 587-599.

Mark, H dan Workman, J. Jr. 2007. *Chemometrics in Spectrosopy*. AP Publishing. New York. 511 hlm.

Miller, J.N. dan Miller, J.C. 2000. *Statistic and Chemometrics for Analytical Chemistry,4th Edition*. Pearson Education. Harlow. 217 hlm.

Mubayinah, A., Kuswandi, B., dan Wulandari, L. 2016. Penentuan Adulterasi Babi pada Sampel Burger Sapi Menggunakan Metode NIR dan Kemometrik. *e-Jurnal Pustaka Kesehatan*. 4(1) : 35 - 40.

Mujahid, A. 2011. *Teknik Pengobatan Islam (dari Hadist Shahih dan Hasan)*. Toobagus Life: Bandung. 65 hlm.

Mulja, M, 1995. *Aplikasi Analisis Spektrofotometri Ultraviolet-Visibel*. Penerbit Mechipso grafika. Surabaya. 206 hlm.

N. Major, K. Markovic', M. Krpan, G. S. Aric', M. Hrus kar, N. Vahc'ic. 2011. Rapid Honey Characterization and Botanical Classification by an Electronic Tongue . *Talanta*. 85 (1): 569-574.

N, T. Moar. 1985. *Pollen Analysis of New Zealand Honey*. New Zealand Journal of Agricultural Research. New Zealand. 99 hlm.

Noviarty & Angraini, D. 2013. Analisis Neodimium Menggunakan Metoda Spektrofotometri Uv-Vis. *Jurnal Pusat Teknologi Bahan Bakar Nuklir BATAN*. 11(6) : 9-17.

Nurcahyo, B. 2015. Identifikasi dan Autentifikasi Meniran (Phyllanthus niruri) Menggunakan Spektrum Ultraviolet-Tampak dan Kemometrika (Skripsi). Institut Pertanian Bogor. Bogor. 101 hlm.

O'Haver, T. 2016. *A Pragmatic Introduction to Signal Processing*. Department of Chemistry and Biochemistry, The University of Maryland. College Park. 153 hlm.

Parwata, O. A. 2010. Aktivitas Antiradikal Bebas Serta Kadar Beta Karoten Pada Madu Randu (Ceiba pentandra) Dan Madu Kelengkeng (Nephelium longata L). Universitas Udayana. Bali. 162 pp.

Prieto, B.G. 2017. Novel Variable Influence on Projection (VIP) Methods in OPLS, O2PLS, and OnPLS Models for Single- and Multiblock Variable Selection. Department of Chemistry Industrial Doctoral School, Umeå University. Sweden. 120 pp.

Purbaya, J. R. ,2002. *Mengenal dan Memanfaatkan Khasiat Madu Alami*. Pionir Jaya. Bandung. 108 hlm.

Roggo, Y., Chalus, P., Maurer, L., and Martinez, C. L. 2007. A Review of Near Infrared Spectroscopy and Chemometrics in Pharmaceutical Technologies. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*. 44(1) : 683–700.

Rusfidra. 2006. *Manfaat heritabilitas dalam pemuliaan ternak*. http://rusfidra.multiply.com/journal/item/46/Heritabilitas. Diakses pada 3 januari 2019.

S. A. Sohaimy, E. 2015. Physicochemical Characteristic of Honey From Different Origins. Ain Shams University. Mesir. 156 pp.

Sartika. 2011. Analisis Kadar Glukosa Dan Fruktosa Pada Beberapa Madu Murni Yang Beredar Di Pasaran Dengan Menggunakan Metode Spekfotometri Visibel. Universitas Islam Negeri Alaudin. Makassar. 173 pp.

Sihombing, D. T. H. 2005. *Ilmu Ternak Lebah Madu*. Cetakan kedua. Gajah Mada University Press, Yogyakarta. 79 hlm.

Silitonga, A. O. T. 2011. Identifikasi Dan Karakterisasi Sifat Fisika Dan Kimia Madu Asli Dan Madu Yang Dijual Dari Berbagai Sumber. Skripsi tidak diterbitkan. FMIPA USU, Medan. 109 pp.

Sudjadi. 1983. *Penentuan Struktur Senyawa Organik.* Ghalia. Jakarta. 287 hlm.

Suranto, A. , 2004, *Khasiat dan Manfaat Madu Herbal*, Agromedia Pustaka, Tangerang. 203 hlm.

Vercellis, C. 2009. *Business Intelligence: DataMining and Optimization for Decision*. Chichester: John Wiley & Sons.73 hlm.