

**STUDI PENGGUNAAN METODE UV-VIS SPEKTROSKOPI
DAN KEMOMETRIKA UNTUK IDENTIFIKASI MADU MULTIFLORA
DARI EMPAT JENIS LEBAH DI INDONESIA**

(Skripsi)

Oleh

NURUL USWATUN KHASANAH



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2021**

**STUDI PENGGUNAAN METODE UV-VIS SPEKTROSKOPI
DAN KEMOMETRIKA UNTUK IDENTIFIKASI MADU MULTIFLORA
DARI EMPAT JENIS LEBAH DI INDONESIA**

Oleh

NURUL USWATUN KHASANAH

Skripsi

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

Pada

**Jurusan Teknik Pertanian
Fakultas Pertanian Universitas Lampung**



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2021**

ABSTRAK

STUDI PENGGUNAAN METODE UV-VIS SPEKTROSKOPI DAN KEMOMETRIKA UNTUK IDENTIFIKASI MADU MULTIFLORA DARI EMPAT JENIS LEBAH DI INDONESIA

OLEH

NURUL USWATUN KHASANAH

Manfaat madu dapat dirasakan oleh semua orang tanpa batas usia, itulah yang menyebabkan madu menjadi sangat populer dan tinggi permintaannya. Identifikasi madu berdasarkan asal nektar dan jenis lebah sulit dilakukan jika menggunakan indera manusia. Padahal saat ini konsumen madu sudah mulai kritis mengenai asal madu, jenis lebah dan kandungan yang ada di dalamnya untuk memastikan kualitas dari madu. Untuk mengetahui karakteristik tersebut perlu dilakukan evaluasi menggunakan sistem yang dibantu oleh kemajuan teknologi dengan tetap mempertahankan kualitas. Penelitian ini menggunakan UV-Vis spektroskopi dan metode kemometrika (PCA dan SIMCA) untuk melakukan identifikasi madu. Bahan yang digunakan adalah madu multiflora dari empat jenis lebah (*Apis cerana*, *Apis dorsata*, *Apis mellifera*, dan *Trigona sp.*).

Sebelum melakukan pengambilan spektra, madu dipanaskan terlebih dahulu menggunakan *water bath* bersuhu 60°C selama 30 menit kemudian diencerkan dengan air distilasi menggunakan perbandingan madu dan air distilasi 1:20 mL. Kemudian larutan diaduk menggunakan *magnetic stirrer* selama 10 menit, sehingga siap untuk dimasukkan ke kuvet kuarsa sebanyak 2 mL. Sebanyak 50 sampel dengan 2 replikasi pada satu jenis madu multiflora dari lebah yang berbeda diambil datanya menggunakan UV-Vis spektrometer. Hasil penelitian berhasil memperlihatkan perbedaan sifat optik dari keempat sampel madu yang diuji melalui plot garis, plot skor, dan *X-loadings* dengan memperoleh hasil persentase 95% pada PC-1 dan 4% pada PC-2. Pada penelitian ini sampel yang diuji telah masuk ke dalam kluster yang sesuai dan tidak ada sampel yang masuk ke dalam kluster sampel lain. Berdasarkan perhitungan matriks konfusi, penelitian menghasilkan persentase nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas sebesar

100% dengan eror 0%. Berdasarkan analisis kurva ROC, model SIMCA yang telah dibangun dinyatakan sebagai *excellent classification*.

Kata kunci: UV-Vis spektroskopi, multiflora, jenis lebah, uji keaslian dan sifat optik

ABSTRACT

STUDY ON USING UV-VIS SPECTROSCOPY AND CHEMOMETRIC METHODS FOR MULTI-FLORAL HONEY IDENTIFICATION FROM FOUR TYPES OF BEES IN INDONESIA

By

NURUL USWATUN KHASANAH

*The benefits of honey can be felt by everyone regardless of age, that's what causes honey to be very popular and in high demand. Identification of honey-based on the nectar and type of bees is hard to distinguish by using the human senses. Whereas nowadays, honey consumers have begun to be critical about the origin of honey, the type of bees, and the content on it to ensure the quality of the honey. To find out these characters, it is necessary to evaluate using a system assisted by a technologically advanced system while maintaining quality. This study used UV-Vis spectroscopy and chemometric analysis (PCA and SIMCA) to identify the sample. The materials used are four multi-floral honeybees from different types of bees (*Apis cerana*, *Apis dorsata*, *Apis mellifera*, and *Trigona* sp.).*

Before taking the sample's spectra, the honey was heated using a water bath at 60°C for 30 minutes. Then, the honey is diluted with distilled water using a ratio of honey and distilled water 1:20 mL. After that, the solvent was stirred by a magnetic stirrer for 10 minutes so that it was ready to be inserted into a 2 mL quartz cuvette. A total of 50 samples with 2 replications in each type of multiflora honey from different bees were collected using a UV-Vis spectrometer. This study has successfully shown the differences of the optical properties out of the four honey samples tested through-line plot, score plot, and X-loadings and obtained results percentages of 95% on PC-1 and 4% on PC-2. In this study, the tested samples have been successfully included in the appropriate cluster and no samples were included in other samples cluster. Based on confusion matrix calculation, this study resulted in a percentage of accuracy, sensitivity, specificity of 100% with 0% error values. Based on ROC curve analysis, the SIMCA model can be classified as an excellent classification.

Keywords: *UV-Vis spectroscopy, multiflora, the types of bees, authentication and optical properties*

Judul Skripsi

: **STUDI PENGGUNAAN METODE UV-VIS
SPEKTROKOPI DAN KEMOMETRIKA
UNTUK IDENTIFIKASI MADU
MULTIFLORA DARI EMPAT JENIS LEBAH
DI INDONESIA**

Nama Mahasiswa

: **Nurul Uswatun Khasanah**

Nomor Pokok Mahasiswa

: **1714071018**


Jurusan/PS

: **Teknik Pertanian**

Fakultas

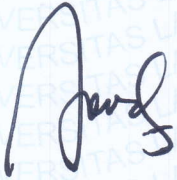
: **Pertanian**




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


Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si.
NIP. 197007031998022001

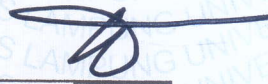
2. Ketua Jurusan Teknik Pertanian


Dr. Ir. Sandi Asmara, M.Si.
NIP. 19621010198902 1 002

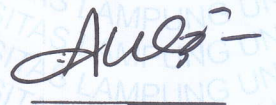
MENGESAHKAN

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 : Ir. Sri Waluyo, S.TP., M.Si., Ph.D., IPU.**



2. Dekan Fakultas Pertanian



**Prof. Dr. Ir. Irwan Sukri Banuwa, M.Si.
NIP. 196110201986031002**

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 06 Agustus 2021

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandar Lampung, Provinsi Lampung pada tanggal 4 Mei 1999, putri pertama dari dua bersaudara, dari pasangan Bapak Chunaidi dan Ibu Suryami. Penulis menempuh pendidikan Taman Kanak-Kanak (TK) di TK Al-Azhar 2 pada tahun 2005. Pendidikan Sekolah Dasar (SD) dilanjutkan di SD Al-Azhar 2 pada tahun 2006 sampai dengan tahun 2012. Penulis menyelesaikan pendidikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMP Negeri 1 Bandar Lampung pada tahun 2014 dan Sekolah Menengah Akhir (SMA) diselesaikan di SMA Negeri 1 Bandar Lampung pada tahun 2017.

Pada tahun 2017, penulis terdaftar menjadi mahasiswa Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi (SNMPTN). Selama menjadi mahasiswa penulis aktif dalam Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP) sebagai Bendahara Bidang Pengabdian Masyarakat pada periode 2018-2019 dan menjadi Sekretaris Bidang Pengabdian Masyarakat PERMATEP pada periode 2019-2020, penulis juga terdaftar aktif di Ikatan Mahasiswa Teknik Pertanian (IMATETANI) menjadi Bendahara Rayon B pada kabinet “Kolaborasi Kita” tahun 2018-2019. Selain mengikuti organisasi kemahasiswaan, penulis juga merupakan Broadcaster

Academy Batch I di Radio Republik Indonesia (RRI) pada tahun 2018-2019, Mahasiswa PERMATA-SAKTI (Program Pertukaran Mahasiswa Tanah Air Nusantara-Sistem Alih Kredit dengan Teknologi Informasi) Tahun 2020, dan menjadi Duta Fakultas Pertanian Universitas Lampung tahun 2020.

Pada tanggal 02 Januari hingga 10 Februari 2020, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) Periode 1 Tahun 2020 selama 40 hari di Desa Tanjung Jaya, Kecamatan Limau, Kabupaten Tanggamus. Sementara itu pada tanggal 01 Juli hingga 07 Agustus 2020, penulis melaksanakan Praktik Umum (PU) di Kelompok Tani Hutan (KTH) An-Nahl dengan judul “Mempelajari Budidaya Lebah Madu (*Apis cerana*) di Kelompok Tani Hutan (KTH) An-Nahl Lampung Selatan”.



SAYA PERSEMBAHKAN SKRIPSI INI KEPADA

Semua orang yang bertanya akan

kelulusan saya



SANWACANA

Puji syukur kehadiran Allah SWT, karena berkat limpahan rahmat, taufik, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Skripsi. Shalawat serta salam tak lupa senantiasa penulis sanjung Agungkan kepada suri tauladan seluruh umat islam Nabi Allah Muhammad SAW. Skripsi yang berjudul **”Studi Penggunaan Metode UV-Vis Spektroskopi dan Kemometrika Untuk Identifikasi Madu Multiflora dari Empat Jenis Lebah di Indonesia”** adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik (S.T.) di Universitas Lampung.

Penulis menyadari dalam penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan, doa, semangat, bimbingan, motivasi, dan dukungan dari berbagai pihak. Maka pada kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Irwan Sukri Banuwa, M.Si., selaku Dekan Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Ir. Sandi Asmara, M.Si. selaku Ketua Jurusan Teknik Pertanian Fakultas Pertanian Universitas Lampung.
3. Bapak Dr. Agr. Sc. Diding Suhandy, S.TP., M.Agr. selaku pembimbing utama yang telah meluangkan waktu memberikan bimbingan, nasihat, saran dan motivasi sehingga skripsi ini terselesaikan.
4. Ibu Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si. selaku dosen pembimbing kedua sekaligus pembimbing akademik, yang selalu memberikan dukungan, bantuan, nasihat, dan saran sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.
5. Bapak Ir. Sri Waluyo, S.TP., M.Si., Ph.D., IPU. selaku pembahas yang telah memberikan nasihat, kritik, dan saran sebagai perbaikan selama proses penyusunan skripsi.

6. Ayahanda, Ibunda, keluarga besar Khuzaini dan keluarga besar Sarsilah yang selalu memberikan doa, dukungan moral dan materil serta kasih sayangnya kepada penulis.
7. Bapak/Ibu dosen, Penjaga Lab, dan Pak Supri yang telah banyak membantu dan mengajarkan penulis selama perkuliahan.
8. Kak Puji, Kak Ongol, Kak Indah dan Kak Ayew yang telah memberi arahan, refrensi, dan selalu menjawab pertanyaan penulis selama penyusunan skripsi.
9. Rekan-rekan seperjuanganku, *Spectroscopy Research Group* '17 dan keluarga Teknik Pertanian 2017 yang selalu memberikan bantuan kepada penulis sejak maba hingga saat ini.
10. Deffi Merlyana Putri dan As Syifa Faradita yang selalu mendengarkan keluh kesah dan membantu penulis selama perkuliahan.
11. Pritie, Aviv, Keny, Dwi, Alfa dan Alvin yang selalu menemani, menghibur dan mengajak penulis keliling dunia untuk melepas penat.
12. Semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu per satu yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini. *Last but not least, I wanna thank me. I wanna thank me for believing in me, I wanna thank me for doing all this hard work, I wanna thank me for having no days off, I wanna thank me for never quitting, I wanna thank me for tryna do more right than wrong, I wanna thank me for just being me at all times.*

Akhir kata, penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Akan tetapi sedikit harapan semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Aamiin.

Bandar Lampung, 06 Agustus 2021
Penulis,
Nurul Uswatun Khasanah

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR.....	x
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Tujuan Penelitian	4
1.4. Manfaat Penelitian	4
1.5. Hipotesis	4
1.6. Batasan Masalah	4
II. TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1. Lebah Madu	6
2.2. Madu	9
2.3. UV-Vis spektroskopi	13
2.4. Metode Kemometrika	15
2.4.1. <i>Principal Component Analysis</i> (PCA).....	16
2.4.2. <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA).....	17
2.5. Matriks Konfusi	17
2.6. Transformasi Data Spektra (<i>Pre-processing</i>)	18
III. METODOLOGI PENELITIAN	22
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian	22
3.2. Alat dan Bahan Penelitian.....	22
3.3. Prosedur Penelitian	22
3.3.1. Persiapan Alat.....	23
3.3.2. Persiapan Bahan	23
3.3.3. Pengambilan Spektra	27
3.3.4. Analisis Data	27
3.3.5. Bangun Model dan Evaluasi Model	27
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	38
4.1. Analisis Spektra Madu Multiflora pada Panjang Gelombang 190-1100 nm	38
4.1.1. Analisis Spektra Madu Multiflora Menggunakan Data <i>Original</i>	39

4.1.2. Analisis Spektra Madu Multiflora Menggunakan Data <i>Pre-processing</i>	40
4.2. Hasil <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) pada Panjang Gelombang 190-1100 nm	44
4.2.1. Hasil PCA Menggunakan Data <i>Original</i>	45
4.2.2. Hasil PCA Menggunakan Data <i>Pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	47
4.3. Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	49
4.3.1. Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan Data <i>Original</i>	50
4.3.2. Model <i>Soft Independent Modelling of Class Analogy</i> (SIMCA) Menggunakan Data <i>Pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	52
4.4. Klasifikasi Sampel pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	55
4.4.1. Klasifikasi Menggunakan Data <i>Original</i>	55
4.4.2. Klasifikasi Menggunakan Data <i>Pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i>	60
4.5. Plot <i>Coomans</i>	64
4.5.1. Plot <i>Coomans</i> Menggunakan Data <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	65
4.5.2. Plot <i>Coomans</i> Menggunakan Data <i>Pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100nm.....	70
4.6. Kurva <i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC)	76
4.6.1. Kurva ROC Menggunakan Data <i>Original</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	77
4.6.2. Kurva ROC Menggunakan Data <i>Pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada Panjang Gelombang 190-1100 nm.....	84
V. KESIMPULAN DAN SARAN	92
5.1. Kesimpulan	92
5.2. Saran	93
DAFTAR PUSTAKA	94
LAMPIRAN	100

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Persyaratan mutu madu (Sumber: Standar Nasional Indonesia, 2018).....	10
2. Matriks Konfusi	17
3. Penomoran Sampel Madu.	24
4. Hasil <i>pre-processing</i> spektra <i>original</i> menggunakan beberapa <i>pre-processing</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm	41
5. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAD menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	56
6. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	56
7. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	57
8. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	58
9. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	59
10. Matriks konfusi model SIMCA MAM dengan model SIMCA MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	59
11. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAD menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	60
12. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	61
13. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	62

14. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	62
15. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	63
16. Matriks konfusi model SIMCA MAM dengan model SIMCA MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	64
17. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAD menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	77
18. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	78
19. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	80
20. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	81
21. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	82
22. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAM dengan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	83
23. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAD menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	84
24. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	85
25. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi	87

26. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi.....	88
27. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi.....	89
28. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAM dengan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi.....	90

Lampiran

29. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAD data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	101
30. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAM data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	102
31. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAT data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	103
32. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAM data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	104
33. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAT data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	105
34. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAM dan MAT data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	106
35. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAD data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	107
36. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAM data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	108
37. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAT data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	109
38. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAM data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	110

39. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAT data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	111
40. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAM dan MAT data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	112
41. Glosarium (Suhandy dan Yulia, 2019)	113

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Koloni lebah madu <i>Trigona sp.</i> (Sumber: Dokumen pribadi, 2020).	7
2. Koloni <i>Apis dorsata</i> (Sumber:Wikipedia, 2007).	8
3. Koloni <i>Apis mellifera</i> (Sumber: Ashley, 2013).	8
4. <i>Apis cerana</i> (Sumber: Alamendah, 2015).	9
5. Skema UV-Vis spektroskopi (Sumber: Nugroho, 2019).	15
6. Diagram alir prosedur penelitian.	23
7. Diagram alir persiapan bahan.	24
8. Proses pemanasan madu menggunakan <i>water bath</i>	25
9. Saat melakukan pengenceran sampel.	25
10. Proses pengadukan larutan sampel.	26
11. Proses persiapan sampel.	26
12. Proses pengambilan spektra pada sampel.	27
13. Diagram alir proses pengambilan spektra sampel madu.	28
14. Memasukkan <i>File</i> yang akan digunakan.	29
15. Langkah melakukan transpose data.	29
16. Proses pengisian jendela <i>Category Variable</i>	30
17. Proses pengisian <i>Category Name</i>	30
18. Proses pengisian identitas “KALVALPRED”.	31
19. Hasil <i>Define Range</i>	32
20. Proses PCA.	33

21. Proses analisis SIMCA.	34
22. Transformasi data menggunakan <i>Smoothing Moving Average</i>	35
23. Transformasi data menggunakan <i>Normalize</i>	35
24. Transformasi data menggunakan <i>Derivative Savitzky Golay</i>	36
25. Transformasi data menggunakan SNV.	37
26. Transformasi data menggunakan MSC.....	37
27. Sampel madu multiflora dari lebah <i>Apis cerana</i> (MAC), madu multiflora dari lebah <i>Apis dorsata</i> (MAD), madu multiflora dari lebah <i>Apis mellifera</i> (MAM), madu multiflora dari lebah <i>Trigona sp.</i> (MAT).	38
28. Nilai rata-rata absorbans data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	39
29. Nilai rata-rata absorbans data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	44
30. Plot skor hasil PCA data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm. ...	45
31. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 hasil analisis PCA menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	46
32. Plot skor hasil PCA menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	48
33. Grafik <i>X-Loading</i> PC-1 dan PC-2 hasil analisis PCA menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	49
34. Model kalibrasi dan validasi sampel MAC menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	50
35. Model kalibrasi dan validasi sampel MAD menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	51
36. Model kalibrasi dan validasi sampel MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	51
37. Model kalibrasi dan validasi sampel MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	52
38. Model kalibrasi dan validasi sampel MAC menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	53

39. Model kalibrasi dan validasi sampel MAD menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	53
40. Model kalibrasi dan validasi sampel MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	54
41. Model kalibrasi dan validasi sampel MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	54
42. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAD menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	65
43. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	66
44. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	67
45. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	68
46. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	69
47. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAM dan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	70
48. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAD menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	71
49. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	72
50. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	73
51. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	74

52. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	75
53. Plot <i>Coomans</i> hasil klasifikasi model SIMCA MAM dan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	76
54. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAD menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	78
55. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	79
56. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	80
57. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAM menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	81
58. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	82
59. Kurva ROC klasifikasi MAM dan MAT menggunakan data <i>original</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.....	83
60. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAD menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	85
61. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	86
62. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	87
63. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAM menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	88
64. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	90

65. Kurva ROC klasifikasi MAM dan MAT menggunakan data transformasi <i>SNV</i> + <i>Smoothing Moving Average 3 Segment</i> pada panjang gelombang 190-1100 nm.	91
---	----

Lampiran

66. Bahan air distilasi (a) dan madu (b)	114
67. Alat yang digunakan <i>UV-Vis Spectrometer Geneysis 10S UV-Vis (Thermo Elektron Instrument, USA)</i> (a) kuvet (b) pipet tetes (c)	114
68. Larutan sampel MAT pengenceran 1:20 (a) dan Larutan sampel MAT pengenceran 1:40 (b).....	115
69. Hasil spektra sampel MAT pengenceran 1:20 (a) dan hasil spektra sampel MAT pengenceran 1:40 (b).....	115

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Menurut Hamzah (2011), kebutuhan madu dalam negeri tahun 2009 diperkirakan sekitar 2.200 ton dan produk lokal hanya mampu memasok sekitar 1.650 ton sehingga kekurangannya diimpor dari luar negeri. Padahal berdasarkan data yang disampaikan oleh Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (2017), Indonesia memiliki alam berupa hutan yang luasnya sekitar 125 juta hektar dan cocok untuk kegiatan beternak lebah dikarenakan memiliki keberagaman tanaman bunga sebagai sumber pakan lebah. Berdasarkan hal tersebut maka Indonesia memiliki potensi untuk memproduksi madu sepanjang tahun. Kebutuhan madu yang tidak terpenuhi membuat impor madu menjadi tinggi, hal ini dapat menjadi peluang bagi peternak lebah madu dalam pengembangan usaha budidaya lebah madu. Menurut Nurdin (2020), Indonesia menjadikan pulau Jawa sebagai wilayah prioritas untuk melakukan pengembangan usaha budidaya lebah *Apis cerana*.

Budidaya lebah madu dilakukan karena sudah sejak dahulu madu dipercaya memiliki banyak manfaat, baik sebagai bahan konsumsi, sebagai obat, sebagai penyedap, bahkan digunakan untuk perawatan kecantikan. Manfaat madu tersebut dapat dirasakan oleh semua orang tanpa batas usia, itulah yang menyebabkan madu menjadi sangat populer dan tinggi permintaannya. Beberapa keunggulan madu dikutip dari Faisal dan Sakri (2015) adalah mudah dicerna, mengandung berbagai vitamin dan mineral, dapat dijadikan sumber antioksidan yang efektif dalam menghilangkan radikal bebas, mengandung antibiotik yang aktif melawan serangan patogen penyebab penyakit, dan mampu mempercepat penyembuhan

luka. Menurut Mayuna (2013) madu bermanfaat untuk kecantikan karena madu dapat melembutkan dan melembabkan bibir serta mencegah bibir menjadi kering, selain itu madu dapat menghilangkan jerawat, noda dan flek hitam pada wajah serta mencegah penuaan dini.

Tidak semua negara di dunia memiliki biodiversitas yang tinggi seperti Indonesia. Beragam flora dan fauna dapat hidup dan beradaptasi dengan baik di hutan heterogen Indonesia karena iklimnya yang tropis. Dari keberagaman tersebut, serangga adalah fauna yang memiliki daya adaptasi tinggi untuk hidup. Salah satu serangga yang bermanfaat bagi makhluk hidup lain adalah lebah madu. Terdapat empat jenis lebah penghasil madu yang ada di Indonesia yaitu lebah Eropa (*Apis mellifera*), lebah tak bersengat (*Trigona sp.*), lebah Asia (*Apis cerana*) dan lebah hutan (*Apis dorsata*) (Hadisoesilo, 2001).

Selain dibedakan dari jenis lebahnya masyarakat Indonesia juga biasa membedakan madu berdasarkan asal atau originnya seperti madu Arab, madu Kalimantan, atau madu Sumbawa. Seperti diketahui, kualitas madu bergantung dari nektar bunga yang dihisap oleh lebah. Berdasarkan sumber nektarnya madu dibedakan menjadi 2 yaitu madu monoflora dan madu multiflora. Madu multiflora juga biasa disebut sebagai madu poliflora contohnya adalah madu aneka jenis bunga (*mix flower*). Contoh madu monoflora yaitu madu bunga randu, madu bunga klengkeng, madu bunga durian, dan madu bunga kopi. Masing-masing tumbuhan tersebut menghasilkan aroma yang khas pada madu dan memiliki manfaat yang berbeda-beda berdasarkan kandungan vitamin dan mineral yang ada pada nektar bunga (Faisal dan Sakri, 2015). Dikutip dari Firmansyah (2019), selain karena kandungan nutrisi dan enzim yang ada di dalam madu, harga jual madu dipengaruhi oleh sumber nektarnya. Berdasarkan hal tersebut membuat madu multiflora lebih murah dibandingkan dengan madu monoflora sehingga mudah untuk didapatkan.

Madu yang dihasilkan oleh lebah memiliki perbedaan yang tidak bisa dilihat dengan menggunakan indera manusia karena sekilas memiliki warna, rasa, dan kandungan yang sama. Pada saat ini konsumen madu sudah mulai kritis

mengenai asal madu, jenis lebah dan kandungan yang ada di dalamnya untuk memastikan kualitas dari madu. Kualitas madu tersebut sangat mempengaruhi nilai jual pada madu dan manfaat yang diperoleh oleh konsumen. Untuk mengetahui karakteristik tersebut perlu dilakukan evaluasi menggunakan sistem yang dibantu oleh kemajuan teknologi dengan tetap mempertahankan kualitas.

Madu multiflora memiliki potensi untuk dikembangkan karena harganya yang lebih terjangkau oleh sebagian besar konsumen di Indonesia. Kualitas dan penerimaan madu multiflora salah satunya ditentukan oleh asal atau origin madu multiflora dan jenis lebah madu multiflora. Umumnya evaluasi mutu madu menggunakan metode NIR (*near-infrared*), namun metode ini memiliki kelemahan yaitu membutuhkan biaya tinggi karena memerlukan spektrometer NIR dan lampu yang mahal sehingga menyebabkan perkembangan metode ini rendah khususnya di Indonesia (Suhandy, 2017). Selain menggunakan metode NIR, pengujian madu juga dapat menggunakan teknologi UV-Vis spektroskopi yang menggunakan spektrometer yang lebih murah. Metode ini juga tergolong mudah dalam penggunaannya serta dalam mengekstraksi sampel menggunakan bahan ramah lingkungan seperti air distilasi. Proses pengambilan data menggunakan UV-Vis spektroskopi ini relatif cepat dibandingkan dengan metode *high performance liquid chromatography* (HPLC), yaitu hanya membutuhkan waktu sekitar 3-5 menit.

Dengan kelebihan yang dimiliki, membuat UV-Vis spektroskopi banyak tersedia di laboratorium universitas-universitas yang ada di Indonesia dan digunakan untuk melakukan banyak pengujian. Penggunaan UV-Vis spektroskopi dalam pengujian madu sudah terbukti berhasil dilakukan oleh Firmansyah (2019), Zaini (2019), dan Hartono (2021). Namun penggunaan UV-Vis spektroskopi untuk identifikasi madu multiflora berdasarkan jenis lebah dan beda origin atau asal madu khususnya yang melibatkan empat jenis lebah yaitu: *Apis cerana*, *Apis dorsata*, *Apis mellifera*, dan *Trigona sp* belum dilakukan. Sehingga pada penelitian ini dilakukan evaluasi penggunaan UV-Vis spektroskopi untuk identifikasi madu multiflora dari empat jenis lebah di Indonesia.

1.2. Rumusan Masalah

Bagaimana cara mengidentifikasi madu multiflora berdasarkan jenis lebah dan beda origin secara cepat?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk membangun sistem evaluasi mutu madu secara cepat dalam mengidentifikasi madu multiflora dari empat jenis lebah dan origin atau asal madu yang berbeda khususnya yang beredar di Provinsi Lampung.

1.4. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan informasi seputar perbedaan yang dimiliki oleh madu dari empat jenis lebah dan asal atau origin madu yang berbeda.
2. Bermanfaat dalam menyediakan pilihan teknologi uji keaslian madu multiflora berdasarkan perbedaan jenis lebahnya.

1.5. Hipotesis

Adapun hipotesis dari penelitian ini adalah:

1. Metode UV-Vis spektroskopi dan kemometrika dapat digunakan untuk mengidentifikasi madu multiflora berdasarkan perbedaan jenis lebahnya.
2. Terdapat perbedaan sifat optik di antara empat jenis madu dari jenis lebah yang berbeda.
3. Terdapat perbedaan sifat optik di antara empat jenis madu dari asal atau origin yang berbeda.

1.6. Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini adalah sampel yang digunakan untuk uji coba berasal dari jenis lebah *Apis mellifera*, *Apis dorsata*, *Apis cerana*, dan *Trigona sp.* yang diasumsikan memiliki umur panen yang sama dan diperoleh dari wilayah

yang berbeda pada setiap jenisnya sehingga sumber nektar yang dihisap oleh setiap jenis lebah pun beragam karena perbedaan varietas bunga dan geografisnya, serta tidak dilakukan uji kimia komposisi pada madu yang diuji.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Lebah Madu

Klasifikasi lebah madu secara taksonomi yang dikemukakan oleh Partosoedjono (1992) yaitu:

Kingdom : Animalia

Phyllum : Arthropoda

Kelas : Insecta atau Hexapoda

Ordo : Hymenoptera

Famili : Apidae

Genus : Apis, Trigona, Melipona

Jenis : *Apis florea*

Apis cerana

Apis mellifera

Apis dorsata

Apis koschevnikovi

Apis adeniformis



Gambar 1. Koloni lebah madu *Trigona sp.* (Sumber: Dokumen pribadi, 2020).

Lebah merupakan serangga Hymenoptera yang banyak ditemukan pada tumbuhan berbunga. Terdapat tiga genus lebah madu yaitu *Apis*, *Trigona*, dan *Melipona* (Sarwono, 2001). *Trigona sp.* yaitu jenis lebah madu yang tidak bersengat (*stingless bee*) mengandalkan propolis untuk melindungi sarang dari serangan predator dan untuk mempertahankan kestabilan suhu di dalam sarang. Lebah jenis ini bisa dilihat pada Gambar 1. Budidaya *Trigona sp.* dapat ditemukan mulai dari daerah pantai hingga ke daerah pegunungan dan berhasil dibudidayakan di semua lokasi (Free, 1982). Lebah madu *Trigona sp.* menghasilkan jumlah madu yang lebih sedikit dibandingkan dengan lebah lainnya. Hasil madu jenis *Trigona sp.* memiliki aroma dan rasa yang asam. Hal tersebut berasal dari resin tumbuhan dan bunga yang diambil (Fatoni, 2008).

Berbeda dengan madu yang dihasilkan oleh genus *Apis*, madu *Trigona* memiliki kadar antioksidan yang lebih tinggi, sehingga dikaitkan dengan efek hepatoprotektif dan kardioprotektif (Visweswara *dkk.*, 2016). Madu dari lebah *Trigona sp.* memiliki rasa, aroma dan viskositas berbeda yang dapat digunakan di bidang medis dan terapi (Suparyogi, 2015). Kualitas madu yang diperoleh dari lebah jenis *Trigona sp.* memiliki kadar air yang tinggi namun memiliki kadar total karbohidrat dan kadar gula yang lebih rendah dibandingkan dengan *Apis mellifera* (Raya, 2020).



Gambar 2. Koloni *Apis dorsata* (Sumber: Wikipedia, 2007).

Apis dorsata merupakan salah satu jenis lebah madu yang sebaran aslinya mencakup sebagian besar wilayah Indonesia (Gambar 2). *Apis dorsata* adalah lebah madu yang hidup di hutan, mayoritas letak sarangnya berada di tempat yang tinggi, serta memiliki sifat yang agresif. Hal ini menyebabkan lebah madu *Apis dorsata* sulit dibudidayakan. Lebah *Apis dorsata* saat ini mengalami penurunan jumlah karena ketersediaan pakan yang berkurang serta perburuan liar dan mengakibatkan kerusakan hutan (Kukuh, 1999).



Gambar 3. Koloni *Apis mellifera* (Sumber: Ashley, 2013).

Apis mellifera berasal dari Eropa. Lebah ini pertama kali dibawa ke Indonesia pada tahun 1972 dari *Australian Freedom From Hunger Campaign Committee* (AFFHCC) kepada Pusat Perlebahan Pramuka (Apiari Pramuka, 2002). Lebah *Apis mellifera* dapat dilihat pada Gambar 3. Pengenalan ini bertujuan agar produktivitas madu yang ada di Indonesia meningkat, karena lebah madu *Apis mellifera* memiliki produktivitas yang tinggi dibandingkan jenis lebah lokal *Apis cerana* (Oldroyd and Wongsiri, 2006).



Gambar 4. *Apis cerana* (Sumber: Alamendah, 2015).

Apis cerana (Gambar 4) baru diketahui pada awal tahun 1980 melalui pelatihan yang diselenggarakan oleh Dinas Pertanian Tanaman Pangan (Sudaryanto, 2010). Lebah madu *Apis cerana* adalah lebah madu lokal yang ada di Asia. *Apis cerana* dikembangkan oleh masyarakat di Lampung karena lebah ini lebih adaptif dengan lingkungan dan tahan terhadap penyakit dibandingkan *Apis mellifera*, serta dapat dibudidayakan di dataran tinggi maupun dataran rendah (Tim Apiari Pramuka, 2002).

2.2. Madu

Madu merupakan cairan alami yang berasal dari nektar bunga yang dihisap oleh lebah, kemudian mengalami beberapa proses dalam tubuh lebah sampai akhirnya menjadi madu dengan bantuan enzim intervas. Nektar bunga disimpan oleh lebah untuk selanjutnya diubah dan diikat dengan senyawa-senyawa dari lebah

kemudian diletakan pada sel sarang. Madu memiliki sifat optik *levo rotary* atau mampu memutar bidang polarisasi ke arah kiri (Sari, 2011).

Madu diketahui sudah digunakan sejak tahun 2100-2000 SM. Masyarakat pada masa itu menggunakan madu hanya didasari oleh pengalaman tanpa jejak ilmiah yang dapat dibuktikan. Berdasarkan hal tersebut penelitian seputar madu saat ini banyak dilakukan karena beragam keuntungan yang dimiliki oleh madu dalam bidang kesehatan dan pengobatan penyakit. Kandungan yang ada pada madu dipengaruhi oleh faktor iklim, lingkungan, asal geografis, sumber nektar dan teknik pengolahannya (Erejuwa dkk, 2012).

Tabel 1. Persyaratan mutu madu (Sumber: Standar Nasional Indonesia, 2018)

No	Jenis Uji	Satuan	Persyaratan		
			Madu hutan	Madu budidaya	Madu lebah tanpa sengat
A	Uji organoleptik				
1	Bau		Khas madu	Khas madu	Khas madu
2	Rasa		Khas madu	Khas madu	Khas madu
B	Uji laboratoris				
1	Aktivitas enzim ditase	DN	Min 1*)	Min 3*)	Min 1*)
2	Hidriksimetilfurfural (HMF)	mg/kg	Maks 40	Maks 40	Maks 40
3	Kadar air	% b/b	Maks 22	Maks 22	Maks 27,5
4	Gula pereduksi (dihitung sebagai glukosa)	% b/b	Min 65	Min 65	Min 55
5	Sukrosa	% b/b	Maks 5	Maks 5	Maks 5
6	Keasaman	ml NaOH/kg	Maks 50	Maks 50	Maks 50
7	Padatan tak larut dalam air	% b/b	Maks 0,5	Maks 0,5	Maks 0,7
8	Abu	% b/b	Maks 0,5	Maks 0,5	Maks 0,5
9	Cemaran logam				
	9. 1 Timbal (Pb)	mg/kg	Maks 1,0	Maks 1,0	Maks 1,0
	9. 2 Cadimium (Cd)	mg/kg	Maks 0,2	Maks 0,2	Maks 0,2
	9. 3 Merkuri (Hg)	mg/kg	Maks 0,3	Maks 0,3	Maks 0,3
10	Cemran arsen (As)	mg/kg	Maks 1,0	Maks 1,0	Maks 1,0
11	Kloramfenikol	mg/kg	Tidak terdeteksi		
Catatan *) Persyaratan ini berdasarkan pengujian setelah madu dipanen					

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan oleh Sudaryanto (2010) kandungan kadar air rata-rata yang didapat dari lebah madu lebah *Apis cerana* di Desa Kuapan, Kec. Tambang, Kab. Kampar, Riau yaitu sebesar 17,63%. Kadar air tersebut sudah memenuhi SNI 8664:2018 (Tabel 1) yang menyatakan bahwa madu lebah yang berkualitas baik adalah yang memiliki kadar air di bawah 22%. Kadar air yang tinggi akan menyebabkan madu mengalami penurunan kesegaran

dan mudah mengalami fermentasi. Berbeda dengan kadar air, rata-rata kadar glukosa yang dimiliki madu lebah *Apis cerana* yang diuji tidak memenuhi persyaratan yang ada pada SNI 8664:2018 yaitu hanya sebesar 31,2%. Nilai tersebut bergantung pada jenis nektar bunga yang diperoleh lebah. Bunga yang dihisap saat musim kemarau memiliki kandungan air yang rendah sehingga menyebabkan kadar glukosa yang dihasilkan menurun.

Hasil analisis laboratorium yang dilakukan oleh Adalina (2018), kadar air yang diperoleh pada beberapa sampel madu *Apis dorsata* sangat tinggi yaitu berkisar 26-29%. Walaupun melebihi batas standar yang telah ditetapkan, kadar air yang tinggi pada madu hutan merupakan hal yang umum didapatkan. Pada kadar gula pereduksi madu *Apis dorsata* yaitu berkisar 73,40-73,83% yang artinya sudah memenuhi SNI 8664:2018 yaitu minimal 65%. Untuk menentukan keaslian, kesegaran, dan kemungkinan adanya proses pemanasan pada madu perlu dilakukan pengujian kadar HMF (Hidroksimetilfurfural). Kadar HMF pada penelitian tersebut sebesar 0,299-0,417 mg/kg, yang artinya masih sangat jauh dari ketetapan SNI 8664:2018 yaitu sebesar 50 mg/kg. Hal tersebut disebabkan karena sampel madu yang diuji merupakan madu yang baru saja dipanen.

Pada uji kualitas madu *Apis mellifera* yang dilakukan pada beberapa wilayah Kabupaten Pati menunjukkan kadar air yang cukup tinggi yaitu berkisar 24-27,8% (melebihi batas SNI yang ditetapkan). Hal tersebut dipengaruhi oleh faktor lingkungan dan faktor antropogenik. Faktor antropogenik yaitu seperti tingkat kematangan madu saat dipanen, teknik yang digunakan saat melakukan pengemasan dan penyimpanan, serta karena terdapat kecurangan perlakuan yang sengaja menambahkan gula cair pada madu. Kadar keasaman yang didapat juga melebihi standar yang ditetapkan yaitu berkisar 59-68 ml NaOH/kg. Kadar keasaman yang cukup tinggi tersebut menunjukkan total jumlah asam organik serta menjadi indikasi bahwa terjadi fermentasi gula yang tidak diinginkan pada madu didukung oleh kadar air yang dimiliki cukup tinggi (Fatma dkk, 2017).

Uji laboratorium dari kandungan madu *Trigona sp* dari desa Mangkuak, Kecamatan Pangaron, Kabupaten Banjar yaitu memiliki kadar air 25%, kadar abu

0,19%, kadar gula pereduksi 54,13%, kadar sukrosa 4,65%, keasaman 146,79 ml NaOH 1/N kg, padatan yang tak larut dalam air 1,39%, timbal <0,001 mg/kg, dan arsen <0,003 mg/ kg. Mayoritas kandungan yang diperoleh sudah memenuhi standar yang telah ditetapkan untuk lebah tanpa sengat, kecuali pada kadar gula pereduksi dan pada padatan tak larut dalam air. Kadar gula pereduksi yang tinggi disebabkan karena sampel madu dipanen pada saat musim hujan, sedangkan tingginya persentase padatan tak larut dalam air disebabkan karena banyaknya kotoran seperti serpihan daun, serangga, dan pasir (Ridoni, 2020).

Fruktosa yang ada pada madu dapat membantu tubuh dalam proses oksidasi pada hati. Berdasarkan hal tersebut, madu dapat digunakan untuk mengobati kerusakan yang terjadi pada hati bagi peminum alkohol. Mineral yang ada pada madu dapat membuat tubuh menjadi segar, sedangkan vitamin yang ada pada madu dapat membantu proses metabolisme protein serta mencegah penyakit pada kulit seperti herpes dan eksim. Senyawa yang ada pada madu dan berfungsi sebagai anti oksidan adalah beta karoten. Hal tersebut dibuktikan karena beta karoten mampu mencegah radikal bebas khususnya radikal oksigen singlet (Parwata dkk, 2010).

Kadar gula terutama fruktosa yang tinggi dan kandungan air yang ada pada madu dapat meningkatkan tekanan osmotik. Tingginya tekanan osmotik membuat madu mampu mengekstrak dan menyerap air dari sel bakteri, sehingga bakteri menjadi kehilangan air dan proses metabolisme terganggu kemudian mati. Perawatan mulut menggunakan madu secara teratur dapat menurunkan derajat mukositis. Hal tersebut dikarenakan madu memiliki fungsi sebagai anti inflamasi, anti mikroba, anti jamur, dan sebagai perangsang pertumbuhan dan perbaikan jaringan. Madu sebagai agen anti inflamasi juga memiliki pengaruh penting sebagai anti histamine yang dapat mengurangi edema pada jaringan. Berdasarkan hal tersebut membuat madu efektif dalam merangsang proses penyembuhan dan pembentukan kembali jaringan yang baru (Simamora dkk, 2016).

Terapi menggunakan madu dapat mengurangi intensitas batuk di malam hari, karena madu mampu merangsang dalam mengeluarkan hormon melatonin. Hormon ini berperan dalam pelepasan somatotropin dalam mengatur proses

pemulihan kesehatan. Rangsangan yang diberikan madu dapat membantu dalam peningkatan kualitas tidur bagi anak yang sedang batuk (Rokhaidah dkk, 2015). Memberikan madu pada anak yang sedang menderita diare juga dapat menurunkan frekuensi diare pada anak (Elnady dkk, 2013). Selain dapat meredakan batuk dan diare pada anak, madu juga dapat membantu dalam proses penyembuhan luka bagi pengidap *diabetes militus* (Putra dan Andriani, 2017). Kandungan antibiotik pada madu mampu berperan dalam mengatasi bakteri diare dan melawan organisme seperti *enterophagetic* yang merupakan spesies dari bakteri *Ecolli*, *Shigella* dan *Salmonella* (Andayani, 2020).

Madu mengandung gula, enzim, vitamin dan mineral yang bermanfaat banyak bagi manusia. Pemanfaatan madu dalam kehidupan sehari-hari yaitu ada yang dijadikan bahan makanan, obat, bahkan untuk dijadikan bahan kosmetik serta perawatan kecantikan. Produk kosmetik yang banyak menggunakan madu sebagai bahan dasar adalah sabun, *body lotion*, *moisturizer*, shampoo, dan masih banyak lagi (Aini dkk, 2020). Jenis madu Manuka adalah yang lazim digunakan sebagai bahan campuran dalam pembuatan *lipstick*, pelembab, dan antiseptik pada kulit (Adji, 2004).

2.3. UV-Vis spektroskopi

UV-Vis spektroskopi merupakan salah satu teknologi yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi, autentifikasi, dan pengendalian kualitas dari bahan baku pangan maupun produk herbal. Metode ini banyak digunakan keperluan analitik karena hasil pengujiannya bersifat sensitif dan kuantitatif. Selain itu, teknik analisis ini memiliki kelebihan seperti murah, cepat dan dalam proses persiapan dan pengujian sampel tergolong mudah, sehingga lebih efisien saat digunakan dalam proses pengendalian kualitas (Sanchez dkk., 2008).

UV-Vis spektroskopi adalah teknik analisis yang menggunakan spektrometer dengan memanfaatkan sumber radiasi elektromagnetik ultra violet (190 nm – 380 nm) dan sinar tampak (380 nm – 780 nm) (Behera dkk., 2012). Alat tersebut merupakan alat berbasis absorpsi yang dicapai dengan mengukur nilai serapan

cahaya dari panjang gelombang tertentu (Skoog *dkk.*, 2007). Skema kerja UV-Vis spektroskopi seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Keuntungan utama metode ini adalah dapat mengukur massa zat yang sangat kecil dengan cara yang sederhana. Hasil yang didapat saat menggunakan alat ini akurat, pendeteksi yang ada pada alat akan merekam bilangan yang diperoleh dan menyajikannya dalam bentuk bilangan digital atau grafik (Yahya, 2013).

UV-Vis spektroskopi memiliki enam komponen utama (Gambar 5) yaitu sumber radiasi, kuvet, monokromator, detektor, penguat, dan perekam.

1. Sumber radiasi

Sumber radiasi yang digunakan oleh pada penelitian ini adalah lampu Xenon.

2. Kuvet

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

3. Monokromator

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

- a. Monokromator prisma memiliki prinsip kerja, ketika cahaya melewati dua media yang berbeda maka cahaya akan dibelokkan. Besarnya defleksi bergantung pada indeks bias yang bervariasi dengan panjang gelombang yang berbeda. Monokromator prisma ini biasanya digunakan dalam spektrofotometer *single beam*.

- b. Monokromator kisi berfungsi sebagai pengubah atau generator defleksi panjang gelombang dengan mengatur jarak antar celah atau sudut datangnya cahaya. Kisi monokromator jenis ini biasanya digunakan pada jenis spektrofotometer *double beam*.

4. Detektor

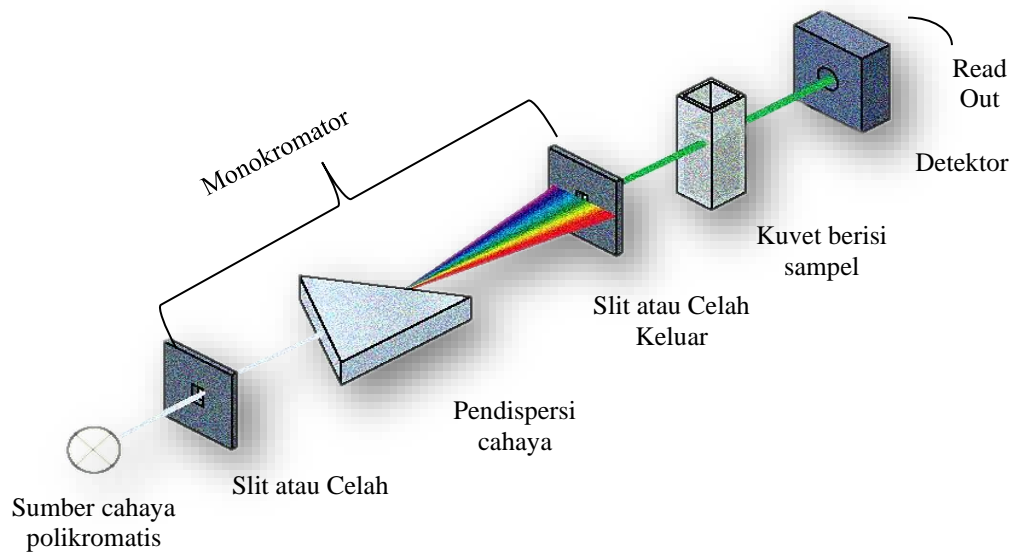
Fungsi detektor adalah merespon cahaya dengan berbagai panjang gelombang. Bagian alat ini mengubah cahaya menjadi sinyal listrik, yang kemudian ditampilkan pada *display* dalam bentuk angka digital. Pada penelitian ini, detektor yang digunakan adalah *dual silicon photodiode* (Si)

5. Penguat

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

6. Perekam

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



Gambar 5. Skema UV-Vis spektroskopi (Sumber: Nugroho, 2019).

2.4. Metode Kemometrika

Spektra yang dihasilkan setelah melalui absorbans UV-Vis spektroskopi terlihat sangat kompleks, sehingga penafsiran data spektra menjadi cukup sulit. Oleh karena itu diperlukan metode kemometrika untuk mempermudah penafsiran data. Teknik kemometrika yaitu analisis multivariat yang dapat digunakan untuk memperoleh informasi. Informasi tersebut dapat berupa identifikasi, otentikasi, dan diskriminasi sampel yang mirip. Metode identifikasi yang biasa digunakan untuk mengklasifikasi sampel dalam kemometrika, yaitu *Principal Component Analysis* (PCA), *Discriminant Analysis* (DA), dan *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA) (Jannah, 2014).

Metode kemometrika diolah menggunakan *software the Unscrambler*. Tujuan dari perangkat lunak ini adalah untuk membantu menganalisis data multivariat dan membentuk model eksperimen. *Software* ini mampu membuat klasifikasi sampel yang tidak diketahui ke dalam berbagai kategori. Kategori sampel baru yang sesuai dengan model yang telah ditetapkan, akan segera dikenali (Citrasari, 2015).

Kemometri adalah ilmu yang menghubungkan hasil pengukuran dalam sistem kimia dengan data matematika dan statistik, dengan fokus pada ekstraksi informasi (Vamuza dan Filzmoser, 2016). Kemometri banyak berhubungan dengan data multivariat yang dihasilkan dengan mengukur banyak variabel dalam sampel yang sama (Rohman, 2014). Analisis multivariat merupakan metode untuk meringkas data variabel dengan membuat variabel baru yang memuat sebagian besar informasi (Roggo *dkk.*, 2017). Pengujian statistik multivariat merupakan metode yang baik yang dapat digunakan untuk menganalisis data yang diperoleh dari pengukuran kimia dan secara singkat membuat model satuan model matematis sehingga nilai yang tidak dapat diukur secara langsung dapat diprediksi (Vamuza, 2016). Metode yang termasuk dalam golongan analisis kemometrika ini yaitu PCA dan SIMCA.

2.4.1. *Principal Component Analysis (PCA)*

Principal component analysis (PCA) merupakan teknik penyederhanaan data dengan melakukan transformasi linier untuk membentuk sistem koordinat baru dengan jumlah perubahan terbesar. PCA ini dapat digunakan untuk memperkecil ukuran data tanpa mengurangi karakteristik data secara signifikan. Metode ini mengubah sebagian besar variabel asli menjadi satu set variabel yang lebih kecil yang tidak saling berkaitan (Ardiansyah, 2013). Plot umum yang dipakai ketika menggunakan PCA yaitu plot *score*, plot *loading* yang sesuai sebagai garis spektral, dan plot nilai eigen yang disortir.

2.4.2. *Soft Independent Modelling of Class Analogy (SIMCA)*

Soft independent modeling of class analogy (SIMCA) adalah teknik analisis multivariat guna memastikan kekuatan hasil klasifikasi dan diskriminasi sampel. SIMCA bertugas untuk menetapkan sampel yang sesuai pada kelas yang ada. Metode ini didasari oleh model PCA yang telah dibangun. Hasil SIMCA berupa tabel klasifikasi, di mana sampel dapat dibagi menjadi satu kelas, beberapa kelas, atau tidak diklasifikasi pada kelas apapun (Nurchayo, 2015).

SIMCA merupakan bagian dari PCA, metode analisis ini menghasilkan tingkat sensitivitas pembacaan data yang lebih baik. Prosedur dalam penerapan SIMCA yaitu dengan memisahkan jumlah PCA yang cukup untuk setiap kelas dalam kumpulan data. Komponen utama dipertahankan untuk sebagian besar perubahan data tiap kelas. Klasifikasi SIMCA dibangun dengan membandingkan varian residual dan rata-rata varian residual yang membentuk kelas. Perbandingan ini memberikan ukuran langsung dari kesamaan sampel untuk kelas tertentu dan dapat diambil sebagai ukuran kesesuaian untuk model kelas tertentu (Lavine, 2009).

2.5. **Matriks Konfusi**

Matriks konfusi (*Confusion matrix*) merupakan tabel yang mencatat hasil pekerjaan klasifikasi dari pengolahan SIMCA (Tabel 2). Rumus matriks konfusi mempunyai beberapa *ouput* yaitu akurasi, spesifisitas, sensitivitas, dan eror. Akurasi adalah kekuatan model yang dibuat. Sensitivitas adalah keterampilan model dalam menolak sampel yang tidak ada di kelasnya. Spesifisitas adalah keterampilan model untuk mengarahkan sampel masuk ke kelas dengan benar (Lavine 2009).

Tabel 2. Matriks Konfusi

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

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

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

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

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

Keterangan:

a adalah sampel kelas A yang masuk ke dalam model A

b adalah sampel kelas B yang masuk ke dalam model A

c adalah sampel kelas A yang masuk ke dalam model B

d adalah sampel kelas B yang masuk ke dalam model B

Klasifikasi nilai akurasi memperlihatkan akurasi model yang telah dibangun. Sensitivitas memperlihatkan kemampuan model yang dibangun dalam menolak sampel yang tidak di kelasnya. Semakin tinggi nilai sensitivitasnya, semakin efektif model tersebut mendeskripsikan karakteristik sampel yang diuji. Nilai spesifisitas yaitu kemampuan model dalam memberikan informasi kepada sampel agar dimasukkan pada kelas yang benar. Dengan demikian, semakin tinggi akurasi, sensitifitas, dan spesifisitas maka model yang dibangun akan semakin baik. Nilai eror memperlihatkan tingkat kesalahan saat membangun klasifikasi model. Semakin rendah nilai eror maka semakin baik model yang dibangun (Apratiwi, 2016).

2.6. Transformasi Data Spektra (*Pre-processing*)

Pengolahan awal spektra adalah metode yang bertujuan untuk mengurangi pengaruh interferensi gelombang dan *noises* terhadap data spektra yang diperoleh, sehingga model yang dibangun lebih stabil dan akurat. Sebelum mengembangkan model analisis, data spektra harus diproses terlebih dahulu, baik dengan data kalibrasi maupun dengan data prediksi (Kusumaningrum *dkk.*, 2017). Menurut Suhandy dan Yulia (2020), metode *pre-processing* secara umum dibagi menjadi dua tipe yaitu metode untuk meringankan pengaruh dari *scatter* atau efek

hamburan (MSC, SNV, *normalization, smoothing moving average*) dan metode *derivative* atau turunan yaitu Savitzky-Golay dengan penjelasan sebagai berikut:

a. *Multiplicative scatter correction* (MSC).

Metode MSC adalah salah satu cara untuk mengurangi *amplification* (*multiplicative, scattering*) di spektra. Tujuan penggunaan metode ini adalah untuk menghilangkan efek hamburan yang tidak diinginkan.

Hal pertama yang harus dilakukan saat mencari nilai MSC yaitu menghitung rata-rata spektra pada sampel. Setelah itu dibuat plot dua dimensi dengan rata-rata spektra di sumbu x dan spektra tunggal yang ingin diperbaiki menggunakan MSC di sumbu y. Dari plot tersebut dapat diketahui persamaan garis linier untuk mengetahui nilai intersep (a) dan slope (b).

$$y = bx + a \dots\dots\dots (5)$$

maka MSC dapat dihitung menggunakan persamaan di bawah ini:

$$f(x) = \frac{x-a}{b} \dots\dots\dots (6)$$

Keterangan :

f (x) : Nilai dari spektrum yang dikoreksi (matriks data).

x : Nilai dari spektra asli

a : Nilai intersep

b : Nilai *slope*

b. *Standard normal variate* (SNV)

Seperti MSC, hasil praktis dari SNV yaitu data spektral yang telah kehilangan *multiplicative interferences* dari *scatter effects*. Transformasi data ini dilakukan dengan mengeliminasi deviasi yang dimiliki spektra yang disebabkan oleh perbedaan ukuran pada partikel sampel dan *scatter*. *Scatter* tersebut diperoleh dari kesalahan teknis saat melakukan pengambilan data pada sampel yang diuji.

Sebelum dilakukan pencarian SNV, perlu dilakukan perhitungan standar deviasi/ simpangan baku yang merupakan nilai statistik untuk menentukan sebaran data pada setiap sampel. Nilai standar deviasi ini didapatkan dengan menjumlahkan nilai absorbansi tiap sampel pada 190 nm-1100 nm. Setelah mengetahui nilai simpangan baku, selanjutnya yang dilakukan perhitungan untuk mencari nilai SNV menggunakan rumus berikut:

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

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

Keterangan :

s_i : Standar deviasi

K : Jumlah data pada sampel i

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

c. *Savitzky-Golay differentiation*

Metode ini bermanfaat dalam memisahkan puncak yang saling bertumpuk dan memperbaiki *baseline* spektra yang memiliki informasi yang tidak berkaitan dengan komponen kimia dan biologi sampel saat dilakukan pengukuran. Turunan pertama membuat puncak yang ada pada spektra *original* menjadi 0, sementara turunan kedua menghilangkan *offset*, *baseline*, dan *slope* secara bersamaan.

d. *Smoothing Moving Average*

Metode ini merupakan metode yang efektif dalam menghilangkan *noise* yang berfrekuensi tinggi sekaligus memperbaiki data *ratio noise* dan sinyal. Dengan cara menentukan jumlah titik atau *segment* untuk *averaging* data. Semakin rendah titik *averaging* data maka resolusi spektra yang dimiliki menjadi semakin tinggi dan sebaliknya, semakin tinggi titik *averaging* data maka resolusi spektra yang dimiliki menjadi semakin rendah. Persamaan yang digunakan untuk menghitung spektra menggunakan metode *smoothing moving average* adalah sebagai berikut:

$$S_j = \frac{Y_{j-1} + Y_j + Y_{j+1}}{3} \dots\dots\dots(9)$$

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

3 : Jumlah *segment*

Persamaan di atas digunakan untuk *segment* 3, jumlah *segment* tersebut bisa divariasikan namun harus bilangan ganjil dan dimulai dari 3.

e. *Normalization* (MN)

Normalization adalah metode perbaikan data yang didasari oleh orientasi sampel. Tujuan penggunaan metode ini adalah untuk membuat sampel terletak pada skala yang sama. Persamaan *mean normalize* adalah sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{x}{\text{mean}}, \dots \dots \dots (10)$$

Keterangan :

$f(x)$: Nilai *mean normalize* pada sampel di panjang gelombang x

x : Nilai spektra asli

mean : Nilai spektra rata-rata pada sampel

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

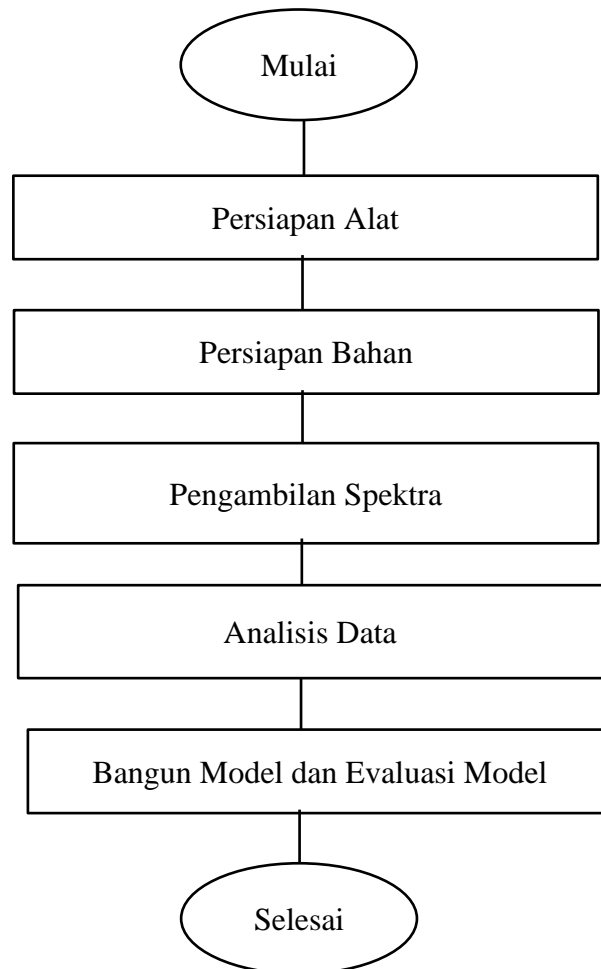
Penelitian ini dilaksanakan pada tanggal 23 Desember 2020 sampai 15 Januari 2021 di Laboratorium Rekayasa Bioproses dan Pascapanen Pertanian (RBPP), Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

3.2. Alat dan Bahan Penelitian

Alat yang digunakan pada penelitian adalah *UV-Vis Spectrometer Geneysis 10S UV-Vis (Thermo Elektron Instrument, USA)*, komputer, kulkas, *flashdisk*, *water bath*, *magnetic stirrer*, pipet ukur, kuvet, gelas ukur, botol, gelas beker, spatula, dan *tissue*. Sedangkan bahan yang digunakan adalah air distilasi, madu multiflora dari jenis lebah *Apis mellifera*, *Apis dorsata*, *Apis cerana*, dan *Trigona sp.*

3.3. Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian ini dimulai dari proses persiapan alat yang akan digunakan, persiapan bahan, pengambilan spektra dari sampel, dilanjutkan dengan analisis data, kemudian membangun model dan evaluasi model. Diagram alir prosedur penelitian dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Diagram alir prosedur penelitian.

3.3.1. Persiapan Alat

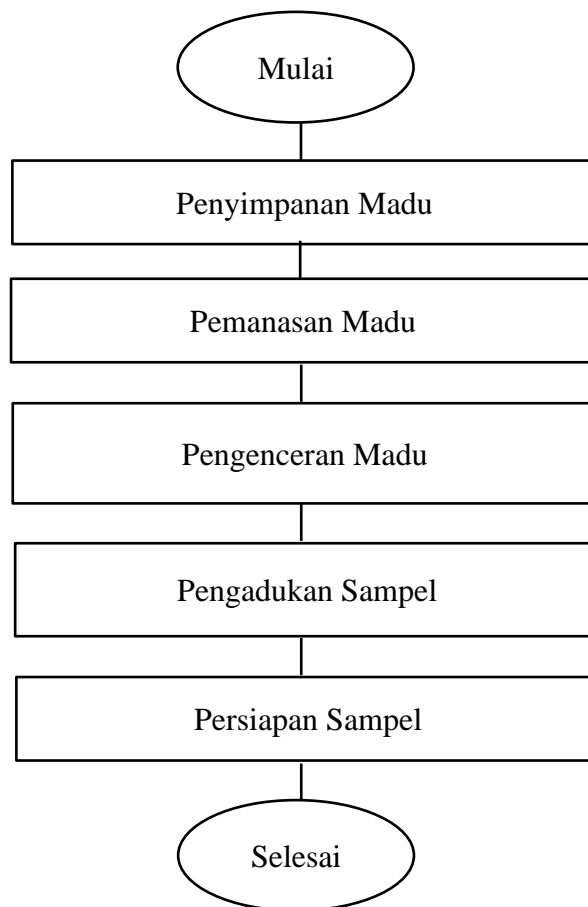
Persiapan alat dimulai dengan memastikan peralatan yang akan digunakan berada pada kondisi yang baik dan dapat digunakan, agar pelaksanaan penelitian berjalan lancar.

3.3.2. Persiapan Bahan

Madu yang digunakan merupakan madu multiflora *Apis cerana* (MAC), madu multiflora *Apis dorsata* (MAD), madu multiflora *Apis mellifera* (MAM), dan madu multiflora *Trigona sp.* (MAT). Jumlah sampel yang digunakan dari setiap jenis lebah yaitu 50 sampel dengan 2 replikasi. Penomoran sampel disajikan dalam Tabel 3. Diagram alir proses persiapan bahan untuk dijadikan sampel dapat dilihat pada Gambar 7.

Tabel 3. Penomoran Sampel Madu.

Nomor Sampel	Komposisi Bahan
1-50	<i>Apis cerana</i> (MAC)
51-100	<i>Apis dorsata</i> (MAD)
101-150	<i>Apis mellifera</i> (MAM)
151-200	<i>Trigona sp.</i> (MAT)



Gambar 7. Diagram alir persiapan bahan.

1. Penyimpanan Madu

Madu dari keempat jenis lebah dimasukkan ke dalam botol dan disimpan di dalam kulkas dengan diberi label identitas dari masing-masing jenis madu.

2. Pemanasan Madu

Madu yang telah disimpan dituangkan pada wadah kaca sebanyak 10 mL untuk selanjutnya dipanaskan menggunakan *water bath* dengan suhu 60°C, dalam waktu

30 menit sehingga dapat melelehkan bagian madu yang mengalami pengkristalan (Gambar 8). Kemudian madu didiamkan sampai kembali ke suhu ruang (Frausto-Reyes *dkk.*, 2017).



Gambar 8. Proses pemanasan madu menggunakan *water bath*.

3. Pengenceran Madu

Madu yang telah dipanaskan kemudian didiamkan selama 30 menit sampai kembali ke suhu ruang sebelum dilakukan pengenceran. Pengenceran madu ini menggunakan bahan air distilasi dengan perbandingan madu dan air distilasi sebesar 1:20 (mL:mL). Proses pengenceran madu dapat dilihat pada Gambar 9. Perbandingan yang digunakan didapat dari pra penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Pada pra penelitian tersebut hasil grafik terbaik ditunjukkan dari pengenceran yang menggunakan perbandingan 1:20 (mL:mL).



Gambar 9. Saat melakukan pengenceran sampel.

4. Pengadukan Sampel

Madu yang telah diencerkan diaduk dengan menggunakan *magnetic stirrer* selama 10 menit untuk menghomogenkan campuran bahan (Gambar 10). Pengadukan secara mekanis selama 10 menit ini direkomendasikan oleh Pyrzynska *dkk.* (2009) agar bahan yang akan diuji dapat menjadi sampel yang representatif bagi masing-masing jenis lebah.



Gambar 10. Proses pengadukan larutan sampel.

5. Persiapan Sampel

Bahan yang telah homogen diambil sebanyak 2 mL menggunakan pipet kemudian dimasukkan ke dalam kuvet kuarsa seperti yang terlihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Proses persiapan sampel.

3.3.3. Pengambilan Spektra

Pengambilan spektra dilakukan dengan memasukkan kuvet berisi sampel ke dalam *holders' system* pada alat untuk diambil nilai absorbansnya (Gambar 12). Tahap-tahap pengambilan spektra ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 12. Proses pengambilan spektra pada sampel.

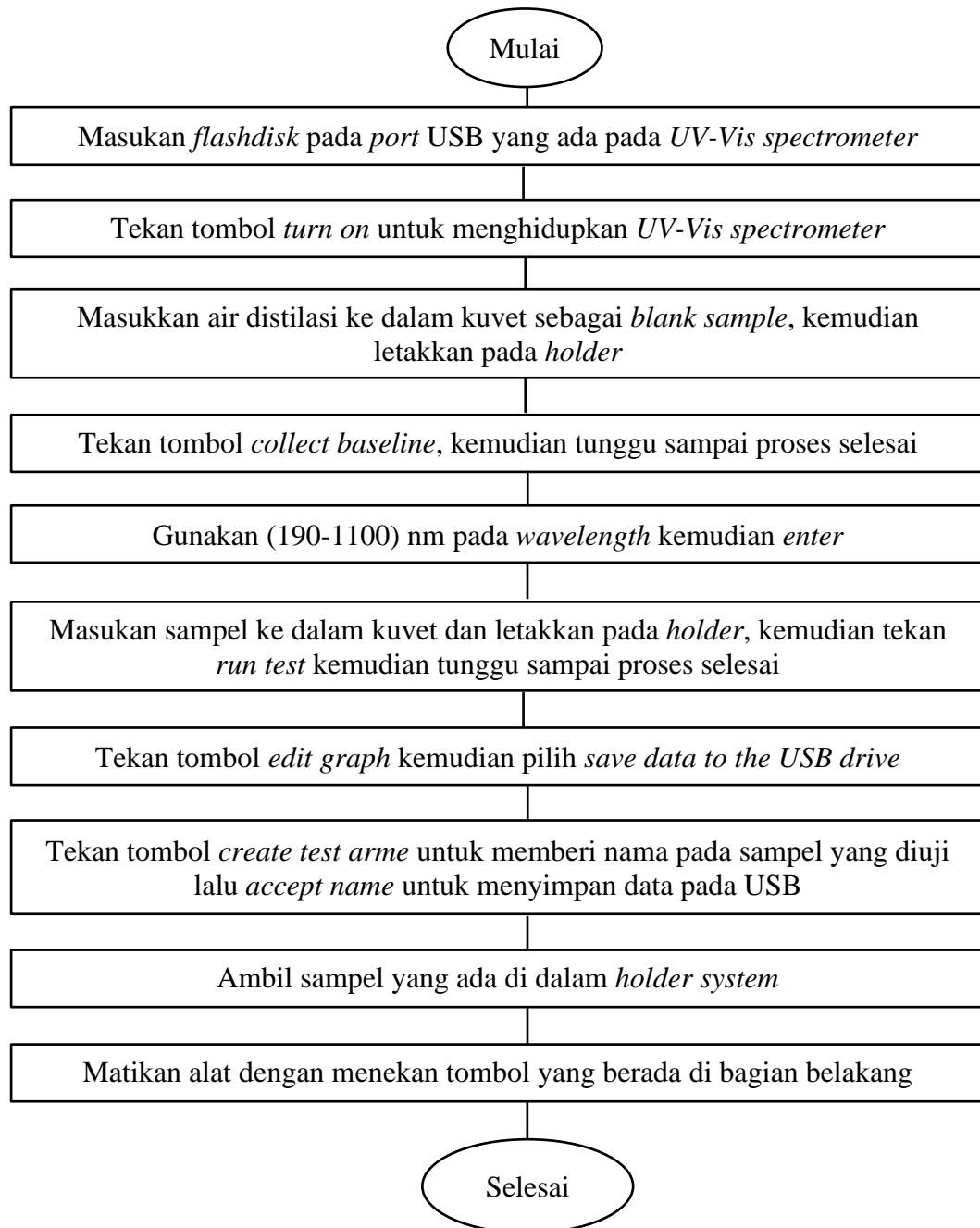
3.3.4. Analisis Data

Data yang diperoleh dari tahap pengambilan spektra dengan menggunakan alat *UV-Vis spectrometer* disimpan pada USB. Nilai absorbans yang didapat selanjutnya dikumpulkan menjadi satu pada *Microsoft Excel*, kemudian dianalisis menggunakan bantuan perangkat lunak pengolah data multivariat *the Unscrambler 10.4* dengan menggunakan metode kemometrika PCA dan SIMCA untuk mengidentifikasi madu multiflora dari empat jenis lebah yang berbeda.

3.3.5. Bangun Model dan Evaluasi Model

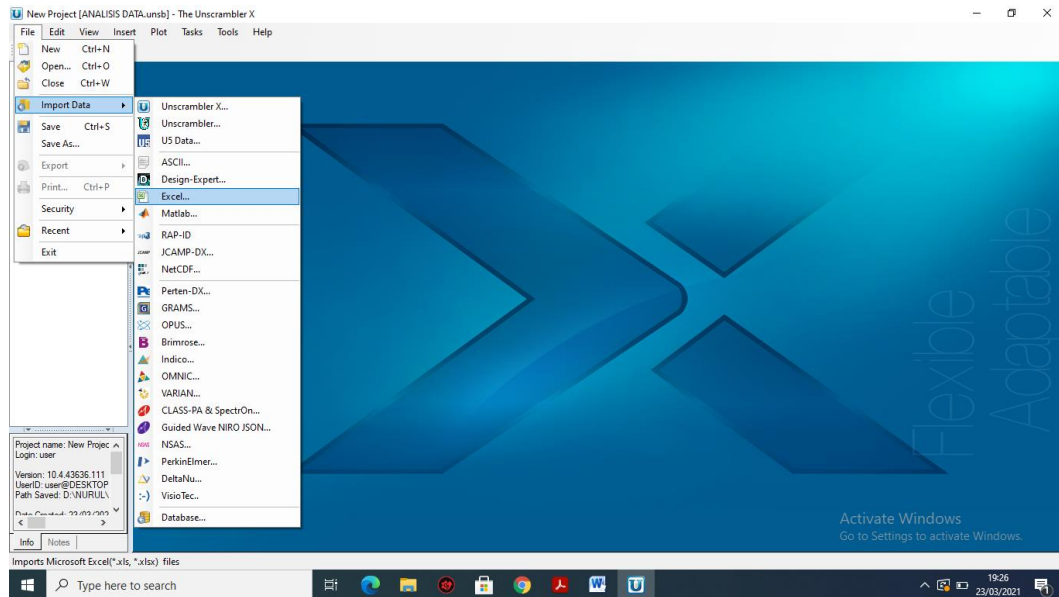
Sampel akan dibagi menjadi sampel kalibrasi, sampel validasi dan sampel prediksi. Sampel kalibrasi digunakan untuk membuat model SIMCA, sampel validasi digunakan untuk memvalidasi model yang telah dibangun, dan sampel prediksi digunakan untuk menguji model tersebut. Setelah hasil klasifikasi dari pengujian model didapatkan kemudian dilakukan perhitungan menggunakan

matriks konfusi (*confusion matrix*). Matriks konfusi disajikan dalam Tabel 2 (tinjauan pustaka).



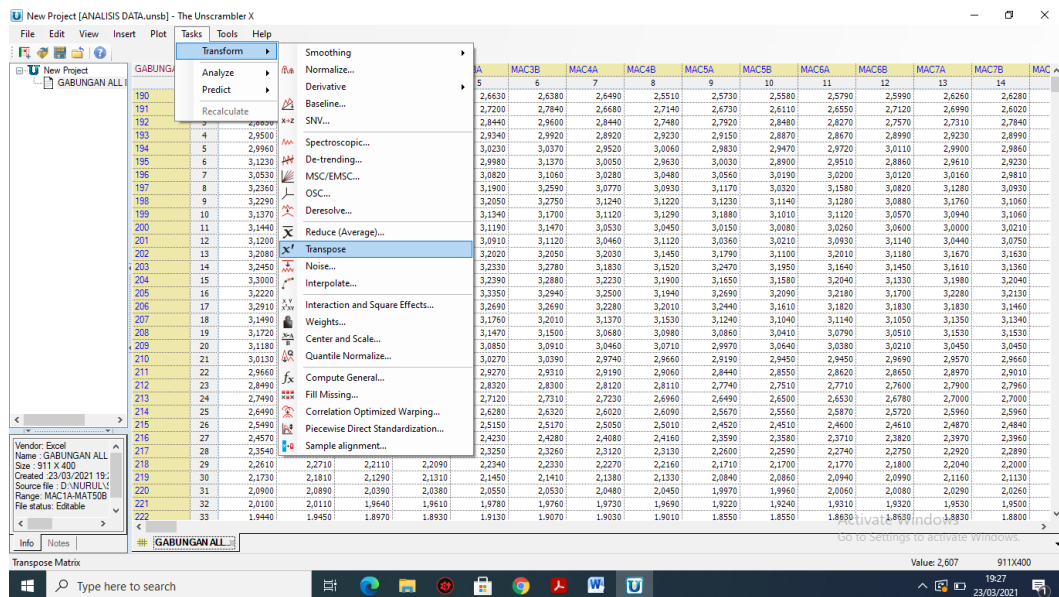
Gambar 13. Diagram alir proses pengambilan spektra sampel madu.

Sebanyak 200 sampel yang diambil dari UV-Vis spektroskopi dilakukan pengolahan data dimulai dengan memasukkan file yang akan dianalisis pada *the Unscrambler 10. 4* melalui menu *File >> Import Data >> Excel* seperti pada Gambar 14. Kemudian memilih *file Excel* yang akan digunakan pada *folder*.



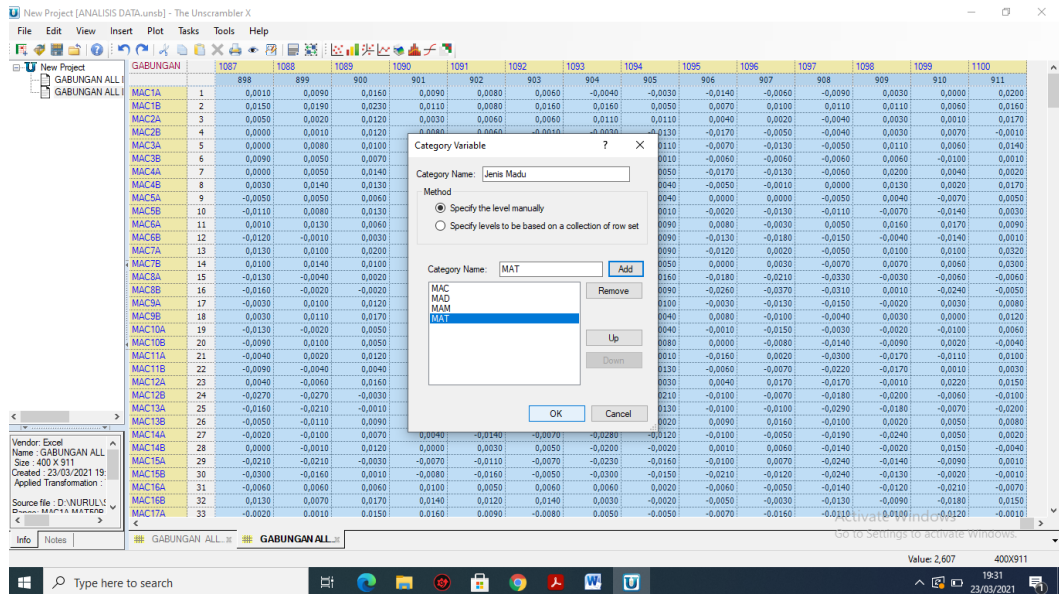
Gambar 14. Memasukkan *File* yang akan digunakan.

Sebelum melakukan analisis, data yang akan digunakan perlu diubah menggunakan menu *Task >> Transform >> Transpose* (Gambar 15).



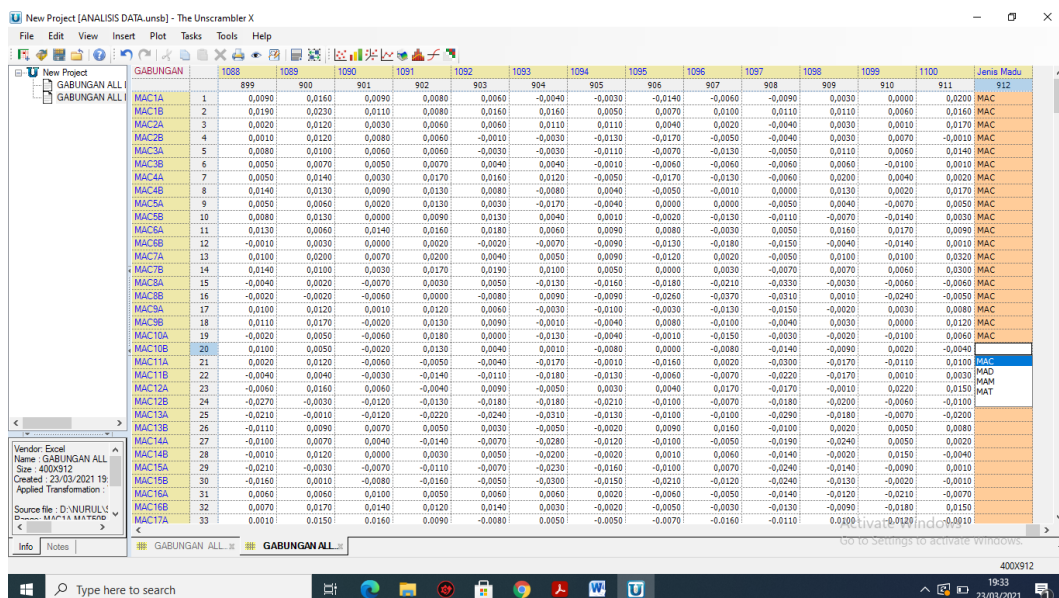
Gambar 15. Langkah melakukan transpose data.

Setelah data berhasil di-*transpose*, langkah selanjutnya ialah memberi nama pada kategori variabel dengan menggunakan menu *Edit >> Append >> Category Variable* kemudian mengisi jendela *Category Variable* dengan *Category Name* “Jenis Madu” dan menambahkan kode sampel yang akan digunakan seperti pada Gambar 16.



Gambar 16. Proses pengisian jendela *Category Variable*.

Kolom jenis madu yang telah dibuat diisi dengan *category name* berdasarkan kode dari sampel tersebut (Gambar 17). Tahapan yang akan dilakukan selanjutnya adalah menambahkan kolom baru untuk pemberian identitas kalibrasi/ validasi/ prediksi dari sampel tersebut dengan cara memilih kolom bernama 'Jenis Madu' kemudian digunakan menu Edit >> Append >> Row(s)/Column(s) >> pilih 1 pada *Number of new columns* >> OK.



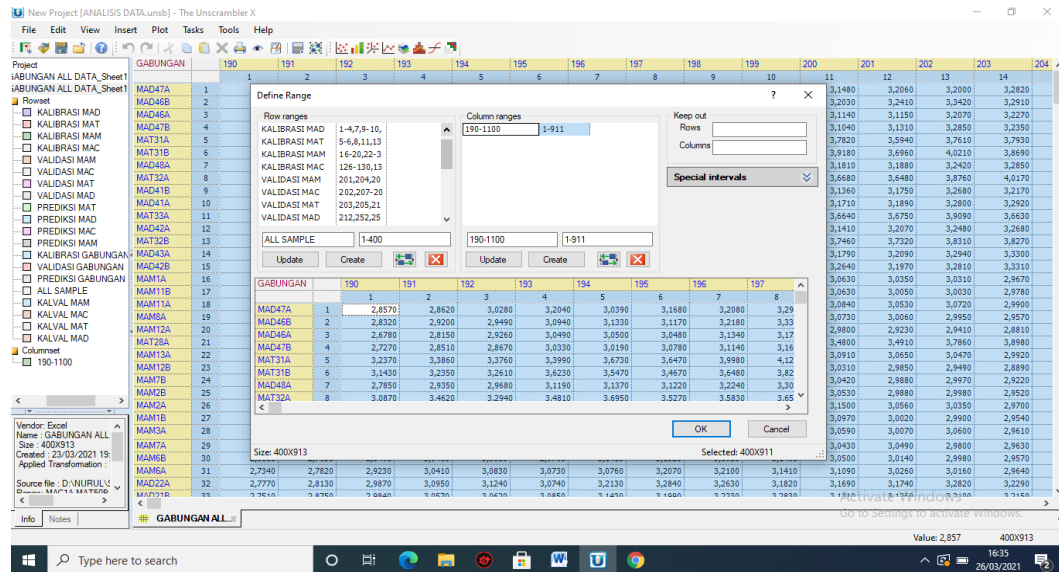
Gambar 17. Proses pengisian *category name*.

Kolom baru yang dibuat selanjutnya diganti nama menjadi “KALVALPRED”. Kemudian mengisi kolom tersebut dengan angka identitas atau label 1 untuk sampel yang digunakan sebagai sampel kalibrasi sebanyak 5 kali, label 2 untuk sampel yang digunakan sebagai sampel validasi sebanyak 3 kali, dan label 3 untuk sampel yang digunakan sebagai sampel prediksi sebanyak 2 kali (Gambar 18). Pemberian identitas tersebut dilakukan berulang sampai seluruh sampel selesai. Selanjutnya mengurutkan data pada kolom KALVALPRED berdasarkan label tersebut dengan menggunakan menu *Edit >> Sort >> Ascending*.

	1089	1090	1091	1092	1093	1094	1095	1096	1097	1098	1099	1100	Jenis Madu	KALVALPRED
MAC1A	1	0,0160	0,0090	0,0080	0,0060	-0,0040	-0,0030	-0,0140	-0,0050	-0,0090	0,0030	0,0000	0,0200	MAC
MAC1B	2	0,0230	0,0110	0,0080	0,0160	0,0160	0,0050	0,0070	0,0190	0,0110	0,0110	0,0060	0,0160	MAC
MAC2A	3	0,0120	0,0030	0,0060	0,0060	0,0110	0,0110	0,0040	0,0020	-0,0040	0,0030	0,0010	-0,0170	MAC
MAC2B	4	0,0120	0,0080	0,0060	-0,0010	-0,0030	-0,0130	-0,0170	-0,0050	-0,0040	0,0030	0,0070	-0,0010	MAC
MAC3A	5	0,0100	0,0060	0,0060	-0,0030	-0,0030	-0,0110	-0,0070	-0,0130	-0,0050	0,0110	0,0060	0,0140	MAC
MAC3B	6	0,0070	0,0050	0,0070	0,0040	0,0040	-0,0010	-0,0060	-0,0060	-0,0060	-0,0100	0,0010	0,0010	MAC
MAC4A	7	0,0140	0,0050	0,0170	0,0160	0,0120	-0,0050	-0,0170	-0,0130	-0,0060	0,0200	0,0040	0,0020	MAC
MAC4B	8	0,0130	0,0090	0,0130	0,0080	-0,0080	0,0040	-0,0050	-0,0010	0,0000	0,0130	0,0020	0,0170	MAC
MAC5A	9	0,0060	0,0020	0,0130	0,0030	-0,0170	-0,0040	0,0000	0,0000	-0,0050	-0,0070	0,0050	MAC	
MAC5B	10	0,0130	0,0000	0,0090	0,0130	0,0040	0,0010	-0,0020	-0,0130	-0,0110	-0,0070	-0,0140	0,0030	MAC
MAC6A	11	0,0060	0,0140	0,0160	0,0060	0,0090	0,0090	0,0080	-0,0030	0,0050	0,0160	0,0170	0,0090	MAC
MAC6B	12	0,0030	0,0000	0,0020	-0,0020	-0,0070	-0,0090	-0,0130	-0,0180	-0,0130	-0,0040	-0,0140	0,0010	MAC
MAC7A	13	0,0200	0,0070	0,0200	0,0040	0,0050	0,0090	-0,0120	0,0020	-0,0050	0,0100	0,0100	0,0230	MAC
MAC7B	14	0,0100	0,0030	0,0170	0,0190	0,0100	0,0050	0,0000	0,0030	-0,0070	0,0070	0,0060	0,0300	MAC
MAC8A	15	0,0020	-0,0070	0,0030	0,0050	-0,0130	-0,0160	-0,0180	-0,0210	-0,0330	-0,0030	-0,0060	-0,0060	MAC
MAC8B	16	-0,0020	-0,0060	0,0000	-0,0080	0,0090	-0,0090	-0,0260	-0,0370	-0,0310	0,0010	-0,0240	-0,0050	MAC
MAC9A	17	0,0120	0,0010	0,0120	0,0060	-0,0030	-0,0100	-0,0030	-0,0130	-0,0150	-0,0020	0,0030	0,0080	MAC
MAC9B	18	0,0170	-0,0020	0,0130	0,0090	-0,0010	-0,0040	0,0080	-0,0100	-0,0040	0,0050	0,0000	0,0120	MAC
MAC10A	19	0,0050	-0,0060	0,0180	0,0000	-0,0130	-0,0040	-0,0010	-0,0150	-0,0030	-0,0020	-0,0100	0,0060	MAC
MAC10B	20	0,0050	-0,0020	0,0130	0,0040	0,0010	-0,0080	0,0000	-0,0080	-0,0140	-0,0090	0,0020	-0,0040	MAC
MAC11A	21	0,0120	-0,0060	-0,0050	-0,0040	-0,0170	-0,0010	-0,0160	0,0020	-0,0300	-0,0170	-0,0110	0,0100	MAC
MAC11B	22	0,0040	-0,0030	-0,0140	-0,0110	-0,0180	-0,0130	-0,0060	-0,0070	-0,0220	-0,0170	0,0010	0,0030	MAC
MAC12A	23	0,0160	0,0060	-0,0040	0,0090	-0,0050	0,0030	0,0040	0,0170	-0,0170	-0,0010	0,0020	0,0150	MAC
MAC12B	24	-0,0030	-0,0130	-0,0130	-0,0180	-0,0180	-0,0210	-0,0100	-0,0070	-0,0180	-0,0200	-0,0060	-0,0100	MAC
MAC13A	25	-0,0010	-0,0120	-0,0220	-0,0240	-0,0310	-0,0130	-0,0100	-0,0100	-0,0290	-0,0180	-0,0070	-0,0200	MAC
MAC13B	26	0,0090	0,0070	0,0050	0,0030	-0,0050	-0,0020	0,0090	0,0160	-0,0100	0,0020	0,0050	0,0080	MAC
MAC14A	27	0,0070	0,0040	-0,0140	-0,0070	-0,0280	-0,0120	-0,0100	-0,0050	-0,0190	-0,0240	0,0050	0,0020	MAC
MAC14B	28	0,0130	0,0000	0,0030	0,0050	-0,0020	-0,0020	0,0010	0,0060	-0,0140	-0,0020	0,0150	-0,0040	MAC
MAC15A	29	-0,0030	-0,0070	-0,0110	-0,0070	-0,0230	-0,0160	-0,0100	0,0070	-0,0240	-0,0140	-0,0090	0,0010	MAC
MAC15B	30	0,0010	-0,0080	-0,0160	-0,0050	-0,0300	-0,0150	-0,0210	-0,0120	-0,0240	-0,0130	-0,0020	-0,0010	MAC
MAC16A	31	0,0060	0,0100	0,0050	0,0060	0,0020	-0,0060	-0,0050	-0,0140	-0,0120	-0,0010	-0,0070	MAC	
MAC16B	32	0,0170	0,0140	0,0120	0,0140	0,0030	-0,0020	-0,0050	-0,0030	-0,0130	-0,0090	-0,0180	0,0150	MAC
MAC17A	33	0,0150	0,0160	0,0090	-0,0080	0,0050	-0,0050	-0,0070	-0,0160	-0,0110	0,0100	-0,0120	0,0010	MAC

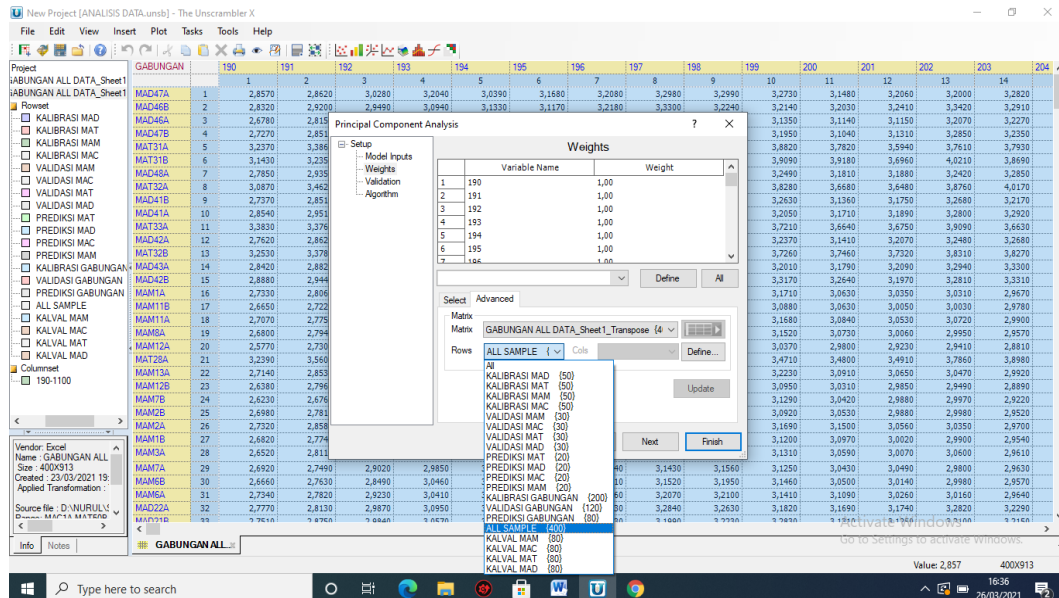
Gambar 18. Proses pengisian identitas “KALVALPRED”.

Saat data sudah diurutkan, langkah selanjutnya yaitu mengelompokkan data berdasarkan jenis masing-masing dengan menggunakan menu *Edit >> Define Range*. Pada *rowset* beri nama kelompok (ex: KALIBRASI MADU/ VALIDASI MAM/ ALL SAMPLE) kemudian memasukkan nomor sampel lalu menekan tombol *Create*. Lalu memasukan gelombang “190-1100” dan menuliskan nomor sampel yang digunakan “1-911” kemudian masukan nomor sampel lalu menekan tombol *Create* pada *Column ranges*. Hasil pembagian kelompok dapat dilihat pada Gambar 19.



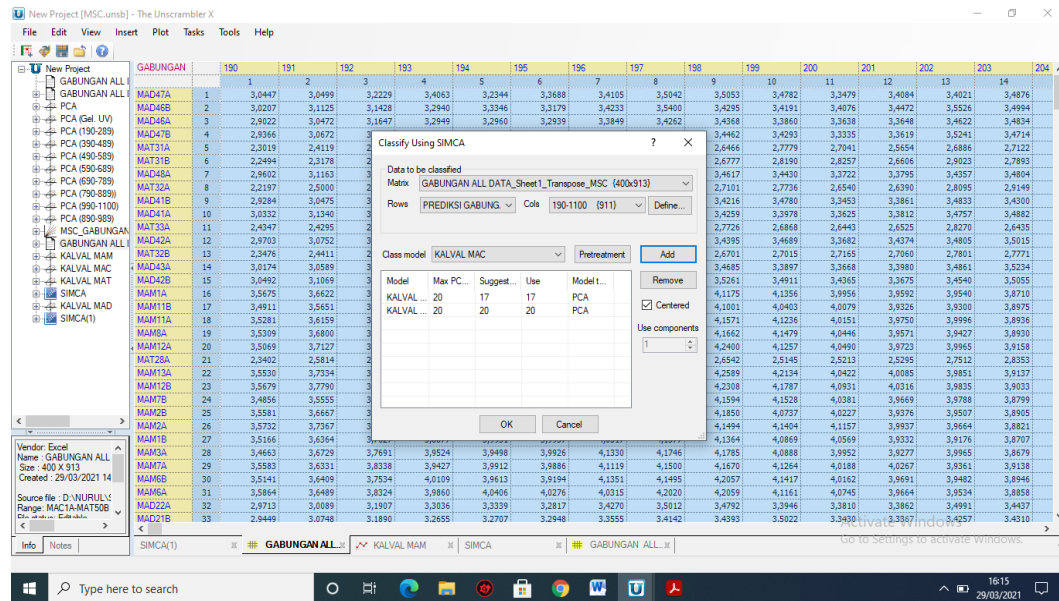
Gambar 19. Hasil *Define Range*.

Tahapan selanjutnya adalah melakukan analisis PCA dengan menggunakan menu *Task >> Analyze >> Principal Component Analysis*. Setelah jendela *Principal Component Analysis* muncul, pada bagian *Rows* dipilih ALL SAMPLE, kemudian memasukkan 190-1100 pada bagian *Cols* dan 20 pada bagian *Maximum components*. Begitu pula pada *Weights*, memilih ALL SAMPLE pada bagian *Rows* kemudian menekan tombol *Finish* seperti pada Gambar 20. Saat analisis PCA selesai dibangun, plot dari sampel akan muncul yaitu *Scores*, *Loadings*, *Influences*, dan *Explained Variance*.



Gambar 20. Proses PCA.

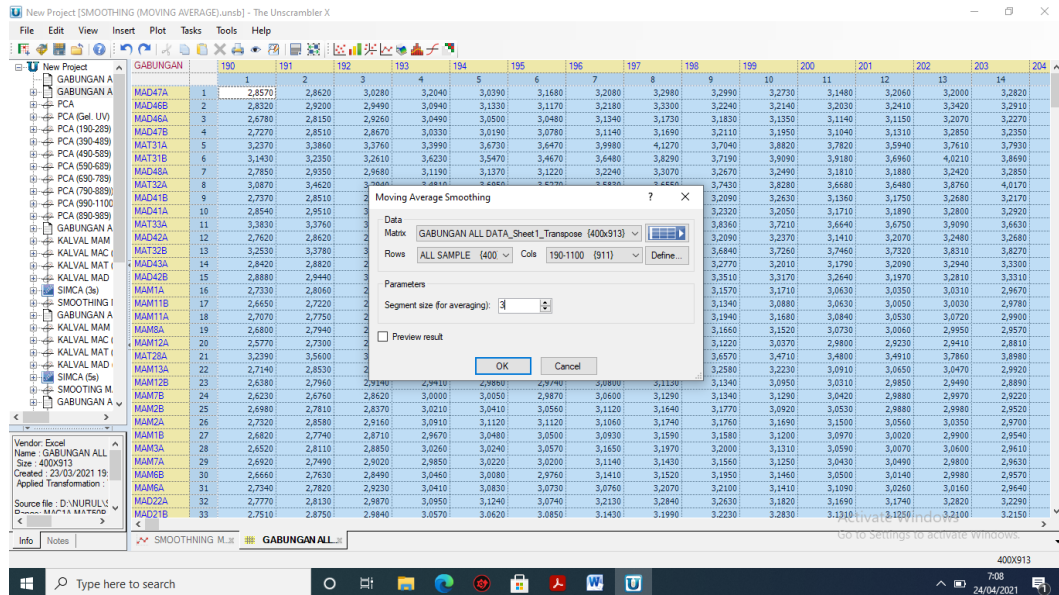
Setelah perhitungan PCA selesai, barulah pengklasifikasian menggunakan SIMCA dapat dilakukan. Sama seperti perhitungan PCA, proses ini juga menggunakan menu *Task* namun yang digunakan adalah *Predict >> SIMCA*. Saat muncul jendela *Classify Using SIMCA, Rows* yang digunakan adalah kelompok data “PREDIKSI GABUNGAN” dengan *Cols* “190-1100”. Kemudian menambahkan kelompok-kelompok data KALVAL dengan cara “Add” pada *Class model* kelompok yang akan digunakan (Gambar 21). Pengelompokan data yang digunakan tersebut didapatkan dari perintah *Define Range* yang telah dilakukan sebelumnya. Hasil yang didapat dari pengklasifikasian ini berupa *Classification Table* dan plot *Coomans* yang memiliki beberapa level signifikansi yaitu 0,1 %; 0,5%; 1%;5%;10%;25% serta dilihat berdasarkan pasangan setiap 2 jenis lebah.



Gambar 21. Proses analisis SIMCA.

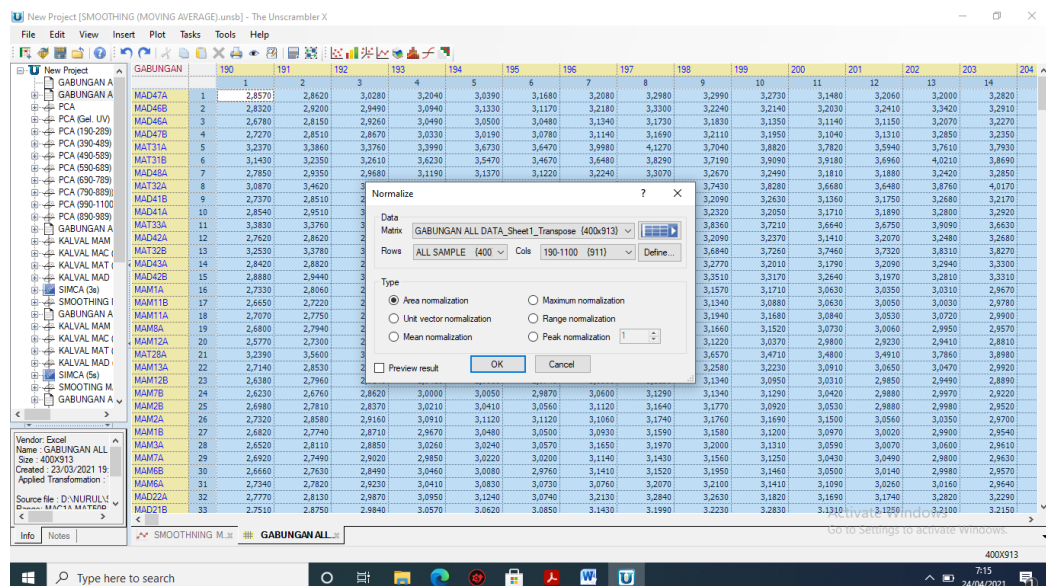
Hasil perhitungan PCA dan SIMCA yang telah dilakukan dengan menggunakan data *original* sudah menunjukkan perbedaan pada setiap sampelnya. Namun hasil tersebut belum cukup bagus karena masih terdapat beberapa sampel yang tidak masuk ke dalam kelasnya, oleh karena itu perlu dilakukan beberapa *pre-processing* data. Dalam proses ini perintah yang digunakan adalah *Task >> Transform* kemudian memilih salah satu *treatment* yang ada (*Smoothing Moving Average, Normalize, Derivative Savitzky Golay, SNV, dan MSC/EMSC*). Setelah data ditransformasi menggunakan salah satu *treatment*, proses selanjutnya yaitu melakukan analisis PCA dilanjutkan dengan SIMCA.

Jendela yang muncul saat memilih transformasi data menggunakan *Smoothing Moving Average* dapat dilihat pada Gambar 22. Pada bagian *Rows* yang digunakan adalah “ALL SAMPLE” dan pada bagian *Cols* yang digunakan adalah “190-1100”, serta pada *Segment size* yang digunakan yaitu bilangan ganjil dimulai dari 3.



Gambar 22. Transformasi data menggunakan *Smoothing Moving Average*.

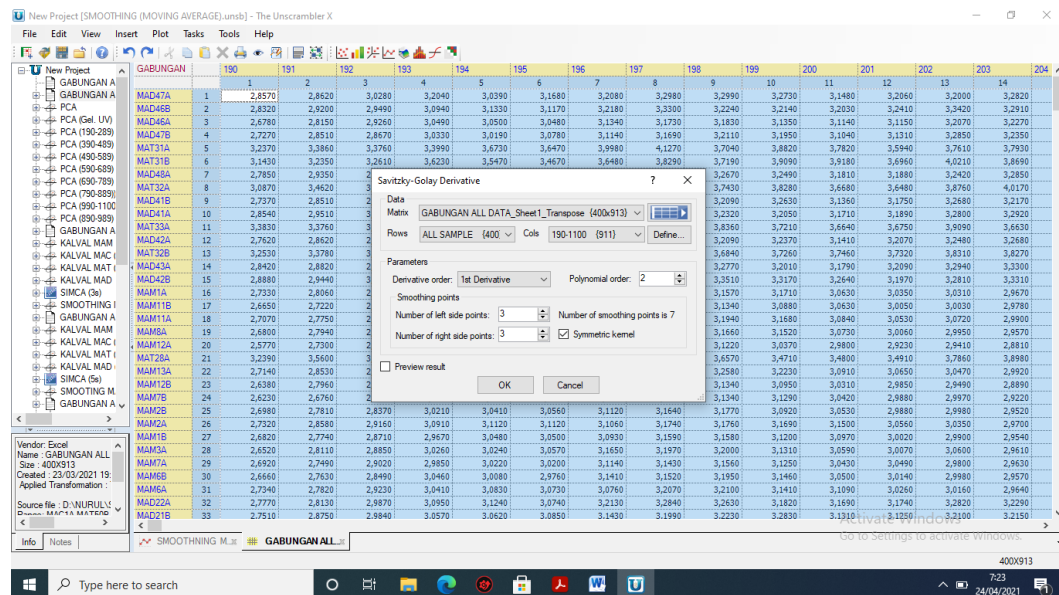
Pada transformasi data *Normalize* jendela yang akan dimunculkan dapat dilihat pada Gambar 23. Pada *Rows* yang digunakan adalah “ALL SAMPLE” dan *Cols* yang digunakan adalah “190-1100”.



Gambar 23. Transformasi data menggunakan *Normalize*.

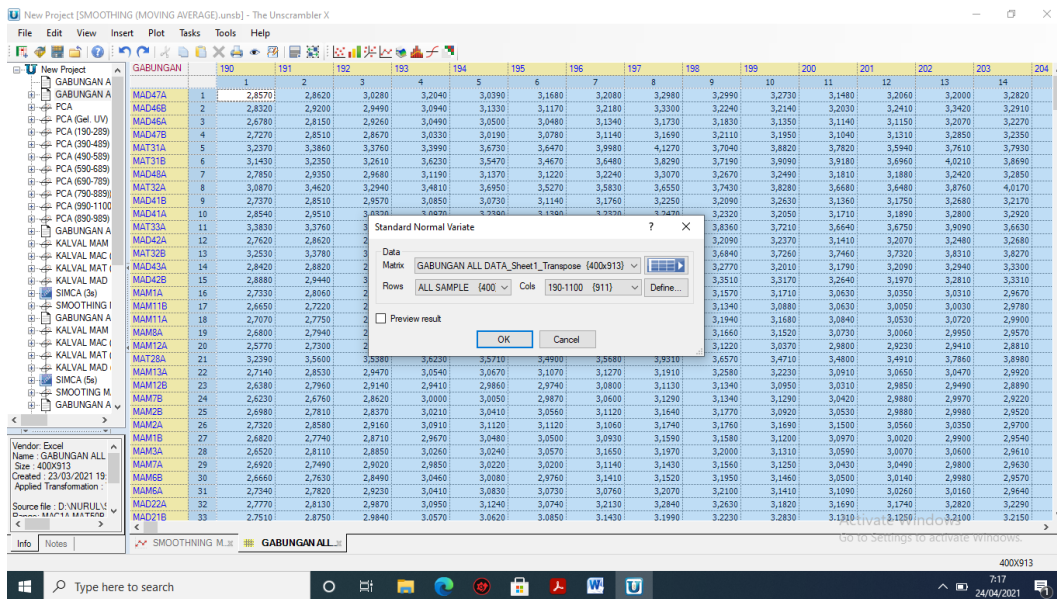
Berbeda dengan transformasi data lainnya, transformasi menggunakan *Derivative Savitzky Golay* akan menampilkan jendela seperti pada Gambar 24 saat akan digunakan. Pada *Rows* dipilih “ALL SAMPLE”, kemudian memasukkan nilai

“190-1100” pada *Cols*, pada *Derivative order* dapat menggunakan *1st Derivative* ataupun *2nd Derivative* dengan *Polynomial order 2* dan *Number of left/right side points* yang digunakan adalah bilangan ganjil dimulai dari 3.

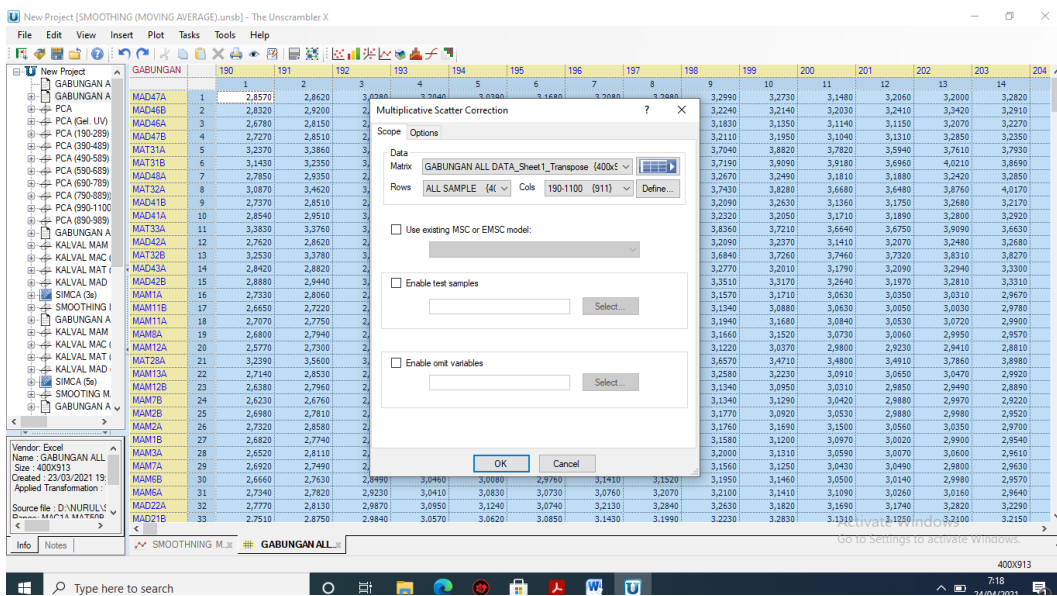


Gambar 24. Transformasi data menggunakan *Derivative Savitzky Golay*.

Saat menggunakan transformasi data SNV jendela yang akan dimunculkan dapat dilihat pada Gambar 25, sedangkan saat menggunakan transformasi data MSC dapat dilihat pada Gambar 26. Sama seperti transformasi data yang lainnya, memilih “ALL SAMPLE” pada bagian *Rows* dan memasukkan nilai “190-1100” pada *Cols* kemudian menekan tombol OK pada jendela tersebut.



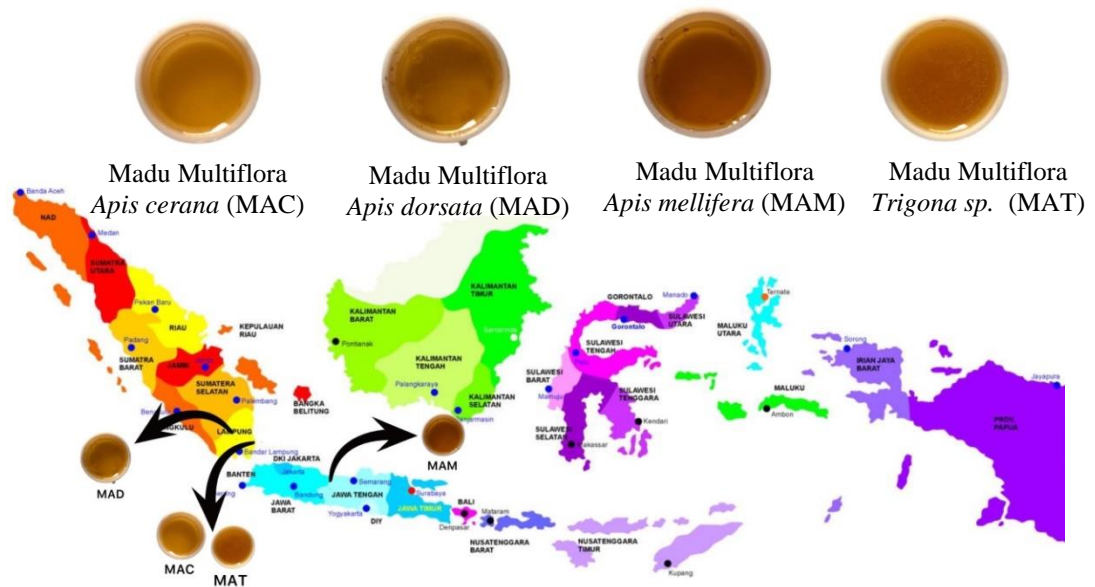
Gambar 25. Transformasi data menggunakan SNV.



Gambar 26. Transformasi data menggunakan MSC.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Spektra Madu Multiflora pada Panjang Gelombang 190-1100 nm



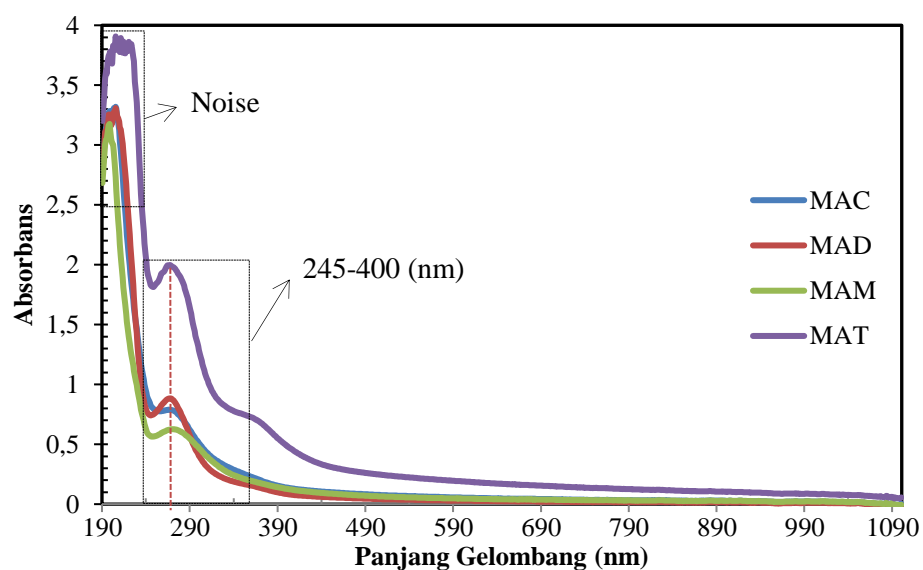
Gambar 27. Sampel madu multiflora dari lebah *Apis cerana* (MAC), madu multiflora dari lebah *Apis dorsata* (MAD), madu multiflora dari lebah *Apis mellifera* (MAM), madu multiflora dari lebah *Trigona sp.* (MAT).

Madu yang digunakan dalam penelitian ini adalah madu multiflora yang berasal dari 4 jenis lebah yang berbeda (Gambar 27). Sampel madu yang digunakan dipanen di wilayah dan waktu yang berbeda. Madu multiflora *Apis dorsata* dipanen oleh pengumpul lebah bernama Muhroni pada tanggal 3 September 2020 di Baradatu, Way Kanan, Lampung. Madu multiflora *Apis mellifera*, dipanen oleh peternak lebah bernama Teguh Susanto pada tanggal 15 September 2020 di Alas Roban, Batang, Jawa Tengah. Madu multiflora *Apis cerana* dan *Trigona sp.* dipanen oleh peternak lebah yang sama dan juga berasal dari wilayah yang sama,

yaitu oleh Ujang di Desa Rantau Jaya, Sukadana, Lampung Timur. Walau memiliki kesamaan asal, sampel madu multiflora *Apis cerana* dan sampel madu multiflora *Trigona sp.* dipanen pada waktu yang berbeda. Madu multiflora *Apis cerana* dipanen pada tanggal 25 September 2020, sedangkan madu multiflora *Trigona sp.* dipanen pada tanggal 10 Oktober 2020.

Jika dilihat secara kasat mata, warna sampel madu multiflora dari 4 jenis lebah yang berbeda ini sekilas memiliki kemiripan. Hanya saja pada sampel madu multiflora dari *Apis mellifera* terlihat sedikit lebih gelap dibandingkan dengan sampel madu multiflora dari ketiga jenis lebah lainnya. Namun klasifikasi madu kurang akurat bila hanya menggunakan warna sebagai faktor pembeda. Hal ini dijelaskan oleh Adji (2004) warna madu dipengaruhi oleh nektar bunga yang dihisap oleh lebah saat melakukan pekerjaannya, usia madu saat dipanen, dan cara penyimpanannya. Kemudian jika dibedakan berdasarkan rasa, madu multiflora dari jenis lebah *Trigona sp.* memiliki rasa yang sangat berbeda dengan ketiga jenis lebah lainnya. Begitu pula dengan aroma yang dimiliki, sampel madu multiflora *Trigona sp.* juga memiliki perbedaan yang mencolok, yaitu aroma asam yang mengartikan rasa dari sampel madu tersebut.

4.1.1. Analisis Spektra Madu Multiflora Menggunakan Data *Original*



Gambar 28. Nilai rata-rata absorbans data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Nilai rata-rata absorbans sampel ditunjukkan pada Gambar 28. Dilihat dari pola grafik spektra, sampel yang diuji berhasil menunjukkan perbedaan melalui sifat optiknya. Perbedaan yang paling mencolok dimiliki sampel MAT, sedangkan pada sampel lain (MAC, MAD, dan MAM) hampir memiliki kesamaan. Hal ini menunjukkan genus pada lebah dapat mempengaruhi hasil spektra madu yang diuji. Lebah *Trigona sp.* merupakan lebah yang tidak memiliki sengat, dan ketiga sampel lainnya merupakan lebah *Apis* (lebah bersengat). Informasi yang diberikan dari nilai rata-rata absorbans (Gambar 28), madu MAT memiliki nilai absorbans yang paling tinggi dan madu MAM memiliki nilai absorbans yang paling rendah. Nilai absorbans milik sampel MAD dan MAC hampir memiliki kesamaan. Namun pada panjang gelombang 270 nm nilai absorbans sampel MAD lebih besar dari MAC. Kemudian setelah melewati panjang gelombang 245-400 nm, nilai absorbans sampel MAD mengalami penurunan yang juga lebih besar dibandingkan MAC, sehingga menyebabkan nilai absorbans sampel MAD lebih kecil dari MAC dan MAM.

Nilai rata-rata absorbans pengujian sampel menghasilkan pola yang hampir sama pada masing-masing sampel, yaitu menunjukkan puncak grafik pada panjang gelombang 270 nm dengan nilai absorbans yang berbeda. Berhubungan dengan penelitian yang dilakukan oleh Dimitrova *dkk.*, (2006) panjang gelombang 270 nm berkaitan dengan nilai absorbansi dari senyawa asam aril-alifatik, benzoat, dan salisilat. Nilai absorbans yang diperoleh dari penelitian ini secara optimal ditunjukkan pada panjang gelombang 245-400 nm. Jika dikaitkan dengan hasil penelitian yang didapatkan oleh Robbins dan Bean (2004), panjang gelombang tersebut memiliki korelasi terhadap senyawa asam fenolik dengan kerangka karbon asam benzoat (pada interval 200-290 nm), dan turunan sinamat yang ditunjukkan pada interval 270-360 nm.

4.1.2. Analisis Spektra Madu Multiflora Menggunakan Data *Pre-processing*

Hasil yang diperoleh dari data *original* pada penelitian ini sudah memberi informasi yang cukup baik. Namun hasil tersebut masih banyak mengandung

noise yang disebabkan dari beberapa faktor saat melakukan pengambilan data, sehingga masih perlu dilakukan *pre-processing*. Hasil transformasi data yang dilakukan pada penelitian ini disajikan pada Tabel 4. Tabel tersebut menunjukkan perlakuan terbaik dari penelitian yang dilakukan yaitu berasal dari kombinasi transformasi data SNV dengan *Smoothing Moving Average 3 Segment*.

Tabel 4. Hasil transformasi spektra *original* menggunakan beberapa *pre-processing* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Model	Model MAC		Model MAD		Model MAM		Model MAT		Akurasi (%)	Spesifisitas (%)	Sensitivitas (%)	Error (%)
	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)				
MSC <i>Original</i>	42	8	28	8	34	11	22	7	100	100	100	0
<i>Normalize Original</i>	66	15	73	4	87	3	26	10	100	100	100	0
SNV <i>Original</i>	42	8	28	8	33	11	22	7	100	100	100	0
MSC + <i>Moving Average 3 Segment</i>	62	10	45	12	50	16	43	10	100	100	100	0
MSC + <i>Moving Average 5 Segment</i>	68	11	52	14	55	17	54	12	100	100	100	0
MSC + <i>Moving Average 9 Segment</i>	72	12	58	15	60	19	67	13	100	100	100	0
MSC + 1 st <i>derivative SG 3 Segment</i>	23	16	17	16	26	18	17	14	0	0	0	0
MSC + 1 st <i>derivative SG 5 Segment</i>	49	14	21	18	41	18	22	18	0	0	0	0
MSC + 1 st <i>derivative SG 9 Segment</i>	77	10	51	17	65	11	41	20	0	0	0	0
MSC + 2 nd <i>derivative SG 3 Segment</i>	19	15	22	14	20	18	14	13	0	0	0	0
MSC + 2 nd <i>derivative SG 5 Segment</i>	25	19	24	17	31	16	22	16	0	0	0	0
MSC + 2 nd <i>derivative SG 9 Segment</i>	28	17	26	22	31	15	27	24	0	0	0	0

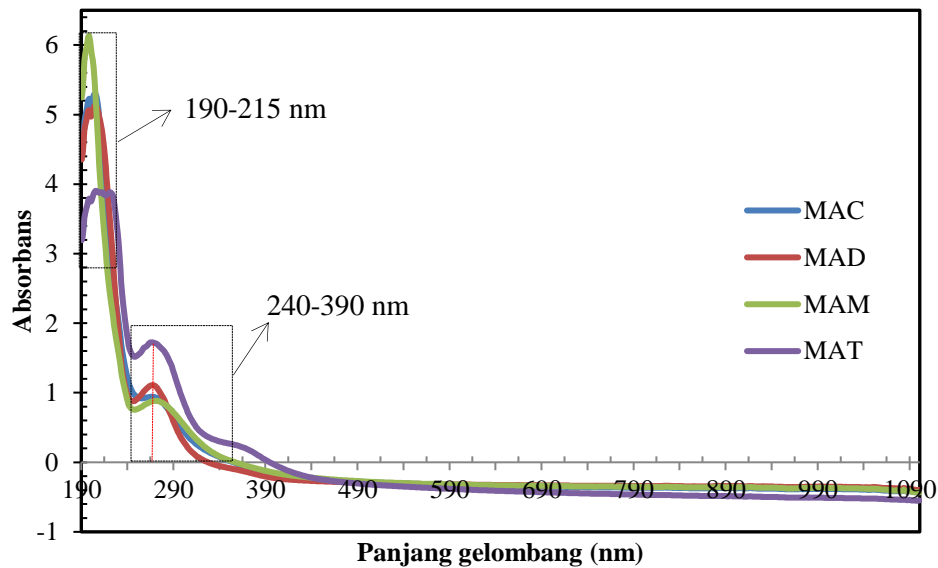
Tabel 4. (lanjutan)

Model	Model MAC		Model MAD		Model MAM		Model MAT		Akurasi (%)	Spesifisitas (%)	Sensitivitas (%)	Error (%)
	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)	Nilai PC1 (%)	Nilai PC2 (%)				
Normalize + Moving Average 3 Segment	74	16	84	5	92	3	45	16	100	100	100	0
Normalize + Moving Average 5 Segment	77	16	86	5	93	3	54	19	100	100	100	0
Normalize + Moving Average 9 Segment	79	16	88	5	94	3	62	21	100	100	100	0
Normalize + 1 st derivative SG 9 Segment	52	37	63	16	81	11	38	20	0	0	0	0
Normalize + 2 nd derivative SG 3 Segment	19	15	22	14	20	18	14	13	0	0	0	0
Normalize + 2 nd derivative SG 5 Segment	25	19	23	16	30	16	22	16	0	0	0	0
Normalize + 2 nd derivative SG 9 Segment	31	19	25	20	40	19	27	24	0	0	0	0
SNV + Moving Average 3 Segment	62	10	45	12	49	18	42	10	100	100	100	0
SNV + Moving Average 5 Segment	68	11	52	14	55	18	53	12	100	100	100	0
SNV + Moving Average 9 Segment	46	25	48	18	61	16	26	13	100	100	100	0
SNV + 1 st derivative SG 3 Segment	23	16	17	16	26	19	17	14	0	0	0	0
SNV + 1 st derivative SG 5 Segment	49	14	21	18	40	18	22	17	0	0	0	0
SNV + 1 st derivative SG 9 Segment	77	10	51	17	64	12	41	20	0	0	0	0

Tabel 4. (lanjutan)

Model	Model MAC		Model MAD		Model MAM		Model MAT		Akurasi (%)	Spesifisitas (%)	Sensitivitas (%)	Error (%)
	Nilai	Nilai	Nilai	Nilai	Nilai	Nilai	Nilai	Nilai				
	PC1 (%)	PC2 (%)	PC1 (%)	PC2 (%)	PC1 (%)	PC2 (%)	PC1 (%)	PC2 (%)				
SNV + 2 nd <i>derivative</i> SG 3 <i>Segment</i>	19	15	22	14	20	18	14	13	0	0	0	0
SNV + 2 nd <i>derivative</i> SG 5 <i>Segment</i>	25	19	24	17	31	16	22	16	0	0	0	0
SNV + 2 nd <i>derivative</i> SG 9 <i>Segment</i>	28	17	25	22	30	16	27	24	0	0	0	0

Gambar 29 di bawah ini merupakan grafik nilai rata-rata absorbans yang diperoleh pada *pre-processing* yang terbaik. Sama seperti grafik yang ditunjukkan pada data *original*, pola grafik yang ditunjukkan pada sampel MAT pada puncak (265-270 nm) nilai absorbansnya berbeda dengan ketiga sampel lainnya. Berdasarkan penelitian yang dilakukan Robbins dan Beans (2004) panjang gelombang 270 nm memberikan sinyal terbaik bagi semua asam serta membantu dalam membedakan antara *hydroxycinnamic* dan asam benzoat. Pada panjang gelombang tersebut nilai yang dimiliki MAC hampir sama dengan MAM. Berdasarkan grafik nilai rata-rata absorbans dari data transformasi SNV + *Smoothing Moving Average 3 Segment* pada gelombang 240-390 nm sampel MAT berada pada urutan pertama dengan nilai tertinggi, disusul dengan dengan MAD, kemudian MAC dan MAM.



Gambar 29. Nilai rata-rata absorbans data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Dikutip dari Suhandy dan Yulia (2021), data pada interval 190–250 nm memiliki *noise* yang banyak mengandung informasi yang tidak terlalu diperlukan, seperti yang disebabkan oleh intensitas lampu rendah di awal akuisisi spektral, latar belakang dan kebisingan sistematis yang berasal dari pengaruh persebaran cahaya, perbedaan panjang jalur, ukuran partikel sampel, dan beberapa faktor lainnya. Meskipun penelitian ini tidak melakukan uji kimia pada sampel, berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Dimitrova *dkk.* (2006) absorptivitas molar larutan madu didasari oleh asam yang terdeteksi pada gelombang 220 nm, 280 nm, dan 310 nm. Pada madu multiflora, panjang gelombang 220 nm terdeteksi *4-hydroxybenzoic acid*, *3-hydroxybenzoic acid*, *vanillic*, *p-coumaric*, *trans-cinnamic acid*, *DL- β -phenyllactic acid phenylacetic acid*, *benzoic acid*, dan *4-hydroxycoumarin*.

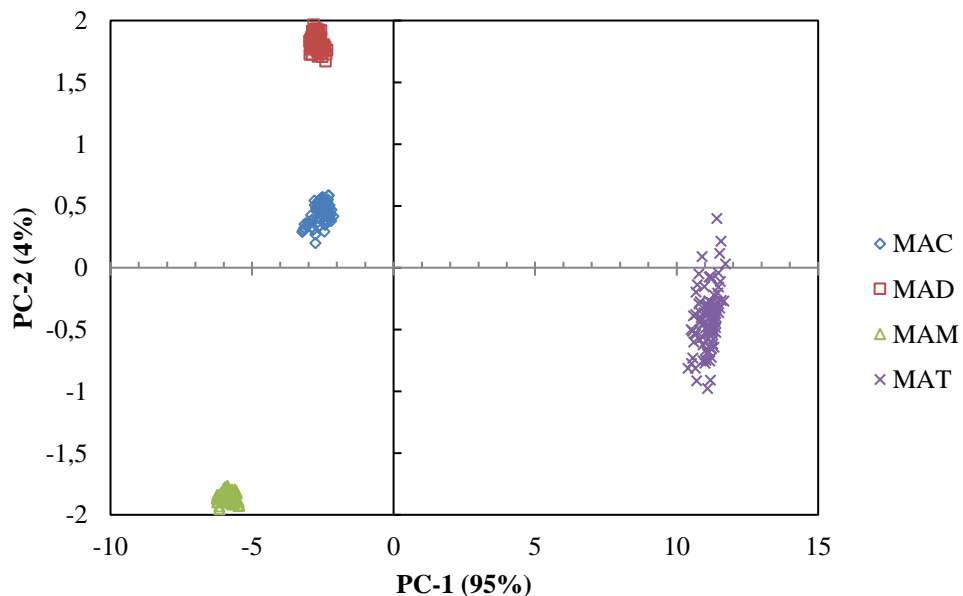
4.2. Hasil *Principal Component Analysis (PCA)* pada Panjang Gelombang 190-1100 nm

Madu multiflora yang diuji pada penelitian ini memperlihatkan hasil PCA yang ditunjukkan pada Gambar 30 dan Gambar 32. Seluruh jenis sampel terbagi ke dalam klaster yang berbeda. Pada analisis menggunakan data *original* maupun

data transformasi, tidak ada sampel yang bertumpuk atau mendekati kluster sampel lain.

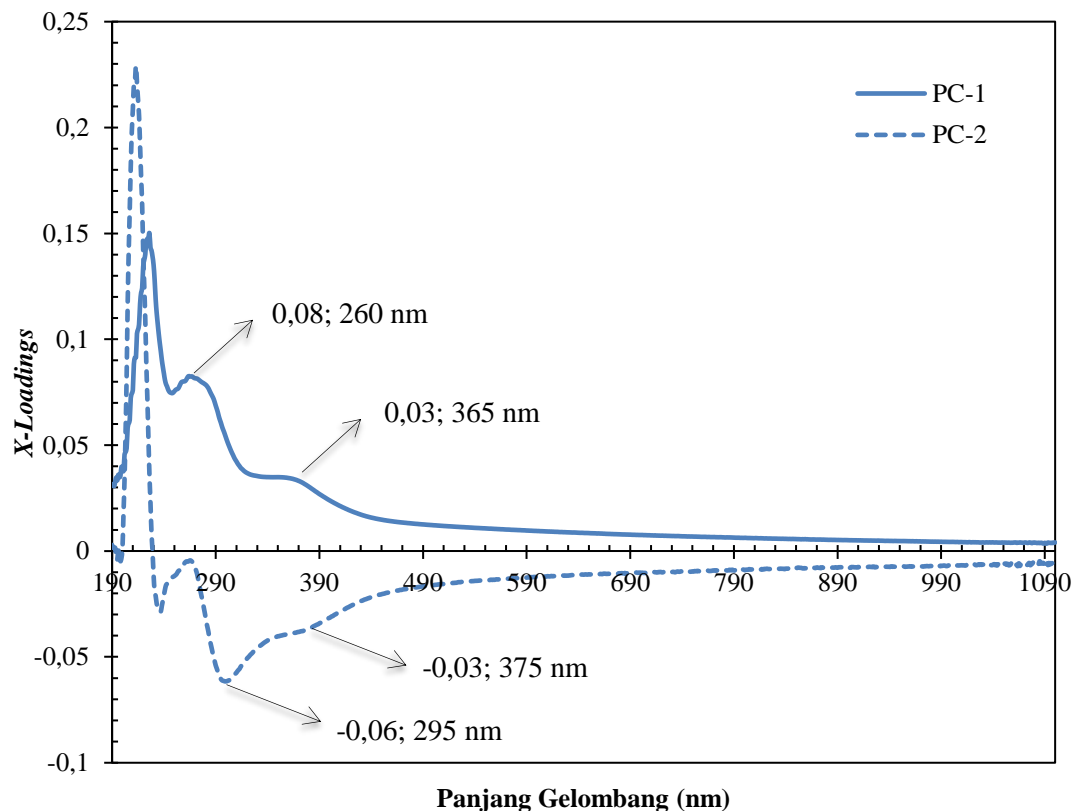
4.2.1. Hasil PCA Menggunakan Data *Original*

Gambar 30 menunjukkan plot skor hasil perhitungan PCA menggunakan data *original*. PC-1 memuat informasi varian sebanyak 95% dan pada PC-2 sebanyak 4%. Berdasarkan PC-1 sampel madu multiflora *Apis dorsata* (MAD), *Apis cerana* (MAC), dan *Apis mellifera* (MAM) berada di bagian kiri yang artinya memiliki nilai skor PC-1 negatif, sedangkan pada sampel madu multiflora *Trigona sp.* (MAT) berada di bagian kanan (bernilai skor PC-1 positif). Perbedaan yang diberikan oleh PC-1 ini bisa jadi disebabkan oleh perbedaan genus dari lebah *Trigona sp.* yang merupakan jenis lebah tak bersengat. Berdasarkan nilai PC-2 sampel madu multiflora *Apis mellifera* (MAM) dan *Trigona sp.* (MAT) berada di posisi bawah, sehingga memiliki nilai skor PC-2 negatif, kemudian pada sampel madu multiflora *Apis dorsata* (MAD) dan *Apis cerana* (MAC) berada di posisi atas atau bernilai skor PC-2 positif. Namun pada PC-2 ini terdapat beberapa sampel MAT yang memiliki nilai skor positif.



Gambar 30. Plot skor hasil PCA data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Selain plot skor, keluaran dari analisis PCA adalah grafik *X-Loading* (Gambar 31). Grafik ini memperlihatkan panjang gelombang yang signifikan ketika melakukan pembagian kluster sampel madu. Pada grafik *X-Loading* PC-1 terlihat memiliki 2 puncak yaitu pada panjang gelombang 260 nm dengan nilai 0,08, kemudian puncak yang kedua berada di panjang gelombang 365 dengan nilai 0,03. Nilai persentase *X-Loading* yang dimiliki PC-1 sangat besar. Hampir keseluruhan informasi yang dimiliki sampel dimuat pada PC-1. Berbeda dengan PC-1, nilai persentase *X-Loading* PC-2 sangat kecil yaitu hanya 4%. *X-Loading* PC-2 juga memiliki 2 puncak yaitu -0,06 pada panjang gelombang 295 nm dan -0,03 pada panjang gelombang 375 nm untuk puncak kedua.



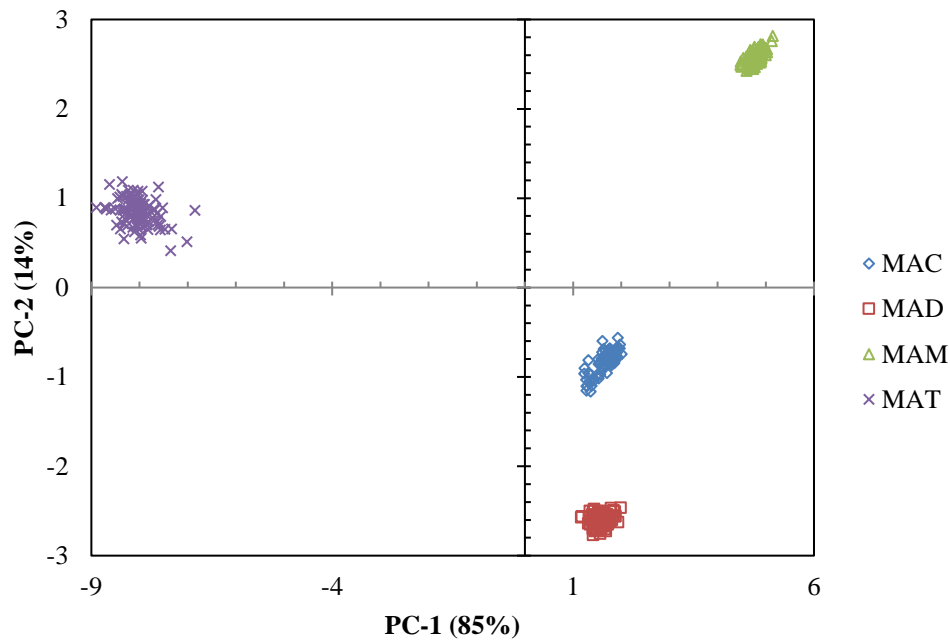
Gambar 31. Grafik *X-Loading* PC-1 dan PC-2 hasil analisis PCA menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Berdasarkan grafik *X-loading* yang didapat nilai PC-1 memiliki dua puncak yang bernilai positif. Bila dikaitkan dengan plot skor hasil PCA, sampel yang bernilai positif hanya dimiliki oleh sampel MAT. Hal tersebut menjadikan PC-1 bisa dijadikan sebagai pembeda antara madu multiflora dari jenis lebah madu bersengat dan madu multiflora dari jenis lebah madu tidak bersengat yang ditunjukkan dengan puncak gelombang 260 nm dan 365 nm. Berbeda dengan PC-1, grafik *X-loading* yang dimiliki PC-2 memiliki nilai negatif pada kedua puncaknya. Jika dikaitkan dengan plot skor terdapat 2 sampel yang bernilai negatif yaitu sampel MAM dan MAT dengan puncak gelombang 295 nm dan 375 nm. Dikutip dari Karoui *dkk.* (2007) menggunakan spektroskopi fluoresensi spektra antara 260-290 nm memiliki spektrum emisi yang kuat antara 330-360 nm. Spektrum fluoresensi di wilayah ini berasal dari asam amino aromatik. Jika dikaitkan dengan penelitian yang dilakukan Lenhardt *dkk.* (2015) pada panjang gelombang 360 nm dalam madu menunjukkan furosin dan hidroksimetilfurfural. Sedangkan dalam studi lain (Parri *dkk.*, 2020) pada 270–290 nm dan 320–340 nm digunakan untuk mendeteksi asam amino (terutama triptofan), protein dalam madu dan beberapa asam fenolik.

4.2.2. Hasil PCA Menggunakan Data *Pre-processing* SNV + *Smoothing Moving Average 3 Segment*

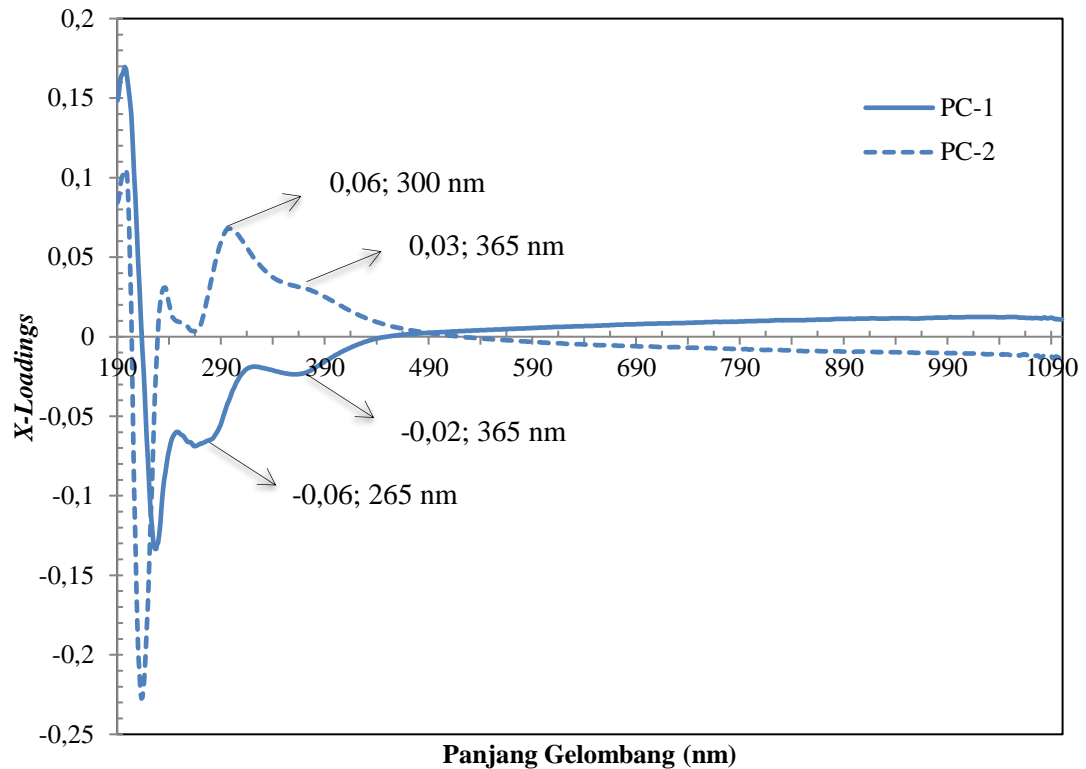
Setelah mencoba beberapa *pre-processing* pada data *original* didapatkan *pre-processing* terbaik yaitu SNV + *Smoothing Moving Average 3 Segment*. Jika jumlah PC-1 dan PC-2 hasil *pre-processing* tersebut dibandingkan dengan *pre-processing* lainnya, SNV + *Smoothing Moving Average 3 Segment* memiliki nilai persentase terbesar yaitu 99% (85% berasal dari PC-1 dan 14% berasal dari PC-2). Gambar 32 merupakan plot skor hasil PCA SNV + *Smoothing Moving Average 3 Segment*. Hasil perhitungan PCA tersebut menunjukkan kluster sampel berbanding terbalik dengan yang dihasilkan dari data *original*. Berdasarkan PC-1 sampel MAD, MAC, dan MAM berada di bagian kanan yang artinya memiliki nilai skor PC-1 positif, sedangkan sampel MAT berada pada bagian kiri (bernilai negatif). Begitu pula pada PC-2, sampel MAT dan MAM berada di posisi atas

sehingga memiliki nilai yang positif, sedangkan sampel MAC dan MAD berada di posisi bawah atau bernilai negatif.



Gambar 32. Plot skor hasil PCA menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Sama seperti yang dimiliki data *original*, dilihat pada Gambar 33, *X-Loading* PC-1 data *pre-processing* juga memiliki 2 puncak, namun kedua puncak yang dimiliki bernilai negatif. Pada panjang gelombang 265 nm nilai *X-Loading* yang dihasilkan adalah -0,06. Kemudian puncak kedua berada pada panjang gelombang 365 nm dengan nilai -0,02. Nilai negatif yang berasal dari kedua puncak pada *X-loading* PC-1 hanya dimiliki oleh sampel MAT. Grafik yang dihasilkan dari *X-Loading* PC-2 memiliki puncak pertama bernilai 0,06 pada panjang gelombang 300 nm dan puncak kedua pada panjang gelombang 365 nm yang memiliki nilai 0,02. Kedua puncak yang bernilai positif tersebut dimiliki oleh sampel MAM dan MAT.



Gambar 33. Grafik *X-Loading* PC-1 dan PC-2 hasil analisis PCA menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

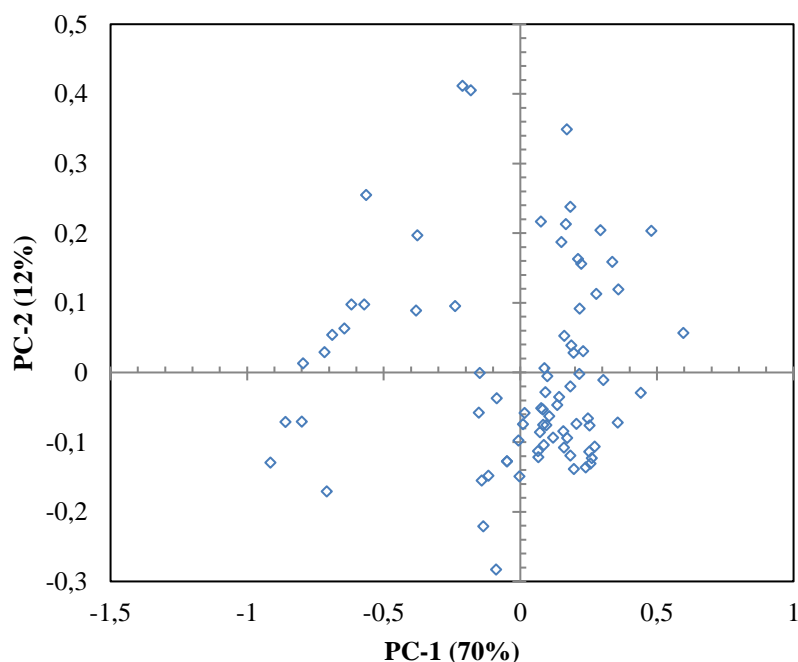
Menurut Karoui *dkk.* (2007) panjang gelombang 265 nm dan 365 nm sebagai puncak grafik *X-loading* PC-1 menunjukkan kandungan asam amino aromatik yang ada pada sampel madu yang diuji. Kemudian ada panjang gelombang 300 nm dan 365 nm yang dimiliki puncak *X-loading* PC-2, menurut Parri *dkk.* (2020) menunjukkan hubungan asam amino (terutama triptofan), protein dan beberapa asam fenolik dalam madu.

4.3. Model *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA) pada Panjang Gelombang 190-1100 nm

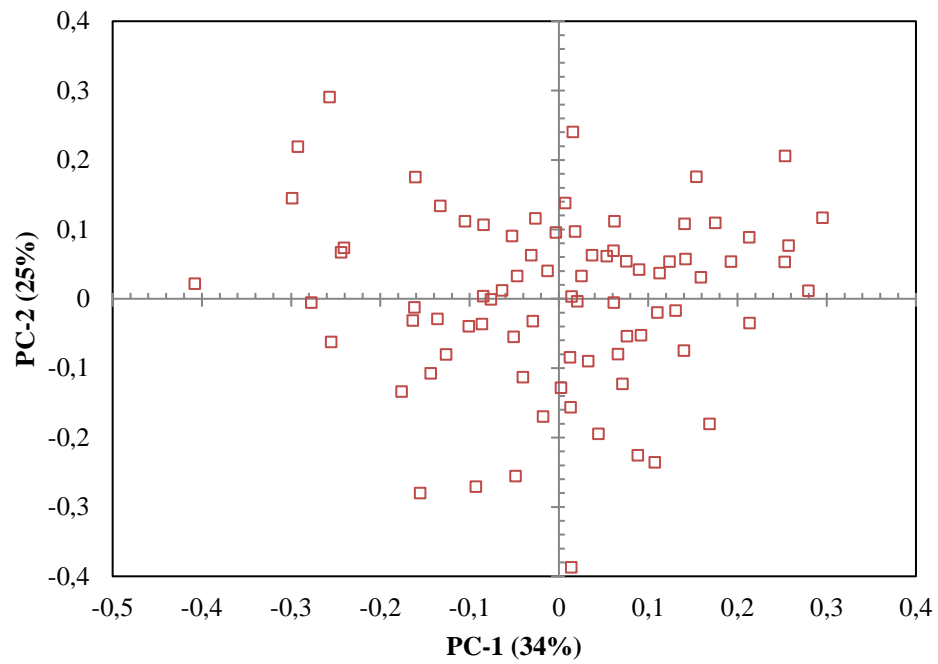
Model SIMCA dibangun untuk mengidentifikasi sampel yang diuji memiliki kesamaan karakteristik atau tidak terhadap model SIMCA yang ada. Proses analisis SIMCA ini dibangun menggunakan sampel kalibrasi dan validasi yang dihitung dengan PCA dengan jumlah masing-masing 50 dan 30.

4.3.1. Model *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA) Menggunakan *Data Original*

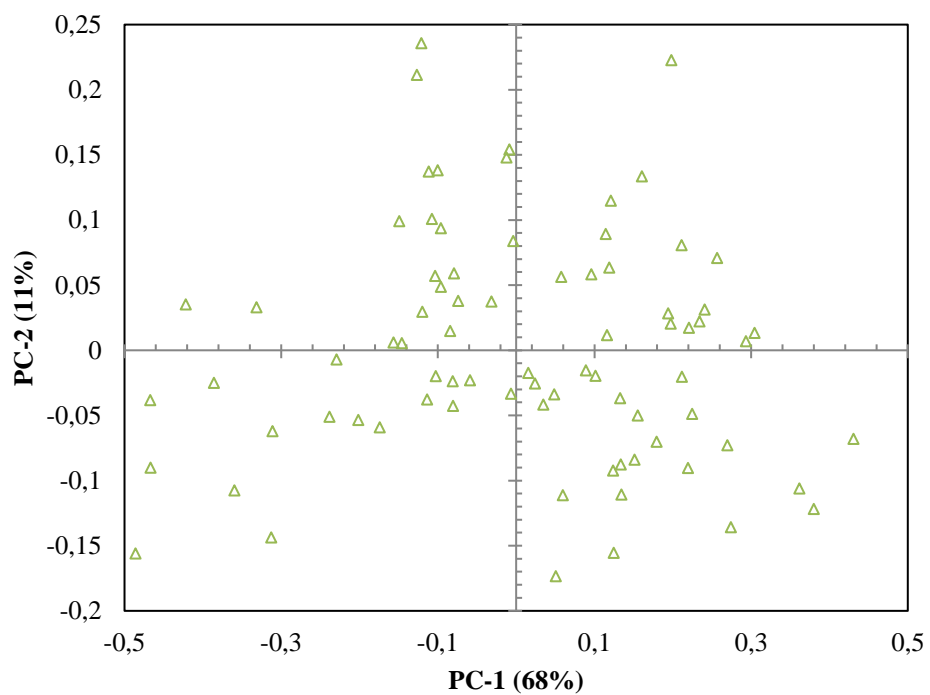
Dilihat dari Gambar 34, PCA model SIMCA MAC yang dibangun memiliki persentase varian sebesar 82%, persentase tersebut diperoleh dari nilai PC-1 sebesar 70% dan PC-2 sebesar 12%. Nilai model SIMCA MAC ini memiliki nilai tertinggi di antara model SIMCA sampel lainnya. Pada Gambar 35 menunjukkan persentase PC-1 sebesar 34% dan PC-2 25% dari perhitungan PCA kalibrasi dan validasi sampel MAD. Sehingga model SIMCA MAD memiliki persentase model sebesar 59% (tertinggi ketiga). Persentase model SIMCA tertinggi kedua dimiliki oleh sampel MAM dengan 79% yang berasal dari nilai PC-1 sebesar 68% dan PC-2 sebesar 11% seperti pada Gambar 36. Model SIMCA MAT (Gambar 37) memiliki persentase model terkecil, karena hanya berjumlah 44% yang terdiri dari PC-1 36% dan PC-2 8%.



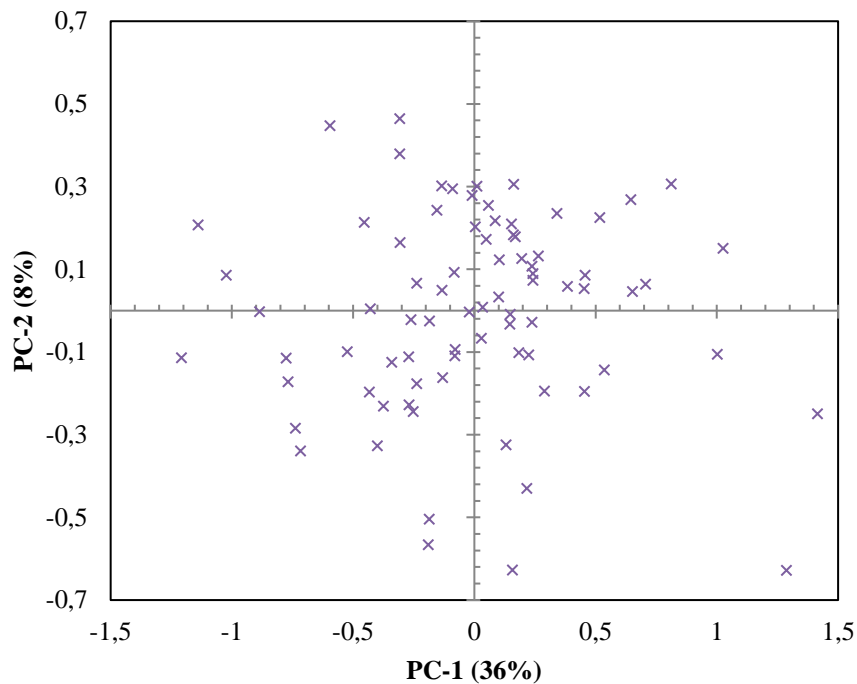
Gambar 34. Model kalibrasi dan validasi sampel MAC menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.



Gambar 35. Model kalibrasi dan validasi sampel MAD menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.



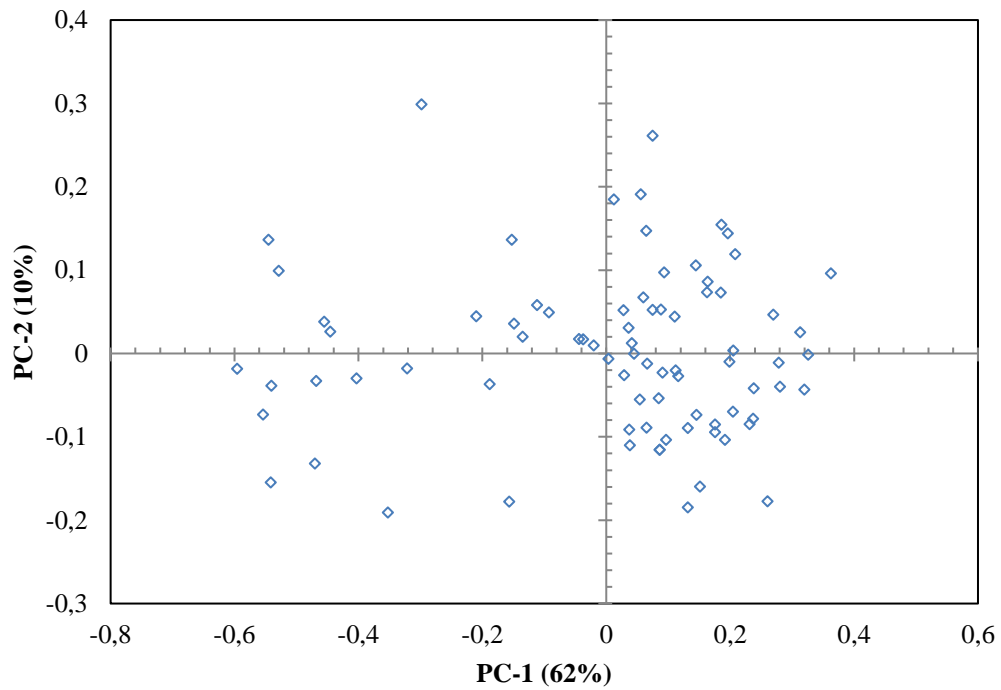
Gambar 36. Model kalibrasi dan validasi sampel MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.



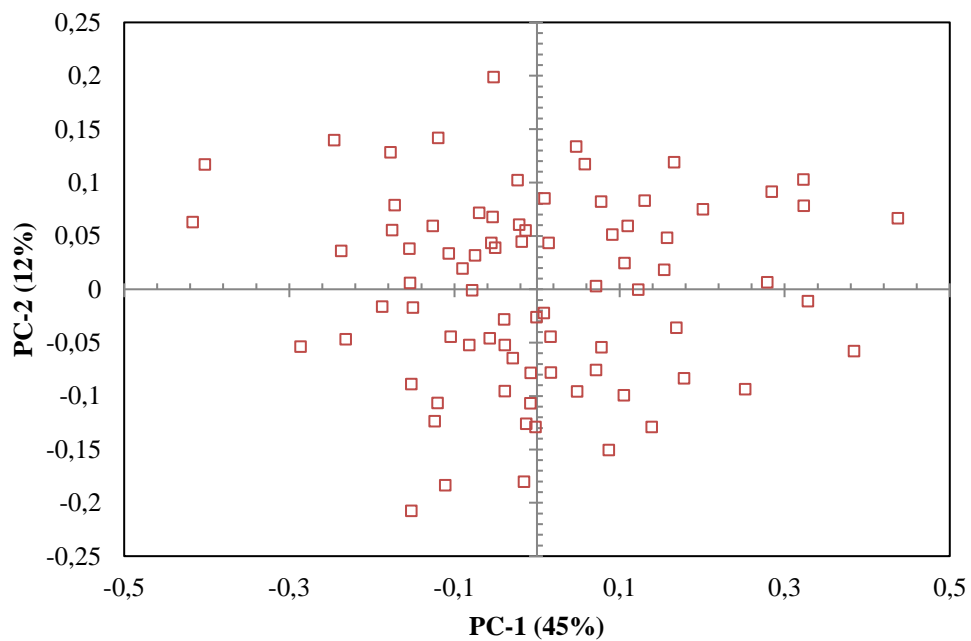
Gambar 37. Model kalibrasi dan validasi sampel MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

4.3.2. Model *Soft Independent Modelling of Class Analogy* (SIMCA) Menggunakan Data *Pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment*

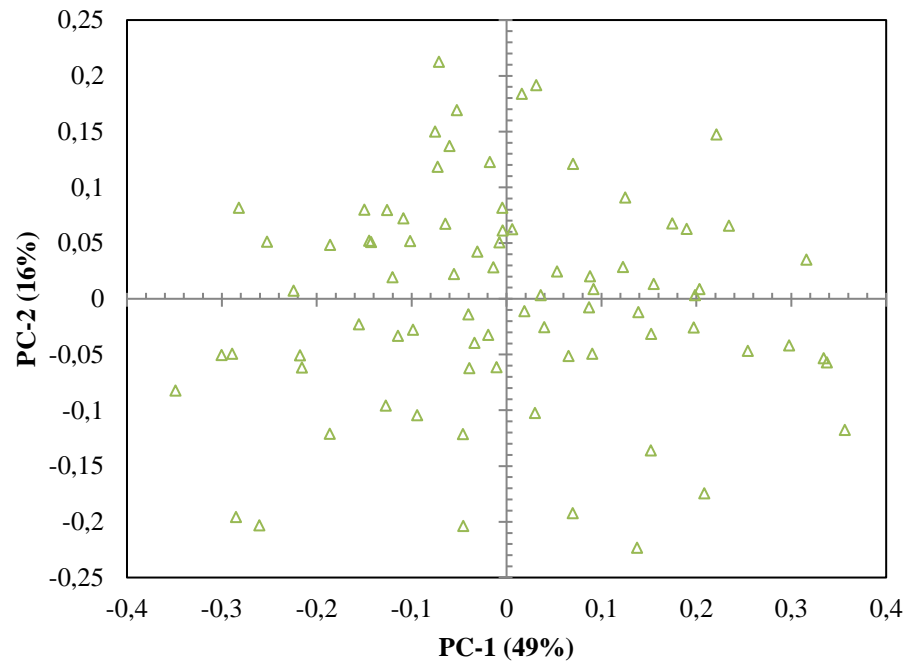
Sama seperti urutan yang dimiliki oleh model SIMCA data *original*, Gambar 38 memperlihatkan bahwa model MAC memiliki nilai persentase tertinggi, namun dengan nilai yang lebih kecil yaitu 72% yang berasal dari 62% pada PC-1 dan 10% pada PC-2. Model SIMCA MAD yang ditunjukkan pada Gambar 39 memiliki PC-1 sebesar 45% dan PC-2 sebesar 12%. Jumlah total persentase untuk model SIMCA MAD adalah 57%. Gambar 40 memperlihatkan Model SIMCA MAM, PC-1 yang diperoleh model sampel ini adalah 49% dan PC-2 yang diperoleh adalah sebesar 16% sehingga persentase yang dimiliki model SIMCA MAM adalah sebesar 65%. Berbeda dengan ketiga model SIMCA lainnya yang mengalami penurunan dilihat dari jumlah total persentasenya, model SIMCA MAT mengalami kenaikan yaitu dengan jumlah 52%. Seperti pada Gambar 41 jumlah persentase tersebut diperoleh dari PC-1 yang bernilai 42% dan PC-2 yang bernilai 10%.



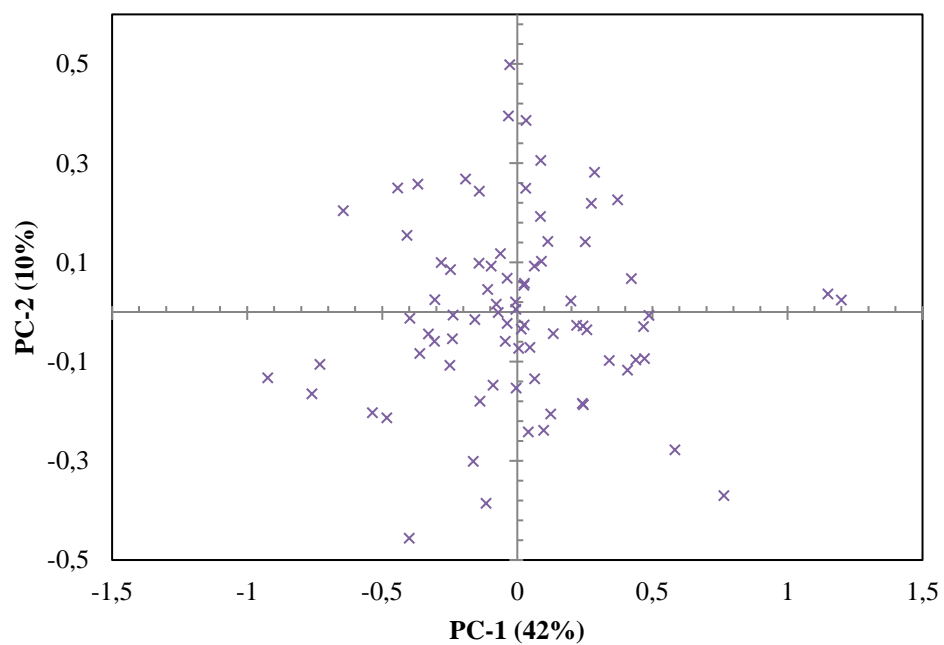
Gambar 38. Model kalibrasi dan validasi sampel MAC menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.



Gambar 39. Model kalibrasi dan validasi sampel MAD menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.



Gambar 40. Model kalibrasi dan validasi sampel MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.



Gambar 41. Model kalibrasi dan validasi sampel MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

4.4. Klasifikasi Sampel pada Panjang Gelombang 190-1100 nm

Setelah mendapatkan model SIMCA dari masing-masing sampel, proses analisis selanjutnya adalah dengan melakukan klasifikasi menggunakan bantuan sampel prediksi. Pada penelitian ini sampel yang diuji telah masuk ke dalam kluster yang sesuai dan tidak ada sampel yang masuk ke dalam kluster sampel lain. Pengujian dilakukan menggunakan 2 model SIMCA pada setiap jenis lebah, sehingga terdapat 6 pasang yaitu MAC dengan MAD, MAC dengan MAM, MAC dengan MAT, MAD dengan MAM, MAD dengan MAT, dan MAM dengan MAT.

4.4.1. Klasifikasi Menggunakan Data *Original*

Hasil klasifikasi model SIMCA dari sampel MAC dan MAD disajikan pada Tabel 29 (lampiran) jumlah total sampel prediksi yang digunakan adalah 40 sampel dari 20 sampel MAC dan 20 sampel MAD. Dari 40 sampel yang digunakan hanya 39 sampel yang masuk ke dalam kluster model SIMCA yang dibangun (*true positive* dan *true negative*). Terdapat 1 sampel yang tidak masuk ke dalam kelas mana pun yaitu sampel MAC 5B dan ditulis dengan cetak tebal.

Dari hasil klasifikasi dapat dilakukan perhitungan untuk mengetahui nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dari model SIMCA MAC dan model SIMCA MAD yang telah dibangun. Dalam penelitian ini tingkat kemampuan model SIMCA tersebut dihitung menggunakan matriks konfusi yang disajikan dalam Tabel 5. Meskipun terdapat 1 sampel yang tidak masuk ke dalam kelas manapun, perhitungan yang dihasilkan sangat baik yaitu dengan nilai akurasi 100%, sensitivitas 100%, spesifisitas 100%, dan eror 0%.

Tabel 5. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAD menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

	Model MAC	Model MAD
Aktual MAC	19 (a)	0 (b)
Aktual MAD	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi (AC)} & : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{19 + 20}{19 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Sensitivitas (S)} & : \frac{d}{b + d} \times 100\% = \frac{20}{0 + 20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Spesifisitas (SP)} & : \frac{a}{a + c} \times 100\% = \frac{19}{19 + 0} \times 100\% = 100\% \\ \text{Eror} & : \frac{b + c}{a + d + b + c} \times 100\% = \frac{0}{19 + 20 + 0 + 0} \times 100\% = 0\% \end{aligned}$$

Tabel 30 (lampiran) menunjukkan hasil klasifikasi model SIMCA dari sampel MAC dan MAM. Proses ini melibatkan 40 sampel prediksi yang terdiri dari 20 sampel prediksi MAC dan 20 sampel prediksi MAM. Namun pada sampel MAC terdapat satu sampel yang tidak masuk ke dalam kluster model SIMCA yang telah dibangun yaitu sampel MAC 5B. Dalam penelitian ini tingkat kemampuan model SIMCA dihitung menggunakan matriks konfusi untuk mengetahui nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror (Tabel 6). Sampel yang tidak masuk ke dalam kluster bisa jadi disebabkan karena *noise* yang dimiliki sampel tersebut cukup tinggi.

Tabel 6. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

	Model MAC	Model MAM
Aktual MAC	19 (a)	0 (b)
Aktual MAM	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{19 + 20}{19 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\begin{aligned} \text{Sensitivitas (S)} & : \frac{d}{b+d} \times 100\% = \frac{20}{0+20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Spesifisitas (SP)} & : \frac{a}{a+c} \times 100\% = \frac{19}{19+0} \times 100\% = 100\% \\ \text{Eror} & : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{19+20+0+0} \times 100\% = 0\% \end{aligned}$$

Di bawah ini merupakan matriks konfusi yang diperoleh dari hasil klasifikasi model SIMCA dari sampel MAC dan MAT. Hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAT yang dibangun ditunjukkan pada Tabel 31 (lampiran). Tidak semua sampel prediksi yang digunakan masuk ke dalam kluster model (*true positive*). Terdapat 1 sampel yang tidak masuk ke dalam kelas mana pun dan ditandai dengan tulisan bercetak tebal. Matriks konfusi yang didapat digunakan untuk menghitung nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dari model SIMCA MAC dan model SIMCA MAT yang telah dibangun. Nilai yang didapat dari perhitungan tersebut yaitu 100% untuk nilai akurasi, 100% untuk sensitivitas, 100% untuk spesifisitas, dan 0% eror.

Tabel 7. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

	Model MAC	Model MAT
Aktual MAC	19 (a)	0 (b)
Aktual MAT	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi (AC)} & : \frac{a+d}{a+b+c+d} \times 100\% = \frac{19+20}{19+0+0+20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Sensitivitas (S)} & : \frac{d}{b+d} \times 100\% = \frac{20}{0+20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Spesifisitas (SP)} & : \frac{a}{a+c} \times 100\% = \frac{19}{19+0} \times 100\% = 100\% \\ \text{Eror} & : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{19+20+0+0} \times 100\% = 0\% \end{aligned}$$

Berbeda dengan hasil klasifikasi yang sebelumnya pada sampel ini seluruh sampel prediksi yang digunakan masuk ke dalam model SIMCA yang dibangun (*All true positive* dan *true negative*). Hasil klasifikasi model SIMCA dari sampel MAD dan MAM disajikan pada Tabel 32 (lampiran). Dari hasil klasifikasi yang

didapat, perlu dilakukan perhitungan untuk mengetahui nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dari model SIMCA MAD dan model SIMCA MAM yang telah dibangun. Perhitungan dilakukan menggunakan matriks konfusi (Tabel 8). yang menghasilkan persentase nilai akurasi 100%, sensitivitas 100%, spesifisitas 100%, dan eror 0%.

Tabel 8. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

	Model MAD	Model MAM
Aktual MAD	20 (a)	0 (b)
Aktual MAM	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{20 + 20}{20 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivitas (S)} : \frac{d}{b + d} \times 100\% = \frac{20}{0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Spesifisitas (SP)} : \frac{a}{a + c} \times 100\% = \frac{20}{20 + 0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Eror} : \frac{b + c}{a + d + b + c} \times 100\% = \frac{0}{20 + 20 + 0 + 0} \times 100\% = 0\%$$

Pengujian model SIMCA yang MAD dan MAT menghasilkan tabel klasifikasi (Tabel 33 lampiran). Pengujian tersebut menggunakan 20 sampel dari MAD dan 20 sampel dari MAT. Sampel prediksi yang digunakan berhasil masuk ke dalam kluster model SIMCA MAD dan MAT yang telah dibangun (*All true positive* dan *true negative*). Dari hasil tersebut dibuat matriks konfusi yang nantinya digunakan untuk menghitung tingkat kemampuan model (akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror). Tabel matriks konfusi model SIMCA MAD dan MAT ditunjukkan pada Tabel 9. Tabel tersebut menghasilkan perhitungan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang sempurna karena tidak memiliki nilai eror.

Tabel 9. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

	Model MAD	Model MAT
Aktual MAD	20 (a)	0 (b)
Aktual MAT	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{20 + 20}{20 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivitas (S)} : \frac{d}{b + d} \times 100\% = \frac{20}{0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Spesifisitas (SP)} : \frac{a}{a + c} \times 100\% = \frac{20}{20 + 0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Eror} : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{20+20+0+0} \times 100\% = 0\%$$

Hasil pengujian model SIMCA MAM dan MAT disajikan pada tabel klasifikasi model seperti pada Tabel 34 (lampiran) jumlah total sampel prediksi yang diuji adalah 40 sampel terdiri dari 20 sampel dari MAM dan 20 sampel dari MAT. Semua sampel prediksi tersebut masuk ke dalam klaster model SIMCA yang telah dibangun (*All true positive* dan *true negative*). Dari banyaknya sampel yang masuk pada model, dibuatlah matrik konfusi seperti pada Tabel 10 kemudian menghasilkan persentase perhitungan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror secara berturut-turut 100%, 100%, 100%, dan 0%.

Tabel 10. Matriks konfusi model SIMCA MAM dengan model SIMCA MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

	Model MAM	Model MAT
Aktual MAM	20 (a)	0 (b)
Aktual MAT	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{20 + 20}{20 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivitas (S)} : \frac{d}{b + d} \times 100\% = \frac{20}{0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Spesifisitas (SP)} : \frac{a}{a + c} \times 100\% = \frac{20}{20 + 0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Eror} : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{20+20+0+0} \times 100\% = 0\%$$

4.4.2. Klasifikasi Menggunakan Data *Pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment*

Berbeda dengan hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAD menggunakan data *original*, setelah dilakukan transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* seluruh sampel yang diuji telah masuk ke dalam kluster yang ada (*All true positive* dan *true negative*). Hasil klasifikasi tersebut dapat dilihat dalam Tabel 35 (lampiran). Perhitungan yang dihasilkan melalui matriks konfusi (Tabel 11) menyatakan bahwa model SIMCA MAC dan MAD memiliki nilai akurasi sebesar 100%, sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas sebesar 100% dan nilai eror 0%.

Tabel 11. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAD menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

	Model MAC	Model MAD
Aktual MAC	20 (a)	0 (b)
Aktual MAD	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a+d}{a+b+c+d} \times 100\% = \frac{20+20}{20+0+0+20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivitas (S)} : \frac{d}{b+d} \times 100\% = \frac{20}{0+20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Spesifisitas (SP)} : \frac{a}{a+c} \times 100\% = \frac{20}{20+0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Eror} : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{20+20+0+0} \times 100\% = 0\%$$

Sama seperti sebelumnya model SIMCA MAC dan MAM menggunakan data *pre-processing* yang dibangun menghasilkan klasifikasi disajikan pada Tabel 36 (lampiran). Seluruh sampel prediksi yang digunakan dalam pengujian model ini berhasil masuk ke dalam kelas model SIMCA dengan benar (*All true positive* dan *true negative*). Dari hasil klasifikasi tersebut dilakukan perhitungan untuk

mengetahui nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dari model menggunakan matriks konfusi yang disajikan dalam Tabel 12. Perhitungan tersebut menghasilkan nilai akurasi sebesar 100%, sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas sebesar 100%, dan eror sebesar 0%.

Tabel 12. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

	Model MAC	Model MAM
Aktual MAC	20 (a)	0 (b)
Aktual MAM	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{20 + 20}{20 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivitas (S)} : \frac{d}{b + d} \times 100\% = \frac{20}{0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Spesifisitas (SP)} : \frac{a}{a + c} \times 100\% = \frac{20}{20 + 0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Eror} : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{20+20+0+0} \times 100\% = 0\%$$

Hal yang sama juga dimiliki oleh hasil klasifikasi sampel MAC dan MAT menggunakan data *pre-processing* (Tabel 37 lampiran). Proses pengujian model SIMCA tersebut melibatkan 40 sampel prediksi yang terdiri dari 20 sampel MAC dan 20 sampel MAM. Semua sampel yang terlibat memperlihatkan hasil yang baik karena masuk ke dalam kelas yang sesuai pada model SIMCA MAC dan MAT yang diuji (*All true positive* dan *true negative*). Hasil klasifikasi tersebut dituliskan pada matrik konfusi (Tabel 13) yang selanjutnya digunakan untuk melakukan perhitungan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dari model SIMCA MAD dan model SIMCA MAM. Perhitungan yang dilakukan menghasilkan nilai akurasi yang sempurna yaitu sebesar 100%, sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas sebesar 100%, dan eror sebesar 0%.

Tabel 13. Matriks konfusi model SIMCA MAC dengan model SIMCA MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

	Model MAC	Model MAT
Aktual MAC	20 (a)	0 (b)
Aktual MAT	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{20 + 20}{20 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivitas (S)} : \frac{d}{b + d} \times 100\% = \frac{20}{0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Spesifisitas (SP)} : \frac{a}{a + c} \times 100\% = \frac{20}{20 + 0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Eror} : \frac{b + c}{a + d + b + c} \times 100\% = \frac{0}{20 + 20 + 0 + 0} \times 100\% = 0\%$$

Pengujian model SIMCA pada sampel MAD dan MAM menggunakan data *pre-processing* menghasilkan klasifikasi sampel MAD dan MAM yang ditunjukkan pada Tabel 38 (lampiran). Total sampel prediksi yang digunakan dalam pengujian ini yaitu 40 sampel, terdiri dari 20 sampel MAD dan 20 sampel MAM. Sampel yang digunakan dalam pengujian berhasil menunjukkan kesesuaian dengan masuk ke dalam kluster model SIMCA yang telah dibangun (*All true positive* dan *true negative*). Hasil klasifikasi yang diperoleh, digunakan untuk melakukan perhitungan tingkat kemampuan model SIMCA (akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror) yang dibangun menggunakan matriks konfusi yang disajikan dalam Tabel 14. Dari perhitungan matriks konfusi yang dilakukan memberikan hasil nilai akurasi 100%, sensitivitas 100%, spesifisitas 100%, dan eror 0%.

Tabel 14. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

	Model MAD	Model MAM
Aktual MAD	20 (a)	0 (b)
Aktual MAM	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi (AC)} & : \frac{a+d}{a+b+c+d} \times 100\% = \frac{20+20}{20+0+0+20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Sensitivitas (S)} & : \frac{d}{b+d} \times 100\% = \frac{20}{0+20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Spesifisitas (SP)} & : \frac{a}{a+c} \times 100\% = \frac{20}{20+0} \times 100\% = 100\% \\ \text{Eror} & : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{20+20+0+0} \times 100\% = 0\% \end{aligned}$$

Klasifikasi yang dihasilkan dari pengujian sampel MAD dan MAT menggunakan data *pre-processing* dilampirkan pada Tabel 39 (lampiran). Dalam pengujian ini hanya menggunakan 20 sampel MAD dan 20 sampel MAT. Sampel yang digunakan dalam pengujian ini secara keseluruhan masuk ke dalam kluster model SIMCA yang telah dibangun (*All true positive* dan *true negative*). Tabel 15 menunjukkan matriks konfusi berdasarkan klasifikasi model SIMCA kedua sampel yang diuji. Informasi yang dimiliki matriks konfusi digunakan untuk melakukan perhitungan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror. Hasil perhitungan yang dilakukan yaitu nilai akurasi sebesar 100%, sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas sebesar 100%, dan eror sebesar 0%.

Tabel 15. Matriks konfusi model SIMCA MAD dengan model SIMCA MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

	Model MAD	Model MAT
Aktual MAD	20 (a)	0 (b)
Aktual MAT	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi (AC)} & : \frac{a+d}{a+b+c+d} \times 100\% = \frac{20+20}{20+0+0+20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Sensitivitas (S)} & : \frac{d}{b+d} \times 100\% = \frac{20}{0+20} \times 100\% = 100\% \\ \text{Spesifisitas (SP)} & : \frac{a}{a+c} \times 100\% = \frac{20}{20+0} \times 100\% = 100\% \\ \text{Eror} & : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{20+20+0+0} \times 100\% = 0\% \end{aligned}$$

Data *pre-processing* sampel MAM dan MAT menghasilkan klasifikasi yang disajikan pada Tabel 40 (lampiran). Jumlah sampel yang digunakan dalam

pengujian ini adalah 40 sampel yang berasal dari sampel MAM dan sampel MAT. Hasil yang ditunjukkan adalah sampel yang digunakan sesuai dengan model SIMCA yang telah dibangun dengan masuk ke dalam kluster (*All true positive* dan *true negative*). Dari klasifikasi tersebut dibuat matriks konfusi (Tabel 16) yang digunakan untuk perhitungan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dari model SIMCA MAM dan model SIMCA MAT yang telah dibangun. Perhitungan yang dilakukan menghasilkan nilai akurasi sebesar 100%, sensitivitas sebesar 100%, spesifisitas sebesar 100%, dan eror sebesar 0%.

Tabel 16. Matriks konfusi model SIMCA MAM dengan model SIMCA MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

	Model MAM	Model MAT
Aktual MAM	20 (a)	0 (b)
Aktual MAT	0 (c)	20 (d)

Perhitungan:

$$\text{Akurasi (AC)} : \frac{a + d}{a + b + c + d} \times 100\% = \frac{20 + 20}{20 + 0 + 0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Sensitivitas (S)} : \frac{d}{b + d} \times 100\% = \frac{20}{0 + 20} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Spesifisitas (SP)} : \frac{a}{a + c} \times 100\% = \frac{20}{20 + 0} \times 100\% = 100\%$$

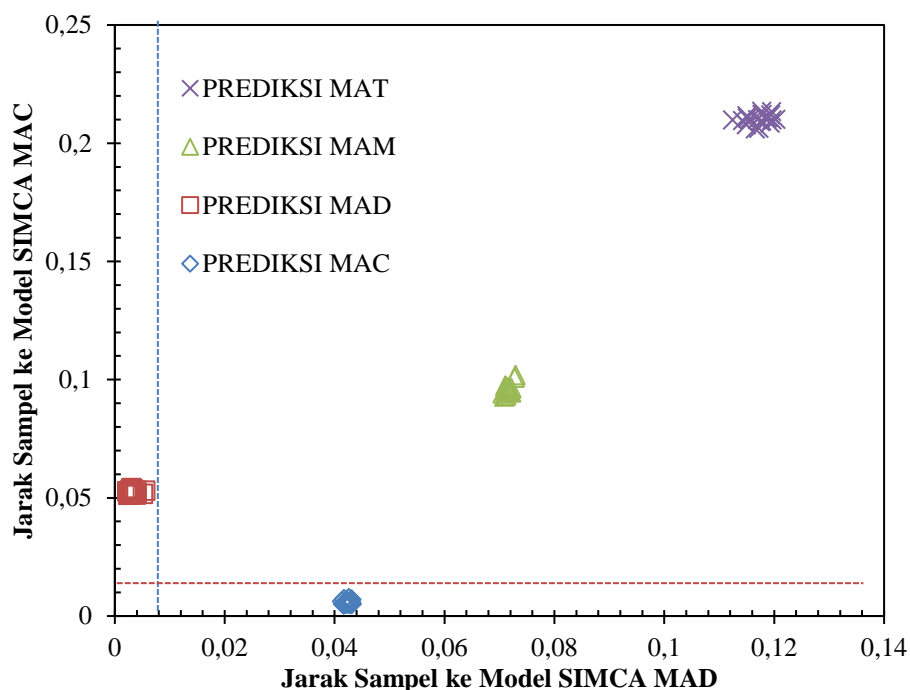
$$\text{Eror} : \frac{b+c}{a+d+b+c} \times 100\% = \frac{0}{20+20+0+0} \times 100\% = 0\%$$

4.5. Plot *Coomans*

Output dari analisis SIMCA dapat berupa plot *Coomans* yang menggambarkan tabel klasifikasi dalam bentuk grafik antara jarak sampel yang diuji terhadap model SIMCA yang telah dibangun. Sama seperti klasifikasi antar sampel, plot *Coomans* ini juga menggunakan pasangan sampel yang sama yaitu MAC dengan MAD, MAC dengan MAM, MAC dengan MAT, MAD dengan MAM, MAD dengan MAT, dan MAM dengan MAT. Pada penelitian ini semua sampel prediksi masuk ke dalam salah satu model SIMCA yang sesuai dan tidak ada yang masuk ke dalam kuadran 4 (masuk ke dalam 2 model SIMCA sekaligus).

4.5.1. Plot *Coomans* Menggunakan Data *Original* pada Panjang Gelombang 190-1100 nm

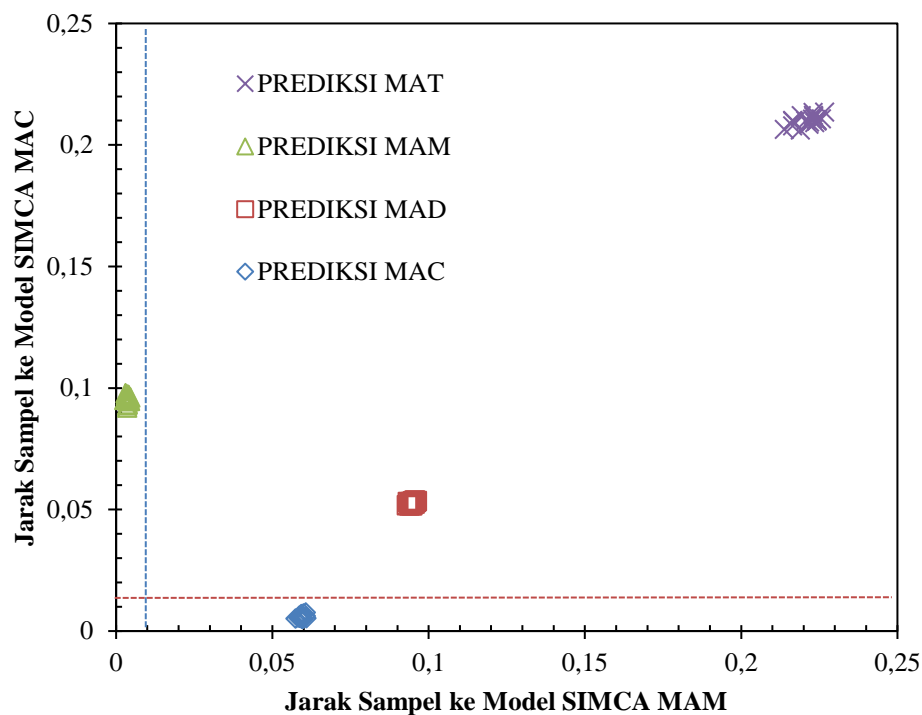
Dilihat dari Gambar 42, garis berwarna merah yang berada di sumbu Y merupakan *membership* milik jarak sampel ke model SIMCA MAC. Semua sampel prediksi MAC berada di bawah garis *membership* MAC yang artinya sampel prediksi MAC sesuai dengan model SIMCA MAC yang dibangun. Begitu pula dengan sampel prediksi MAD, semua sampel berada di sebelah kiri garis *membership* MAD (berwarna biru) yang berada pada sumbu X. Pada kuadran 2 terdapat kelompok sampel prediksi MAM dan juga kelompok sampel prediksi MAT, kedua kelompok sampel tersebut berada di luar garis *membership* milik MAC maupun MAD. Hal tersebut menyatakan bahwa sampel prediksi MAM dan MAT tidak sesuai dengan model SIMCA MAC atau pun model SIMCA MAD yang telah dibangun.



Gambar 42. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAD menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

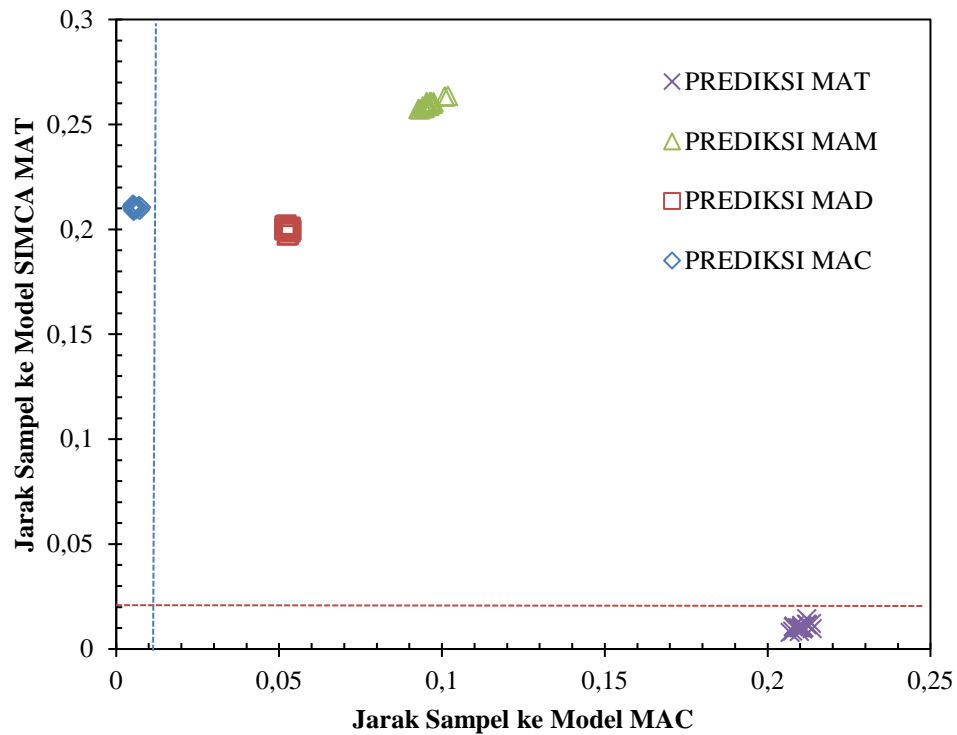
Gambar 43 memberikan informasi bahwa sampel prediksi MAC berada di bawah garis berwarna merah yang merupakan garis *membership* MAC pada sumbu Y dan memiliki nilai 0,012. Hal yang sama juga dimiliki oleh sumbu X, garis biru

memiliki nilai 0,01 yang di sebelah kiri garis tersebut terdapat sampel prediksi MAM dan menjadikan sampel tersebut merupakan anggota dari model SIMCA MAM. Di luar garis *membership* yang ada terdapat kelompok sampel prediksi MAD dan kelompok sampel MAT. Berdasarkan hal ini memberikan informasi bahwa kedua prediksi sampel tersebut bukan merupakan anggota dari model SIMCA MAC maupun model SIMCA MAM yang telah dibangun.



Gambar 43. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

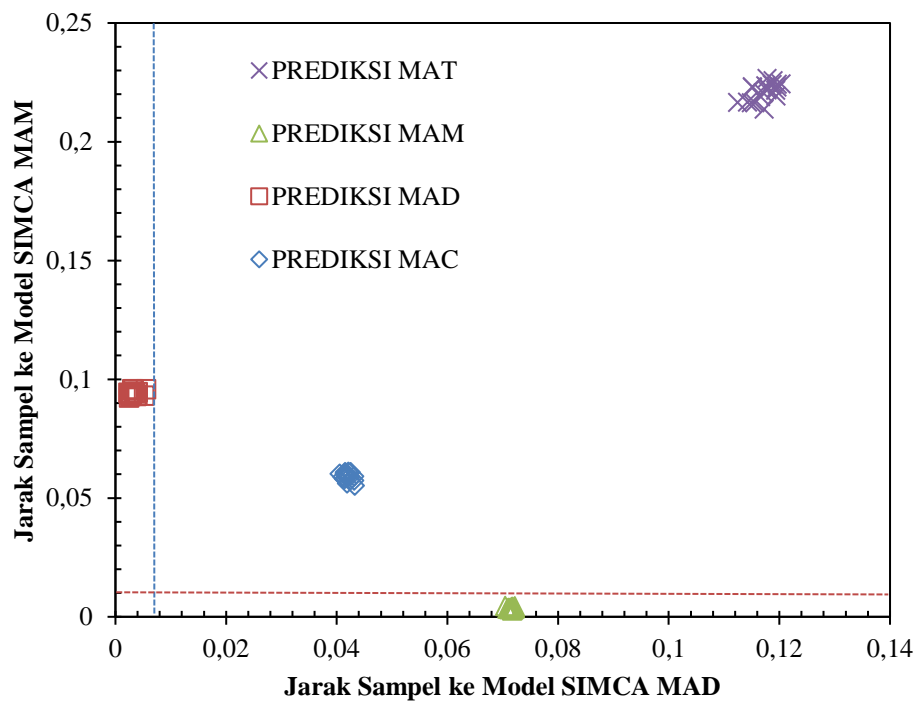
Berdasarkan plot *Coomans* yang ditunjukkan pada Gambar 44, sampel prediksi MAT berada pada kuadran 1, yang artinya sampel tersebut masuk ke dalam model SIMCA MAT dengan nilai garis *membership* 0,02. Pada kuadran 3 terdapat sampel prediksi MAC yang masuk ke dalam garis *membership* berwarna biru milik model SIMCA MAC dengan nilai 0,01. Pada kuadran 2 terdapat kelompok sampel prediksi milik MAD dan kelompok sampel prediksi milik MAM yang menjelaskan bahwa kedua kelompok tersebut tidak masuk ke dalam model SIMCA MAC maupun model SIMCA MAT.



Gambar 44. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Plot *Coomans* model SIMCA MAD dan MAM ditunjukkan di Gambar 45.

Sampel prediksi MAD berada di sebelah kiri garis *membership* biru milik model SIMCA MAD yang berada pada sumbu X dengan nilai 0,008. Sampel prediksi MAM berada di bawah garis *membership* merah (sumbu Y) milik model SIMCA MAM dengan nilai 0,01. Di luar garis *membership* terdapat prediksi sampel MAC dan MAT yang menunjukkan kedua sampel tersebut bukan anggota dari model SIMCA MAD dan model SIMCA MAM.



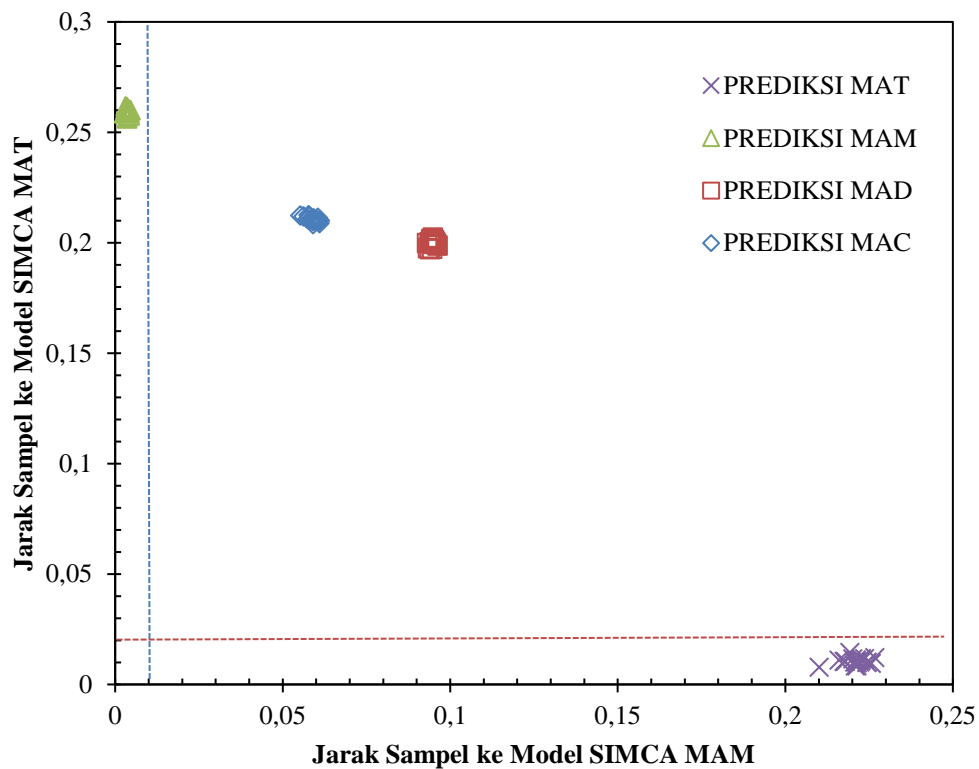
Gambar 45. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Gambar 46 menjelaskan bahwa sampel prediksi MAT yang berada di bawah garis *membership* berwarna merah pada sumbu Y merupakan bagian dari model SIMCA MAT dengan jarak sampel 0,02. Pada sampel prediksi MAD berada di sebelah kiri garis *membership* biru milik model SIMCA MAD (sumbu X) dengan nilai 0,008. Sedangkan pada sampel prediksi MAC dan MAM berada di luar garis *membership* biru dan merah, yang menjelaskan bahwa kedua sampel prediksi tersebut tidak termasuk ke dalam model SIMCA MAD dan model SIMCA MAT.



Gambar 46. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

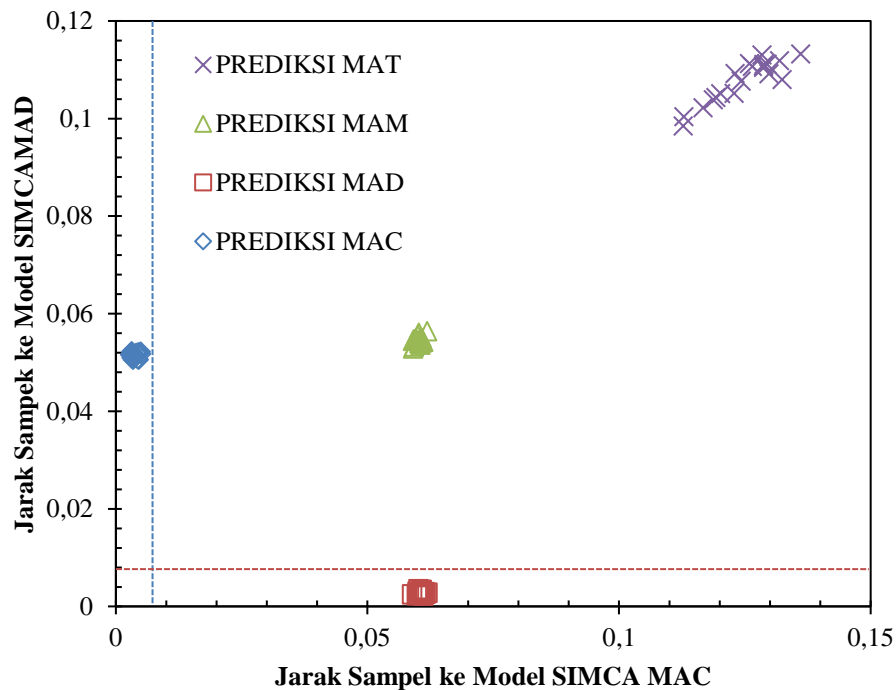
Plot *Coomans* model SIMCA MAM dan MAT ditunjukkan di Gambar 47. Garis *membership* model SIMCA MAM yang berada pada sumbu X memiliki nilai 0,01 dengan prediksi sampel MAM yang berada di sebelah kiri garis. Berdasarkan posisi tersebut mengartikan bahwa seluruh sampel prediksi MAM termasuk ke dalam model SIMCA MAM yang telah dibangun. Pada garis *membership* model SIMCA MAT yang berwarna merah pada sumbu Y memiliki nilai yang lebih besar yaitu 0,02 dengan prediksi sampel MAT berada di bawahnya. Berdasarkan posisi tersebut mengartikan bahwa seluruh sampel prediksi MAT termasuk ke dalam model SIMCA MAT yang telah dibangun. Sedangkan pada kuadran 2 terdapat sampel prediksi MAC dan sampel prediksi MAD (keduanya berada di luar dari garis *membership*) yang mengartikan bahwa kedua prediksi sampel tersebut tidak termasuk ke dalam model SIMCA MAM maupun model SIMCA MAT.



Gambar 47. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAM dan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

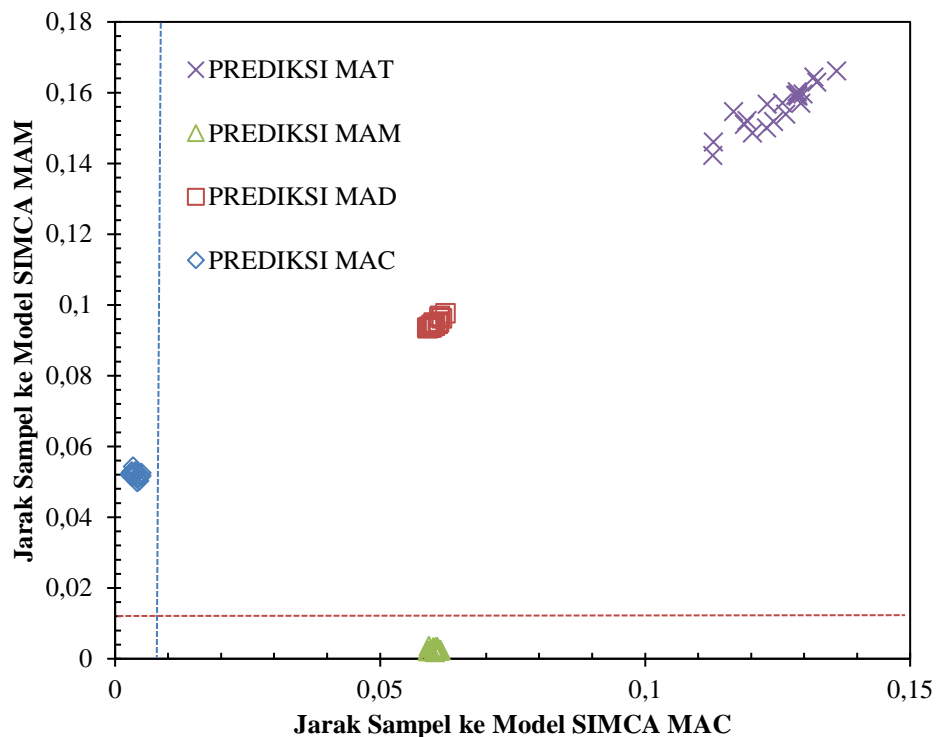
4.5.2. Plot *Coomans* Menggunakan Data *Pre-processing* SNV + *Smoothing Moving Average 3 Segment* pada Panjang Gelombang 190-1100nm

Berdasarkan grafik plot *Coomans* yang ditunjukkan pada Gambar 48, sampel prediksi MAD berada pada kuadran 1, yang artinya sampel tersebut masuk ke dalam model SIMCA MAD dengan nilai garis *membership* 0,008. Pada kuadran 3 terdapat sampel prediksi MAC yang masuk ke dalam garis *membership* berwarna biru pada sumbu X milik model SIMCA MAC dengan nilai 0,01. Pada kuadran 2 terdapat kelompok sampel prediksi milik MAM dan kelompok sampel prediksi milik MAT yang menjelaskan bahwa kedua kelompok tersebut tidak masuk ke dalam model SIMCA MAC maupun model SIMCA MAD.



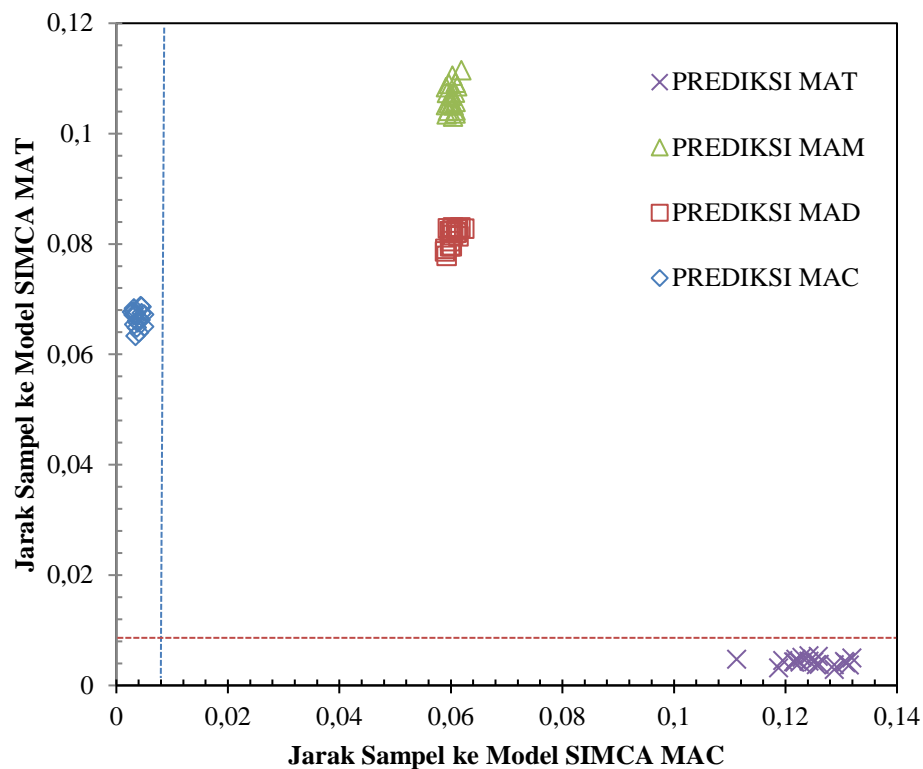
Gambar 48. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAD menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Dilihat dari Gambar 49, garis tegak berwarna merah pada sumbu Y merupakan *membership* milik jarak sampel ke model SIMCA MAM dengan nilai 0,012. Semua sampel prediksi MAM berada di bawah garis *membership* MAM yang mengartikan bahwa sampel prediksi MAM sesuai dengan model SIMCA MAM yang telah dibangun. Begitu pula dengan sampel prediksi MAC, semua sampel berada di sebelah kiri garis *membership* MAC yang melintang berwarna biru yang berada pada sumbu X. Kelompok sampel prediksi MAD dan juga kelompok sampel prediksi MAT berada di kuadran 2, dan di luar garis *membership* milik MAC dan MAM. Hal tersebut menyatakan bahwa sampel prediksi MAD dan MAT tidak sesuai dengan model SIMCA MAC ataupun model SIMCA MAM yang telah dibangun.



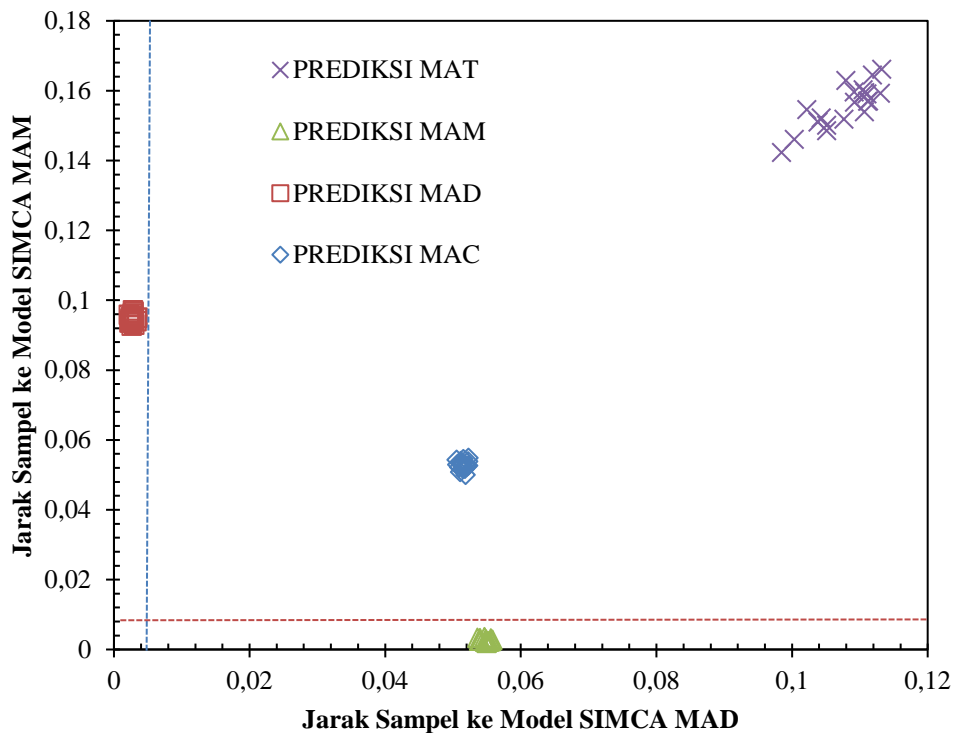
Gambar 49. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Pada Gambar 50 memberikan informasi bahwa sampel prediksi MAC berada di sebelah kiri garis berwarna biru yang merupakan garis *membership* dengan nilai 0,008. Hal yang sama juga dimiliki oleh sumbu Y, garis *membership* merah memiliki nilai yang sama seperti sumbu X. Di bawah garis tersebut terdapat sampel prediksi MAT dan menjadikan sampel tersebut sebagai anggota dari model SIMCA MAT. Di luar garis *membership* yang ada terdapat kelompok sampel prediksi MAD dan kelompok sampel MAM. Berdasarkan hal ini memberikan informasi bahwa kedua prediksi sampel tersebut bukan merupakan anggota dari model SIMCA MAC maupun model SIMCA MAT yang telah dibangun.



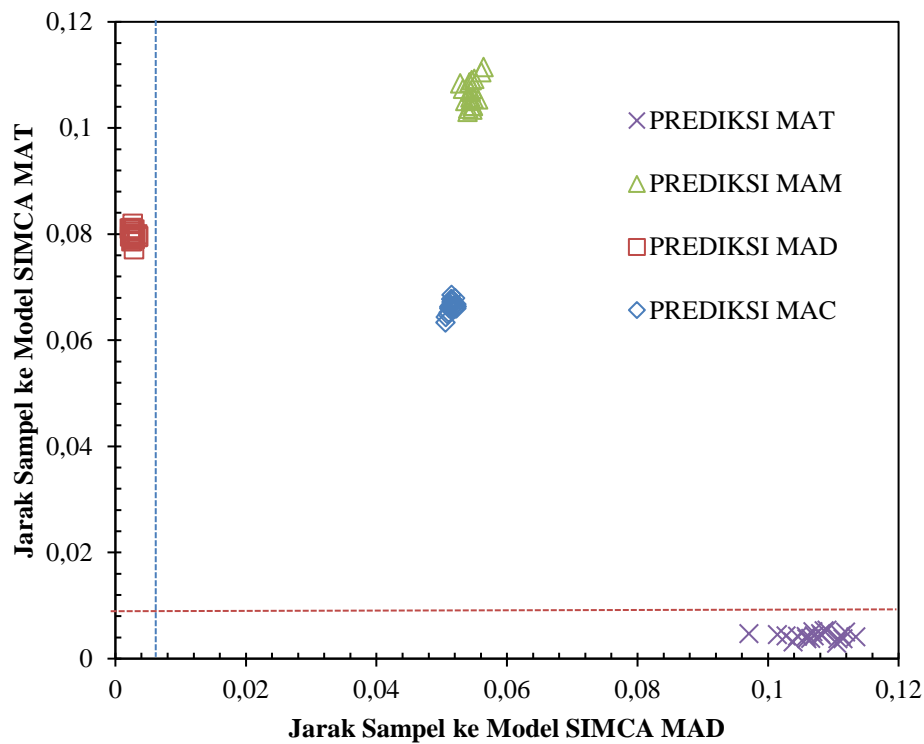
Gambar 50. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAC dan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Plot *Coomans* model SIMCA MAD dan MAM yang ditunjukkan pada Gambar 51. Garis *membership* model SIMCA MAD yang berwarna biru pada sumbu X memiliki nilai 0,0041 dengan prediksi sampel MAD yang berada di sebelah kiri. Berdasarkan posisi tersebut mengartikan bahwa prediksi MAD termasuk ke dalam model SIMCA MAD yang telah dibangun. Pada garis *membership* model SIMCA MAM yang berada pada sumbu Y dan berwarna merah memiliki nilai 0,008 dengan prediksi sampel MAM yang berada di bawahnya. Berdasarkan posisi tersebut mengartikan bahwa prediksi MAM termasuk ke dalam model SIMCA MAM yang telah dibangun. Sedangkan pada kuadran 2 terdapat sampel prediksi MAC serta sampel prediksi MAT dan posisi tersebut berada di luar dari garis *membership* yang mengartikan bahwa sampel prediksi MAC dan sampel prediksi MAT tidak termasuk ke dalam model SIMCA MAD maupun model SIMCA MAM.



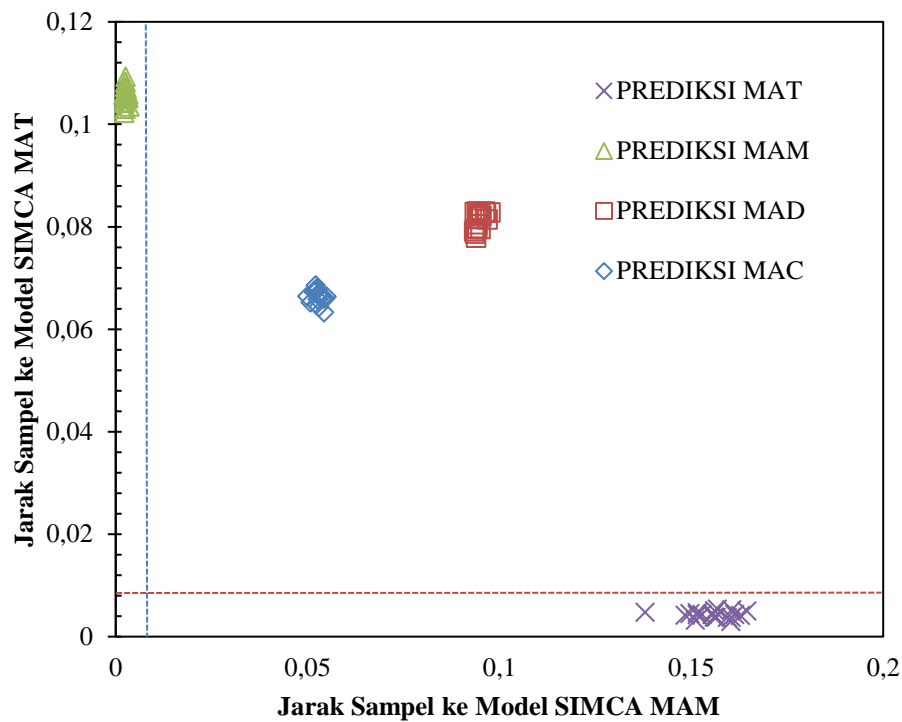
Gambar 51. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Gambar 52 menjelaskan bahwa sampel prediksi MAT yang berada di bawah garis *membership* berwarna merah pada sumbu Y (bagian dari model SIMCA MAT) dengan jarak sampel 0,08. Pada sampel prediksi MAD berada di sebelah kiri garis *membership* berwarna biru pada sumbu X milik model SIMCA MAD dengan nilai 0,0041. Sedangkan pada sampel prediksi MAC dan MAM berada di luar garis *membership* biru dan merah, yang menjelaskan bahwa kedua sampel prediksi tersebut tidak termasuk ke dalam model SIMCA MAD dan model SIMCA MAT.



Gambar 52. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAD dan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Plot *Coomans* model SIMCA MAM dan MAT ditunjukkan Gambar 53. Sampel prediksi MAT berada di bawah garis *membership* merah pada sumbu Y milik model SIMCA MAT dengan nilai 0,008. Sampel prediksi MAM berada di sebelah kiri garis *membership* biru (sumbu Y) dengan nilai 0,01. Sampel prediksi milik MAC dan MAT berada di luar garis *membership* yang berarti sampel prediksi MAC dan MAT bukanlah anggota dari model SIMCA MAD dan model SIMCA MAM.



Gambar 53. Plot *Coomans* hasil klasifikasi model SIMCA MAM dan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

4.6. Kurva *Receiver Operating Characteristic (ROC)*

Kurva ROC adalah grafik yang menggambarkan matriks konfusi yang dimiliki dari pasangan sampel dengan tingkat sensitivitas pada sampel untuk sumbu Y dan tingkat 1-spesifisitas pada sampel untuk sumbu X. Menurut Vercellis (2009), ROC mempunyai tingkatan nilai dalam menyatakan hasil klasifikasi yang diperoleh, yaitu sebagai berikut:

- Akurasi bernilai $0,90 - 1,00 = \textit{excellent classification}$
- Akurasi bernilai $0,80 - 0,90 = \textit{good classification}$
- Akurasi bernilai $0,70 - 0,80 = \textit{fair classification}$
- Akurasi bernilai $0,60 - 0,70 = \textit{poor classification}$
- Akurasi bernilai $0,50 - 0,60 = \textit{failure}$

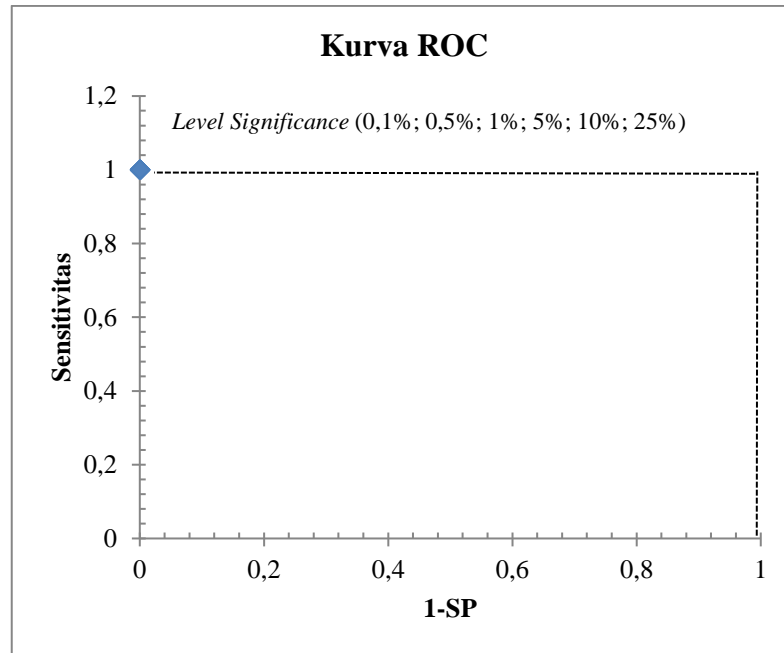
4.6.1. Kurva ROC Menggunakan Data *Original* pada Panjang Gelombang 190-1100 nm

Berdasarkan hasil klasifikasi sampel, nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dapat dihitung dengan menggunakan matriks konfusi seperti yang disajikan Tabel 17. Berdasarkan perhitungan pada tabel, diperoleh nilai spesifisitas dari kedua sampel tersebut sebesar 100% dimulai dari level 0,1% sampai dengan level 25%. Nilai yang sama juga dimiliki oleh sensitivitas sampel MAC dan MAD, sehingga kurva ROC dapat digambarkan dalam bentuk grafik pada Gambar 54.

Tabel 17. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAD menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAC MAD					
KLASIFIKASI MAC MAD	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Garis kurva ROC yang digambarkan (Gambar 54) memiliki tingkat spesifisitas dan sensitivitas yang sangat baik yaitu 100% dilihat dari level 0,1%; 0,5%; 1%; 5%; 10%; sampai 25%. Kurva tersebut menghasilkan nilai akurasi 1, yang memiliki arti bahwa analisis kurva ROC dari data *original* sampel MAC dan MAD dinyatakan sebagai *excellent classification* seperti yang dikatakan Vercellis (2009).



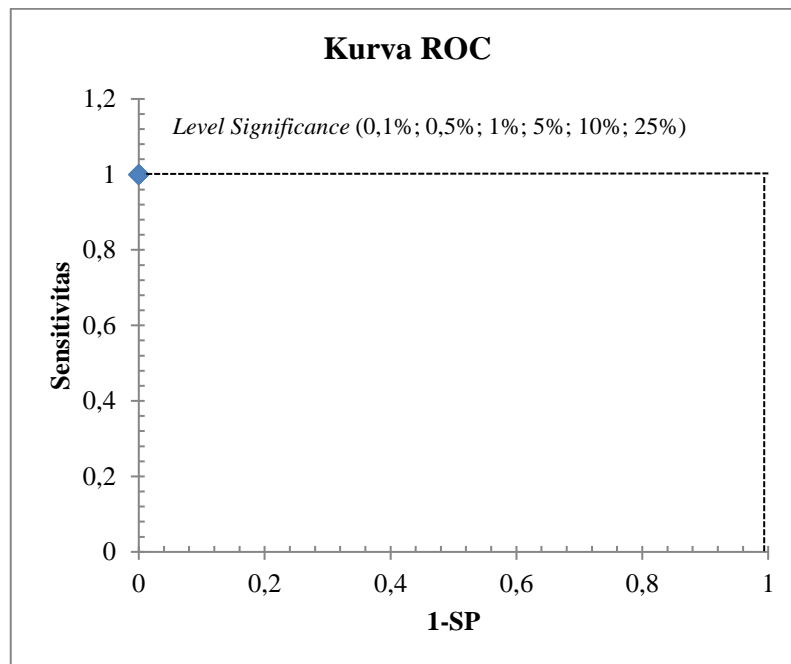
Gambar 54. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAD menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Dari tabel hasil klasifikasi sampel MAC dan MAM, nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dihitung menggunakan matriks konfusi yang disajikan pada Tabel 18. Berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada tabel, persentase nilai spesifisitas dan sensitivitas yang diperoleh dari sampel MAC dan MAM adalah 100% pada semua level signifikansi.

Tabel 18. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAC MAM					
KLASIFIKASI MAC MAM	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Dilihat dari Gambar 55, garis kurva ROC yang dimiliki sampel MAC dan MAM sangat baik pada keseluruhan level. Nilai akurasi yang didapatkan dinyatakan sebagai *excellent classification* menurut Vercellis (2009) karena dari level signifikansi 0,1%; 0,5%; 1%; 5%; 10%; dan 25% nilai sensitivitas dan spesifisitas memiliki persentase sempurna hingga nilai akurasi yang didapatkan bernilai 1.



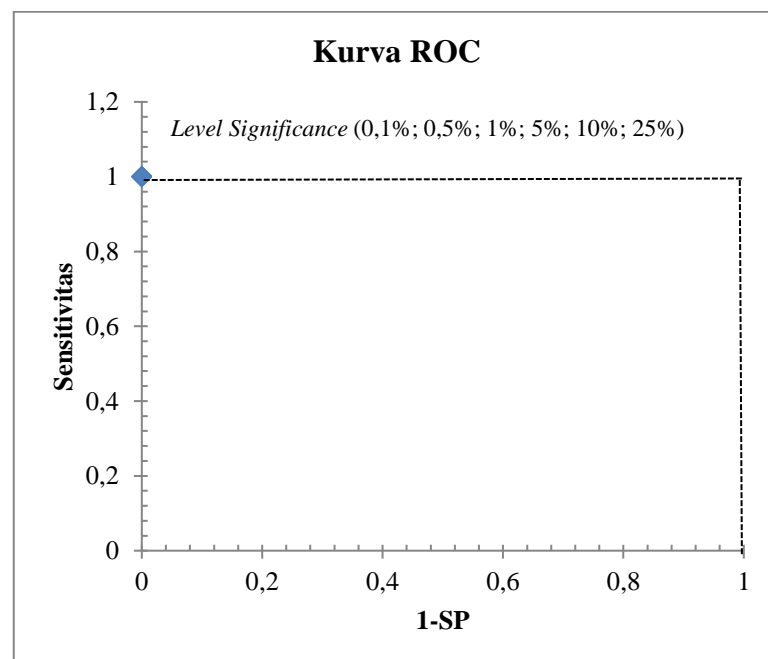
Gambar 55. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Untuk membuat kurva ROC hasil klasifikasi sampel MAC dan MAT perlu dilakukan perhitungan menggunakan matriks konfusi. Tabel 19 menunjukkan hasil perhitungan nilai spesifisitas dan sensitivitas yang diperoleh dari kedua sampel tersebut adalah 100% pada level signifikansi 0,1% sampai dengan level 25%. Grafik kurva ROC yang dihasilkan ditunjukkan pada Gambar 56.

Tabel 19. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAC MAT					
KLASIFIKASI MAC MAT	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/10 0
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Dari Gambar 56 garis kurva ROC memiliki tingkat spesifisitas dan sensitivitas yang sangat baik yaitu 100% pada level 0,1%; 0,5%; 1%; 5%; 10%; maupun 25%. Kurva ROC menggunakan data *original* dari sampel MAC dan MAT masuk ke dalam kategori *excellent classification* berdasarkan Vercellis (2009) karena pada grafik diperoleh nilai akurasi sebesar 1.



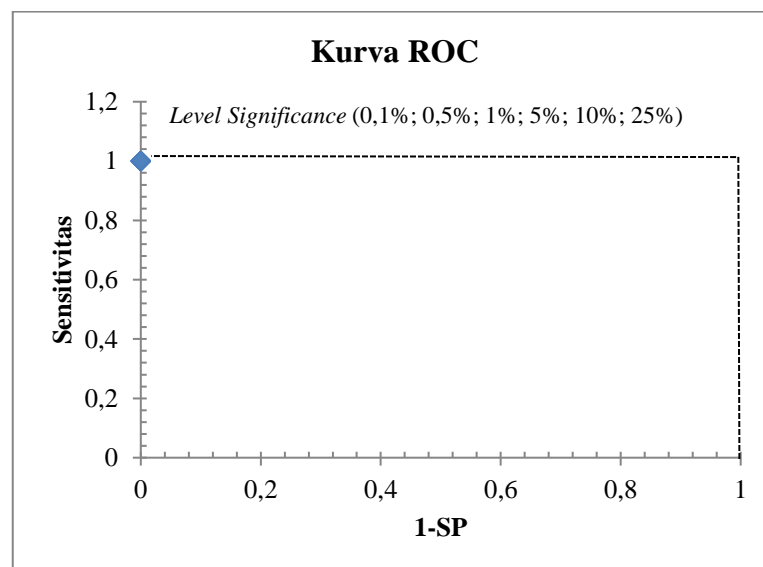
Gambar 56. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Tabel di bawah ini menunjukkan hasil perhitungan matriks konfusi sampel MAD dan MAM dari beberapa level signifikansi. Berdasarkan hasil yang ditunjukkan, nilai spesifisitas yang diperoleh dari kedua sampel tersebut adalah 100%. Nilai yang sama juga dimiliki oleh sensitivitas sampel MAD dan MAM.

Tabel 20. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAD MAM					
KLASIFIKASI MAD MAM	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Garis putus-putus yang ada pada Gambar 57 menunjukkan nilai akurasi 1, nilai tersebut didapat dari grafik menggunakan data *original* sampel MAD dan MAM dinyatakan sebagai *excellent classification* (Vercellis, 2009).



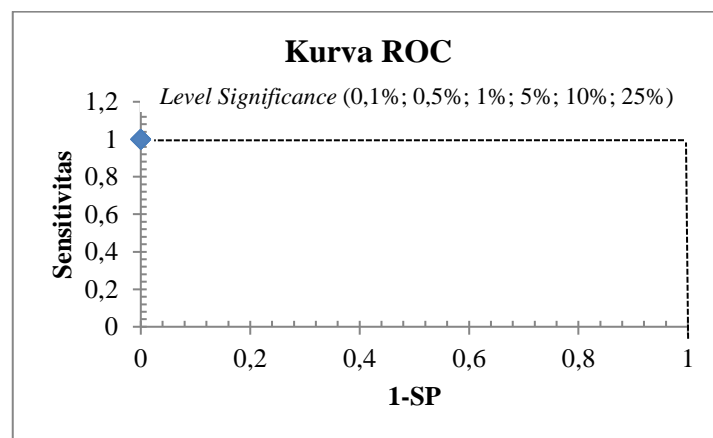
Gambar 57. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAM menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Sebelum membuat kurva ROC untuk sampel MAD dan MAT, perlu dilakukan perhitungan menggunakan matriks konfusi dari hasil klasifikasi model SIMCA. Hasil perhitungan tersebut disajikan pada Tabel 21 yang memuat nilai spesifisitas dan sensitivitas sampel MAD dan MAT menggunakan beberapa level signifikansi yang digunakan untuk membuat kurva ROC.

Tabel 21. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAD MAT					
KLASIFIKASI MAD MAT	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Grafik yang ditunjukkan Gambar 58 memiliki garis kurva sempurna karena memiliki spesifisitas dan sensitivitas yang sangat baik yaitu 100% pada seluruh level signifikansi. Nilai akurasi yang diperoleh dari kurva ini adalah 1. Nilai tersebut menyatakan bahwa analisis kurva ROC menggunakan data *original* sampel MAD dan MAT masuk ke dalam kategori *excellent classification* menurut Vercellis (2009).



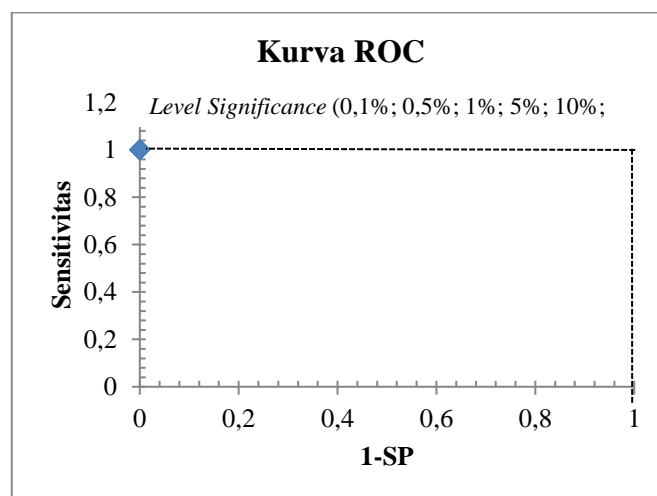
Gambar 58. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Hasil perhitungan matriks konfusi sampel MAM dan MAT dari beberapa level signifikansi dari tabel klasifikasi model disajikan pada Tabel 22. Perhitungan yang dihasilkan didapat dari klasifikasi model SIMCA yang dibangun. Persentase spesifisitas dan sensitivitas sampel MAM dan MAT adalah 100% untuk semua level signifikansi.

Tabel 22. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAM dengan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAM MAT					
KLASIFIKASI MAM MAT	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Nilai sensitivitas dan 1-SP yang digunakan untuk membuat kurva ROC yang ditunjukkan pada Gambar 59. Garis kurva ROC yang dimiliki memperoleh nilai akurasi sebesar 1, yang menjadikan kurva ROC menggunakan data *original* sampel MAM dan MAT dinyatakan sebagai *excellent classification* berdasarkan Vercellis (2009).



Gambar 59. Kurva ROC klasifikasi MAM dan MAT menggunakan data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

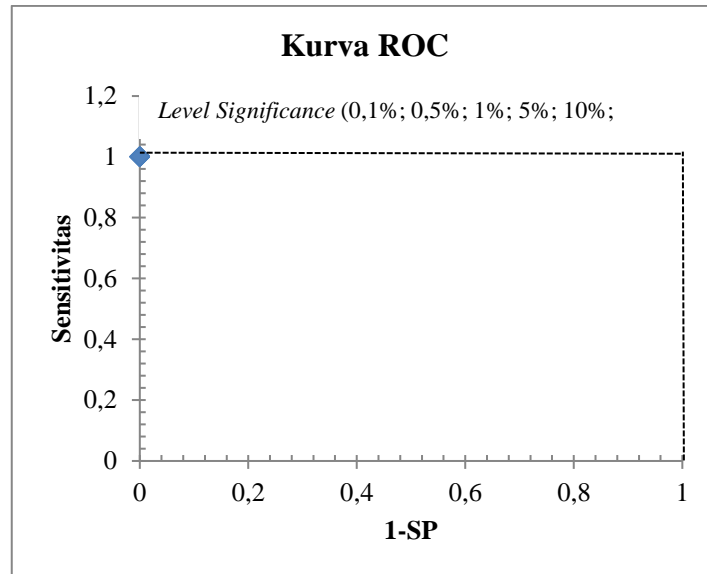
4.6.2. Kurva ROC Menggunakan Data *Pre-processing* SNV + *Smoothing Moving Average 3 Segment* pada Panjang Gelombang 190-1100 nm

Sama seperti yang dilakukan pada data *original*, hasil klasifikasi model MAC dan MAD menggunakan data *pre-processing SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* dihitung akurasi, eror, sensitivitas dan spesifisitasnya menggunakan matriks konfusi. Perhitungan tersebut dilakukan pada setiap level signifikansi. Hasil perhitungan yang diperoleh dari sampel MAC dan MAD sangat baik disajikan pada Tabel 23.

Tabel 23. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAD menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAC MAD					
KLASIFIKASI MAC MAD	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Setelah didapatkan nilai sensitivitas dan 1-SP, selanjutnya ditampilkan dalam bentuk kurva ROC pada Gambar 60. Gambar tersebut menunjukkan nilai akurasi 1 yang berada pada sumbu Y. Nilai yang dihasilkan memiliki arti bahwa analisis kurva ROC menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* sampel MAC dan MAD dinyatakan sebagai *excellent classification* (Vercellis, 2009).



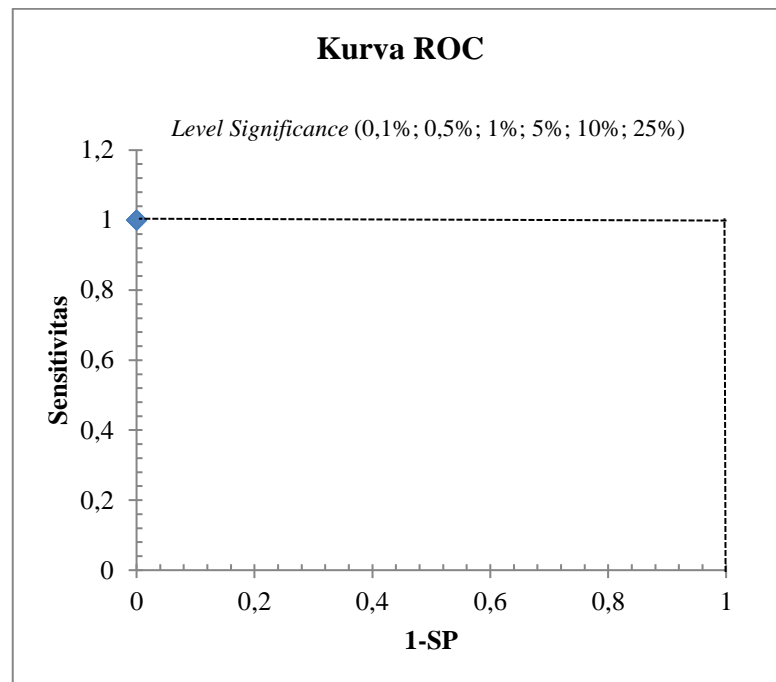
Gambar 60. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAD menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Hasil klasifikasi sampel transformasi data *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada sampel MAC dan MAM yang diperoleh dihitung nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan erornya menggunakan matriks konfusi. Hasil perhitungan dilakukan mulai dari level signifikansi 0,1%; 0,5%; 1%; 5%; 10%; sampai 25%. Berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada Tabel 24, persentase nilai spesifisitas yang diperoleh dari kedua sampel tersebut sebesar 100%. Nilai yang sama juga dimiliki oleh sensitivitas sampel MAC dan MAM.

Tabel 24. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAC MAM					
KLASIFIKASI MAC MAM	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Berdasarkan data yang ada pada Tabel 24, dibuat kurva seperti pada Gambar 61. Kurva tersebut menunjukkan nilai akurasi sebesar 1, yang berarti analisis kurva ROC menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* sampel MAC dan MAM dikategorikan sebagai *excellent classification* berdasarkan Vercellis (2009).



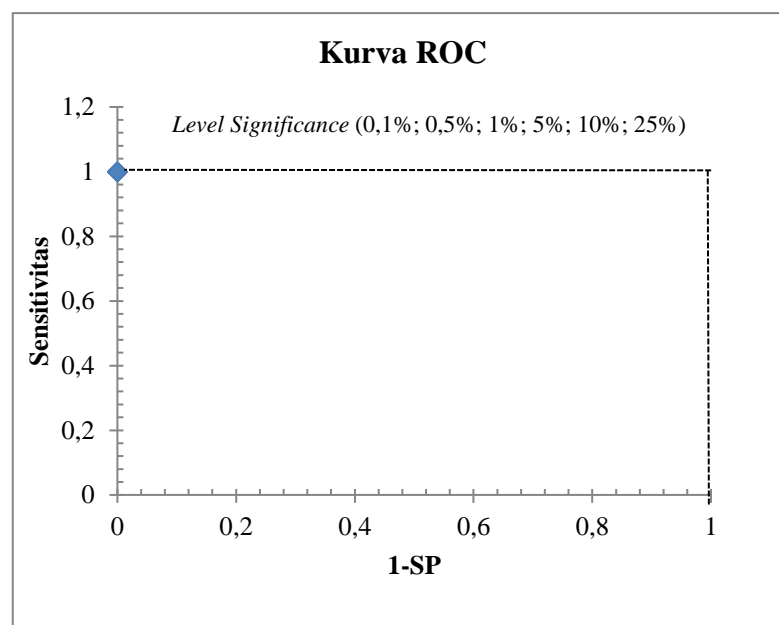
Gambar 61. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Matriks konfusi yang diperoleh dari hasil klasifikasi sampel data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* memiliki persentase akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror yang memuaskan disajikan pada tabel di bawah ini. Hasil ini diperoleh dari perhitungan matriks konfusi setiap level signifikansi Tabel 25.

Tabel 25. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAC dengan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAC MAT					
KLASIFIKASI MAC MAT	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Dari Tabel 25 dibuat grafik yang ditunjukkan pada Gambar 62. Garis kurva ROC yang terlihat memiliki tingkat spesifisitas dan sensitivitas yang sangat baik dengan nilai akurasi 1 pada setiap level. Berdasarkan Vercellis (2009), nilai 1 yang diperoleh menyatakan sampel MAC dan MAT hasil data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* dinyatakan sebagai *excellent classification*.



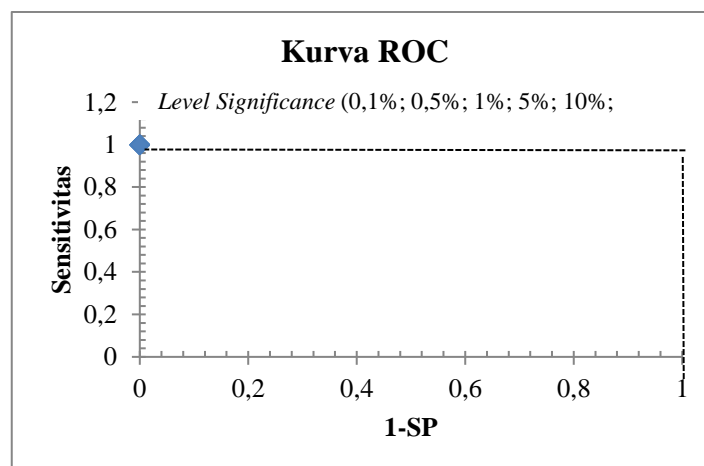
Gambar 62. Kurva ROC klasifikasi MAC dan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Berikut ini merupakan hasil perhitungan matriks konfusi pada setiap level signifikansi menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* sampel MAD dan MAM (Tabel 26). Persentase akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror hasil perhitungan yang dilakukan mulai dari level 0,1% sampai dengan level 25% berturut turut adalah 100%, 100% 100% dan 0%.

Tabel 26. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAD MAM					
KLASIFIKASI MAD MAM	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Kurva ROC yang dihasilkan dari Tabel 26 disajikan pada Gambar 63. Garis yang ada pada kurva menunjukkan nilai akurasi yang dihasilkan model sampel. Menurut Vercellis (2009) nilai akurasi 1 yang diperoleh dari analisis kurva ROC dikategorikan sebagai *excellent classification*.



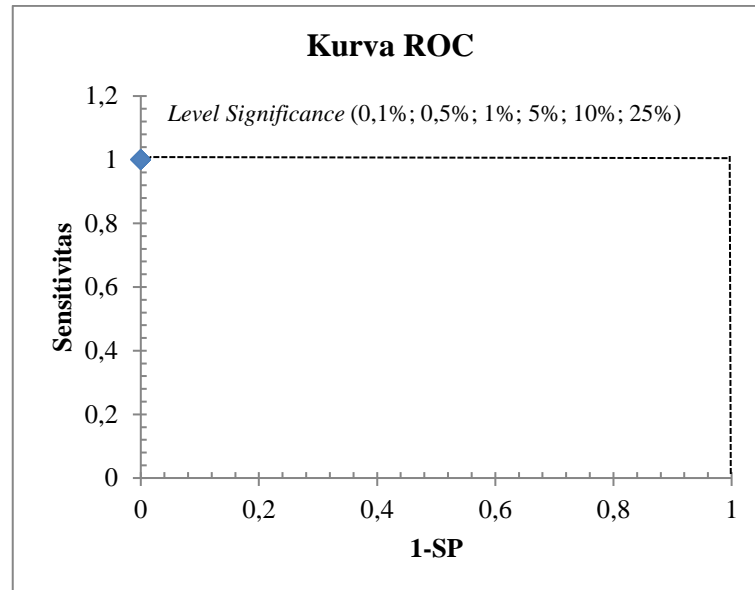
Gambar 63. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAM menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Setelah mendapatkan hasil klasifikasi sampel MAD dengan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* langkah yang dilakukan adalah menghitung nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan eror dengan menggunakan matriks konfusi. Hasil perhitungan matriks konfusi sampel MAD dan MAT pada level 0,1%; 0,5%; 1%; 5%; 10%; dan 25% disajikan pada Tabel 27. Dilihat dari tabel di bawah ini, persentase nilai sensitivitas dan spesifisitas model sangat baik.

Tabel 27. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAD dengan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAD MAT					
KLASIFIKASI MAD MAT	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Dilihat dari Gambar 64. nilai akurasi yang diperoleh dari kurva ROC menggunakan tabel di atas adalah 1. Berdasarkan nilai tersebut, data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* sampel MAD dan MAT dinyatakan sebagai *excellent classification* (Vercellis, 2009).



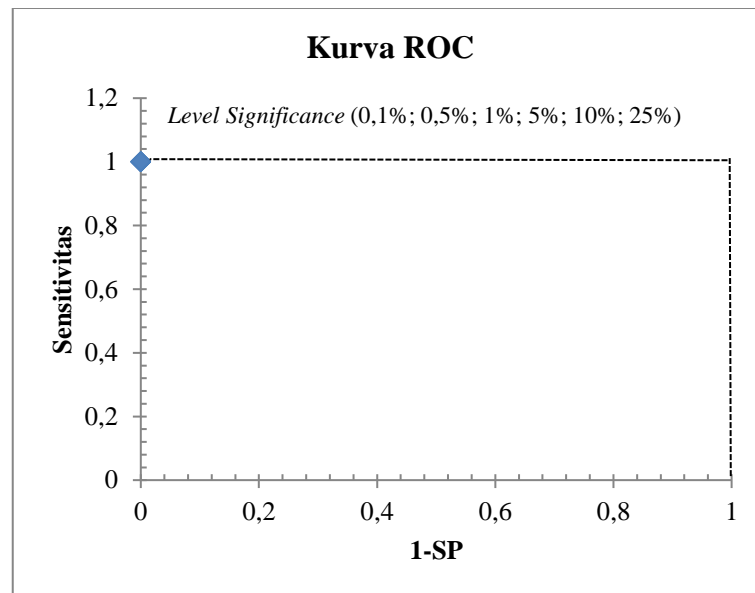
Gambar 64. Kurva ROC klasifikasi MAD dan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

Hasil perhitungan matriks konfusi sampel MAM dan MAT dari data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada setiap level signifikansi disajikan pada Tabel 28. Dari tabel tersebut, nilai spesifisitas dan sensitivitas kedua sampel tersebut adalah 100%. Nilai inilah yang akan digunakan untuk menggambar kurva ROC.

Tabel 28. Hasil tingkat spesifisitas dan sensitivitas dari hasil klasifikasi MAM dengan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm pada beberapa level signifikansi

KLASIFIKASI MAM MAT					
KLASIFIKASI MAM MAT	Spesifisitas (%)	SP/100	1-SP	Sensitivitas (%)	Sensitivitas/100
Level 0,1%	100	1	0	100	1
Level 0,5%	100	1	0	100	1
Level 1%	100	1	0	100	1
Level 5%	100	1	0	100	1
Level 10%	100	1	0	100	1
Level 25%	100	1	0	100	1

Garis kurva ROC yang ditunjukkan Gambar 65 memiliki tingkat spesifisitas dan sensitivitas yang sangat baik yaitu 100% mulai dari level signifikansi 0,1%; 0,5%; 1%; 5%; 10%; sampai 25%. Pada kurva nilai akurasi yang diperoleh adalah 1, yang berada pada sumbu Y. Dari nilai tersebut, analisis kurva ROC menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* sampel MAM dan MAT menurut Vercellis (2009) dinyatakan sebagai *excellent classification*.



Gambar 65. Kurva ROC klasifikasi MAM dan MAT menggunakan data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Persentase PCA yang diperoleh dari data *original* sampel MAC, MAD, MAM, dan MAT yaitu 95% pada PC-1 dan 4% pada PC-2, nilai tersebut mengartikan bahwa nilai varian atau keragaman data sampel yang berhasil dijelaskan oleh dua PC pertama mencapai 99%. Hasil analisis *pre-processing* terbaik didapatkan pada transformasi data menggunakan perbaikan SNV yang dikombinasikan dengan *Smoothing Moving Average 3 Segment*, yaitu dengan jumlah persentase varian yang berhasil dijelaskan sebesar 99% dari dua PC pertama (nilai PC-1 85% dan PC-2 14%).
2. Dari hasil analisis *X-loadings*, madu multiflora dari jenis lebah bersengat dan tak bersengat bisa dibedakan pada panjang gelombang 265 nm dan 365 nm yang berhubungan dengan asam amino aromatik berdasarkan analisis spektra.
3. Hasil perhitungan matriks konfusi yang diperoleh dari keempat madu multiflora yang digunakan memiliki persentase yang sama, yaitu 100% untuk nilai akurasi, 100% untuk nilai sensitivitas, 100% untuk nilai spesifisitas, dan 0% untuk nilai eror.
4. Metode UV-Vis spektroskopi dan kemometrika bisa digunakan untuk melakukan identifikasi madu multiflora yang berasal dari jenis lebah *Apis cerana*, *Apis dorsata*, *Apis mellifera*, dan *Trigona sp.* berdasarkan sifat optiknya. Model SIMCA yang dibangun dapat mengklasifikasikan sampel yang diuji hingga semua sampel berada di dalam kelas yang sesuai. Berdasarkan analisis kurva ROC dan hasil perhitungan matriks konfusi, model yang dibangun dinyatakan sebagai *excellent classification*.

5.2. Saran

Saran dalam melakukan penelitian selanjutnya adalah dengan melibatkan lebih banyak lagi madu multiflora yang berasal dari berbagai daerah penghasil madu yang ada di Indonesia dan memperhatikan perbedaan lingkungan, geografis, dan beberapa faktor pembeda lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Adalina, Y. 2018. Analisis habitat koloni lebah hutan Apis dorsata dan kualitas madu yang dihasilkan dari Kawasan Hutan dengan Tujuan Khusus (KHDTK) Rantau, Kalimantan Selatan. *Jurnal Penelitian Hutan dan Konservasi Alam*. 15(1). 25-40.
- Adji, S. 2004. *Khasiat dan Manfaat madu Herbal*. Agromedia Pustaka. Jakarta.
- Aini, W. N., Hidayah, N., dan Ambarwati, N.S.S. 2020. Pengurangan Jerawat Pada Kulit Wajah Dengan Madu Manuka. *Prosiding*. 9(1): 155-156.
- Alamendah. Lebah madu Apis cerana. Alamendah's Blog. Alamendah (ed). 29 Januari 2015. <https://alamendah.org/2015/01/30/mengenal-lebah-madu-dan-jenis-jenisnya-di-indonesia/lebah-madu-apis-cerana/>. Diakses pada 1 Juli 2021.
- Andayani, R.P. 2020. Madu sebagai Terapi Komplementer Mengatasi Diare pada Anak Balita. *Jurnal Kesehatan Perintis (Perintis's Health Journal)*. 7(1): 64-68.
- Apratiwi, N. 2016. Studi Penggunaan *UV-Vis spektroskopi* Untuk Identifikasi Campuran Kopi Luwak Dengan Kopi Arabika. (Skripsi). Universitas Lampung. Lampung.
- Ardiansyah, R.F. 2013. Pengenalan Pola Tanda Tangan dengan Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA). (Skripsi) Universitas Dian Nuswantoro. Semarang.
- Ashley N.M., Daniel R.S., Jamie, E. Entomology and Nematology Department, University of Florida. Dr. Elena Rhodes (ed). August 2013. http://entnemdept.ufl.edu/creatures/misc/BEES/euro_honey_bee.htm. Diakses pada tanggal 5 November 2020.
- Behera, S., Ghanti, S., Ahmad, F., Santra, S., dan Banerjee, S. 2012. UV-visible Spectrophotometric Method Development and Validation of Assay of Paracetamol Tablet Formulation. *Journal Analytical and Bioanalytical Techniques*. 3(6): 1-6.

- Bksimonb. *A hive of Apis dorsata (giant honey bees)*. Wikipedia. Bksimonb (ed). 3 March 2007. Olympus Imaging Corp. <https://id.wikipedia.org/wiki/Berkas:ApisDorsataHive.jpg>. Diakses tanggal 1 Juli 2021.
- Bogdanov, S., Jurendic, T., dan Gallman, P. 2008. Honey for Nutrition and Health: a review. *Journal of the American College of Nutrition*. 27:677-89.
- Citrasari, D. 2015. Penentuan Adulterasi Daging Babi pada Nugget Ayam Menggunakan NIR dan Kemometrik. (Skripsi). Universitas Jember. Jember.
- Dimitrova, B., Gevrenova, R., dan Anklam, E. 2007. Analysis of phenolic acids in honeys of different floral origin by solid-pase extraction and high-performance liquid chromatography. *Phytochemical Analysis. An International Journal of Plant Chemical and Biochemical Techniques*. 18(1): 24-32.
- Elnady, H.G., Abdalmoneam, N., Aly, N.A., Saleh, M.T., Sherif, L.S., dan Kholoussi, S. 2013. Honey. *Medical Research Journal*. 12(1): 12-16.
- Erejuwa, O.O., Sulaiman, S.A., dan Ab Wahab, M.S. 2012. Honey - a novel antidiabetic agent. *International Journal of Biological Sciences*. 8(6): 913.
- Faisal, M., dan Sakri. 2015. *Madu dan Khasiatnya*. Diandra Pustaka Indonesia. Yogyakarta.
- Fatma, I.I., Haryanti, S., dan Suedy, S.W.A. 2017. Uji kualitas madu pada beberapa wilayah budidaya lebah madu di Kabupaten Pati. *Jurnal Akademika Biologi*. 6(2): 58-65.
- Fatoni A. 2008. Pengaruh Propolis Trigona sp. Asal Bukit Tinggi Terhadap Beberapa Bakteri Usus Halus Sapi dan Penelusuran Komponen Aktifnya (Tesis). Institut Pertanian Bogor. Bogor.
- Firmansyah, R. 2019. Penggunaan Uv-Vis Spectroscopy Dan Metode Simca Untuk Identifikasi Madu Lebah Hutan (Apis Dorsata) Berdasarkan Sumber Nektar. (Skripsi). Universitas Lampung. Lampung.
- Frausto-Reyes, C., Casillas-Peñuelas, R., Quintanar-Stephano, J., Macías-López E., Bujdud-Pérez, J., dan Medina-Ramírez, I. 2017. Spectroscopic study of honey from Apis mellifera from different regions in Mexico. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*. 178: 212–217.
- Free JB. 1982. *Bees and Mankind*. George Allen & Unkwin. London.

- Hadisoesilo, S. 2001. The diversity of indigenous honey bee species of Indonesia. *Biodiversitas Journal of Biological Diversity*. 2(1): 123-128.
- Hamzah, D. 2011. Produksi Lebah Madu (*Apis cerana*) yang Dipelihara Pada Sarang Tradisional dan Modern di Desa Kuapan Kecamatan Tambang Kabupaten Kampar. (Disertasi). Universitas Islam Negeri Sultan Sarif Kasim. Riau.
- Hartono, P. 2021. Penggunaan UV-VIS Spectroscopy dan metode SIMCA Untuk Diskriminasi Madu Kelengkeng dan Madu Karet PT. Madu PRAMUKA. (Skripsi). Universitas Lampung. Lampung.
- Jannah, R. 2014. Diskriminasi Temu Lawak, Temu Mangga, Temu Hitam, dan Kunyit Menggunakan Spektrum Ultraviolet-Tampak dan Kemometrika. (Skripsi). Institut Pertanian Bogor. Bogor.
- Karoui, R., Dufour, E., Bosset, J.O., dan De Baerdemaeker, J. 2007. The use of front face fluorescence spectroscopy to classify the botanical origin of honey samples produced in Switzerland. *Food Chemistry*. 101(1): 314-323.
- Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. 2017. *Jumlah Hutan Indonesia*. Republik Indonesia. Indonesia.
- Kusumaningrum, D., Hoonsoo, L., Lohumi, S., Changyeun, M., Kim, M.S., dan Cho, B.K. 2017. Non-Destructive Technique for Determining the Viability of Soybean (*Glycine Max*) Seeds Using FT-NIR Spectroscopy. *Journal of The Science of Food and Agriculture*. 98 (7): 1734-1742.
- Lavine, B.K. 2009. *Validation of classifiers*. In: Walczak, B., Tauler, R., and Brown, S. (eds.). *Comprehensive Chemometric: Chemical and Biochemical Data Analysis Volume III*. Elsevier. Oxford.
- Lenhardt, L., Bro, R., Zeković, I., Dramićanin, T., dan Dramićanin, M.D. 2015. Fluorescence spectroscopy coupled with PARAFAC and PLS DA for characterization and classification of honey. *Food Chemistry*. 175: 284-291.
- Mayuna, N.E. 2013. *Pengaruh Pemanfaatan Madu Dan Air Perasan Jeruk Nipis Terhadap Penyembuhan Jerawat*. Jurusan Kesejahteraan Keluarga Fakultas Teknik Universitas Negeri Padang. Sumatera Barat.
- Nugroho, G.E. 2019. Studi Penggunaan *UV-Vis spektroskopi* dan Metode Simca Untuk Membedakan Kopi Codot dan Kopi Biasa. (Skripsi). Universitas Lampung. Lampung.
- Nurchahyo, B. 2015. Identifikasi dan Autentikasi Meniran (*Phyllanthus Niruri*) Menggunakan Spektrum Ultraviolet Tampak dan Kemometrika. (Skripsi). Institut Pertanian Bogor. Bogor.

- Nurdin, N. 2020. Ketersediaan Pakan Lebah Madu Lokal (*Apis cerana*) Di Kawasan Wisata Alam Pasirbatang Taman Nasional Gunung Cirema. *Prosiding*. 9(1):312.
- Oldroyd, B.P., dan Wongsiri, S. 2006. *Asian Honey Bees Biology Conservation and Human Interection*. Harvard University Press. London.
- Partosoedjono, S. 1992. *Pengenalan Pelajaran Serangga*. Terjemahan An Introduction to The Study of Insect. Gadjah Mada University Press. Yogyakarta.
- Parwata, I.M.O.A., Ratnayani, K., dan Listya, A. 2010. Aktivitas antiradikal bebas serta kadar beta karoten pada madu randu (*Ceiba pentandra*) dan madu kelengkeng (*Nephelium longata L.*). *Jurnal Kimia*. 4(1): 54-62.
- Putra, A.M dan Andriani, Y. 2017. Pengaruh Penggunaan Madu dengan Proses Penyembuhan Ulkus Diabetikum pada Penderita Diabetes Mellitus. *Jurnal Kesehatan Perintis*. 4(1): 19-25.
- Parri, E., Santinami, G., dan Domenici, V. 2020. Front-face fluorescence of honey of different botanic origin: A case study from Tuscany (Italy). *Applied Sciences*. 10(5): 1776.
- Pyrzynska, K. dan Biesaga, M. 2009. Analysis of phenolic acids and flavonoids in honey. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*. 28(7): 893-902.
- Raya, I., Usman, A.N., Mauludiyah, I., dan Prihartini, A.R. 2020. Uji FTIR dan uji fitokimia dari madu trigona spp. Untuk persiapan suplemen wanita prakonsepsi. *Jurnal Keperawatan Muhammadiyah*. 5(2): 1-6.
- Ridoni, R., Radam, R., dan Fatriani, F. 2020. Analisis Kualitas Madu Kelulut (*Trigona Sp*) Dari Desa Mangkauk Kecamatan Pengaron Kabupaten Banjar. *Jurnal Sylva Scientiae*. 3(2): 346-355.
- Robbins, R.J., dan Bean, S.R. 2004. Development of a quantitative high-performance liquid chromatography–photodiode array detection measurement system for phenolic acids. *Journal of Chromatography A*. 1038(1-2): 97-105.
- Rokhaidah, R., Nurhaeni, N., dan Agustini, N. (2015). Madu Menurunkan Frekuensi Batuk pada Malam Hari dan Meningkatkan Kualitas Tidur Balita Pneumonia. *Jurnal Keperawatan Indonesia*. 18(3): 167-170.
- Roggo, Y., Chalus, P., Maurer, L., Lema-Martinez, C., Edmond, A., dan Jent, N. 2007. A review of Near Infrared Spectroscopy and Chemometrics in Pharmaceutical Technologies. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*. 44(3): 683-700.

- Rohman, A. 2014. *Statistika dan Kemometrika Dasar dalam Analisis Farmasi*. Pustaka Pelajar, Yogyakarta.
- Sanchez, A.M., Carmona, M., Zalacain, A., Carot, J.M., Jabaloyes, J.M., dan Alonso, G.L. 2008. Rapid determination of crocetin esters and picrocrocetin from saffron spice (*Crocus sativus* L.) using UV-visible spectrophotometry for quality control. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*. 56:3167–3175.
- Sari, N. 2011. Pengaruh Pemberian Madu Terhadap Penurunan Kadar Glukosa Darah dan Gambaran Histologi Pankreas Tikus Putih (*Rattus norvegicus*) Jantan. (Skripsi). Universitas Hasanudin. Makassar.
- Sarwono, B. 2001. *Lebah Madu*. Agromedia Pustaka. Jakarta.
- Simamora, M., Prabawati, D., dan Susilo, W.H. (2016). Khasiat Madu Dalam Menurunkan Mukositis Akibat Kemoterapi. *Idea Nursing Journal*. 7(3): 18-22.
- Skoog, D.A., West, D.M., Holler, F.J., dan Crouch, S.R. 2013. *Fundamentals of Analytical Chemistry*. 9TH. Cengage Learning. (e- book) Part V. USA.
- Standar Nasional Indonesia (SNI). 2018. *Madu (SNI 8664-2018)*. Badan Standardisasi Nasional. Jakarta.
- Sudaryanto, H. 2010. Analisis Kualitas Fisik Dan Kimia Madu Lebah (Apis cerana) di Desa Kuapan Kecamatan Tambang Kabupaten Kampar. (Disertasi). Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
- Suhandy, D., dan Yulia, M. 2019. *Tutorial Analisis Data Spektra Menggunakan The Unscrambler Bagian I Klasifikasi*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Suhandy, D., dan Yulia, M. 2020. *Teknologi Near Infrared Spectroscopy Portable Untuk Kuantifikasi Atribut Mutu Buah-Buahan*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Suhandy, D., dan Yulia, M. 2021. The Use of UV Spectroscopy and SIMCA for the Authentication of Indonesian Honeys According to Botanical, Entomological and Geographical Origins. *Molecules*. 26(4): 915.
- Suhandy, D., Yulia, M., Ogawa, Y., dan Kondo, N. 2017. Diskriminasi Kopi Lanang Menggunakan UV-Visible Spectroscopy dan Metode SIMCA. *AGRITECH*. 37(4): 472.
- Suprayogi, A., Rahminiwati, M., Tjahja, A., dan Sukandar, D. 2015. Bioaktivitas Ekstrak Metanol Daun Namnam Serta Kombinasinya dengan Madu Trigona. *Jurnal Teknologi dan Industri Pangan*. 26(2): 144-154.

- Tim Apiari Pramuka. 2002. *Buku Petunjuk Beternak Lebah-Keluarga Lebah (koloni)*. Pusat Perlebahan Pramuka. Jakarta Timur.
- Varmuza, K., dan Filzmoser, P. 2016. *Introduction to multivariate statistical analysis in chemometrics*. CRC press. North Western.
- Vercellis, C. 2009. *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. John Willey dan Sons, Ltd., Publication. United Kingdom.
- Visweswara, P., Thevan, K., Salleh, N., dan Hua, S. 2016. Biological and therapeutic effects of honey produced by honey bees and stingless bees: a comparative review. *Revista Brasileira de Farmacognosia*. 26(5): 657–664.
- Yahya, S. 2013. *Spektrofotometer Uv-Vis*. Pustaka Pelajar. Yogyakarta.
- Zaini, M.F. 2019. Studi Penggunaan Uv-Vis Spectroscopy dan Metode Simca Untuk Klasifikasi Madu Hutan Berdasarkan Letak Geografis. (Skrpsi). Universitas Lampung. Lampung.

LAMPIRAN

Tabel 29. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAD data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAC	Model MAD
MAC10A	*	
MAC10B	*	
MAC15A	*	
MAC15B	*	
MAC20A	*	
MAC20B	*	
MAC25A	*	
MAC25B	*	
MAC30A	*	
MAC30B	*	
MAC35A	*	
MAC35B	*	
MAC40A	*	
MAC40B	*	
MAC45A	*	
MAC45B	*	
MAC50A	*	
MAC50B	*	
MAC5A	*	
MAC5B		
MAD10A		*
MAD10B		*
MAD15A		*
MAD15B		*
MAD20A		*
MAD20B		*
MAD25A		*
MAD25B		*
MAD30A		*
MAD30B		*
MAD35A		*
MAD35B		*
MAD40A		*
MAD40B		*
MAD45A		*
MAD45B		*
MAD50A		*
MAD50B		*
MAD5A		*
MAD5B		*

Tabel 30. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAM data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAC	Model MAM
MAC10A	*	
MAC10B	*	
MAC15A	*	
MAC15B	*	
MAC20A	*	
MAC20B	*	
MAC25A	*	
MAC25B	*	
MAC30A	*	
MAC30B	*	
MAC35A	*	
MAC35B	*	
MAC40A	*	
MAC40B	*	
MAC45A	*	
MAC45B	*	
MAC50A	*	
MAC50B	*	
MAC5A	*	
MAC5B		
MAM10A		*
MAM10B		*
MAM15A		*
MAM15B		*
MAM20A		*
MAM20B		*
MAM25A		*
MAM25B		*
MAM30A		*
MAM30B		*
MAM35A		*
MAM35B		*
MAM40A		*
MAM40B		*
MAM45A		*
MAM45B		*
MAM50A		*
MAM50B		*
MAM5A		*
MAM5B		*

Tabel 31. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAT data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAC	Model MAT
MAC10A	*	
MAC10B	*	
MAC15A	*	
MAC15B	*	
MAC20A	*	
MAC20B	*	
MAC25A	*	
MAC25B	*	
MAC30A	*	
MAC30B	*	
MAC35A	*	
MAC35B	*	
MAC40A	*	
MAC40B	*	
MAC45A	*	
MAC45B	*	
MAC50A	*	
MAC50B	*	
MAC5A	*	
MAC5B		
MAT10A		*
MAT10B		*
MAT15A		*
MAT15B		*
MAT20A		*
MAT20B		*
MAT25A		*
MAT25B		*
MAT30A		*
MAT30B		*
MAT35A		*
MAT35B		*
MAT40A		*
MAT40B		*
MAT45A		*
MAT45B		*
MAT50A		*
MAT50B		*
MAT5A		*
MAT5B		*

Tabel 32. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAM data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAD	Model MAM
MAD10A	*	
MAD10B	*	
MAD15A	*	
MAD15B	*	
MAD20A	*	
MAD20B	*	
MAD25A	*	
MAD25B	*	
MAD30A	*	
MAD30B	*	
MAD35A	*	
MAD35B	*	
MAD40A	*	
MAD40B	*	
MAD45A	*	
MAD45B	*	
MAD50A	*	
MAD50B	*	
MAD5A	*	
MAD5B	*	
MAM10A		*
MAM10B		*
MAM15A		*
MAM15B		*
MAM20A		*
MAM20B		*
MAM25A		*
MAM25B		*
MAM30A		*
MAM30B		*
MAM35A		*
MAM35B		*
MAM40A		*
MAM40B		*
MAM45A		*
MAM45B		*
MAM50A		*
MAM50B		*
MAM5A		*
MAM5B		*

Tabel 33. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAT data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAD	Model MAT
MAD10A	*	
MAD10B	*	
MAD15A	*	
MAD15B	*	
MAD20A	*	
MAD20B	*	
MAD25A	*	
MAD25B	*	
MAD30A	*	
MAD30B	*	
MAD35A	*	
MAD35B	*	
MAD40A	*	
MAD40B	*	
MAD45A	*	
MAD45B	*	
MAD50A	*	
MAD50B	*	
MAD5A	*	
MAD5B	*	
MAT10A		*
MAT10B		*
MAT15A		*
MAT15B		*
MAT20A		*
MAT20B		*
MAT25A		*
MAT25B		*
MAT30A		*
MAT30B		*
MAT35A		*
MAT35B		*
MAT40A		*
MAT40B		*
MAT45A		*
MAT45B		*
MAT50A		*
MAT50B		*
MAT5A		*
MAT5B		*

Tabel 34. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAM dan MAT data *original* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAM	Model MAT
MAM10A	*	
MAM10B	*	
MAM15A	*	
MAM15B	*	
MAM20A	*	
MAM20B	*	
MAM25A	*	
MAM25B	*	
MAM30A	*	
MAM30B	*	
MAM35A	*	
MAM35B	*	
MAM40A	*	
MAM40B	*	
MAM45A	*	
MAM45B	*	
MAM50A	*	
MAM50B	*	
MAM5A	*	
MAM5B	*	
MAT10A		*
MAT10B		*
MAT15A		*
MAT15B		*
MAT20A		*
MAT20B		*
MAT25A		*
MAT25B		*
MAT30A		*
MAT30B		*
MAT35A		*
MAT35B		*
MAT40A		*
MAT40B		*
MAT45A		*
MAT45B		*
MAT50A		*
MAT50B		*
MAT5A		*
MAT5B		*

Tabel 35. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAD data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAC	Model MAD
MAC10A	*	
MAC10B	*	
MAC15A	*	
MAC15B	*	
MAC20A	*	
MAC20B	*	
MAC25A	*	
MAC25B	*	
MAC30A	*	
MAC30B	*	
MAC35A	*	
MAC35B	*	
MAC40A	*	
MAC40B	*	
MAC45A	*	
MAC45B	*	
MAC50A	*	
MAC50B	*	
MAC5A	*	
MAC5B	*	
MAD10A		*
MAD10B		*
MAD15A		*
MAD15B		*
MAD20A		*
MAD20B		*
MAD25A		*
MAD25B		*
MAD30A		*
MAD30B		*
MAD35A		*
MAD35B		*
MAD40A		*
MAD40B		*
MAD45A		*
MAD45B		*
MAD50A		*
MAD50B		*
MAD5A		*
MAD5B		*

Tabel 36. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAM data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAC	Model MAM
MAC10A	*	
MAC10B	*	
MAC15A	*	
MAC15B	*	
MAC20A	*	
MAC20B	*	
MAC25A	*	
MAC25B	*	
MAC30A	*	
MAC30B	*	
MAC35A	*	
MAC35B	*	
MAC40A	*	
MAC40B	*	
MAC45A	*	
MAC45B	*	
MAC50A	*	
MAC50B	*	
MAC5A	*	
MAC5B	*	
MAM10A		*
MAM10B		*
MAM15A		*
MAM15B		*
MAM20A		*
MAM20B		*
MAM25A		*
MAM25B		*
MAM30A		*
MAM30B		*
MAM35A		*
MAM35B		*
MAM40A		*
MAM40B		*
MAM45A		*
MAM45B		*
MAM50A		*
MAM50B		*
MAM5A		*
MAM5B		*

Tabel 37. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAC dan MAT data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAC	Model MAT
MAC10A	*	
MAC10B	*	
MAC15A	*	
MAC15B	*	
MAC20A	*	
MAC20B	*	
MAC25A	*	
MAC25B	*	
MAC30A	*	
MAC30B	*	
MAC35A	*	
MAC35B	*	
MAC40A	*	
MAC40B	*	
MAC45A	*	
MAC45B	*	
MAC50A	*	
MAC50B	*	
MAC5A	*	
MAC5B	*	
MAT10A		*
MAT10B		*
MAT15A		*
MAT15B		*
MAT20A		*
MAT20B		*
MAT25A		*
MAT25B		*
MAT30A		*
MAT30B		*
MAT35A		*
MAT35B		*
MAT40A		*
MAT40B		*
MAT45A		*
MAT45B		*
MAT50A		*
MAT50B		*
MAT5A		*
MAT5B		*

Tabel 38. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAM data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

Sample - Class membership 5%	Model MAD	Model MAM
MAD10A	*	
MAD10B	*	
MAD15A	*	
MAD15B	*	
MAD20A	*	
MAD20B	*	
MAD25A	*	
MAD25B	*	
MAD30A	*	
MAD30B	*	
MAD35A	*	
MAD35B	*	
MAD40A	*	
MAD40B	*	
MAD45A	*	
MAD45B	*	
MAD50A	*	
MAD50B	*	
MAD5A	*	
MAD5B	*	
MAM10A		*
MAM10B		*
MAM15A		*
MAM15B		*
MAM20A		*
MAM20B		*
MAM25A		*
MAM25B		*
MAM30A		*
MAM30B		*
MAM35A		*
MAM35B		*
MAM40A		*
MAM40B		*
MAM45A		*
MAM45B		*
MAM50A		*
MAM50B		*
MAM5A		*
MAM5B		*

Tabel 39. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAD dan MAT data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

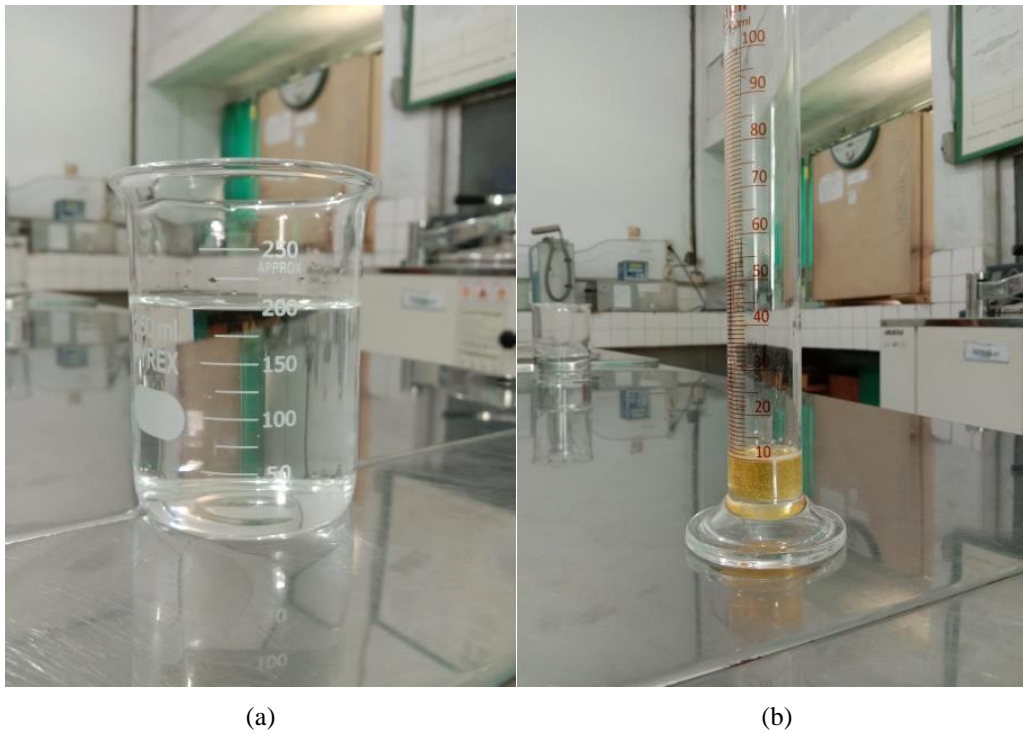
Sample - Class membership 5%	Model MAD	Model MAT
MAD10A	*	
MAD10B	*	
MAD15A	*	
MAD15B	*	
MAD20A	*	
MAD20B	*	
MAD25A	*	
MAD25B	*	
MAD30A	*	
MAD30B	*	
MAD35A	*	
MAD35B	*	
MAD40A	*	
MAD40B	*	
MAD45A	*	
MAD45B	*	
MAD50A	*	
MAD50B	*	
MAD5A	*	
MAD5B	*	
MAT10A		*
MAT10B		*
MAT15A		*
MAT15B		*
MAT20A		*
MAT20B		*
MAT25A		*
MAT25B	*	
MAT30A		*
MAT30B		*
MAT35A		*
MAT35B		*
MAT40A		*
MAT40B		*
MAT45A		*
MAT45B		*
MAT50A		*
MAT50B		*
MAT5A		*
MAT5B		*

Tabel 40. Klasifikasi model SIMCA pada sampel MAM dan MAT data transformasi *SNV + Smoothing Moving Average 3 Segment* pada panjang gelombang 190-1100 nm

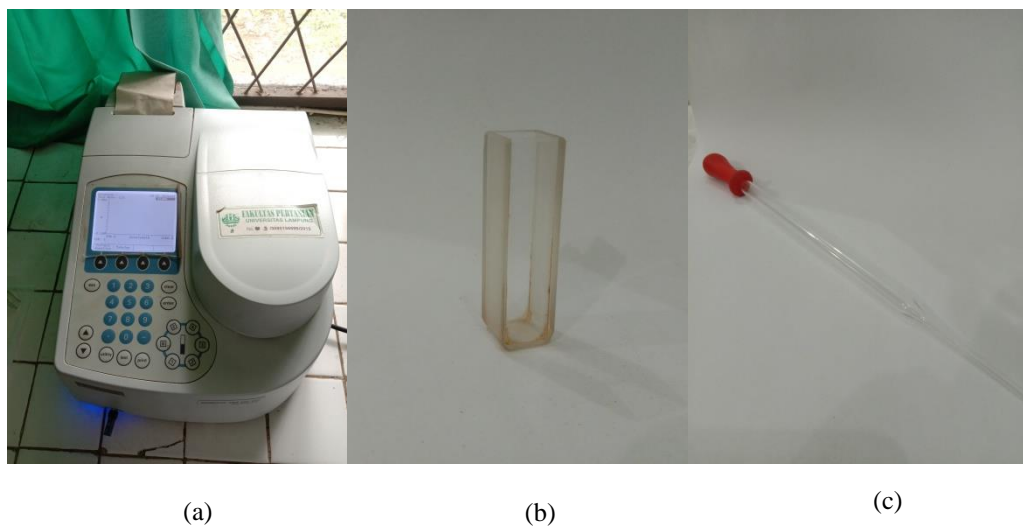
Sample - Class membership 5%	Model MAM	Model MAT
MAM10A	*	
MAM10B	*	
MAM15A	*	
MAM15B	*	
MAM20A	*	
MAM20B	*	
MAM25A	*	
MAM25B	*	
MAM30A	*	
MAM30B	*	
MAM35A	*	
MAM35B	*	
MAM40A	*	
MAM40B	*	
MAM45A	*	
MAM45B	*	
MAM50A	*	
MAM50B	*	
MAM5A	*	
MAM5B	*	
MAT10A		*
MAT10B		*
MAT15A		*
MAT15B		*
MAT20A		*
MAT20B		*
MAT25A		*
MAT25B		*
MAT30A		*
MAT30B		*
MAT35A		*
MAT35B		*
MAT40A		*
MAT40B		*
MAT45A		*
MAT45B		*
MAT50A		*
MAT50B		*
MAT5A		*
MAT5B		*

Tabel 41. Glosarium (Suhandy dan Yulia, 2019)

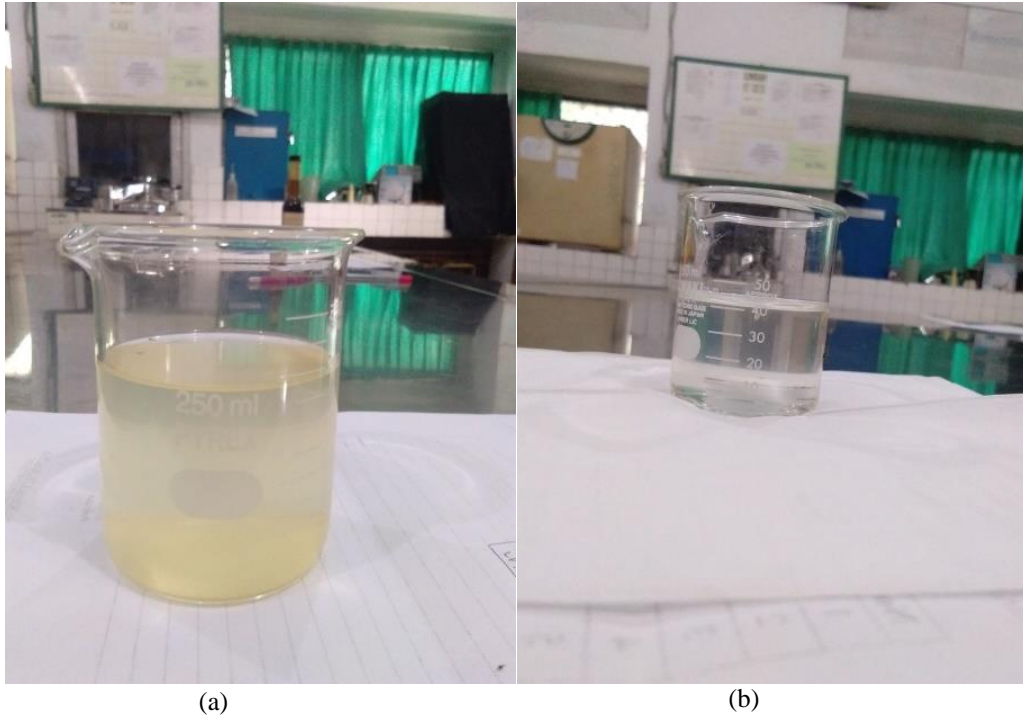
No.	Istilah	Keterangan
1.	Kemometrika	Merupakan disiplin kimia yang melibatkan statistika dan matematika untuk menentukan dan merancang prosedur yang optimal.
2.	Klasifikasi	Pemisahan atau pengkelompok sampel menjadi satu atau lebih kelas berdasarkan karakteristik yang dimiliki.
3.	Kurva ROC	Kurva yang menggambarkan <i>trade off relatif</i> antara nilai <i>true positive</i> (TP) dan nilai <i>false positive</i> (FP) yang dibuat dengan melibatkan nilai sensitivitas pada sumbu Y dan 1-SP pada sumbu X.
4.	Model SIMCA	Merupakan <i>output</i> dari proses analisis SIMCA yang didasari oleh perhitungan PCA.
5.	Plot <i>Coomans</i>	Merupakan sebuah plot yang terbagi menjadi empat kuadran dan memiliki dua sumbu yaitu sumbu x dan y yang berisi nilai jarak dari model kelas A dan kelas B.
6.	<i>Principal component analysis</i> (PCA)	Merupakan proses awal dalam melihat data secara menyeluruh dengan cara melakukan <i>plotting</i> data sehingga dapat dilihat kesamaan ataupun perbedaan dari data atau sampel yang digunakan
7.	SIMCA	Merupakan metode klasifikasi yang bekerja berdasarkan perhitungan PCA yang melibatkan sampel prediksi yang diuji dengan sampel kalibrasi dan validasi
8.	Spektra	Grafik yang ditunjukkan dari hasil pengukuran alat spektrometer.
9.	Spektrometer	Merupakan alat untuk mengukur spektrum cahaya setelah cahaya tersebut melewati sampel yang sedang diuji.
10.	Spektroskopi	Ilmu yang mempelajari suatu benda dengan menggunakan gelombang elektromagnetik yang dimiliki
11.	Varian	Menunjukkan variasi data pengukuran yang muncul berdasarkan desain yang diinginkan menggunakan parameter pengukuran atau secara otomatis sebagai bentuk eror dalam pengukuran.



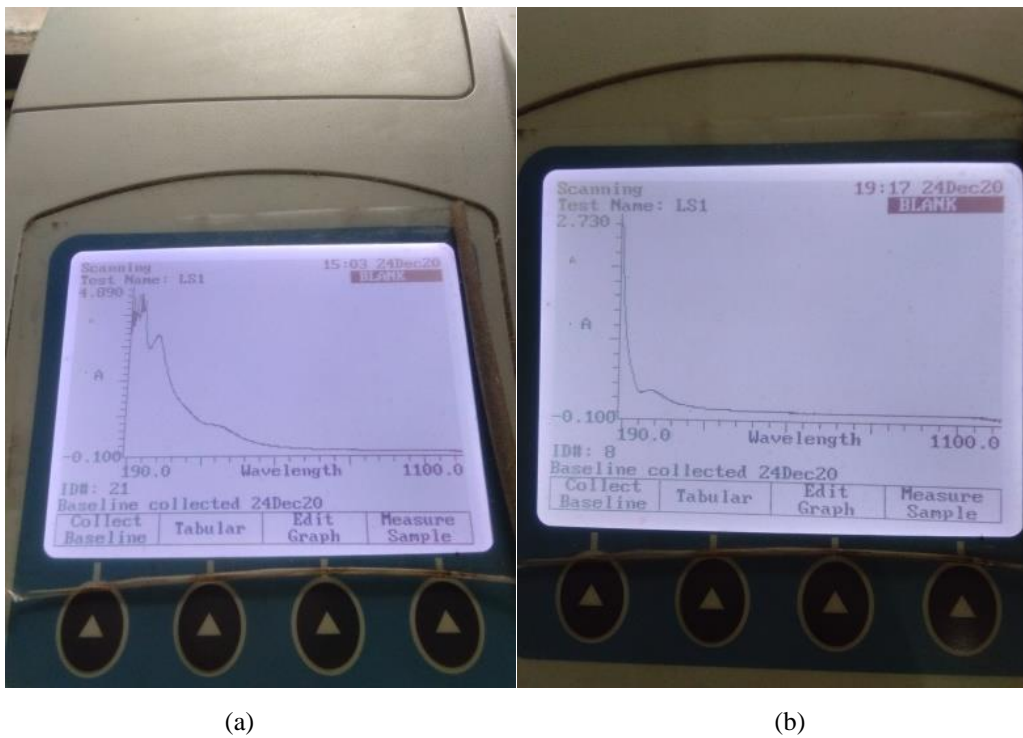
Gambar 66. Bahan air distilasi (a) dan madu (b)



Gambar 67. Alat yang digunakan *UV-Vis Spectrometer Genesys 10S UV-Vis* (Thermo Elektron Instrument, USA) (a) kuvet (b) pipet tetes (c)



Gambar 68. Larutan sampel MAT pengenceran 1:20 (a) dan Larutan sampel MAT pengenceran 1:40 (b)



Gambar 69. Hasil spektra sampel MAT pengenceran 1:20 (a) dan hasil spektra sampel MAT pengenceran 1:40 (b)