

Aplikasi Metode UV Spektroskopi dan Kemometrika untuk Diskriminasi Madu Flora dan Madu Ekstraflora

Diding Suhandy^{1*}, Meiniwita Yulia², Kusumiyati³ 

¹Jurusan Teknik Pertanian, Universitas Lampung, Lampung, Indonesia

²Jurusan Teknologi Pertanian, Politeknik Negeri Lampung, Lampung, Indonesia

³Jurusan Budidaya Pertanian, Universitas Padjadjaran, Bandung, Indonesia

ARTICLE INFO

Article history:

Received February 17, 2022

Revised February 19, 2022

Accepted April 14, 2022

Available online April 25, 2022

Kata Kunci:

UV Spektroskopi, Madu Flora, Madu Embun Ekstraflora, Diskriminasi, Uji Keaslian

Keywords:

UV-Spectroscopy, Floral Honey, Extrafloral Honeydew Honey, Discrimination, Authentication



This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

Copyright © 2022 by Author. Published by Universitas Pendidikan Ganesha.

ABSTRAK

Klasifikasi madu *blossom* dan madu *honeydew* menggunakan data spektra di panjang gelombang 190-400 nm belum dilakukan. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi penggunaan UV spektroskopi untuk klasifikasi madu flora yaitu madu Durian (*Durio zibethinus*) dan madu *honeydew* dari jenis ekstraflora yaitu madu Akasia (*Acacia crassicarpa*) dan madu Karet (*Hevea brasiliensis*) dari Indonesia. Sampel madu diencerkan dengan air distilasi dengan perbandingan 1:20 dan 1:30 (volume/volume) dan ditetaskan sebanyak 3 mL ke dalam kuvet kuarsa. Spektra UV diukur menggunakan *UV-visible spectrometer* di rentang panjang gelombang 190-400 nm dengan interval 1 nm menghasilkan 211 variabel spektra. Model klasifikasi linear dibangun menggunakan metode *linear discrimination analysis* dan non-linear menggunakan metode *support vector machine*. Hasil penelitian menunjukkan kedua metode tersebut dapat digunakan untuk klasifikasi madu flora dan ekstraflora dengan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan koefisien korelasi *Matthews* sebesar 1 atau 100%. Hal ini menunjukkan aplikasi metode UV spektroskopi sebagai metode analisis yang cepat, ramah lingkungan dan harga relatif terjangkau untuk diskriminasi madu flora dan ekstraflora di Indonesia.

ABSTRACT

Classification of blossom honey and honeydew honey using spectral data at a wavelength of 190-400 nm has not been carried out. This study aims to evaluate the use of UV spectroscopy for the classification of floral honey, namely Durian honey (*Durio zibethinus*) and extrafloral honeydew honey, namely Acacia honey (*Acacia crassicarpa*) and Karet honey (*Hevea brasiliensis*) from Indonesia. The honey sample was diluted with distilled water in a ratio of 1:20 and 1:30 (volume/volume) and dropped 3 mL into a quartz cuvette. UV spectra were measured using a *UV-visible spectrometer* in the wavelength range of 190-400 nm with 1 nm intervals resulting in 211 variable spectra. The linear classification model was built using the *linear discrimination analysis* method and non-linear using the *support vector machine* method. The results showed that both methods could be used for the classification of floral and extrafloral honey with an accuracy, sensitivity, specificity, precision, and *Matthews* correlation coefficient value of 1 or 100%. This shows the application of the UV spectroscopy method as an analytical method that is fast, environmentally friendly, and relatively affordable for the discrimination of floral and extrafloral honey in Indonesia.

1. PENDAHULUAN

Madu adalah produk yang kompleks yang terdiri dari komponen utama seperti senyawa monosakarida (glukosa dan fruktosa, sekitar 70-80%) dan komponen minor seperti asam amino, enzim, vitamin, senyawa fenolik dan mineral (Da Silva et al., 2016; Kivima et al., 2021; Mohammed, 2020). Madu telah digunakan sejak lama terutama sebagai bahan pemanis di industri pangan dan digunakan dalam berbagai aktivitas terapeutik yang luas dan beragam seperti sifat anti-mikroba dan anti-oksidan, mempercepat penyembuhan luka bakar dan pengobatan penyakit lambung (Durazzo et al., 2021; Meo et al., 2017; Seraglio et al., 2019). Selain itu madu juga dimanfaatkan secara luas di bidang kosmetika (Cortés et al., 2011; Seraglio et al., 2019). Madu berdasarkan sumber nektar dapat dikelompokkan ke dalam dua kelompok besar yaitu madu flora atau madu *blossom*, dan madu embun atau *honeydew* (Pita-Calvo & Vázquez, 2017). Madu *blossom* dihasilkan dari nektar bunga seperti madu Durian (*Durio zibethinus*), madu Kelengkeng dan madu Kaliandra dan hanya dihasilkan saat musim berbunga. Madu *honeydew* merupakan madu yang dihasilkan dari sekresi bagian tanaman selain bunga seperti daun, kelopak daun, cabang dan batang pohon (ekstraflora) atau sekresi dari serangga penghisap tanaman seperti serangga family *Lechanidae*, *Tachardiella* sp. atau *Psyllidae*. Contoh madu *honeydew* di antaranya adalah madu Akasia (*Acacia crassicarpa*) dan madu Karet (*Hevea brasiliensis*) dan produksinya hampir sepanjang

*Corresponding author.

E-mail addresses: diding.suhandy@fp.unila.ac.id (Diding Suhandy)

tahun, tidak tergantung musim berbunga. Madu *blossom* dan madu *honeydew* berbeda secara fisik dan kimia. Secara fisik, madu *honeydew* umumnya memiliki nilai EC dan pH lebih tinggi, di mana menurut *The European legislation*, EC madu *honeydew* harus lebih besar atau sama dengan 0.8 mS/cm. Madu *honeydew* dan madu *blossom* juga dapat dibedakan berdasarkan warna (Bergamo et al., 2019).

Secara kimia, madu *honeydew* memiliki keasaman, kadar abu, dan kandungan oligosakarida yang lebih tinggi serta kandungan monosakarida yang lebih rendah. Sehingga, madu *honeydew* memiliki rasa kurang manis dibandingkan dengan madu *blossom* (Alves et al., 2013; Alzahrani et al., 2012; Castro-Vázquez et al., 2006). Aroma madu *honeydew* sangat kuat, salah satunya karena tingginya kandungan *total phenolic content* (TPC) dan biasanya dicirikan dengan warna madu *honeydew* yang lebih gelap (Alves et al., 2013; Alzahrani et al., 2012; Meda et al., 2005). TPC merupakan salah satu parameter madu yang berkorelasi positif dengan nilai aktivitas antioksidan. Salah satu kuantifikasi nilai aktivitas antioksidan adalah pengukuran nilai FRAP (*ferric reducing antioxidant power*). Penelitian sebelumnya menunjukkan koefisien determinasi (R^2) 0.81 berhasil diperoleh untuk korelasi positif antara TPC dan FRAP (Can et al., 2015; Lin & Weng, 2006). Saat ini madu *honeydew* banyak digunakan sebagai salah satu sumber bahan terapi medis salah satunya sebagai anti-kanker (Lin & Weng, 2006). Di sisi lain kandungan senyawa flavonoids madu *honeydew* umumnya lebih rendah dibandingkan madu *blossom*. Kadar flavonoids madu Kaliandra (156.27 mg QE/100 g) berbeda sangat nyata pada taraf $P < 0.01$ dengan madu karet (63.40 mg QE/100 g) (Ustadi et al., 2017).

Hydroxymethylfurfural (HMF) merupakan senyawa penting madu yang digunakan sebagai indikator kesegaran madu. Semakin kecil nilai HMF maka madu semakin segar. Kadar HMF madu *honeydew* lebih tinggi dibandingkan madu *blossom* sebagaimana dilaporkan oleh peneliti sebelumnya (Bentabol Manzanares et al., 2011). Perbandingan senyawa HMF madu karet (*honeydew*) dan madu rambutan (*blossom*) sudah dilaporkan di mana kadar HMF madu karet sebesar 17.23 mg/kg jauh lebih tinggi dibandingkan HMF madu rambutan yang hanya sebesar 7.61 mg/kg (Harjo et al., 2015). Di Indonesia salah satu jenis madu *honeydew* dari jenis madu ekstrasflora adalah madu *Acacia crassicarpa* yang saat ini dikembangkan di hutan tanaman industri sebagai bahan baku industri kayu lapis. *Acacia crassicarpa* menjadi salah satu usaha *agroforestry* yang sangat menguntungkan karena sambil menunggu panen kayunya, petani memperoleh pendapatan dari produksi madu yang bisa berlangsung sepanjang tahun dan tidak tergantung musim berbunga. Madu karet juga mulai banyak dikembangkan sebagai produk bernilai tambah tinggi di perkebunan karet selain hasil utama berupa getah karet. Di sisi lain, permintaan madu *honeydew* untuk ekspor semakin tinggi khususnya untuk pasar Eropa (Pita-Calvo & Vázquez, 2017). Untuk mengatasi adanya potensi pemalsuan dan pengoplosan madu *honeydew*, salah satu yang mendesak untuk dikembangkan saat ini adalah metode analisis untuk membedakan madu flora dan madu embun termasuk madu ekstrasflora secara cepat dan murah.

Beberapa metode analisis telah dikembangkan untuk membedakan madu flora dan madu embun. Metode berbasis identifikasi serbuk sari (*pollens*) yang dikenal sebagai metode analisis *melissopalynological* merupakan salah satu analisis paling tua dan saat ini masih digunakan sebagai metode acuan (referensi) untuk analisis mutu dan penentuan jenis madu. Metode high (HPLC) dan *gas chromatography-mass spectrometry* (GC/MS) serta analisis berbasis pengukuran langsung parameter fisik dan kimia madu juga telah diujicobakan dan mampu memberikan hasil yang akurat (Azevedo et al., 2017; Karabagias et al., 2014; Silici et al., 2013). Namun demikian metode-metode tersebut memiliki beberapa kelemahan di antaranya sangat melelahkan, membutuhkan waktu yang lama, biaya analisis yang mahal dan melibatkan analis terlatih (Pita-Calvo & Vázquez, 2017).

Penggunaan metode spektroskopi untuk analisis mutu madu semakin menarik banyak periset. Hal ini didorong oleh beberapa keunggulan yang dimiliki oleh metode spektroskopi dibandingkan metode konvensional di antaranya harga alat spektrometer yang jauh lebih terjangkau, relatif lebih cepat analisisnya dan mudah dalam pengoperasian alat. Beberapa metode analisis berbasis spektroskopi telah dikembangkan untuk identifikasi madu *blossom* dan madu *honeydew* (Orfanakis et al., 2021; Simova et al., 2012; Xagoraris et al., 2021). Temuan penelitian sebelumnya berhasil menggunakan data spektra cahaya tampak (380-800 nm) untuk membedakan beberapa madu *honeydew* dan madu *blossom* dari Brasil (Bergamo et al., 2020). Di rentang panjang gelombang 900-1700 nm, penggunaan alat NIR portabel berhasil diaplikasikan untuk memprediksi properti fisik dan kimia beberapa madu termasuk madu *honeydew* dari Spanyol (Escuredo et al., 2021). Di daerah UV (*ultraviolet*) dengan panjang gelombang 190-400 nm, data spektra yang dikombinasikan dengan kemometrika SIMCA (*soft independent modeling of class analogy*) telah digunakan untuk klasifikasi madu uniflora dan multiflora dari beberapa daerah berbeda di Indonesia (Suhandy & Yulia, 2021a). UV spektroskopi dan kemometrika telah digunakan untuk uji keaslian madu monoflora *Apis dorsata* dari nektar *Acacia mangium* (Suhandy & Yulia, 2021b).

Namun demikian, berdasarkan penelusuran pustaka, klasifikasi madu *blossom* dan madu *honeydew* menggunakan data spektra di panjang gelombang 190-400 nm belum dilakukan. Sehingga

tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi penggunaan metode UV spektroskopi dengan panjang gelombang 190-400 nm untuk klasifikasi madu flora (madu Durian) dan madu *honeydew* dari jenis ektraflora (madu Akasia dan madu Karet) dari Indonesia. Penelitian juga secara khusus mengevaluasi kinerja model klasifikasi linear yaitu LDA (*linear discriminant analysis*) dan klasifikasi non-linear yaitu SVM (*support vector machine*) terhadap keberhasilan klasifikasi madu flora dan madu ektraflora.

2. METODE

Satu madu flora yaitu madu Durian (*Durio zibethinus*) dan dua madu ektraflora yaitu madu Akasia (*Acacia crassicarpa*) dan madu Karet (*Hevea brasiliensis*) digunakan dalam penelitian ini. Jumlah sampel madu yang digunakan adalah 200 sampel untuk madu Durian, 120 sampel untuk madu Akasia dan 100 sampel untuk madu Karet. **Tabel 1** memberikan deskripsi lengkap madu yang digunakan. **Gambar 1** menunjukkan warna sampel madu flora dan ektraflora. Sampel madu ektraflora yaitu madu Akasia dan madu Karet terlihat lebih gelap dibandingkan dengan madu flora Durian. Seluruh sampel madu dipanaskan terlebih dahulu menggunakan *water bath* dengan suhu 60°C selama 30 menit untuk mencegah kristalisasi madu (Frausto-Reyes et al., 2017). Setelah itu sampel madu diencerkan menggunakan air distilasi dengan dua pengenceran yaitu 1:20 (volume/volume) untuk madu Durian dan madu Karet dan perbandingan 1:30 (volume/volume) untuk madu Akasia (karena madu Akasia lebih gelap dan pekat dan membutuhkan lebih banyak volume pengenceran untuk mendapatkan data spektra dengan *noise* minimal). Sebanyak 3 mL sampel madu yang telah diencerkan kemudian dimasukkan ke dalam kuvet kuarsa dan digunakan untuk pengukuran data spektra UV.

Spektra UV diukur di rentang panjang gelombang 190-400 nm menggunakan *UV-visible spectrometer* model Genesys 10s produksi Thermo Scientific™ (USA). Spektrometer ini merupakan salah satu spektrometer tipe *benchtop* (berat sekitar 8.6 kg) dengan harga relatif terjangkau yang dilengkapi dengan lampu *Xenon* sebagai sumber cahaya dan *dual Silicon photodiodes* sebagai detektor. Pengukuran spektra UV dilakukan dengan mode *fast scanning* dengan interval 1 nm sehingga menghasilkan total 211 variabel spektra. Data spektra UV kemudian disimpan dalam bentuk file format MS Excel (.xls). Data spektra UV diperbaiki menggunakan beberapa algoritma pengolah data spektra dengan cara coba-coba (*trial and error*). Kemudian diperoleh tiga algoritma terbaik untuk memperbaiki data spektra yaitu *moving average smoothing* dengan 11 segmen (MAS), *standard normal variate* (SNV) dan *Savitzky-Golay first derivative* (SG1d) dengan 11 segmen yang dihitung secara berurutan (MAS+SNV+SG1d). *Principal component analysis* (PCA) dihitung menggunakan data spektra olahan hasil perbaikan data spektra. Sampel madu dibagi secara acak ke dalam tiga kelompok yaitu sampel kalibrasi (n=100), sampel validasi (n=140) dan sampel prediksi (n=120). Model klasifikasi dibangun menggunakan sampel kalibrasi dan validasi dengan dua pendekatan yaitu linear dan non-linear. Secara linear, model klasifikasi dibangun menggunakan metode *linear discriminant analysis* (LDA) sedangkan secara non-linear dibangun menggunakan metode *support vector machine* (SVM). Model klasifikasi LDA dan SVM dibangun menggunakan nilai skor PCA sebagai variabel input. Jumlah *principal components* (PCs) yang terlibat ditentukan dengan menggunakan nilai *cumulative explained variance* (CEV). Parameter yang harus ditentukan untuk pengembangan model SVM adalah fungsi kernel, parameter C dan parameter γ yang biasanya dipilih menggunakan fungsi *a grid-search* yang tersedia di dalam program.

Output prediksi dari model klasifikasi kemudian dinyatakan dalam bentuk matriks konfusi dan kinerjanya dihitung menggunakan beberapa parameter seperti tercantum di **Tabel 2**. Pada penelitian ini, madu flora merupakan kelas positif sedangkan madu ektraflora merupakan kelas negatif. Sehingga TP atau *true positive* yaitu sampel madu flora yang masuk sebagai kelas madu flora dan TN atau *true negative* merupakan sampel madu ektraflora yang masuk ke dalam kelas madu ektraflora. Kemudian FP atau *false positive* adalah kelas madu ektraflora yang masuk sebagai kelas madu flora sedangkan FN atau *false negative* merupakan sampel madu flora yang masuk sebagai kelas madu ektraflora (Rehman & Chong, 2020; Zhao et al., 2020). Perhitungan kemometrika dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak The Unscrambler X versi 10.4 (Camo Software, Oslo, Norwegia).



Gambar 1. Warna Sampel Madu Flora Durian (*Durio Zibethinus*) dan Madu Ektraflora Akasia (*Acacia Crassicarpa*) dan Madu Ektraflora Karet (*Hevea Brasiliensis*)

Tabel 1. Deskripsi Sampel Madu yang Digunakan

Sampel Madu	Nektar	Jenis Lebah	Panen	Jumlah sampel	Asal
Madu Durian	Flora <i>Durio zibethinus</i>	<i>Apis dorsata</i>	2019	200	Riau
Madu Akasia	Ekstraflora <i>Acacia crassicarpa</i>	<i>Apis mellifera</i>	2020	100	Lampung
Madu Karet	Ekstraflora <i>Hevea brasiliensis</i>	<i>Apis mellifera</i>	2019	120	Jawa Tengah

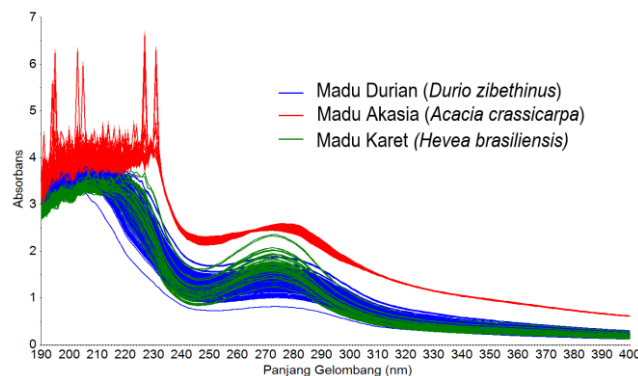
Tabel 2. Parameter untuk Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi dan Persamaan untuk Menghitungnya

Parameter	Persamaan	Selang Nilai
Akurasi (ACC)	$ACC = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$	0~1
Sensitivitas (SEN)	$SEN = TP / (TP + FN)$	0~1
Spesifisitas (SPEC)	$SPEC = TN / (TN + FP)$	0~1
Presisi (PREC)	$PREC = TP / \sum \text{positif}$	0~1
Matthews correlation coefficient (MCC)	$MCC = \frac{(TP \times TN - FP \times FN)}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}}$	0~1

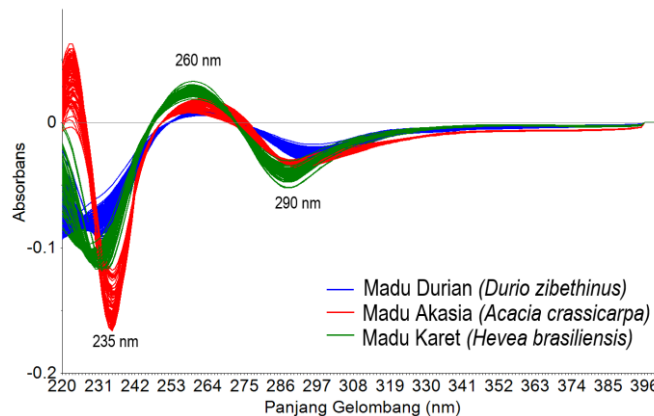
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Spektra original seluruh sampel madu (n=420) di rentang panjang gelombang 190-400 nm ditunjukkan di **Gambar 2**. Secara umum, terlihat data spektra di rentang 190-220 nm banyak mengandung *noise* terutama untuk sampel madu Akasia yang memang sampel awalnya sebelum pengenceran terlihat lebih pekat dan membutuhkan volume pengenceran lebih banyak dibandingkan sampel madu yang lain. **Gambar 3** merupakan spektra seluruh sampel hasil olahan menggunakan algoritma MAS+SNV+SG1d di rentang panjang gelombang 220-400 nm.



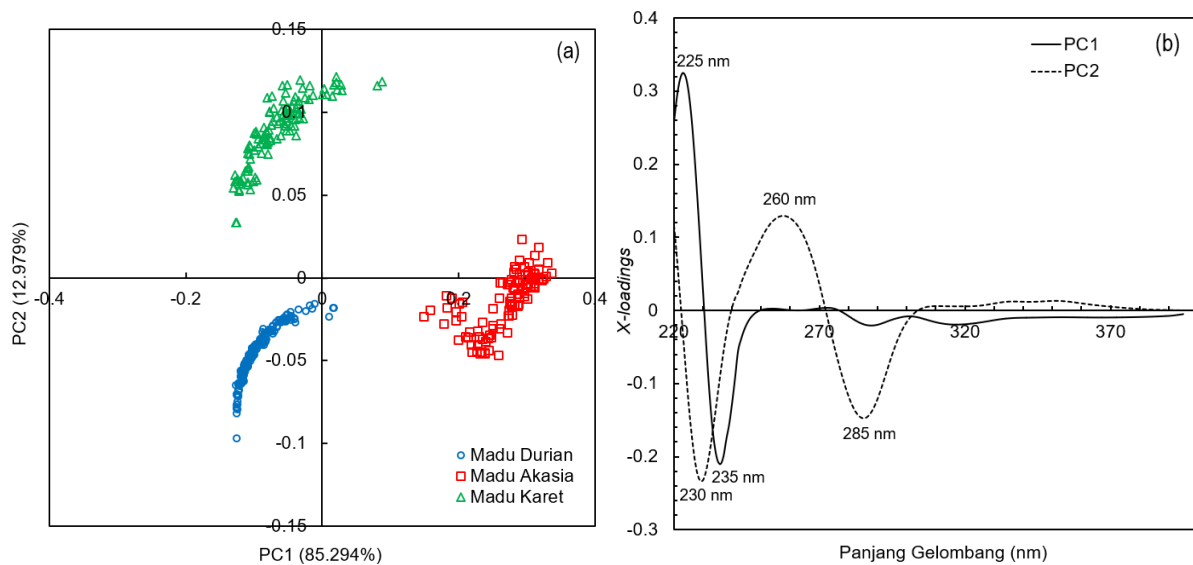
Gambar 2. Plot Spektra Original Sampel Madu Flora dan Ekstraflora (N=420) di Rentang Panjang Gelombang 190-400 nm



Gambar 3. Plot Spektra Hasil Olahan Sampel Madu Flora dan Ekstraflora (N=420) di Rentang Panjang Gelombang 220-400 nm

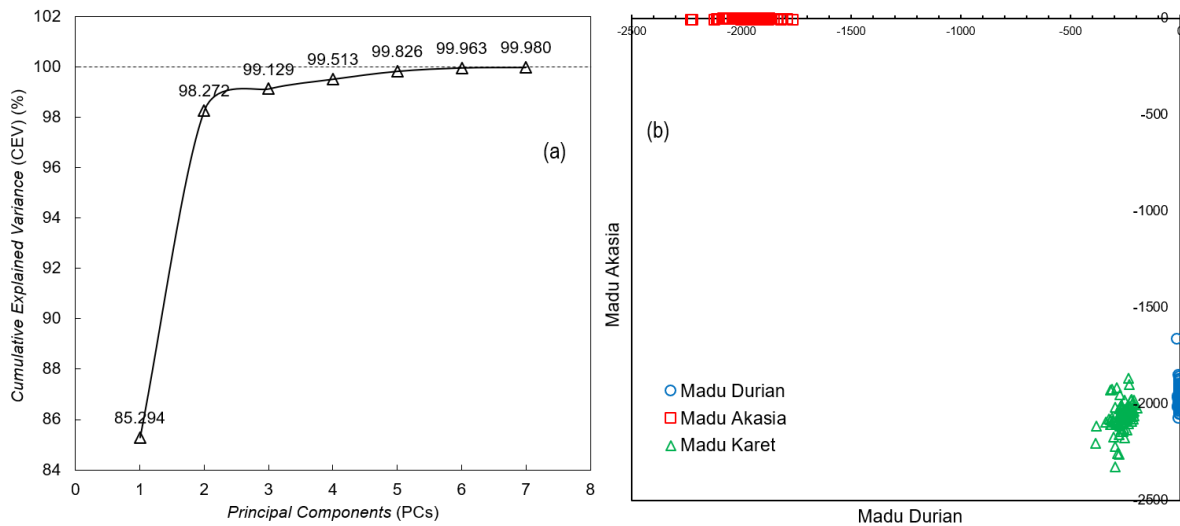
Pada di **Gambar 3**, sampel madu ekstraflora memiliki nilai absorbans lebih tinggi dibandingkan madu flora. Puncak absorbans teridentifikasi di beberapa panjang gelombang seperti 235, 260 dan 290 nm. Perhitungan PCA dilakukan menggunakan data spektra hasil olahan (MAS+SNV+SG1d) di rentang panjang gelombang 220-400 nm untuk seluruh sampel madu (n=420). Hasilnya ditunjukkan di **Gambar 4**. Plot PCA di **Gambar 4 (a)** menunjukkan nilai skor PC1 di sumbu mendatar dan nilai skor PC2 di sumbu tegak. Kedua PC (PC1 dan PC2) secara keseluruhan mampu menjelaskan varian data spektra sebesar 98.272%. Pengelompokan sampel dapat dilihat terutama di sepanjang sumbu mendatar yaitu berdasarkan nilai skor PC1 (sumbu mendatar) yang mampu menjelaskan data varian spektra sebesar 85.294%. Dapat dilihat adanya pengelompokan sampel ke dalam 3 kelompok yaitu madu Durian dengan skor PC1 dan PC2 negatif, madu Akasia dengan nilai skor PC1 positif dan madu Karet dengan skor PC1 negatif dan PC2 positif.

Plot *x-loadings* ditunjukkan di **Gambar 4 (b)**. panjang gelombang dengan nilai *x-loadings* yang tinggi baik bernilai positif maupun negatif dikatakan memiliki peran penting dalam proses pengelompokan sampel yang terlihat di **Gambar 4 (a)**. PC1 memiliki nilai puncak dengan *x-loading* positif di panjang gelombang 225 nm dan panjang gelombang ini berperan penting untuk proses diskriminasi sampel madu Akasia. Lembah di panjang gelombang 235 nm di PC1 dengan nilai *x-loadings* negatif dan lembah di panjang gelombang 230 dan 285 nm di PC2 dengan nilai *x-loadings* negatif merupakan panjang gelombang yang berperan penting dalam proses diskriminasi sampel madu Durian. Terdapat dua panjang gelombang yang berperan penting dalam proses diskriminasi sampel madu Karet yaitu di panjang gelombang 235 dan 260 nm.

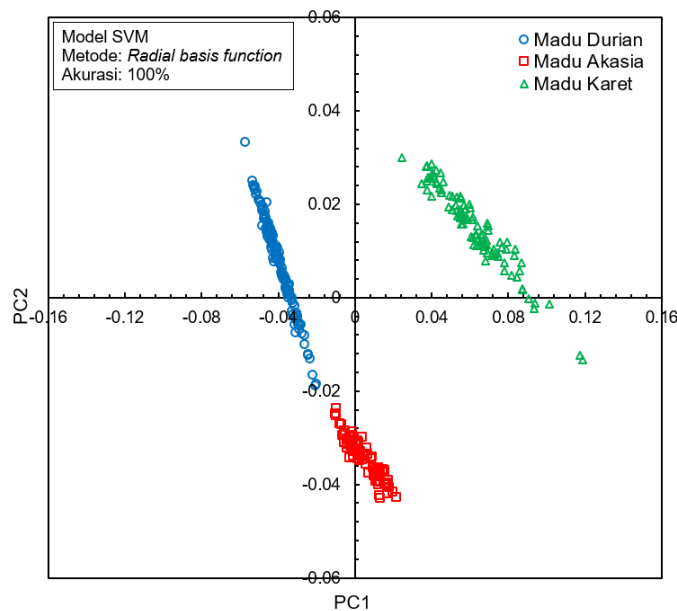


Gambar 4. Hasil Perhitungan Pca (A) Plot Nilai Skor, (B) Plot Nilai X-Loadings

Model LDA dilakukan dengan menggunakan matriks PC (*principal components*) hasil dari dekomposisi matriks data absorbans spektra hasil olahan pada panjang gelombang 220-400 nm. Penentuan jumlah PC yang terlibat dalam pengembangan model LDA dengan menggunakan nilai CEV (*cumulative explained variance*) sebagai acuan. Sesuai dengan **Gambar 5 (a)**, dengan menggunakan jumlah PC sebanyak 6, nilai CEV sangat mendekati 100%. Sehingga input yang digunakan untuk pengembangan model LDA adalah sebanyak 6 PC. Hasil pengembangan model LDA ditunjukkan di **Gambar 5(b)**. Sumbu mendatar merupakan sampel madu Durian sedangkan sumbu tegak merupakan sampel madu Akasia. Sampel yang masuk ke dalam kelas LDA memiliki nilai mendekati 0 untuk sumbu yang bersesuaian. Dapat dilihat bahwa seluruh sampel madu Durian memiliki nilai di sumbu mendatar mendekati 0 dan seluruh sampel madu Akasia memiliki nilai di sumbu tegak mendekati 0 juga. Sehingga dapat dikatakan seluruh sampel madu Durian, Akasia dan Karet berhasil dikelompokkan ke dalam kelas masing-masing dengan nilai akurasi sebesar 1 atau 100%.



Gambar 5. Hasil Pengembangan Model LDA (a) plot PCs vs. CEV, (b) Model LDA



Gambar 6. Hasil Pengembangan Model SVM dengan Algoritma Radial Basis Function

Tabel 3. Matriks Konfusi Hasil Klasifikasi Menggunakan Model LDA

Sampel Madu Aktual	Sampel Madu Prediksi		
	Madu Durian	Madu Akasia	Madu Karet
Madu Durian	33	0	0
Madu Akasia	0	16	0
Madu Karet	0	0	20

Tabel 4. Matriks Konfusi Hasil Klasifikasi Menggunakan Model SVM

Sampel Madu Aktual	Sampel Madu Prediksi		
	Madu Durian	Madu Akasia	Madu Karet
Madu Durian	33	0	0
Madu Akasia	0	16	0
Madu Karet	0	0	20

Hasil pengembangan model klasifikasi SVM dapat dilihat di Gambar 6. Model dibangun menggunakan metode C-SVM dengan tipe kernel metode *Radial basis function* (RBF) dengan input 5 buah PC dan parameter sebagai berikut: C=100 dan Gamma= 0.1. Dapat dilihat di Gambar 6, seluruh sampel

berhasil dikelompokkan ke dalam kelasnya masing-masing dan menghasilkan nilai akurasi model sebesar 1 atau 100%. Klasifikasi dilakukan menggunakan sampel prediksi sebanyak 69 sampel ($n=33$ untuk madu Durian, $n=16$ untuk sampel madu Akasia dan $n=20$ untuk sampel madu Karet). Hasilnya ditunjukkan di [Tabel 3](#) untuk model LDA dan [Tabel 4](#) untuk model SVM. Berdasarkan [Tabel 2](#), maka diperoleh nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi dan koefisien korelasi Matthews sebesar 1 atau 100% untuk kelas madu Durian, madu Akasia dan madu Karet.

Pembahasan

Madu telah digunakan dalam berbagai aktivitas terapeutik yang luas dan beragam seperti sifat anti-mikroba dan anti-oksidan, mempercepat penyembuhan luka bakar dan pengobatan penyakit lambung ([Durazzo et al., 2021](#); [Meo et al., 2017](#); [Seraglio et al., 2019](#)). Secara umum, terlihat data spektra di rentang 190-220 nm banyak mengandung *noise* terutama untuk sampel madu Akasia yang memang sampel awalnya sebelum pengenceran terlihat lebih pekat dan membutuhkan volume pengenceran lebih banyak dibandingkan sampel madu yang lain. Puncak absorbans teridentifikasi di panjang gelombang 270-280 nm yang mungkin berkorelasi dengan absorbans senyawa fenolik pada madu ektraflora. Penelitian sebelumnya juga melaporkan puncak absorbans di panjang gelombang 270-280 nm untuk madu Akasia dan madu hutan *honeydew* ([Parri et al., 2020](#)). Madu Akasia dengan warna madu paling gelap memiliki intensitas absorbans paling tinggi memunculkan dugaan adanya kandungan senyawa fenolik yang tinggi. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan secara umum kandungan senyawa fenolik madu ektraflora lebih tinggi dibandingkan dengan kandungan senyawa fenolik madu flora ([Meda et al., 2005](#)).

Penelitian sebelumnya juga menyimpulkan spektra emisi di panjang gelombang 280-480 nm yang dieksitasi di panjang gelombang 250 nm merupakan daerah panjang gelombang yang informatif dan digunakan untuk membedakan asal botani beberapa madu ([Karoui et al., 2007](#)). Penelitian sebelumnya untuk pengukuran spektra beberapa sampel madu berhasil menunjukkan adanya puncak absorbans di panjang gelombang 270 nm untuk madu Akasia dan 278 nm untuk madu hutan *honeydew* ([Parri et al., 2020](#)). Beberapa madu flora seperti madu Lavender dan madu stroberi memiliki puncak absorbans di panjang gelombang 282 dan 285 nm ([Parri et al., 2020](#)). Penggunaan kemometrika LDA untuk uji keaslian madu telah dilaporkan sebelumnya ([Fechner et al., 2020](#); [Ferreiro-González et al., 2018](#)). Hasil ini menunjukkan aplikasi metode UV spektroskopi yang dikombinasikan dengan kemometrika LDA dan SVM sebagai metode analisis yang cepat, ramah lingkungan dan harga relatif terjangkau untuk diskriminasi madu flora dan ektraflora di Indonesia.

4. SIMPULAN

Secara umum sampel madu ektraflora (madu Akasia dan madu Karet) memiliki nilai absorbans lebih tinggi dibandingkan madu flora (madu Durian) khususnya pada spektra olahan di rentang panjang gelombang 220-400 nm. Beberapa puncak absorbans berhasil teridentifikasi di beberapa panjang gelombang seperti 235, 260 dan 290 nm. Klasifikasi madu flora dan ektraflora berhasil dilakukan baik secara tidak terbimbing menggunakan metode PCA maupun terbimbing menggunakan metode LDA dan SVM. Klasifikasi secara terbimbing menunjukkan bahwa madu flora (madu Durian) dan madu ektraflora (madu Akasia dan madu Karet) berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kelasnya dengan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, presisi dan koefisien korelasi Matthews sama dengan 100% atau 1. Hal ini menunjukkan aplikasi metode UV spektroskopi yang dikombinasikan dengan kemometrika LDA dan SVM sebagai metode analisis yang cepat, ramah lingkungan dan harga relatif terjangkau untuk diskriminasi madu flora dan ektraflora di Indonesia.

5. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada KEMENDIKBUDRISTEK atas dukungan pendanaan untuk penelitian ini melalui dana hibah penelitian terapan tahun 2021-2023 (No. Kontrak Penelitian: 3973/UN26.21/PN/2021). Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada seluruh tim riset madu di *Spectroscopy research Group* (SRG) Jurusan teknik Pertanian, Universitas Lampung atas bantuan selama penelitian khususnya saat pengambilan data spektra sampel madu

6. DAFTAR PUSTAKA

Alves, A., Ramos, A., Gonçalves, M. M., Bernardo, M., & Mendes, B. (2013). Antioxidant activity, quality parameters and mineral content of Portuguese monofloral honeys. *Journal of Food Composition and*

- Analysis*, 30(2), 130–138. <https://doi.org/10.1016/j.jfca.2013.02.009>.
- Alzahrani, H. A., Boukraa, L., Bellik, Y., Abdellah, F., Bakhotmah, B. A., Kolayli, S., & Sahin, H. (2012). Evaluation of the antioxidant activity of three varieties of honey from different botanical and geographical origins. *Global Journal of Health Science*, 4(6), 191–196. <https://doi.org/10.5539/gjhs.v4n6p191>.
- Azevedo, M. S., Seraglio, S. K. T., Rocha, G., Balderas, C. B., Piovezan, M., Gonzaga, L. V., Falkenberg, D. de B., Fett, R., de Oliveira, M. A. L., & Costa, A. C. O. (2017). Free amino acid determination by GC-MS combined with a chemometric approach for geographical classification of bracatinga honeydew honey (*Mimosa scabrella* Benth). *Food Control*, 78, 383–392. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2017.03.008>.
- Bentabol Manzanares, A., García, Z. H., Galdón, B. R., Rodríguez, E. R., & Romero, C. D. (2011). Differentiation of blossom and honeydew honeys using multivariate analysis on the physicochemical parameters and sugar composition. *Food Chemistry*, 126(2), 664–672. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2010.11.003>.
- Bergamo, G., Seraglio, S. K. T., Gonzaga, L. V., Fett, R., & Costa, A. C. O. (2020). Use of visible spectrophotometric fingerprint and chemometric approaches for the differentiation of *Mimosa scabrella* Benth honeydew honey. *Journal of Food Science and Technology*, 57(11), 3966–3972. <https://doi.org/10.1007/s13197-020-04425-2>.
- Bergamo, G., Seraglio, S. K. T., Gonzaga, L. V., Fett, R., de Mello Castanho Amboni, R. D., Dias, C. O., & Costa, A. C. O. (2019). Differentiation of honeydew honeys and blossom honeys: a new model based on colour parameters. *Journal of Food Science and Technology*, 56(5), 2771–2777. <https://doi.org/10.1007/s13197-019-03737-2>.
- Can, Z., Yildiz, O., Sahin, H., Akyuz Turumtay, E., Silici, S., & Kolayli, S. (2015). An investigation of Turkish honeys: Their physico-chemical properties, antioxidant capacities and phenolic profiles. *Food Chemistry*, 180, 133–141. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.02.024>.
- Castro-Vázquez, L., Díaz-Maroto, M. C., & Pérez-Coello, M. S. (2006). Volatile Composition and contribution to the aroma of spanish honeydew honeys. Identification of a new chemical marker. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 54(13), 4809–4813. <https://doi.org/10.1021/jf0604384>.
- Cortés, M. E., Vigil, P., & Montenegro, G. (2011). The medicinal value of honey: a review on its benefits to human health, with a special focus on its effects on glycemic regulation. *Ciencia e Investigación Agraria*, 38(2), 303–317. <https://doi.org/10.4067/s0718-16202011000200015>.
- Da Silva, P. M., Gauche, C., Gonzaga, L. V., Costa, A. C. O., & Fett, R. (2016). Honey: Chemical composition, stability and authenticity. *Food Chemistry*, 196, 309–323. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.09.051>.
- Durazzo, A., Lucarini, M., Plutino, M., Lucini, L., Aromolo, R., Martinelli, E., Souto, E. B., Santini, A., & Pignatti, G. (2021). Bee products: A representation of biodiversity, sustainability, and health. *Life*, 11(9), 1–32. <https://doi.org/10.3390/life11090970>.
- Escuredo, O., Rodríguez-Flores, M. S., Meno, L., & Seijo, M. C. (2021). Prediction of physicochemical properties in honeys with portable near-infrared (Micronir) spectroscopy combined with multivariate data processing. *Foods*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/foods10020317>.
- Fechner, D. C., Hidalgo, M. J., Ruiz Díaz, J. D., Gil, R. A., & Pellerano, R. G. (2020). Geographical origin authentication of honey produced in Argentina. *Food Bioscience*, 33, 100483. <https://doi.org/10.1016/j.fbio.2019.100483>.
- Ferreiro-González, M., Espada-Bellido, E., Guillén-Cueto, L., Palma, M., Barroso, C. G., & Barbero, G. F. (2018). Rapid quantification of honey adulteration by visible-near infrared spectroscopy combined with chemometrics. *Talanta*, 188, 288–292. <https://doi.org/10.1016/j.talanta.2018.05.095>.
- Frausto-Reyes, C., Casillas-Peñuelas, R., Quintanar-Stephano, J. L., Macías-López, E., Bujdud-Pérez, J. M., & 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. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2017.02.009>.
- Harjo, S. S. T., Radiati, L. E., & Rosyidi, D. (2015). Perbandingan Madu Karet dan Madu Rambutan Berdasarkan Kadar Air, Aktivitas Enzim Diastase dan Hidroximetilfurfural (HMF). *Jurnal Ilmu Dan Teknologi Hasil Ternak*, 10(1), 18–21.
- Karabagias, I. K., Vavoura, M. V., Nikolaou, C., Badeka, A. V., Kontakos, S., & Kontominas, M. G. (2014). Floral authentication of Greek unifloral honeys based on the combination of phenolic compounds, physicochemical parameters and chemometrics. *Food Research International*, 62, 753–760. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2014.04.015>.
- Karoui, R., Dufour, E., Bosset, J. O., & 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. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2006.01.039>.
- Kivima, E., Tanilas, K., Martverk, K., Rosenvald, S., Timberg, L., & Laos, K. (2021). The composition, physicochemical properties, antioxidant activity, and sensory properties of estonian honeys. *Foods*, 10(3), 1–14. <https://doi.org/10.3390/foods10030511>.
- Lin, J. K., & Weng, M. S. (2006). Flavonoids as nutraceuticals. *The Science of Flavonoids*, 7(September), 213–238. https://doi.org/10.1007/978-0-387-28822-2_8.
- Meda, A., Lamien, C. E., Romito, M., Millogo, J., & Nacoulma, O. G. (2005). Determination of the total phenolic, flavonoid and proline contents in Burkina Fasan honey, as well as their radical scavenging activity. *Food Chemistry*, 91(3), 571–577. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2004.10.006>.
- Meo, S. A., Al-Asiri, S. A., Mahesar, A. L., & Ansari, M. J. (2017). Role of honey in modern medicine. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 24(5), 975–978. <https://doi.org/10.1016/j.sjbs.2016.12.010>.
- Mohammed, M. E. A. (2020). Factors Affecting the Physicochemical Properties and Chemical Composition of Bee's Honey. *Food Reviews International*, 00(00), 1–12. <https://doi.org/10.1080/87559129.2020.1810701>.
- Orfanakis, E., Markoulidakis, M., Philippidis, A., Zoumi, A., & Velegrakis, M. (2021). Optical spectroscopy methods combined with multivariate statistical analysis for the classification of Cretan thyme, multi-floral and honeydew honey. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 101(13), 5337–5347. <https://doi.org/10.1002/jsfa.11182>.
- Parri, E., Santinami, G., & Domenici, V. (2020). Front-face fluorescence of honey of different botanic origin: A case study from Tuscany (Italy). *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(5). <https://doi.org/10.3390/app10051776>.
- Pita-Calvo, C., & Vázquez, M. (2017). Differences between honeydew and blossom honeys: A review. *Trends in Food Science and Technology*, 59, 79–87. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2016.11.015>.
- Rehman, M. U., & Chong, K. T. (2020). DNA6mA-MINT: DNA-6mA modification identification neural tool. *Genes*, 11(8), 1–12. <https://doi.org/10.3390/genes11080898>.
- Seraglio, S. K. T., Silva, B., Bergamo, G., Brugnerotto, P., Gonzaga, L. V., Fett, R., & Costa, A. C. O. (2019). An overview of physicochemical characteristics and health-promoting properties of honeydew honey. *Food Research International*, 119(December 2018), 44–66. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2019.01.028>.
- Silici, S., Sarioglu, K., & Karaman, K. (2013). Determination of polyphenols of some turkish honeydew and nectar honeys using HPLC-DAD. *Journal of Liquid Chromatography and Related Technologies*, 36(16), 2330–2341. <https://doi.org/10.1080/10826076.2012.720332>.
- Simova, S., Atanassov, A., Shishiniova, M., & Bankova, V. (2012). A rapid differentiation between oak honeydew honey and nectar and other honeydew honeys by NMR spectroscopy. *Food Chemistry*, 134(3), 1706–1710. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2012.03.071>.
- Suhandy, D., & Yulia, M. (2021a). The use of UV spectroscopy and SIMCA for the authentication of Indonesian honeys according to botanical, entomological and geographical origins. *Molecules*, 26(4). <https://doi.org/10.3390/molecules26040915>.
- Suhandy, D., & Yulia, M. (2021b). Uji Keaslian Madu Lebah Hutan Apis Dorsata Dari Nektar Uniflora Acacia Mangium Menggunakan Spektroskopi Ultraviolet Dan Kemometrika. *Jurnal Teknologi Pertanian*, 22(1), 25–34.
- Ustadi, Radiati, L. E., & Thohari, I. (2017). Komponen Bioaktif pada Madu Karet (*Hevea brasiliensis*) Madu Kaliandra (*Calliandra calothyrsus*) dan Madu Randu (*Ceiba pentandra*). *Jurnal Ilmu Dan Teknologi Hasil Ternak*, 12(2), 97–102.
- Xagoraris, M., Lazarou, E., Kaparakou, E. H., Alissandrakis, E., Tarantilis, P. A., & Pappas, C. S. (2021). Botanical origin discrimination of Greek honeys: physicochemical parameters versus Raman spectroscopy. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 101(8), 3319–3327. <https://doi.org/10.1002/jsfa.10961>.
- Zhao, Z., Chen, L., Liu, F., Zhou, F., Peng, J., & Sun, M. (2020). Fast classification of geographical origins of honey based on laser-induced breakdown spectroscopy and multivariate analysis. *Sensors (Switzerland)*, 20(7). <https://doi.org/10.3390/s20071878>.