

Deteksi Pemalsuan Minyak Zaitun Menggunakan Spektroskopi FTIR dengan Metode Kemometrika PCA-SVM

Ghassany Fathiyah Kamal *, Sutawanir Darwis

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*ghassany.fk@gmail.com, std.darwis@gmail.com

Abstract. The issue of extra virgin olive oil adulteration in Europe in November 2023 has negatively impacted consumer safety and trust in the product. To address this problem, a study was conducted to detect adulteration using Fourier Transform Infrared (FTIR) spectroscopy combined with chemometrics Principal Component Analysis (PCA) and Support Vector Machine (SVM). FTIR is a spectroscopic technique that analyzes functional groups and molecular structures by examining the interaction of molecules with infrared radiation. PCA was employed to reduce the dimensionality and visualize the FTIR spectral data. SVM was used to classify the samples into their appropriate categories. The data used in this study was secondary, namely olive oil, pork oil, and their mixtures, which were tested using FTIR spectroscopy. The results indicated that the PCA-SVM multiclass one-against-one, using a polynomial kernel with a cost of 0.1, gamma of 0.01, and degree of 4, successfully detected olive oil adulteration with an average accuracy of 91.11%. The combination of FTIR spectroscopy with PCA-SVM chemometrics is effective in detecting olive oil adulteration. This research is expected to help combat olive oil adulteration, thereby protecting consumer safety and restoring trust in the product.

Keywords: *Chemometrics, PCA, SVM.*

Abstrak. Isu pemalsuan minyak zaitun ekstra virgin yang terjadi di Eropa pada November 2023 menimbulkan dampak negatif terhadap keamanan dan kepercayaan konsumen pada produk. Dalam upaya mengatasi masalah ini, dilakukan penelitian untuk mendeteksi pemalsuan tersebut menggunakan metode spektroskopi *Fourier Transform Infra Red* (FTIR) dengan kemometrika *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Support Vector Machine* (SVM). FTIR adalah teknik spektroskopi yang memanfaatkan interaksi molekul dengan radiasi inframerah untuk menganalisis gugus fungsi dan struktur kimia molekul. Metode PCA digunakan untuk mengurangi dimensi dan visualisasi data spektra FTIR. Metode SVM digunakan untuk mengklasifikasikan sampel ke dalam kategori yang tepat. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu minyak zaitun, minyak babi, dan campurannya yang diuji menggunakan alat spektroskopi FTIR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode PCA-SVM *multiclass one against one* menggunakan kernel polinomial dengan parameter *cost* sebesar 0,1, *gamma* sebesar 0,01, dan *degree* sebesar 4 berhasil mendeteksi pemalsuan minyak zaitun dengan rata-rata akurasi 91,11%. Metode spektroskopi FTIR yang digabungkan dengan kemometrika PCA-SVM ini efektif untuk mendeteksi pemalsuan minyak zaitun. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat membantu mengatasi masalah pemalsuan produk minyak zaitun guna melindungi keamanan konsumen dan memulihkan kepercayaan terhadap produk..

Kata Kunci: *Kemometrika, PCA, SVM.*

A. Pendahuluan

Pada November 2023, penegak hukum Spanyol dan Italia menyita lebih dari 260.000 liter minyak zaitun ekstra virgin yang tidak layak konsumsi (Europol, 2023). Europol menyatakan bahwa faktor-faktor seperti inflasi, penurunan produksi, dan peningkatan permintaan telah menciptakan lingkungan yang ideal bagi para produsen yang ingin melakukan penipuan.

Mencampur minyak zaitun dengan bahan berkualitas rendah memungkinkan para penipu menawarkan harga murah, yang berdampak fatal pada ekonomi, keamanan produk, serta kesehatan dan kepercayaan konsumen (Widyaningsih et al., 2024). Bagi umat muslim, pemalsuan ini berkaitan juga dengan hukum kehalalannya, karena bisa dipalsukan dengan bahan haram seperti yang tercantum dalam Al-Quran Surat Al-Baqarah:173 yang artinya “Sesungguhnya Allah telah mengharamkan bagimu bangkai, darah, daging babi, dan apa yang disembelih dengan menyebut nama selain Allah,” sehingga penting untuk memastikan kemurnian dan kehalalan minyak zaitun.

Menurut Munir dkk. (2019) dalam studi pemalsuan minyak dan lemak nabati, *Fourier Transform Infra Red* (FTIR) telah diakui sebagai alat analisis yang terpercaya (Munir et al., 2019). FTIR adalah alat yang tidak merusak dan cepat tanpa atau persiapan sampel minimal. FTIR hanya digunakan untuk mengonfirmasi keberadaan gugus fungsi yang berbeda untuk analisis kualitatif. Namun, untuk analisis kuantitatif dibutuhkan model kemometrik untuk menentukan konsentrasi sebenarnya dalam sampel (Munir et al., 2019).

Kemometrik adalah metode analisis yang menggabungkan ilmu matematika dan statistika untuk mengolah data kimia (Andayani et al., 2023). Penerapan kemometrik ini akan membantu mengendalikan jumlah variabel yang digunakan dalam analisis serta memberikan hasil yang akurat dan signifikan dalam waktu singkat dalam mengelola data kimia (Maritha et al., 2022).

Principal Component Analysis (PCA) adalah salah satu teknik analisis eksplorasi yang populer digunakan dalam kemometrik (Hayati et al., 2023). PCA bertujuan untuk mengurangi dimensi spektra menjadi sejumlah kecil komponen utama, visualisasi data, dan memeriksa kesamaan antar individu (Marengo & Robotti, 2016). Untuk klasifikasi, saat ini terdapat metode *machine learning* yang sedang populer secara global yaitu *Support Vector Machine* (SVM) (Hayati et al., 2023). SVM adalah metode klasifikasi dengan membuat suatu *hyperplane* terpisah dalam ruang n-dimensi, yang memaksimalkan *margin* antara dua kelas (Salnuddin et al., 2024). *Hyperplane* adalah suatu fungsi yang digunakan sebagai pembatas untuk mengklasifikasikan data. Jika ingin melakukan klasifikasi dengan data berdimensi tinggi dan ukuran sampel yang kecil, metode SVM bisa menjadi solusinya (Foody & Mathur, 2006).

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, tujuan dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil deteksi pemalsuan minyak zaitun menggunakan metode spektroskopi FTIR dengan kemometrika dengan metode PCA-SVM.

B. Metodologi Penelitian

Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik yang diusulkan oleh Pearson (1901) dan Hotelling (1933), telah ada selama lebih dari 100 tahun dan masih menjadi salah satu teknik yang paling umum digunakan untuk reduksi dan visualisasi data (Deisenroth et al., 2020). PCA adalah sebuah algoritma yang bersifat *unsupervised* yang bertujuan untuk menemukan satu atau beberapa sumbu ortogonal yang memberikan *maximum variance* dari sebaran data di dalam ruang multidimensi dan memproyeksikannya ke dalam ruang bagian (*sub-space*) dengan dimensi yang lebih kecil (Heryadi & Wahyono, 2020). Hal penting yang harus diperhatikan adalah PCA bukan teknik yang bermanfaat jika variabel-variabelnya tidak berkorelasi (Rohman, 2014). Adapun langkah-langkah untuk melakukan PCA yaitu sebagai berikut:

1. Menghitung matriks kovarians yang bertujuan mengukur hubungan antara setiap pasangan variabel dalam dataset menggunakan Persamaan 1.

$$s_{iq} = \frac{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)(x_{qj} - \bar{x}_q)}{n - 1} ; i, q = 1, 2, \dots p \quad (1)$$

2. Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks kovarians. *Eigenvalue* dan *eigenvector* memberikan informasi tentang seberapa penting setiap komponen dalam matriks kovarians. Rumus untuk menghitung *eigenvalue* dituliskan dalam Persamaan 2 dan *eigenvector* dalam Persamaan 3 (Rencher, 2002).

$$|\mathbf{S} - \lambda \mathbf{I}| = 0 \tag{2}$$

$$(\mathbf{S} - \lambda \mathbf{I})\mathbf{a} = 0 \tag{3}$$

Adapun keterangan dari simbol \mathbf{S} adalah matriks kovarians $n \times n$, λ adalah *eigenvalue*, \mathbf{I} adalah matriks identitas, dan \mathbf{a} adalah *eigenvector*.

3. Menentukan jumlah komponen utama yang akan digunakan. Hal ini bisa dilakukan dengan beberapa cara (Rencher, 2002), yaitu sebagai berikut:
 - a. Proporsi varians kumulatif. Gunakan k buah komponen utama pertama yang menjelaskan varians kumulatif minimal sekitar 80% dari varians total.

$$PC(\%) = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \times 100\% \tag{4}$$

- b. *Eigenvalue*. Gunakan komponen utama yang memiliki *eigenvalue* lebih besar dari rata-rata *eigenvalue*.
 - c. *Screeplot*, yakni plot dari *eigenvalue* versus nomor komponen. Cari titik dimana ada penurunan tajam dari *eigenvalue* besar ke *eigenvalue* kecil.
4. Menentukan persamaan komponen utama dan menginterpretasikannya. Persamaan komponen utama adalah kombinasi linear dari variabel asli yang membentuk komponen utama yang dituliskan pada Persamaan 5 (Rencher, 2002).

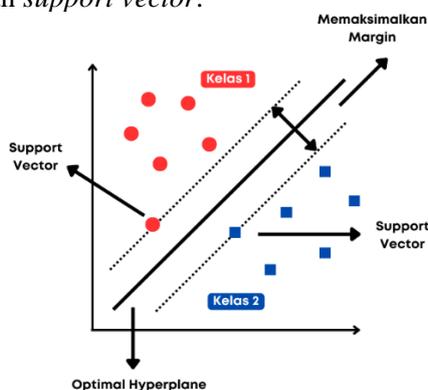
$$z_i = \mathbf{A}_k \mathbf{y}_i; \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{5}$$

dimana

$$z_i = \begin{pmatrix} z_{1i} \\ z_{2i} \\ \dots \\ z_{ki} \end{pmatrix} \text{ dan } \mathbf{A}_k = \begin{pmatrix} a'_{11} \\ a'_{12} \\ \dots \\ a'_{1k} \end{pmatrix}$$

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 oleh Vapnik dan kawan-kawan yang dikembangkan berdasarkan *statistical learning theory* (Primartha, 2021). SVM dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan linear dan *non-linear*. Tujuan utama dari algoritma SVM adalah untuk menemukan optimal *hyperplane* yang memisahkan dua kelas dengan cara memaksimalkan *margin* antara dua kelas. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* dengan *input vector* (data) terdekat (Primartha, 2021). *Input vector* (data) yang bersentuhan dengan *margin* disebut dengan *support vector*.



Gambar 1. Ilustrasi support vector

Terdapat dua langkah yang dilakukan SVM untuk menemukan *hyperplane* optimum (Suyanto, 2022). Pertama, menemukan data-data terluar pada kedua kelas yang berada di perbatasan. Kedua, menemukan *hyperplane* optimum dengan memperhitungkan data-data terluar tersebut sedangkan data-data lainnya tidak diperhitungkan. Persamaan *hyperplane* dalam SVM secara umum dituliskan pada Persamaan 6.

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0 \quad (6)$$

Nilai \mathbf{w} adalah vektor normal berukuran $1 \times p$ dan tegak lurus dengan *hyperplane*. Nilai \mathbf{x} adalah vektor pengamatan $p \times 1$. Nilai b adalah skalar yang menyatakan bias, bisa negatif, nol, atau positif.

Mencari *hyperplane* optimum yang memaksimalkan *margin* dapat dipandang sebagai sebuah masalah *Quadratic Programming* (QP), yakni mencari titik minimal dari \mathbf{w} dimana rumusnya ditampikan pada Persamaan 7 dan 8.

$$\min_{\mathbf{w}} \tau(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (7)$$

dengan batasan:

$$y_i(x_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (8)$$

Persamaan di atas bisa diselesaikan cara *Lagrange Multiplier*, yakni teori yang dikemukakan oleh Joseph Louis Lagrange, seorang ahli matematika Italia tahun 1806, yakni:

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i(x_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1), i = 1, 2, \dots, l \quad (9)$$

dimana $\alpha_i \geq 0$, α_i adalah Lagrange Multiplier, dan L adalah Jumlah data training

Nilai optimal dari persamaan tersebut bisa dihitung dengan cara meminimalkan L terhadap w dan b sekaligus memaksimalkan L terhadap α_i . Titik optimal gradien $L = 0$, maka:

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \quad (10)$$

dengan batasan $\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, l)$ dan $\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$

Maksimasi di atas akan menghasilkan sejumlah α_i positif. Data yang berkaitan dengan α_i positif disebut sebagai *support vector*. Setelah mendapat *support vector*, maka dapat menghitung nilai w dengan Persamaan 11. dan b dengan Persamaan 12.

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (11)$$

$$b = y_i - \mathbf{w}^T \mathbf{x} \quad (12)$$

Persamaan di atas berlaku jika antar kelas terpisah secara linear. Jika kelas data tidak terpisah secara linear maka harus menggunakan konsep *kernel trick* pada ruang dimensi lebih tinggi. Adapun jenis *kernel trick* yang banyak digunakan ditampikan pada Tabel 1(Suyanto, 2022).

Tabel 1. Jenis-jenis kernel

No	Kernel	Rumus	Parameter
1	Linear	$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = \mathbf{x}_k^T \mathbf{x}$	C
2	RBF	$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = \exp\{-\gamma \ \mathbf{x} - \mathbf{x}_k\ ^2\}$	C dan γ
3	Polinomial	$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) = (\mathbf{x}_k^T \mathbf{x} + 1)^d$	$C, \gamma,$ dan d

Pada SVM, jika data penelitian memiliki lebih dari dua kategori, maka menggunakan prinsip *multiclass* SVM. *Multiclass* SVM diimplementasikan dengan cara menggabungkan beberapa SVM biner (Suyanto, 2022). Salah satu metode yang menerapkan pendekatan ini adalah metode *one against one*, yang membangun $\frac{g(g-1)}{2}$ model SVM biner untuk membandingkan satu kelas dengan kelas lainnya.

PCA-SVM

Metode PCA-SVM merupakan gabungan antara teknik PCA dan SVM, dimana PCA berfungsi untuk mereduksi dimensi data dan SVM berfungsi untuk klasifikasi data yang sudah direduksi menggunakan PCA. Dengan mengurangi dimensi data melalui PCA, diharapkan kinerja algoritma SVM dapat meningkat dan lebih efisien. Adapun langkah-langkah untuk melakukan PCA-SVM yaitu sebagai berikut:

1. Mereduksi dimensi data menggunakan teknik PCA.
2. Mengklasifikasikan data yang telah direduksi menggunakan SVM.
3. Melakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasi PCA-SVM.

Pemilihan Model Terbaik

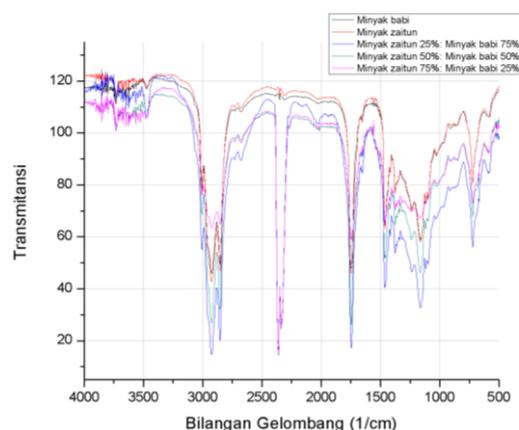
Pemilihan model PCA-SVM terbaik dilakukan menggunakan *Grid Search Cross Validation* (*GridSearchCV*), yakni suatu teknik gabungan antara *Grid Search* dan *Cross Validation*. *GridSearchCV* merupakan proses uji coba satu persatu kombinasi model yang dihasilkan dari beberapa nilai parameter dalam *grid* dengan proses validasi silang (Fatmawati & Rifai, 2023).

Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapat dari hasil penelitian eksperimen yang dilakukan oleh Rismawati (2018) (Rismawati, 2018). Data penelitian ini terdiri dari 5 grup campuran (Tabel 2), di mana setiap grup perlakuan diulang sebanyak 3 kali, sehingga total data yang digunakan adalah sebanyak 15. Adapun *output* yang dihasilkan dari FTIR yaitu berupa spektrum inframerah yang ditampilkan pada Gambar 2. Setiap spektrum memiliki puncak gelombang yang menandakan suatu gugus fungsi yang terkandung dalam minyak tersebut.

Tabel 2. Campuran minyak babi dan minyak zaitun

Minyak	Campuran				
	1	2	3	4	5
Babi (%)	100	0	25	50	75
Zaitun (%)	0	100	75	50	25



Gambar 2. Spektrum FTIR dari 5 sampel minyak pada ulangan pertama (Rismawati, 2018)

Data penelitian ini terdiri dari variabel dependen (Y) dan independen (X). Variabel dependen adalah “Grup” yang terdiri dari 5 kategori serta variabel independen adalah “Gugus Fungsi” yang terdiri dari 18 buah. Adapun dari ke-5 grup variabel dependen tersebut hanya kategori 2 yang termasuk minyak zaitun asli dan 1, 3, 4, dan 5 termasuk minyak zaitun palsu.

Data Training dan Data Testing

Sebelum melakukan proses analisis, ke-15 data yang digunakan dibagi menjadi dua subset, yakni data *training* sebanyak 70% dan data *testing* sebanyak 30%. Data *training* digunakan untuk melatih model atau melakukan analisis dan data *testing* digunakan untuk menguji performa model yang telah dilatih untuk mendeteksi pemalsuan.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

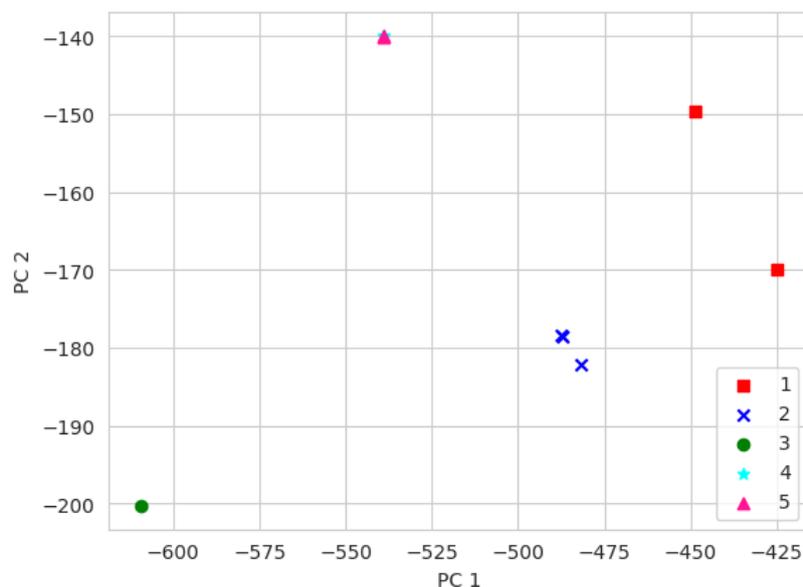
Reduksi Data dengan PCA

Jumlah komponen utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah 2 karena sudah menghasilkan varians kumulatif sebesar 89,63% dari total varians keseluruhan data. Adapun Persamaan kedua komponen utama ditampilkan pada Persamaan 13 dan 14.

$$\begin{aligned}
 Y_1 = & -0.1769G1 - 0.0310G2 - 0.0273G3 - 0.5242G4 - 0.6048G5 \\
 & - 0.4690G6 - 0.1239G7 - 0.0285G8 - 0.0144G9 \\
 & - 0.0473G10 - 0.1021G11 - 0.1478G12 - 0.0991G13 \\
 & - 0.0736G14 - 0.1011G15 - 0.1296G16 - 0.1150G17 \\
 & + 0.0005G18
 \end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned}
 Y_2 = & -0.3897G1 - 0.0680G2 - 0.0599G3 - 0.5013G4 + 0.6595G5 \\
 & - 0.1991G6 - 0.2359G7 - 0.0275G8 - 0.0616G9 \\
 & - 0.0260G10 - 0.0003G11 + 0.0789G12 + 0.0996G13 \\
 & + 0.0671G14 + 0.0684G15 + 0.1127G16 + 0.1227G17 \\
 & - 0.0023G18
 \end{aligned} \tag{14}$$

Persamaan 13 dan 14 menggambarkan bagaimana variabel asli yakni gugus fungsi (G1, G2, ..., G18) berkontribusi terhadap komponen utama pertama dan kedua. Jika dikalikan dengan data observasi, persamaan tersebut akan menghasilkan skor komponen utama. Adapun plot komponen utama 1 dan 2 ditampilkan pada Gambar 3.

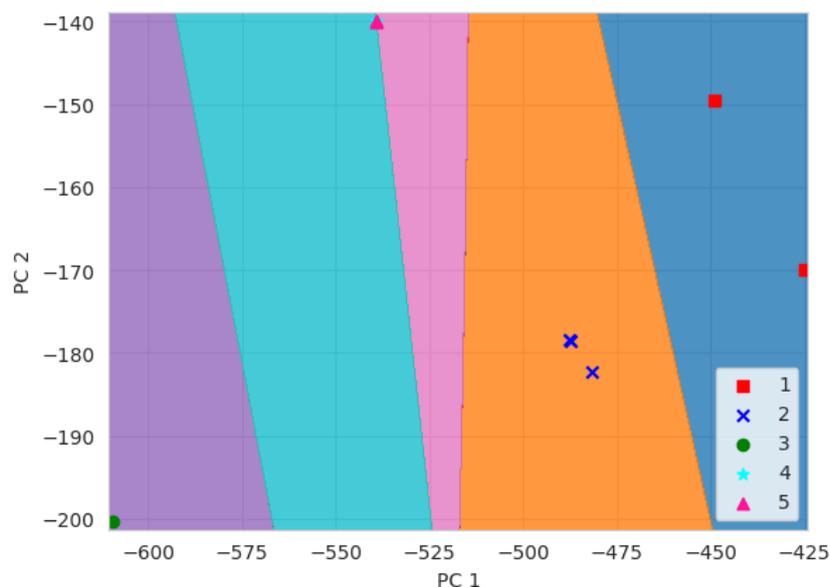


Gambar 3. Plot komponen utama 1 dan 2 data training

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa titik data minyak zaitun murni (grup 2) dapat dilihat dengan jelas tanpa tumpang tindih dengan grup lainnya. Metode PCA tidak bisa digunakan deteksi pemalsuan, sehingga dilakukan analisis lanjutan menggunakan SVM.

Klasifikasi SVM

Data yang digunakan dalam klasifikasi SVM adalah dua komponen utama pertama data *training*. Adapun kombinasi parameter terbaik yang ditemukan oleh *GridSearchCV* adalah SVM *multiclass one against one*, kernel polinomial dengan parameter C sebesar 0,1, γ sebesar 0,001, dan d sebesar 4. Adapun hasil dari klasifikasinya ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Plot PCA-SVM data training

Berdasarkan Gambar 4, dengan menggunakan data komponen utama 1 dan 2, kernel polinomial ($C = 0,1$, $\gamma = 0,01$, dan $d = 4$) terbukti bahwa setiap campuran minyak terpisah satu sama lain. Titik antara minyak zaitun murni yakni minyak dengan kandungan halal (grup

2) bisa dibedakan jelas dengan minyak zaitun palsu atau haram (grup 1, 3, 4, dan 5).

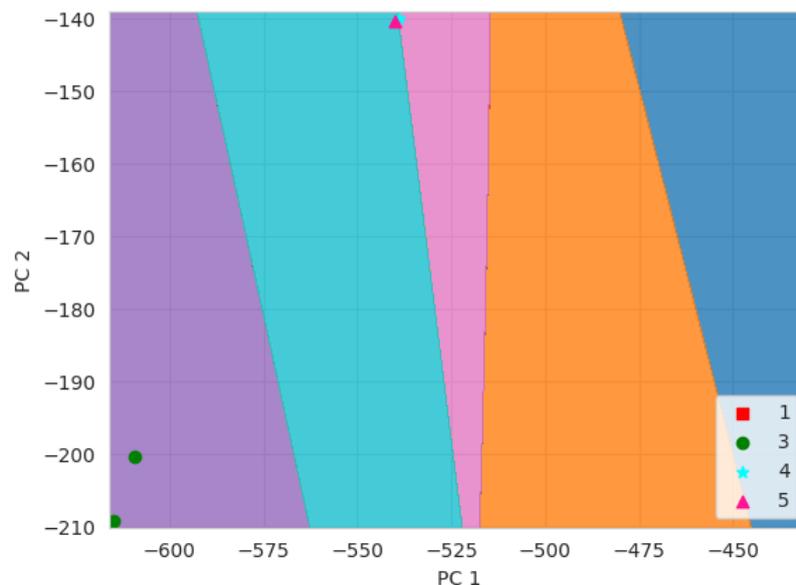
Deteksi Pemalsuan

Setelah model dilatih dengan data *training* dan diperoleh model terbaik, langkah selanjutnya adalah deteksi pemalsuan. Data yang digunakan adalah hasil proyeksi data *testing* pada ruang dimensi PCA-SVM. Adapun hasilnya ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix* yang terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Confusion matrix data testing model PCA-SVM, akurasi 100%

Grup		Kelas Prediksi			
		1	3	4	5
Kelas Asli	1	1	0	0	0
	3	0	2	0	0
	4	0	0	1	0
	5	0	0	0	1

Berdasarkan Tabel 3 model PCA-SVM ini berhasil mendeteksi semua campuran minyak babi dan minyak zaitun pada data *testing* dengan benar sehingga menghasilkan akurasi sebesar 100%. Agar lebih yakin, maka dibuat visualisasi prediksinya dalam bentuk plot yang ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot PCA-SVM data testing

Berdasarkan Gambar 5, terlihat bahwa setiap campuran minyak terpisah satu sama lain. Setiap grup minyak zaitun palsu dapat dibedakan secara jelas (grup 1, 3, 4, dan 5). Visualisasi plot PCA-SVM dengan kernel polinomial menunjukkan bahwa model dapat membedakan antara minyak zaitun murni dan minyak zaitun palsu dengan baik.

Pengulangan Data *Training* dan Data *Testing*

Dalam menilai performa parameter model terbaik PCA-SVM yang telah didapatkan sebelumnya, penelitian ini mengulang proses pelatihan dan deteksi pada 99 kombinasi baru data *training* dan data *testing*. Dari hasil pelatihan dan deteksi kombinasi data, diperoleh rata-rata akurasi sebesar 91,11%.

D. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa metode kemometrika PCA-SVM telah berhasil mendeteksi pemalsuan minyak zaitun menggunakan data spektroskopi FTIR. Model terbaik yang dihasilkan adalah kernel polinomial dengan parameter C sebesar 0,1, γ sebesar 0,001, dan d sebesar 4. Parameter model terbaik ini berhasil mendapat akurasi sebesar 91,11%. Hal ini menunjukkan bahwa metode efektif dalam mendeteksi pemalsuan produk minyak zaitun. Dengan adanya metode ini, diharapkan masalah pemalsuan produk minyak zaitun yang terjadi bisa diatasi dengan baik.

Daftar Pustaka

- [1] Andayani, R., Kesumaningrum, D., Nisa, T., Husni, E., Suryati, S., Syofyan, S., & Dachriyanus, D. (2023). Analisis Rendang Daging Sapi dan Daging Babi Hutan Menggunakan Metode Spektroskopi FTIR Kombinasi Kemometrik untuk Autentikasi Halal. *Jurnal Sains Farmasi & Klinis*, 10(1), 78. <https://doi.org/10.25077/jsfk.10.1.78-88.2023>
- [2] Deisenroth, M. P., Faisal, A. A., & Ong, C. S. (2020). *Mathematics for Machine Learning*. In Cambridge University Press. Cambridge University Press.
- [3] Europol. (2023). 11 olive oil counterfeiters arrested following Operation OPSON. *European Union Agency for Law Enforcement Cooperation*. <https://www.europol.europa.eu/media-press/newsroom/news/11-olive-oil-counterfeiters-arrested-following-operation-opson>
- [4] Fatmawati, & Rifai, N. A. K. (2023). Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati Menggunakan Support Vector Machine dengan Algoritma Grid Search Cross-validation. *Jurnal Riset Statistika*, 79–86. <https://doi.org/10.29313/jrs.v3i1.1945>
- [5] Foody, G. M., & Mathur, A. (2006). The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: Training on mixed spectral responses for classification by a SVM. *Remote Sensing of Environment*, 103(2), 179–189. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.04.001>
- [6] Hayati, R., Munawar, A. A., Lukitaningsih, E., Earlia, N., Karma, T., & Idroes, R. (2023). Combination of PCA with LDA and SVM classifiers: A model for determining the geographical origin of coconut in the coastal plantation, Aceh Province, Indonesia. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering*, 100552. <https://doi.org/10.1016/j.cscee.2023.100552>
- [7] Heryadi, Y., & Wahyono, T. (2020). *Machine Learning (Konsep dan Implementasi)*. Gava Media.
- [8] Marengo, E., & Robotti, E. (2016). *2-D PAGE Map Analysis Methods and Protocols Methods in Molecular Biology 1384*. Springer Science+Business Media LLC. <http://www.springer.com/series/7651>
- [9] Maritha, V., Harlina, P. W., Musfiroh, I., Gazzali, A. M., & Muchtaridi, M. (2022). The Application of Chemometrics in Metabolomic and Lipidomic Analysis Data Presentation for Halal Authentication of Meat Products. In *Molecules* (Vol. 27, Issue 21). MDPI. <https://doi.org/10.3390/molecules27217571>
- [10] Munir, F., Musharraf, S. G., Sherazi, S. T. H., Malik, M. I., & Bhanger, M. I. (2019). Detection of lard contamination in five different edible oils by FT-IR spectroscopy using a partial least squares calibration model. *Turkish Journal of Chemistry*, 43(4), 1098–1108. <https://doi.org/10.3906/kim-1902-17>
- [11] Primartha, R. (2021). *Algoritma Machine Learning*. Informatika.
- [12] Rencher, A. C. (2002). *Methods of multivariate analysis*. John Wiley & Sons, Inc.
- [13] Rismawati, S. N. (2018). *Analisis Kemometrik Menggunakan PCA (Principal Component Anaysis) dan LDA (Linear Discriminant Analysis) Pada Sampel Minyak Babi dan Minyak Zaitun Berbasis Data FTIR*. Universitas Islam Negeri Malang.
- [14] Rohman, A. (2014). *Spektroskopi Inframerah dan Kemometrika untuk Analisis*

Farmasi. Pustaka Pelajar.

- [15] Salnuddin, Susanto, A. N., & Bemba, J. (2024). Perbandingan Penggunaan Model Regresi Linear dan Nonlinear dalam Mendeterminasi Daya Simpan Panas (DSP) Gerabah Pengembangan. *Statistika*, 24(1), 65–74. <https://doi.org/10.29313/statistika.v24i1.3466>
- [16] Suyanto. (2022). *Machine Learning Tingkat Dasar dan Lanjut*. Informatika.
- [17] Widyarningsih, Y., Rahmawati, A., & Soemartojo, S. M. (2024). Analisis Variabel-Variabel yang Menjelaskan Tingkat Prokrastinasi Akademik pada Mahasiswa FMIPA Universitas XYZ. *Statistika*, 24(1), 31–39. <https://doi.org/10.29313/statistika.v24i1.3054>