

# Machine learning to Detect Palm Oil Diseases Based on Leaf Extraction Features and Principal Component Analysis (PCA)

Ahmad Rusadi<sup>1</sup>, Veri Julianto<sup>2</sup>, Oky Rahmanto<sup>3</sup>

Politeknik Negeri Tanah Laut

Jalan A.Yani Km 6 Desa Panggung Pelaihari

Email: [ahmadrusadi@politala.ac.id](mailto:ahmadrusadi@politala.ac.id)<sup>1</sup>, [veri@politala.ac.id](mailto:veri@politala.ac.id)<sup>2</sup>  
[oky.rahmanto@politala.ac.id](mailto:oky.rahmanto@politala.ac.id)<sup>3</sup>

## Abstract

*Palm oil tree is one of the economically important crops that is the backbone of the Indonesian economy. However, palm oil production is often hampered by various diseases. The disease is difficult to detect in the early stages because infected trees often show no symptoms. Therefore, it is necessary to carry out identification and classification to determine whether this palm coconut plant is sick or infected with disease. In this study the disease was identified in palm coconut by identifying it through leaves by modifying the extraction process features using PCA and comparing it with no PCA for sick and healthy types. Subsequently, the classification will be done using SVM (Support Vector Machine) with various treatments such as variation of the features used and the amount of data to be processed in carrying out experiments or tests. The results obtained show that if the feature used for classifying a number of 4 or more then the accuracy value remains at 97%.*

**Keywords:** palm oil, PCA, SVM, image processing, extraction features

## Abstrak

*Kelapa sawit adalah salah satu tanaman yang penting secara ekonomi yang menjadi salah satu tulang punggung perekonomian Indonesia. Namun, produksi kelapa sawit sering kali dihambat oleh berbagai penyakit. Penyakit ini sulit dideteksi pada tahap awal karena pohon yang terinfeksi seringkali tidak menunjukkan gejala. Oleh karena itu perlunya melakukan identifikasi dan klasifikasi untuk menentukan apakah tanaman kelapa sawit ini sakit atau terinfeksi penyakit. Pada penelitian ini identifikasi penyakit pada kelapa sawit dengan mengidentifikasinya melalui daun dengan memodifikasi pada proses ekstraksi fitur dengan menggunakan PCA dan membandingkannya dengan tanpa PCA untuk jenis berpenyakit dan sehat. Selanjutnya akan dilakukan klasifikasi dengan menggunakan SVM (Support Vector Machine) dengan berbagai perlakuan seperti variasi fitur yang digunakan dan jumlah data yang akan diproses dalam melakukan percobaan atau pengujian.. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa jika fitur yang digunakan untuk klasifikasi sejumlah 4 atau lebih maka nilai akurasi tetap terjaga pada 97%.*

**Kata kunci:** kelapa sawit, PCA, SVM, image processing, fitur ekstraksi

## 1. PENDAHULUAN

Perkebunan kelapa sawit merupakan salah satu tulang punggung perekonomian negara Indonesia. Pengembangan perkebunan kelapa sawit di Indonesia difokuskan untuk pemenuhan persyaratan lingkungan yang menjamin kualitas produksi kelapa sawit[1]. Pengelolaan perkebunan berbasis pada efektivitas dan efisiensi merupakan bagian penting dalam meningkatkan produktivitas dan profitabilitas bisnis kelapa sawit. Hal ini dapat dilakukan dengan konsep pertanian yang presisi yang berfokus pada pengelolaan yang berfokus pada kekhususan lahan [2].

Salah satu penghambat dalam produktivitas kelapa sawit yaitu terletak pada serangan hama dan kekurangan unsur hara. Penyakit pada kelapa sawit membuat produksi menurun karena menghambat pertumbuhan dalam memperoleh air, cahaya dan unsur hara. Oleh karena itu perlunya melakukan identifikasi dan klasifikasi untuk menentukan apakah tanaman kelapa sawit ini sakit atau terinfeksi penyakit. Oleh karena itu, perlunya pendampingan dalam mengidentifikasi dan mengendalikan penyakit kelapa sawit dengan metode yang tepat. Salah satu cara untuk mengidentifikasi penyakit pada pertanian yaitu dengan menggunakan bantuan kecerdasan buatan (artificial intelligence) [2].

Computer vision sebagai salah satu bidang dalam kecerdasan buatan telah dikembangkan dalam bidang pertanian dalam pengolahan gambar dan video sebagai media membantu pengambilan keputusan karena mampu menalar, beradaptasi, dan mengoreksi diri seperti halnya manusia. Penggunaan computer vision dalam bidang pertanian telah banyak seperti halnya untuk pengawasan panen dan lahan [3], menentukan kematangan buah [4] dan mendeteksi penyakit [5].

Pada penelitian sebelumnya metode *machine learning* berhasil diimplementasikan untuk mendeteksi penyakit pada daun [6] dan pada buah[7]. Pada umumnya metode ini memiliki tahapan yaitu pemrosesan awal, segmentasi, ekstraksi fitur dan klasifikasi [8]. Machine learning juga berhasil melakukan klasifikasi terhadap penyakit pada daun citrus dengan menerapkan local binary pattern (LBP) dan pendekatan warna histogram yang didasarkan pada RGB dan HSV. Selanjutnya untuk proses klasifikasinya menggunakan bagge tree dan menghasilkan akurasi 99.9% dengan menggunakan 99 gambaran terinfeksi dan 100 gambar sehat [8].

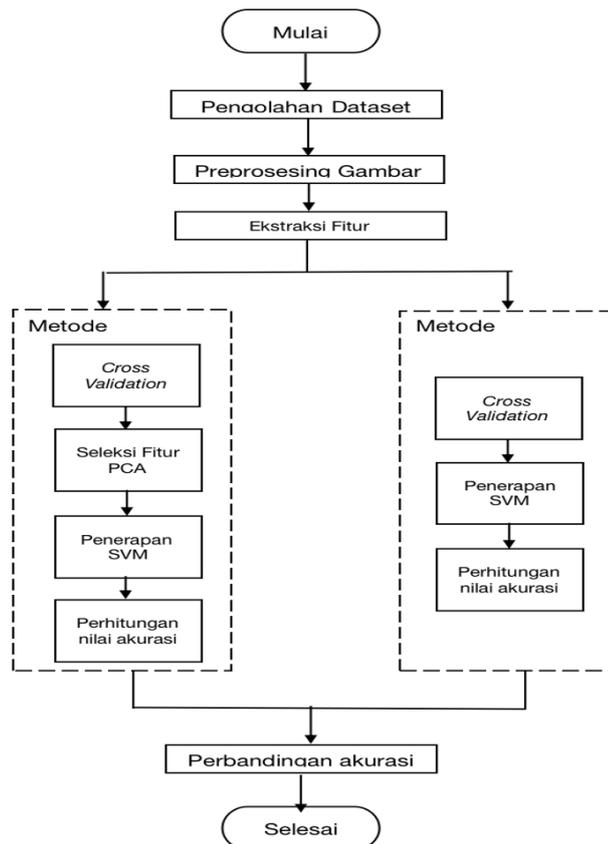
Pada penelitian lain terkait dengan klasifikasi penyakit pada tanaman anggur dengan menggunakan k-nearest neighbors (KNN) menghasilkan akurasi 98,75% [9]. Pada penelitian lain untuk mendeteksi penyakit yang ada pada buah Nangka dengan menggunakan SVM sebagai pengklasifikasinya dan exponential spider monkey optimization (ESMO) sebagai feature selection-nya menghasilkan akurasi yaitu sebesar 90%. Penelitian terkait dengan penyakit tanaman juga dilakukan dengan mendeteksi penyakit pada daun kelapa sawit menggunakan histogram warna dan klasifikasi terlatih (supervised classifier) [10]. Penelitian ini menggunakan PCA sebagai metode

ekstraksi fitur dan ANN untuk melakukan klasifikasinya. Selanjutnya metode yang ditawarkan memiliki keakuratan yaitu 99,67%.

Pada penelitian ini juga akan berfokus pada identifikasi penyakit pada kelapa sawit dengan mengidentifikasinya melalui daun dengan memodifikasi pada proses ekstraksi fitur dengan menggunakan PCA dan membandingkannya dengan tanpa PCA. Selanjutnya akan dilakukan klasifikasi dengan menggunakan SVM (Support Vector Machine). Perlakuan yang akan dilakukan yaitu memberikan variasi dalam melakukan training dan testing data. Selanjutnya akan dianalisis terkait dengan akurasinya menggunakan confusion matrix.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Adapun tahapan penelitian dari *Machine learning* untuk Mendeteksi Penyakit Kelapa Sawit Berdasarkan Feature Ekstraction Daun dan Principal Component Analysis (PCA) dapat dilihat pada Gambar 1 :



Gambar 1 Alur Penelitian

Penelitian dimulai dengan pengumpulan data daun kelapa sawit dari perkebunan sawit yang ada di lingkungan kabupaten tanah laut. Hasil pengambilan diperoleh 153 lembar daun yang kemudian diambil gambarnya.

Gambar-gambar daun ini dipotong sisinya untuk mendapatkan sesedikit mungkin area luar daun yang tersisa. Pengolahan dataset dilanjutkan dengan pelabelan daun dengan 2 label yaitu sehat dan sakit yang dilakukan oleh tenaga ahli penyakit tanaman sawit. Hasil pelabelan tersebut menghasilkan 64 data daun berlabel sakit dan 89 daun berlabel sehat.

Setelah data set dibuat dilanjutkan dengan ekstraksi fiturnya dan ekstraksi yang dipilih dalam penelitian ini adalah mengambil data  $L^*a^*b$  color space sehingga menghasilkan 3 fitur utama. Empat fitur tambahan didapatkan dengan mengekstrak *Haralick feature* dari *channel L* sehingga menghasilkan 4 fitur tambahan yaitu *homogeneity*, *contrast*, *energy* dan *correlation*. Tujuh buah fitur ini diekstrak dari setiap piksel gambar sehingga fitur yang dihasilkan untuk satu gambar akan sebanyak jumlah piksel gambarnya dikali 7. Pemrosesan dilakukan dengan library cv2 seperti yang terlihat pada baris kode di gambar 2.

```
# Convert image to L*a*b color space
lab_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2LAB)

# Split the L*a*b image into channels
l_channel, a_channel, b_channel = cv2.split(lab_image)

# Calculate Haralick texture features for the l_channel
glcm = greycomatrix(l_channel, distances=[1], angles=[0], levels=256, symmetric=True, normed=True)

# Calculate the Haralick features separately
homogeneity = greycoprops(glcm, 'homogeneity')
contrast = greycoprops(glcm, 'contrast')
energy = greycoprops(glcm, 'energy')
correlation = greycoprops(glcm, 'correlation')
```

Gambar 2. Code untuk ekstrak fitur  $L^*a^*b$  gambar

Untuk mengurangi beban pemrosesan dan juga untuk pemeratakan jumlah fitur dikarenakan ukuran gambar yang tidak sama maka untuk masing-masing 7 fitur diambil rata-rata untuk setiap gambar sehingga fitur untuk setiap gambar akan sama seluruhnya yaitu 7 fitur. Data nilai setiap fitur disimpan pada 2 file text yaitu file untuk data sakit dan data daun sehat dengan perintah penyimpanan seperti pada gambar 3.

```
# Get the first element of each feature (as there is only one distance and angle)
average_homogeneity = homogeneity[0, 0]
average_contrast = contrast[0, 0]
average_energy = energy[0, 0]
average_correlation = correlation[0, 0]

# Calculate the average values for the L*a*b channels
average_l = np.mean(l_channel)
average_a = np.mean(a_channel)
average_b = np.mean(b_channel)

# Return the extracted features as a dictionary
features = {
    'average_l': average_l,
    'average_a': average_a,
    'average_b': average_b,
    'average_homogeneity': average_homogeneity,
    'average_contrast': average_contrast,
    'average_energy': average_energy,
    'average_correlation': average_correlation
}

return features
```

Gambar 3. Pemrosesan rata-rata fitur setiap gambar dan penyimpanan ke file

Hasil fitur yang sudah diambil rata-ratanya disimpan pada file text seperti yang ditunjukkan pada gambar 4 dan gambar 5. Tahap selanjutnya adalah membagi proses training dan testing data menjadi beberapa skenario. Skenario pertama adalah melakukan klasifikasi dengan metode *Support Vector Machine* tanpa melakukan seleksi fitur atau tetap dengan 7 fitur yang ada. Skenario selanjutnya yaitu melakukan seleksi fitur dengan metode *Principal Component Analysis (PCA)* yaitu dengan bertahap mengurangi fitur menjadi 6 fitur, 5 fitur, 4 fitur dan 3 fitur. Setiap proses klasifikasi itu dijalankan dalam ukuran perbandingan data training dan testing yang berbeda-beda yaitu 50%:50%, 60%:40%, 70%:30% dan 80%:20%. Hasil dari klasifikasi kemudian dihitung dengan *confusion matrix* untuk mendapatkan *accuracy*, *precision* dan *recall*. Hasil ini dianalisa untuk mendapatkan kesimpulan penelitian.

```
Image_Path,Average_L,Average_A,Average_B,Average_Homogeneity,Average_Contrast,Average_Energy,Average_Correlation
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6893.JPG,107.9389705973845,130.23531759591336,144.8367298910479,0.379515729737145,8.20670302
8819154,0.040610378909206074,0.9955851854705189
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6884.JPG,106.49237385579103,134.30138901931093,144.9919688953187,0.37134676412580353,8.73588
6075020547,0.0340735885353157,0.9961648738614903
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6882.JPG,98.43020648036838,130.4394556628469,144.3924282883574,0.3716576178594009,8.82568229
6717668,0.03812422828698089,0.9966227771708158
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6919.JPG,108.36724086053306,128.557814664492,138.00620997471486,0.38528137939877,8.079724509
39273,0.037148349275567843,0.9973927612380034
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6980.JPG,115.79857294517332,128.52995122298913,150.09986701095195,0.3930095990488681,7.31437
1789930214,0.05020558587568213,0.9947953279867228
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_7008.JPG,111.70191843965054,133.26125574248917,143.84382176179258,0.3943191015512939,8.29196
6450216451,0.03726791776882416,0.997895656184538
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6964.JPG,106.37065448245026,132.39422970435783,141.81392599423702,0.39255940387065585,8.2437
09992930766,0.04013213554906649,0.9979472563801488
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6946.JPG,107.65054299951568,127.79380293608718,145.45887346155556,0.4374840351742681,5.28178
4831387843,0.043927991435741345,0.9971605331834398
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
IMG_6990.JPG,112.68071523591237,129.0272095729632,147.00372402682723,0.3889429241531042,7.502501
3429939635,0.04495921441942674,0.9957726398824278
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sakit/
```

Gambar 4. hasil ekstraksi fitur daun sakit

```
Image_Path,Average_L,Average_A,Average_B,Average_Homogeneity,Average_Contrast,Average_Energy,Average_Correlation
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_6876.JPG,102.82650509328808,126.12886536595016,140.02657323176123,0.3861006362915539,8.35606
0426738892,0.03850312968639964,0.9970299406597369
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_6962.JPG,107.34633883050054,125.22304326993023,140.93052519071534,0.4250765988754346,6.65829
1165681749,0.0437592373802172,0.9949380149817766
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_6933.JPG,98.62122921087604,124.47147119178514,139.7969012104534,0.4261339618264869,5.7830536
61569373,0.04160575355652871,0.9966100759763308
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_6899.JPG,94.69402930357262,126.230354204066941,134.92943866779706,0.42048428431865353,6.65980
6939535592,0.041978282364734824,0.9983416646896353
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_6971.JPG,139.40955661333265,124.84504406786307,141.34719671845323,0.4251537648770307,7.2115
741074476345,0.039603115580088576,0.998556580045582
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_6924.JPG,86.5050429975598,125.10669936450878,138.69613593028473,0.35845115223540813,9.457363
696808512,0.04562374351997193,0.9932184621929432
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_7017.JPG,112.38898928615104,124.92292520969617,142.33169875736786,0.3838220475221531,8.09828
130526666,0.041078774330030536,0.9954746171649955
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_7006.JPG,123.68396560178086,122.96286465719764,148.70091890694226,0.3891488333713547,7.23950
1505890955,0.04306786690553114,0.9920906250930918
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
IMG_6874.JPG,86.06346098745325,125.80648587988097,136.37741459564884,0.36348506661947494,9.96113
5408228229,0.03669162317927584,0.9970251008991037
/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/Palm Oil/data/sehat/
```

Gambar 5. Hasil ekstraksi daun sehat

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

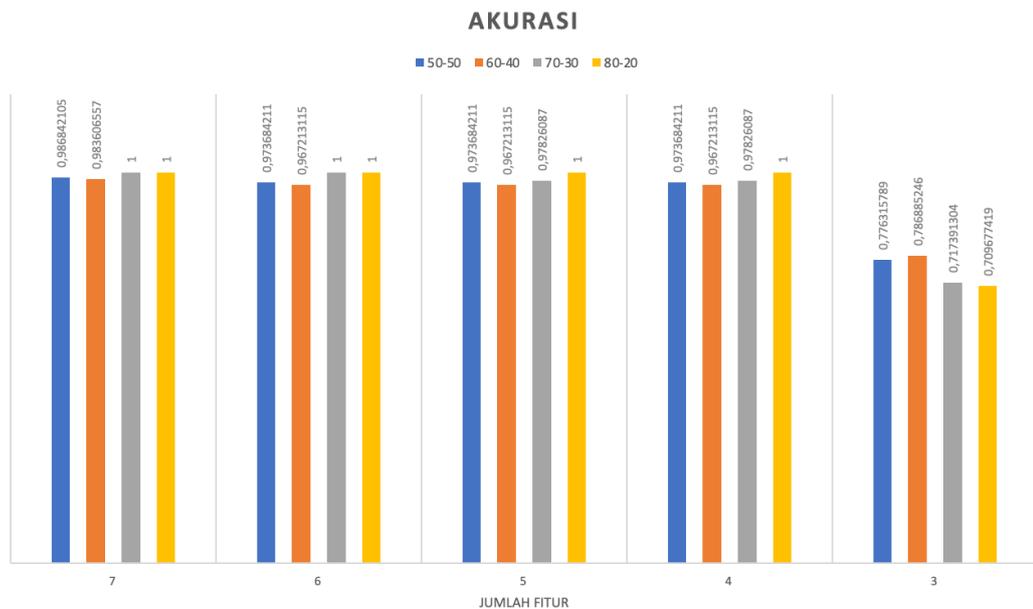
#### 3.1. Hasil Penelitian

Penelitian dilakukan dengan mencoba 5 kondisi seleksi fitur dengan masing-masing 4 konfigurasi perbandingan data training dan testing. Hasil *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1* ditunjukkan oleh Tabel 1.

Tabel 1. Hasil perhitungan klasifikasi dengan *confusion matrix*

No	Jumlah Fitur	Hasil Perhitungan dengan Confusion Matrix			
		50:50	60:40	70:30	80:20
1	7	accuracy 0.9868421052 631579 precision 1.0 recall 0.9696969696 969697 f1 0.9846153846 153847 combine model === Shape before reshape: (75, 7)	accuracy 0.98360655737 70492 precision 1.0 recall 0.96296296296 29629 f1 0.98113207547 16981 combine model === Shape before reshape: (90, 7)	accuracy 1.0 precision 1.0 recall 1.0 f1 1.0 combine model === Shape before reshape: (105, 7)	accuracy 1.0 precision 1.0 recall 1.0 f1 1.0 combine model === Shape before reshape: (120, 7)
2	6	accuracy 0.9736842105 263158 precision 1.0 recall 0.9393939393 939394 f1 0.96875 combine model === Shape before reshape: (75, 6)	accuracy 0.96721311475 40983 precision 1.0 recall 0.92592592592 59259 f1 0.96153846153 84615 combine model === Shape before reshape: (90, 6)	accuracy 1.0 precision 1.0 recall 1.0 f1 1.0 combine model === Shape before reshape: (105, 6)	accuracy 1.0 precision 1.0 recall 1.0 f1 1.0 combine model === Shape before reshape: (120, 6)
3	5	accuracy 0.9736842105 263158 precision 1.0 recall 0.9393939393 939394 f1 0.96875 combine model === Shape before reshape: (75, 5)	accuracy 0.96721311475 40983 precision 1.0 recall 0.92592592592 59259 f1 0.96153846153 84615 combine model === Shape before reshape: (90, 5)	accuracy 0.97826086956 52174 precision 1.0 recall 0.95454545454 54546 f1 0.97674418604 65117 combine model === Shape before reshape: (105, 5)	accuracy 1.0 precision 1.0 recall 1.0 f1 1.0 combine model === Shape before reshape: (120, 5)
4	4	accuracy 0.9736842105 263158 precision 1.0	accuracy 0.96721311475 40983 precision 1.0 recall	accuracy 0.97826086956 52174 precision 1.0 recall	accuracy 1.0 precision 1.0 recall 1.0 f1 1.0 combine model

No	Jumlah Fitur	Hasil Perhitungan dengan Confusion Matrix			
		50:50	60:40	70:30	80:20
		recall 0.9393939393 939394 f1 0.96875 combine model === Shape before reshape: (75, 5)	0.92592592592 59259 f1 0.96153846153 84615 combine model === Shape before reshape: (90, 4)	0.95454545454 54546 f1 0.97674418604 65117 combine model === Shape before reshape: (105, 4)	=== Shape before reshape: (120, 4)
5	3	accuracy 0.7763157894 736842 precision 0.7666666666 666667 recall 0.6969696969 69697 f1 0.7301587301 587302 combine model === Shape before reshape: (75, 3)	accuracy 0.78688524590 16393 precision 0.79166666666 66666 recall 0.70370370370 37037 f1 0.74509803921 56864 combine model === Shape before reshape: (90, 3)	accuracy 0.71739130434 7826 precision 0.71428571428 57143 recall 0.68181818181 81818 f1 0.69767441860 46512 combine model === Shape before reshape: (105, 3)	accuracy 0.70967741935 48387 precision 0.625 recall 0.76923076923 07693 f1 0.68965517241 37931 combine model === Shape before reshape: (120, 3)



Gambar 2. Grafik akurasi setiap skenario klasifikasi

### 3.2. Pembahasan

Hasil klasifikasi dalam berbagai skenario menunjukkan karakteristik hasil yang berbeda-beda. Dimulai dari tanpa seleksi fitur sehingga menggunakan 7 fitur untuk diseleksi, hasilnya menunjukkan kinerja yang baik dengan akurasi 98% untuk jumlah data training 75 buah. Akurasi meningkat hingga 100% ketika data training dinaikkan menjadi 105 gambar atau lebih. Hal yang dapat dicermati adalah perubahan akurasi dan presisi ketika dilakukan seleksi fitur dengan metode PCA dengan pengurangan 1 fitur, 2 fitur dan seterusnya. Didapat bahwa akurasi dan presisi masih terjaga hingga fitur yang digunakan tersisa 4 fitur, yaitu akurasi masih di atas 97% dan presisi 100%. Akurasi dan presisi baru turun dengan angka cukup berbeda hingga di bawah 80% ketika fitur yang digunakan sejumlah 3 fitur. Dengan demikian dapat diambil hasil bahwa proses klasifikasi tanaman kelapa sawit menggunakan SVM dengan data image daun tetap efektif jika menggunakan sedikitnya 4 fitur yang dipertahankan dengan proses seleksi fitur menggunakan PCA.

### 4. SIMPULAN

Telah dilakukan penelitian untuk klasifikasi tanaman sakit dan sehat berdasarkan 153 foto lembar daun dengan metode *Support Vector Machine* dengan beberapa kondisi seleksi fitur menggunakan *PCA*. Hasil dari klasifikasi menunjukkan bahwa jika fitur yang digunakan untuk klasifikasi sejumlah 4 atau lebih maka nilai akurasi tetap terjaga pada 97% lebih. Nilai akurasi turun di bawah 80% saat fitur diturunkan hingga 3 fitur. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa metode SVM dengan dilakukan seleksi fitur menggunakan *PCA* dengan menyisakan 4 fitur atau lebih memiliki akurasi yang baik.

Proyek penelitian ini akan kami kembangkan untuk mengklasifikasikan dengan lebih detail misalnya dengan klasifikasi untuk menyebutkan nama penyakit yang diderita oleh kelapa sawit tersebut.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ichsan, W. Saputra, and A. Permatasari, **“Oil palm smallholders on the edge: Why business partnerships need to be redefined,”** *Br. SPOS Indones.*, pp. 1–12, 2021, [Online]. Available: <https://sposindonesia.org/wp-content/uploads/2021/07/Oil-palm-smallholders-on-the-edge-Why-business-partnerships.pdf>
- [2] G. A. W. Satia, E. Firmansyah, and A. Umami, **“Perancangan sistem identifikasi penyakit pada daun kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) dengan algoritma deep learning convolutional neural networks,”** *J. Ilm. Pertan.*, vol. 19, no. 1, pp. 1–10, Mar. 2022, doi: 10.31849/JIP.V19I1.9556.
- [3] J. Zheng *et al.*, **“Growing status observation for oil palm trees using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) images,”** *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 173, pp. 95–121, Mar. 2021, doi: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2021.01.008.
- [4] A. Septiarini, H. Hamdani, H. R. Hatta, and A. A. Kasim, **“Image-based processing for ripeness classification of oil palm fruit,”** *Proceeding - 2019 5th Int. Conf. Sci. Inf. Technol. Embrac. Ind. 4.0 Towar. Innov. Cyber Phys. Syst. ICSITech 2019*, pp. 23–26, Oct. 2019, doi: 10.1109/ICSITECH46713.2019.8987575.
- [5] S. Pandiyan, M. Ashwin, R. Manikandan, K. M. Karthick Raghunath, and G. R. Anantha Raman, **“Heterogeneous Internet of things organization Predictive Analysis Platform for Apple Leaf Diseases Recognition,”** *Comput. Commun.*, vol. 154, pp. 99–110, Mar. 2020, doi: 10.1016/J.COMCOM.2020.02.054.
- [6] V. K. Vishnoi, K. Kumar, and B. Kumar, ***Plant disease detection using computational intelligence and image processing***, vol. 128, no. 1. Springer Berlin Heidelberg, 2021. doi: 10.1007/s41348-020-00368-0.
- [7] M. Sharif, M. A. Khan, Z. Iqbal, M. F. Azam, M. I. U. Lali, and M. Y. Javed, **“Detection and classification of citrus diseases in agriculture based on optimized weighted segmentation and feature selection,”** *Comput. Electron. Agric.*, vol. 150, no. May 2017, pp. 220–234, 2018, doi: 10.1016/j.compag.2018.04.023.
- [8] H. Ali, M. I. Lali, M. Z. Nawaz, M. Sharif, and B. A. Saleem, **“Symptom based automated detection of citrus diseases using color histogram and textural descriptors,”** *Comput. Electron. Agric.*, vol. 138, pp. 92–104, Jun. 2017, doi:

- 10.1016/J.COMPAG.2017.04.008.
- [9] G. Saleem, M. Akhtar, N. Ahmed, and W. S. Qureshi, “**Automated analysis of visual leaf shape features for plant classification,**” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 157, pp. 270–280, Feb. 2019, doi: 10.1016/J.COMPAG.2018.12.038.
- [10] H. Hamdani, A. Septiarini, A. Sunyoto, S. Suyanto, and F. Utaminingrum, “**Detection of oil palm leaf disease based on color histogram and supervised classifier,**” *Optik (Stuttg)*, vol. 245, no. July, p. 167753, 2021, doi: 10.1016/j.ijleo.2021.167753.