

KLASIFIKASI KUALITAS DAUN TEMBAKAU MADURA BERBASIS CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Suhar Tatik¹, Busro Akramul Umam², Masdukil Makruf³

^{1,2,3}Teknik informatika, Teknik, Universitas Islam Madura

¹suhar2361@gmail.com, ²busro.umam@gmail.com, ³masdukil.makruf@gmail.com

ABSTRAK

Penilaian mutu daun tembakau selama ini masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual, yang bersifat subjektif, tidak konsisten, serta memerlukan waktu lama. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi kualitas daun tembakau Madura berbasis citra digital menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset penelitian terdiri dari 960 citra daun tembakau hasil pengambilan langsung dari lahan pertanian di Pamekasan yang diperluas melalui augmentasi data (flip horizontal, flip vertikal, dan rotasi). Proses penelitian meliputi tahap preprocessing (resizing 64×64 piksel, konversi grayscale, dan flattening), ekstraksi fitur berbasis intensitas piksel, pelabelan manual, serta pelatihan model SVM dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, f1-score, serta confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 79% pada data uji dengan kinerja terbaik pada kelas kualitas “rendah” dan “tinggi”, sementara kelas “sedang” masih menjadi sumber kesalahan utama karena memiliki kemiripan fitur dengan dua kelas lainnya. Penelitian ini membuktikan bahwa metode SVM efektif digunakan untuk dataset terbatas dengan performa lebih tinggi dibandingkan metode GLCM+SVM, meskipun masih di bawah CNN. Temuan ini memberikan kontribusi dalam penerapan pembelajaran mesin pada klasifikasi kualitas daun tembakau dan dapat menjadi dasar untuk pengembangan penelitian lebih lanjut di bidang pertanian digital.

Kata kunci: klasifikasi, tembakau madura, citra digital, support vector machine, machine learning.

ABSTRACT

Tobacco leaf quality assessment has been carried out manually through visual observation, which is subjective, inconsistent, and time-consuming. This study aims to classify Madura tobacco leaf quality based on digital images using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The research dataset consists of 960 tobacco leaf images taken directly from agricultural fields in Pamekasan, which were expanded through data augmentation (horizontal flip, vertical flip, and rotation). The research process includes preprocessing (64x64 pixel resizing, grayscale conversion, and flattening), pixel intensity-based feature extraction, manual labeling, and training an SVM model with a Radial Basis Function (RBF) kernel. Performance evaluation was conducted using metrics such as accuracy, precision, recall, f1-score, and confusion matrix. The test results show that the model achieved an accuracy of 79% on the test data, with the best performance in the "low" and "high" quality classes, while the "medium" class remained the main source of error due to its similarity in features with the other two classes. This study demonstrates that the SVM method is effective for limited datasets, with superior performance compared to the GLCM+SVM method, although still inferior to CNN. These findings contribute to the application of machine learning to tobacco leaf quality classification and can serve as a basis for further research in digital agriculture.

Keywords: classification, Madura tobacco, digital image, support vector machine, machine learning.

1. PENDAHULUAN

Tembakau merupakan salah satu komoditas unggulan pertanian di Indonesia, khususnya di Madura yang dikenal sebagai sentra penghasil tembakau berkualitas tinggi. Penentuan mutu daun tembakau menjadi faktor penting yang memengaruhi harga jual, terutama pada industri rokok. Selama ini, penilaian kualitas masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual oleh petani atau pengepul. Cara tersebut bersifat subjektif, tidak konsisten, serta membutuhkan waktu yang lama, sehingga berpotensi menimbulkan ketidakefisienan dalam distribusi dan penentuan harga jual tembakau[1].

Seiring perkembangan teknologi digital, pengolahan citra dan pembelajaran mesin (machine learning) menawarkan solusi modern untuk meningkatkan objektivitas dan efisiensi penilaian mutu daun tembakau[2]. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah Support Vector Machine (SVM), karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dengan jumlah terbatas[3].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan efektivitas SVM dalam klasifikasi citra pertanian. [4] menerapkan SVM untuk citra daun dan memperoleh akurasi sekitar 70–78%. [5] menggabungkan fitur GLCM dengan SVM untuk klasifikasi kualitas daun tembakau, menghasilkan akurasi rata-rata 73,3%. Sementara itu, [6] menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada daun teh dengan akurasi lebih tinggi, yaitu 85%, namun metode tersebut memerlukan dataset besar serta sumber daya komputasi yang lebih tinggi. Dari studi tersebut dapat disimpulkan bahwa SVM masih relevan digunakan, terutama pada kasus dengan keterbatasan dataset dan perangkat keras.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini difokuskan untuk menguji efektivitas metode SVM dalam mengklasifikasi kualitas daun tembakau Madura berbasis citra digital. Dataset penelitian terdiri dari 960 citra hasil pengambilan langsung di lahan pertanian yang diperluas melalui teknik augmentasi. Seluruh eksperimen dilakukan menggunakan Google Colab sebagai platform pemrograman Python, dengan tahapan preprocessing, ekstraksi fitur intensitas piksel, dan pelatihan model SVM

menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF)[7].

Tujuan dari penelitian ini adalah mengevaluasi kinerja algoritma SVM pada klasifikasi kualitas daun tembakau Madura dengan mengukur akurasi, precision, recall, dan f1-score, sehingga hasilnya dapat menjadi referensi dalam penerapan pembelajaran mesin untuk klasifikasi komoditas pertanian.

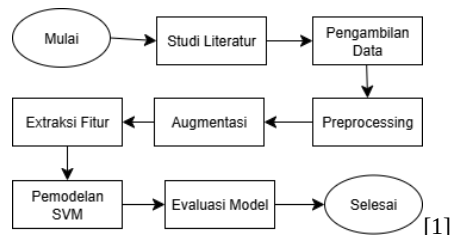
2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi kualitas daun tembakau Madura berbasis citra digital. Tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

2.1 Alat dan Bahan

Alat yang digunakan meliputi kamera ponsel berkualitas HD untuk pengambilan gambar, komputer/laptop dengan akses internet, serta platform Google Colab sebagai media pemrograman berbasis Python. Pustaka yang digunakan mencakup OpenCV, Pandas, Matplotlib, dan Scikit-learn. Dataset terdiri dari 960 citra daun tembakau, yang diperoleh dari 240 citra asli hasil pengambilan langsung di lahan pertanian Pamekasan, kemudian diperluas melalui augmentasi data.

2.2 Tahapan penelitian



Gambar 1. Tahapan pelaksanaan [1]

2.2.1 Mulai

Proses penelitian diawali dengan penentuan topik dan tujuan penelitian.

2.2.2 Studi Literatur

Tahap ini dilakukan untuk memperoleh pemahaman mengenai algoritma *Support Vector Machine* (SVM), teknik *preprocessing* citra, serta penerapan pembelajaran mesin pada

komoditas pertanian. Literatur yang digunakan antara lain: [3]Wikipedia contributors, "Support Vector Machine," 2025, *Wikipedia*. [4]D. Rachmawati, "Penerapan SVM untuk Klasifikasi Citra Daun. [8]R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. New York: Pearson, 2018. [9]A. Geron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2019.

2.2.3 Pengumpulan Data

Gambar daun tembakau diambil langsung di lahan pertanian di wilayah Pamekasan. Setiap gambar diberi label manual berdasarkan pengamatan visual dan pengalaman petani lokal berdasarkan kualitas menjadi tiga kelas: rendah, sedang, dan tinggi. Data disusun ke dalam tiga folder utama: train, test, dan valid. Setiap kelas berisi puluhan gambar daun tembakau yang diambil dari berbagai kondisi pencahayaan dan kualitas daun. Dataset awal berjumlah 240 gambar citra.

2.2.4 Augmentasi Data

Untuk meningkatkan jumlah dan variasi data, dilakukan augmentasi citra dengan teknik: Flip horizontal, Flip vertikal, Rotasi 90° searah jarum jam, Rotasi 90° berlawanan jarum jam. Hasil augmentasi menghasilkan total 960 gambar citra untuk meningkatkan variasi data dan kemampuan generalisasi model dengan distribusi data pelatihan sebanyak 384 gambar, validasi 96 gambar, dan pengujian sebanyak 480 gambar.

2.2.5 Preprocessing Citra

Semua gambar diubah ukurannya menjadi 64x64 piksel untuk efisiensi pengolahan. Selanjutnya, gambar dikonversi ke dalam format *grayscale* untuk menyederhanakan dimensi dan mengurangi kompleksitas data warna. Proses selanjutnya adalah *flattening*, yaitu mengubah matriks citra menjadi vektor satu dimensi sepanjang 4096 fitur. Normalisasi fitur menggunakan **Standard Scaler** label kelas

juga dikodekan menjadi format numerik menggunakan **Label Encoder**[8].

2.2.6 Extraksi Fitur

Fitur citra diperoleh dari nilai intensitas piksel hasil konversi *grayscale*. Setiap fitur merupakan nilai antara 0 hingga 255. Teknik ini dipilih karena sederhana dan efektif untuk dataset berskala kecil.

2.2.7 Pemodelan SVM

Model SVM dibangun menggunakan pustaka *sklearn.svm.SVC* Parameter yang digunakan yaitu: $C = 10$, $\gamma = 'scale'$. Dengan *kernel Radial Basis Function* (RBF) karena kernel ini terbukti efektif untuk klasifikasi data non-linear [9](Geron, 2019). Model dilatih menggunakan data pelatihan, divalidasi dengan data validasi, dan diuji menggunakan data uji untuk mengukur performa akhir.

2.2.8 Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Selain itu, *confusion matrix* juga digunakan untuk memvisualisasikan performa klasifikasi terhadap masing-masing kelas. Metrik tersebut dihitung menggunakan pustaka *sklearn.metrics*.

2.2.9 Selesai

Penelitian diakhiri dengan analisis hasil dan penyusunan laporan sebagai rekomendasi penerapan sistem klasifikasi otomatis pada komoditas pertanian.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan model klasifikasi kualitas daun tembakau berbasis citra digital menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Model dievaluasi menggunakan data validasi dan data uji untuk menilai konsistensi serta akurasi klasifikasi. Proses evaluasi dilakukan secara bertahap melalui data validasi dan data uji, dengan tujuan menilai konsistensi serta akurasi model dalam mengenali masing-masing kelas mutu tembakau.

3.1 Evaluasi Data Validasi

Evaluasi awal dilakukan terhadap data validasi sebanyak 96 gambar hasil pembagian dataset setelah proses augmentasi.

Tabel.1 Evaluasi Model SVM (Data Validasi)

	Precision	recall	f1-score
support			
Rendah	0.69	0.74	0.71
Sedang	34		
Tinggi	0.36	0.43	0.39
	30		
	0.58	0.44	0.50
	32		
Acuracy		0,54	
	96		

Pada tabel 1. Hasil validasi menunjukkan akurasi sebesar 54%. kelas rendah, dari 34 sampel, model berhasil mengklasifikasikan 25 gambar dengan benar, sementara 9 gambar salah dikenali sebagai “sedang”. Hal ini menghasilkan recall sebesar 74% dan precision sebesar 69%, menunjukkan kemampuan model yang cukup baik dalam mengenali kelas ini. Kelas sedang menjadi kategori yang paling sulit dikenali, dengan precision hanya 36% dan recall 43%. Sebagian besar kesalahan terjadi karena model sering mengklasifikasikan gambar “sedang” sebagai “rendah” atau “tinggi”, yang mengindikasikan adanya kemiripan fitur antar kelas. Pada kelas tinggi, recall hanya 44% dengan precision 58%, yang berarti model lebih sering salah mengenali kelas ini sebagai “sedang”. Meskipun demikian, f1-score 50% masih lebih baik dibandingkan kelas “sedang”.

3.2 Evaluasi Data Uji (Testing Set)

Evaluasi utama dilakukan terhadap 480 gambar hasil pembagian dataset setelah proses augmentasi.

Tabel 2. Evaluasi Model SVM (Data Uji)

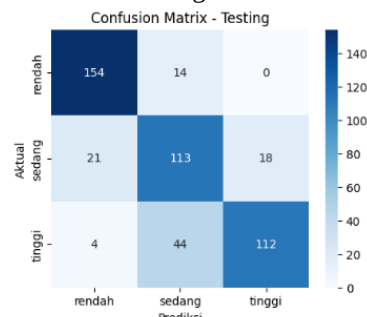
	Precision	recall	f1-score
support			

Rendah	0.86	0.92	0.89
Sedang	168		
Tinggi	0.66	0.74	0.70
	152		
	0.86	0.70	0.77
	160		
Acuracy		0,79	
	480		

Pada table 2. Hasil uji menunjukkan akurasi sebesar 79%. Penjabaran tiap Kelas: Kelas Rendah: Dari 168 gambar, 154 diklasifikasikan benar → recall = 92%. Precision tinggi (86%) menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi “rendah” memang benar, hanya sedikit yang salah ke “sedang”. Kelas Sedang: Dari 152 gambar, 113 diklasifikasikan benar → recall = 74%. Precision 66% mengindikasikan masih ada cukup banyak prediksi salah ke “rendah” dan “tinggi”. Kelas Tinggi: Dari 160 gambar, 112 diklasifikasikan benar → recall = 70%, precision = 86%. Kesalahan sebagian besar terjadi ke kelas “sedang”, yang menunjukkan kemiripan visual antara kedua kelas ini.

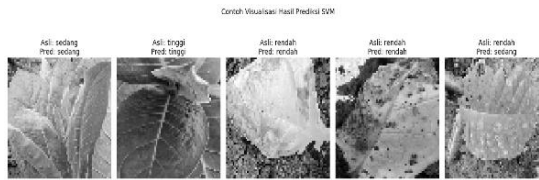
3.3 Visualisasi Hasil

Pola kesalahan klasifikasi divisualisasikan melalui confusion matrix sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2. Hasilnya memperlihatkan bahwa kelas “sedang” sering salah diprediksi menjadi “rendah” maupun “tinggi”, sedangkan kelas “rendah” lebih konsisten dikenali dengan benar.



[2]

Gambar 2. Confusion matrix pada data uji [2] Selain itu, contoh visualisasi prediksi ditampilkan pada Gambar 3. Lima gambar dipilih secara acak untuk menunjukkan label asli dan label hasil prediksi dari model SVM.



Gambar 3. Contoh Visualisasi Prediksi Gambar Daun Tembakau [3]

Visualisasi hasil prediksi yang ditunjukkan pada Gambar 3. memperlihatkan lima sampel citra daun tembakau grayscale, masing-masing disertai label asli dan hasil prediksi oleh model SVM. Seluruh sampel berasal dari kelas *sedang* kecuali satu yang berasal dari kelas *tinggi*. Hasilnya menunjukkan bahwa: Empat gambar dari kelas *sedang* berhasil diklasifikasikan dengan benar. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan mengenali sebagian besar citra kelas *sedang*, meskipun pada evaluasi kuantitatif sebelumnya kelas ini memiliki akurasi yang lebih rendah dibandingkan kelas lain. Satu kesalahan terjadi pada gambar keempat, di mana daun yang sebenarnya berkualitas *sedang* diprediksi sebagai *tinggi*. Kesalahan ini menunjukkan bahwa gambar terdapat kemiripan fitur visual antara kelas *sedang* dan *tinggi*, yang dapat menyebabkan kebingungan model dalam proses klasifikasi. Untuk gambar dari kelas *tinggi*, model justru memprediksinya sebagai *sedang*, yang mengindikasikan adanya tantangan dalam membedakan kedua kelas tersebut, khususnya ketika bentuk, tekstur, dan warna daun memiliki kemiripan. Secara umum, visualisasi ini menegaskan hasil confusion matrix bahwa kelas *sedang* merupakan kelas yang paling sering menjadi sumber kesalahan prediksi, baik sebagai kelas target maupun sebagai hasil prediksi yang salah. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh karakteristik visual yang berada di antara kelas *rendah* dan *tinggi*, sehingga fitur pembeda yang diekstraksi oleh model belum sepenuhnya optimal.

3.4 Pembahasan

Hasil ini sejalan dengan studi [10], yang menggunakan ekstraksi fitur HOG dan SVM untuk klasifikasi citra daun jagung dan memperoleh akurasi sebesar 71,44%. Sedangkan penelitian ini memperoleh akurasi

sebesar 79% pada data uji menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) berbasis fitur intensitas piksel. Hasil ini relatif lebih baik dibandingkan penelitian [5] yang menggunakan kombinasi GLCM dan SVM dengan akurasi rata-rata 73,3%. Perbedaan ini dapat dijelaskan karena pada penelitian Sriani jumlah dataset uji relatif kecil (hanya 30 citra) sehingga variasi data terbatas, sedangkan penelitian ini memanfaatkan dataset lebih besar (960 citra setelah augmentasi) yang memungkinkan model belajar lebih banyak variasi citra daun tembakau. Sementara itu, penelitian [6] yang menggunakan CNN pada daun teh berhasil mencapai akurasi lebih tinggi, yaitu 85%. Hal ini wajar karena CNN mampu mengekstraksi fitur kompleks secara otomatis tanpa perlu desain fitur manual. Namun, pendekatan CNN membutuhkan data yang jauh lebih besar dan komputasi tinggi, sehingga penerapannya di lapangan lebih sulit jika hanya tersedia dataset terbatas dan perangkat keras sederhana. [9] menyatakan bahwa SVM efektif untuk dataset kecil dan berdimensi tinggi — cocok dengan karakter dataset citra daun dalam penelitian ini. Dengan demikian, hasil penelitian ini menempati posisi tengah antara pendekatan berbasis fitur manual (GLCM + SVM) dan pendekatan deep learning (CNN). Metode SVM terbukti cukup efektif pada dataset terbatas dengan performa lebih tinggi dari GLCM + SVM, namun masih di bawah CNN. Hal ini menunjukkan bahwa SVM tetap relevan dan praktis untuk kasus dengan keterbatasan sumber daya komputasi, khususnya pada konteks petani atau industri lokal yang membutuhkan solusi cepat, sederhana, dan efisien.

Hasil penelitian ini memiliki implikasi penting baik secara praktis maupun akademis. Dari sisi praktis, sistem klasifikasi otomatis berbasis citra digital berpotensi membantu petani dan industri tembakau dalam mempercepat proses sortasi daun sekaligus mengurangi subjektivitas penilaian manual, sehingga kualitas produk lebih konsisten. Dari sisi akademis, penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma klasik seperti SVM tetap relevan dan efektif digunakan pada dataset berukuran terbatas, sementara dari sisi teknologi, penelitian ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut menuju aplikasi

klasifikasi real-time berbasis kamera yang dapat diterapkan langsung di lapangan. Kontribusi penelitian ini ditunjukkan melalui pencapaian akurasi sebesar 79%, yang lebih tinggi dibandingkan metode GLCM + SVM (73,3%) pada penelitian terdahulu, sekaligus menghadirkan alternatif metode yang lebih ringan secara komputasi dibandingkan CNN yang membutuhkan dataset besar serta perangkat keras khusus. Keterbaruan penelitian ini terletak pada penerapan fitur intensitas piksel sederhana yang dipadukan dengan teknik augmentasi citra untuk memperluas dataset asli tembakau Madura hingga 960 citra, yang belum pernah dilakukan pada penelitian sebelumnya. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menawarkan metode yang lebih efisien dan aplikatif, tetapi juga memberikan kontribusi nyata dalam konteks lokal pertanian tembakau di Madura.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengklasifikasi kualitas daun tembakau Madura berbasis citra digital menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset penelitian terdiri dari 960 citra hasil pengambilan langsung dari lahan pertanian di Pamekasan yang diperluas dengan teknik augmentasi. Proses penelitian mencakup tahapan preprocessing, ekstraksi fitur berbasis intensitas piksel, dan pemodelan SVM dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 79% pada data uji, dengan performa terbaik pada kelas mutu “rendah” dan “tinggi”. Kelas “sedang” masih menjadi sumber kesalahan klasifikasi terbesar karena memiliki kemiripan visual dengan dua kelas lainnya. Temuan ini membuktikan bahwa SVM efektif digunakan pada dataset terbatas, dengan performa lebih baik dibandingkan metode GLCM+SVM, meskipun masih di bawah CNN. Penelitian ini memberikan kontribusi bagi penerapan pembelajaran mesin dalam klasifikasi kualitas daun tembakau, serta dapat menjadi dasar untuk pengembangan penelitian lebih lanjut dengan teknik ekstraksi fitur lain atau metode deep learning.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan penuh rasa syukur, penulis menyampaikan terima kasih kepada Dekan

Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura, atas segala bentuk dukungan dan fasilitas yang telah diberikan, sehingga proses penelitian ini dapat terlaksana dengan baik. Penulis juga menghaturkan apresiasi setinggi-tingginya kepada dosen pembimbing dan juga dosen penguji yang telah dengan sabar membimbing, memberi arahan, serta masukan berharga sepanjang pelaksanaan penelitian ini.

Ucapan terima kasih yang tulus juga penulis sampaikan kepada kedua orang tua dan keluarga tercinta, atas kasih sayang, doa, dan semangat yang tiada henti, yang menjadi sumber kekuatan selama menyusun tugas akhir ini. Tak lupa, penulis mengucapkan terima kasih kepada rekan-rekan seperjuangan yang telah memberikan dukungan moral, ide, serta diskusi yang membangun demi kesempurnaan karya ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. M. Mokhtar and N. S. Khairy, “Automatic classification of biomass based on TGA data: A case study for tobacco,” *Biotechnol. Biofuels*, vol. 14, no. 1, pp. 1–14, 2021, [Online]. Available: <https://biotechnologyforbiofuels.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13068-021-01942-w>
- [2] A. Daryono, B. Sutanto, and M. Rahman, “Pengaruh Kualitas Daun Tembakau terhadap Harga Jual di Madura,” *J. Agribisnis Indones.*, vol. 3, no. 1, pp. 15–22, 2015.
- [3] M. Islam, A. Rahman, and S. Hossain, “Image-Based Quality Classification of Tea Leaves Using Deep Learning and Machine Learning Techniques,” *Agronomy*, vol. 14, no. 9, p. 2043, 2024, doi: 10.3390/agronomy14092043.
- [4] Wikipedia contributors, “Support Vector Machine,” 2025, *Wikipedia*.
- [5] D. J. Holtikultura, “Rencana strategis direktorat buah dan florikultura tahun 2020 - 2024,” 2022.
- [6] P. Fan, Y. Huang, W. Wu, and X. Feng, “Research on detection method of moldy tobacco leaf raw materials based on hyperspectral and machine learning,” in *Proceedings of SPIE*, 2024. [Online]. Available: <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/13179/131791B>
- [7] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. New York: Pearson, 2018. [Online]. Available:

-
- <https://www.pearson.com/en-us/subject-catalog/p/digital-image-processing/P200000003554>
- [8] B. Farnham, S. Tokyo, B. Boston, F. Sebastopol, and T. Beijing, *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems SECOND EDITION*.
- [9] D. Rachmawati, "Penerapan SVM untuk Klasifikasi Citra Daun," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 3, pp. 455–463, 2022, [Online]. Available: <https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/1234>
- [10] B. Irwanto and D. Santoso, "Klasifikasi Daun Teh Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 55–64, 2020.
- [11] K. A. Wibisono and A. F. Ibadillah, "Implementasi Metode Feature Extraction pada Klasifikasi Kualitas Daun Tembakau Madura," *Rekayasa*, vol. 10, no. 2, p. 71, 2017, doi: 10.21107/rekayasa.v10i2.3607.
- [12] A. Geron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2019. [Online]. Available: <https://www.oreilly.com/library/view/hands-on-machine-learning/9781492032>
- [13] M. B. Tamam and H. Hozairi, "Implementasi Metode Analytical Hierarchy Process (Ahp) Untuk Analisis Faktor Keamanan Laut Indonesia," *Jurnal Aplikasi Teknologi Informasi dan Manajemen (JATIM)*, vol. 1, no. 1, pp. 10–18, 2020.
- [14] M. B. Tamam and A. Ikhwanudin, "PELAJAR UNTUK MENCEGAH PENYEBARAN COVID-19 MENGGUNAKAN METODE SIMPLE ADDITIVE WEIGHTED (SAW)," no. 6, pp. 28–32, 2021.