

Identifikasi Variasi Paprika Berdasarkan Jenis Warna Paprika Berbasis Analisis Citra Digital Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Adzkia Nur Nasution

Universitas Negeri Medan

Ardilla Syahfitri Lubis

Universitas Negeri Medan

Dedy Kiswanto

Universitas Negeri Medan

Alamat: Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara

Korespondensi penulis: adz kianurnst.4223250024@mhs.unimed.ac.id

Abstract. *This research aims to design a paprika color classification system (red, yellow, green, orange) by utilizing digital image analysis supported by the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The approach used includes data collection in the form of paprika images, initial data processing through steps such as image size adjustment, blurring to reduce noise, and contrast enhancement using the CLAHE method. In addition, color features are extracted using color moments, and texture features are obtained through gray scale co-occurrence matrix (GLCM). The SVM model was tested with various types of kernels, namely linear, polynomial, RBF, and sigmoid, to determine the kernel with the best performance. The test results show that the linear and RBF kernels experience overfitting because they produce a perfect accuracy of 100%, while the poly and sigmoid kernels achieve an accuracy of 97.56% and 39%. Overall, the SVM model can classify the color of paprika with a high level of accuracy, with an average precision, recall, and F1 score of 97.56%. This system is expected to be able to increase efficiency and accuracy in paprika color identification as well as support innovation and modernization in the agricultural sector.*

Keywords: *Paprika, color classification, digital imagery, SVM, accuracy.*

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem klasifikasi warna paprika (merah, kuning, hijau, orange) dengan memanfaatkan analisis citra digital yang didukung oleh algoritma Support Vector Machine (SVM). Pendekatan yang digunakan meliputi pengumpulan data berupa gambar paprika, pengolahan awal data melalui langkah-langkah seperti penyesuaian ukuran gambar, pengaburan untuk mengurangi noise, serta peningkatan kontras menggunakan metode CLAHE. Selain itu, fitur warna diekstraksi menggunakan momen warna, dan fitur tekstur diperoleh melalui matriks co-occurrence skala abu-abu (GLCM). Model SVM diuji dengan berbagai jenis kernel, yaitu linier, polinomial, RBF, dan sigmoid, guna menentukan kernel dengan kinerja terbaik. Hasil

pengujian menunjukkan bahwa kernel linier dan RBF mengalami overfitting karena menghasilkan akurasi sempurna sebesar 100%, sementara kernel poly dan sigmoid mencapai akurasi sebesar 97,56% dan 39%. Secara keseluruhan, model SVM mampu mengklasifikasikan warna paprika dengan tingkat akurasi yang tinggi, dengan rata-rata presisi, recall, dan skor F1 mencapai 97,56%. Sistem ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi dan ketepatan dalam identifikasi warna paprika serta mendukung inovasi dan modernisasi dalam sektor pertanian.

Kata kunci: Paprika, klasifikasi warna, citra digital, SVM, akurasi.

LATAR BELAKANG

Paprika (*Capsicum annum* var. *grossum* Sendtn) adalah sayuran bernutrisi tinggi yang kaya akan vitamin C, protein, karbohidrat, dan lemak sehat, serta mengandung capsaicin yang memberikan rasa manis dengan sedikit pedas (Sanuddin, 2021). Tanaman ini telah dibudidayakan di berbagai negara, termasuk Indonesia, yang memiliki potensi besar untuk pengembangannya (Nurhasanah, 2023). Popularitas paprika terus meningkat seiring perubahan gaya hidup masyarakat perkotaan yang mulai mengadopsi masakan bergaya Barat dan Asia, serta tingginya permintaan di pasar domestik maupun ekspor (Haryadi *et al*, 2022).

Konteks pertanian modern, klasifikasi paprika berdasarkan warna menjadi penting untuk menjaga kualitas produk, meningkatkan efisiensi distribusi, dan memenuhi kebutuhan konsumen yang semakin selektif (Yuliana & Maskur, 2022). Proses identifikasi dan klasifikasi warna paprika secara tradisional masih mengandalkan tenaga manual atau alat sederhana, yang sering menghadapi kendala seperti akurasi rendah, waktu pemrosesan yang lama, serta hasil yang tidak konsisten akibat perbedaan persepsi visual (Fitria & Randa, 2021).

Pengolahan citra digital merupakan cabang ilmu yang berkembang pesat dan memungkinkan analisis gambar, baik dalam bentuk statis (foto) maupun dinamis (video), untuk mendapatkan informasi yang lebih mendalam (Fernando, 2023). Proses ini melibatkan tahapan seperti pengambilan data, pengumpulan dataset, preprocessing data, ekstraksi fitur, hingga evaluasi. Salah satu model yang digunakan adalah model warna RGB (Red-Green-Blue), yang menjadi standar universal dalam mendefinisikan warna secara digital (Nagata & Syafrudin, 2023).

Dalam sektor pertanian, teknologi pengolahan citra digital memainkan peran krusial dalam klasifikasi warna paprika, yang berfungsi untuk memastikan kualitas

produk dan memenuhi permintaan konsumen yang terus berkembang (Al Banjari, 2020). Dengan menggabungkan kecerdasan buatan (AI), pengolahan citra digital dapat melakukan identifikasi objek secara otomatis dengan mencocokkan karakteristik citra yang telah dilatih sebelumnya. Proses klasifikasi ini mengelompokkan gambar berdasarkan fitur spesifik, memungkinkan pengelompokan yang lebih cepat, akurat, dan konsisten. Teknologi ini tidak hanya meningkatkan efisiensi dalam sektor pertanian, tetapi juga berkontribusi pada modernisasi dan inovasi di bidang tersebut (Chusna, 2022). Integrasi teknologi ini tidak hanya memberikan efisiensi, tetapi juga membawa sektor pertanian ke arah yang lebih modern dan inovatif.

Perkembangan teknologi, pendekatan berbasis komputer seperti algoritma Support Vector Machine (SVM) menawarkan solusi yang lebih canggih (Utami & Redi, 2020). SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memisahkan data berdasarkan atribut warna dan tekstur dari citra paprika, sehingga mampu memberikan klasifikasi yang konsisten dan efisien (Rusman et al, 2023). Algoritma ini sangat efektif dalam menangani data berdimensi tinggi dan pola yang kompleks, menjadikannya pilihan unggul dalam meningkatkan efisiensi klasifikasi. Pendekatan ini tidak hanya mendukung modernisasi sektor pertanian tetapi juga meningkatkan kualitas produk secara menyeluruh (Syarif & Ramadhanu, 2024).

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Amrozi dkk pada tahun 2022 digunakan data sebanyak 399 buah pisang yang telah diklasifikasikan menjadi tujuh jenis. Fitur yang dianalisis meliputi nilai rata-rata RGB, standar deviasi RGB, skewness RGB, dan entropy RGB. Selain itu, fitur tekstur yang diambil mencakup nilai rata-rata citra grayscale, standar deviasi grayscale, serta matriks gray level co-occurrence (termasuk kontras, energi, korelasi, dan homogeneity). Fitur bentuk dari citra biner, seperti area, perimeter, sumbu mayor, sumbu minor, dan eksentrisitas, juga dianalisis. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi berdasarkan fitur warna, tekstur, dan bentuk berturut-turut adalah 41,67%, 33,3%, dan 8,3%.

Dengan latar belakang tersebut, Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi warna paprika berbasis analisis citra digital dengan algoritma SVM. Melalui pendekatan ini, sistem yang dirancang diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi, mempercepat proses identifikasi, dan meminimalkan ketergantungan pada tenaga manual (Syafii et al, 2024). Berdasarkan hasil penelitian, algoritma Support Vector Machine (SVM) berhasil mengklasifikasikan variasi warna paprika dengan tingkat

akurasi yang tinggi, mencapai lebih dari 87%. Sistem ini juga menunjukkan efisiensi yang signifikan dalam memproses data citra, memungkinkan penerapannya baik pada skala kecil seperti perkebunan, maupun dalam skala besar seperti industri pangan. Dengan integrasi teknologi berbasis data, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan dalam mendukung efisiensi dan inovasi di sektor agrikultur.

METODE PENELITIAN

Tahap penelitian yang dilakukan dalam klasifikasi tanaman paprika berdasarkan warna paprika ini, menggunakan foto daun yang meliputi pengaturan data termasuk pengumpulan dan pre-processing, pembentukan model yang merupakan penerapan model Decision Tree, serta evaluasi model Decision Tree yang telah diterapkan





1. Pengumpulan Dataset

Data penelitian dikumpulkan secara manual dengan mengambil gambar paprika langsung dari sumber yang ditentukan.

NO	Kelas	Total Gambar
1	Merah	50
2	Kuning	50
3	Hijau	50
4.	Orange	53
Total Dataset		203

Tabel 1. Dataset Paprika

Proses ini meliputi penggunaan kamera beresolusi tinggi, pengaturan pencahayaan yang baik, dan menjaga konsistensi sudut pengambilan gambar untuk memastikan kualitas data. Gambar yang diperoleh kemudian diorganisasi dan disimpan dalam format yang siap untuk dianalisis lebih lanjut. Tahapan ini berfokus pada pengambilan gambar paprika dengan jelas, termasuk perbedaan warna, tekstur permukaan, atau kerusakan yang mungkin terjadi. Data ini berperan penting dalam tahap analisis selanjutnya menggunakan teknik pengolahan gambar.

NO	Kelas Paprika	Gambar
1	Merah	
2	Kuning	
3	Hijau	
4	Orange	

Tabel 2. Contoh Gambar Kelas Warna Paprika

Pada tahap pengumpulan data, setiap citra paprika dikelompokkan ke dalam empat kategori berbeda berdasarkan hasil pengamatan langsung. Paprika merah yang terlihat sehat dicirikan oleh permukaan yang licin, mengilap, dan bebas dari cacat. Paprika kuning memiliki warna cerah yang merata, sementara paprika hijau menunjukkan permukaan dengan pola retakan halus dan paprika orange tampak halus dan mengilap, menunjukkan bahwa paprika ini segar dan memiliki kandungan air yang tinggi. Setelah proses pengumpulan selesai, gambar-gambar ini disimpan dalam format digital dengan resolusi yang seragam untuk mendukung analisis lanjutan. Dataset yang dihasilkan digunakan sebagai dasar untuk tahap berikutnya, yakni pra-pemrosesan dan ekstraksi fitur, yang berfokus pada analisis warna dari setiap kategori paprika. Pendekatan ini memastikan akurasi data sekaligus mempermudah proses klasifikasi berdasarkan warna.

2. Pre-Processing Data

Proses pengolahan data awal dilakukan untuk meningkatkan kualitas gambar agar siap digunakan pada tahap analisis dan ekstraksi fitur. Tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan mencakup:

- 1) **Resize Gambar:** Gambar yang dibaca kemudian disesuaikan ke ukuran yang seragam (400x500 piksel). Langkah ini menjamin bahwa setiap gambar memiliki ukuran yang sama karena sangat penting untuk ekstraksi fitur dan juga dapat meningkatkan efisiensi pemrosesan serta meminimalkan waktu komputasi.
- 2) **Blurring:** Filter Gaussian ini menghilangkan noise dan detail tidak penting yang biasa ditemukan pada gambar asli. Dengan meminimalkan noise, metode ini meningkatkan visibilitas fitur-fitur penting dalam gambar, seperti tepi atau wilayah dengan variasi warna yang berbeda, sehingga menyederhanakan tahap ekstraksi fitur selanjutnya.
- 3) **Color Enhancement dengan CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization):** CLAHE mengatur kontras di area tertentu gambar, sehingga membuat fitur utama lebih terlihat dan membantu menonjolkan perbedaan warna atau tekstur yang mungkin tersembunyi.
- 4) **Restorasi Gambar (Denoising):** Restorasi gambar menggunakan teknik denoising yang dikenal sebagai algoritma Non-Local Means Denoising (NLM) untuk menghilangkan sisa noise setelah fase blur. Pendekatan ini menjaga detail gambar asli tetap utuh sekaligus meminimalkan gangguan noise, sehingga menghasilkan gambar yang lebih jelas. Prosedur ini penting untuk menjamin bahwa analisis fitur tetap tidak terpengaruh oleh komponen asing atau noise pada gambar asli.

3. Ekstraksi Fitur

Setelah menyelesaikan tahap preprocessing, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur dan ekstraksi tekstur dari gambar.

- 1) **Fitur yang diekstraksi** adalah fitur warna, fitur warna diekstraksi menggunakan momen warna yang meliputi tiga elemen utama yaitu:
 - a) **Mean (Rata-rata):** Langkah awal meliputi penentuan nilai rata-rata warna untuk setiap saluran (merah, hijau, biru) pada gambar. Ini memberikan wawasan mengenai penyebaran warna umum pada gambar.

- b) Standard Deviation (Simpangan Baku): Tahap selanjutnya melibatkan penentuan batas yang umum untuk setiap saluran warna. Batas yang umum mencerminkan rentang variasi atau penyebaran warna dalam suatu gambar yang memberikan wawasan tentang kegunaan warna.
 - c) Perhitungan Skewness: Langkah terakhir adalah evaluasi skewness, yang mengkaji seberapa besar penyebaran warna pada gambar condong ke kiri atau ke kanan. Hal ini membantu dalam mengenali susunan warna yang lebih kompleks, seperti ketidakrataan atau prevalensi warna tertentu.
- 2) Ekstraksi Fitur Tekstur (Gray-Level Co-occurrence Matrix - GLCM): Dalam penelitian ini, ekstraksi fitur tekstur pada citra paprika dilakukan dengan menggunakan metode Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Proses dimulai dengan mengonversi citra paprika ke dalam format grayscale. Selanjutnya, fitur tekstur seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas dihitung menggunakan jarak piksel 1 dan sudut 0 derajat. Fitur-fitur tekstur yang diperoleh kemudian digunakan sebagai input untuk model klasifikasi berbasis algoritma Support Vector Machine (SVM). Algoritma SVM diterapkan untuk mengklasifikasikan warna paprika secara otomatis, berdasarkan fitur tekstur yang telah diekstraksi. Kinerja model diuji dan dievaluasi dengan mengukur akurasi dalam mengidentifikasi warna paprika pada data uji. Setelah GLCM dihitung, fitur tekstur utama diekstraksi menggunakan graycoprops. Fitur yang dihitung meliputi:
- a) Kontras: Mengukur sejauh mana piksel dalam gambar berbeda satu sama lain. Nilai kontras tinggi berarti gambar lebih bervariasi.
 - b) Korelasi: Mengukur hubungan linier antara dua piksel pada GLCM.
 - c) Energi: Mengukur tekstur berdasarkan keanekaragaman pola dalam gambar.
 - d) Homogenitas: Mengukur keseragaman tekstur dalam gambar, dengan nilai tinggi menunjukkan tekstur yang lebih seragam.

4. Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine

Berikut adalah penjelasan singkat dan jelas mengenai cara kerja pengujian model SVM untuk klasifikasi citra berdasarkan kode yang diberikan:

1) Pemisahan Data:

Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu fitur (X) dan label (y), kemudian dibagi lebih lanjut menjadi data pelatihan dan data pengujian. Hal ini dilakukan untuk

melatih model pada data pelatihan dan menguji kinerjanya pada data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2) Pengujian dengan Berbagai Kernel:

Beberapa jenis kernel SVM (linear, polynomial, RBF, dan sigmoid) diuji untuk menentukan mana yang memberikan hasil terbaik pada dataset. Setiap kernel memiliki cara yang berbeda dalam mengklasifikasikan data, dan pengujian dilakukan untuk memilih yang paling sesuai.

3) Pelatihan Model:

Model SVM dilatih menggunakan data pelatihan dengan kernel yang dipilih. Pelatihan ini menghasilkan model yang dapat memetakan fitur citra ke dalam kategori label yang sesuai.

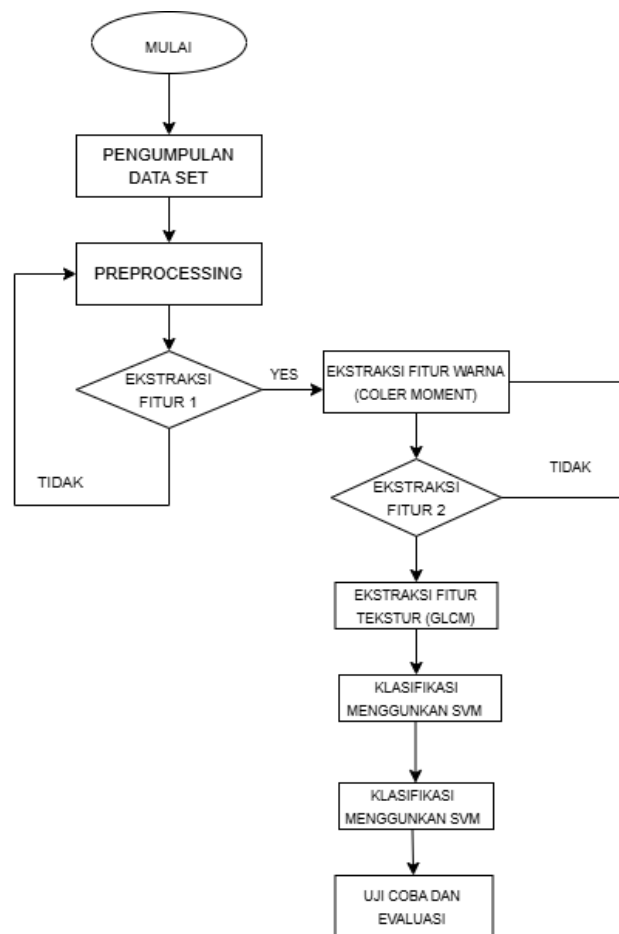
4) Prediksi dan Evaluasi:

Model yang sudah dilatih kemudian digunakan untuk memprediksi label data pengujian. Hasil prediksi dibandingkan dengan label yang sebenarnya untuk menghitung tingkat akurasi.

5) Uji Coba Evaluasi

Pada tahap ini, performa model SVM dievaluasi menggunakan data uji. Beragam kernel diuji untuk mengukur kinerja model berdasarkan tingkat akurasi prediksi. Hasil pengujian disajikan dalam bentuk tabel untuk mempermudah analisis. Analisis ini dilakukan untuk membandingkan performa dari setiap kernel yang digunakan, sehingga dapat diidentifikasi konfigurasi terbaik untuk model klasifikasi.

6) Alur penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine model berhasil mengklasifikasikan ketiga jenis warna paprika dengan akurasi yang cukup baik. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan berbagai metrik seperti presisi, recall, dan F1 score untuk memberikan gambaran performa model setiap kelas.

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Hijau	1.00	1.00	1.00	8
Kuning	0.86	1.00	0.92	6
Merah	1.00	1.00	1.00	11
Orange	1.00	0.94	0.97	16
Akurasi			0.98	41
Macro Avg	0.96	0.98	0.97	41
Weighted Avg	0.98	0.98	0.98	41

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Warna Paprika menggunakan model SVM

	Predicted P. Hijau	Predicted P. Kuning	Predicted P. Merah	Predicted P. Orange
Actual Paprika Hijau	8	0	0	0
Actual Paprika Kuning	0	6	0	0
Actual Paprika Merah	0	0	11	0
Actual Paprika Orange	0	1	0	15

Tabel 4. Confusion Matrix

Dari Tabel 4. Dijelaskan bahwa kategori Paprika merah dan hijau mencapai kinerja tertinggi, dengan precision 1,00 dan F1-Score 1,00 yang menunjukkan bahwa model overfitting, sedangkan paprika kuning dan orange mencapai kinerja dengan F1-Score masing-masing 0.92 dan 0.97 yang menunjukkan model cukup dapat diandalkan dalam mengidentifikasi kategori ini.

Kernel	Jumlah Citra Uji	Jumlah Benar	Akurasi
Linear	41	41	100.000000
Poly	41	40	97.560976
Rbf	41	41	100.000000
sigmoid	41	16	39.024390

Tabel 5. Hasil Pengujian SVM

Berdasarkan evaluasi model SVM menggunakan berbagai jenis kernel, kernel linier dan RBF (Radial Basis Function) overfitting mengklasifikasikan 41 gambar uji, sehingga menghasilkan akurasi 100%. Hal ini menunjukkan bahwa kedua kernel ini tidak dapat secara efektif membedakan data dalam kumpulan data ini dan bukan merupakan opsi yang cocok untuk digunakan. Sebagai perbandingan, model yang menggunakan kernel poly mampu mengklasifikasikan 40 dari 41 citra uji secara akurat, sehingga menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97,56%. Hasil ini menunjukkan bahwa kernel poly memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dibandingkan linear dan RBF. Selain itu, kernel sigmoid hanya mampu mengklasifikasikan 16 dari 41 citra uji dengan benar, menghasilkan akurasi sebesar 39,02%. Hasil ini menggambarkan bahwa kernel sigmoid tidak ideal untuk membedakan pola data dalam kumpulan data tertentu.

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa prosedur penyelesaian Support Vector Machine (SVM) efektif untuk mengklasifikasikan jenis paprika berdasarkan warna hijau, kuning, merah dan orange. Model SVM menggunakan kernel linear & RBF kurang mampu mengklasifikasikan semua 41 gambar uji dengan akurasi 100%, kernel poly mampu mengklasifikasikan 41 dari 40 gambar uji dengan presisi 97,56%, menunjukkan kinerja yang lebih rendah. Meskipun kernel poly memiliki kinerja yang rendah dibandingkan dengan kernel linear & RBF tetapi dapat dipertimbangkan untuk menghindari overfitting pada data pelatihan. F1 Score yang baik menunjukkan keseimbangan antara akurasi dan recall, dengan kinerja yang baik dalam mendeteksi kelas paprika dengan akurasi 97,56%.

DAFTAR REFERENSI

- Amrozi, Y., Yuliati, D., Susilo, A., Novianto, N., & Ramadhan, R. (2022). Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 11(3), 394-399.
- Angga, A., Syarif, A., & Ramadhanu, A. (2024). Klasifikasi Citra Tingkat Kematangan Buah Alpukat Berdasarkan Bentuk Warna Menggunakan Metode K-Nearest Neighbo. *Journal Of Science And Social Research*, 7(4), 1578-1583.
- Chusna, N. L., Shalahudin, M. I., Riyanto, U., & Alexander, A. D. (2022). Klasifikasi Citra Jenis Tanaman Jamur Layak Konsumsi Menggunakan Algorit
- Febriyani, L., Rahmawati, I. E., Aslamiyah, D. S., & Maelaningsih, F. S. (2023). Analisis Kandungan Vitamin C Pada Pangan Dengan Metode Kuantitatif. *Madani: Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 1(11).
- Fitriyah, H., & Wihandika, R. C. (2021). *Dasar-Dasar Pengolahan Citra Digital*. Universitas Brawijaya Press.
- Haryadi, N. T., Muhlison, W., & Al Ashar, M. B. D. (2022). Efektifitas penanaman refugia terhadap populasi dan intensitas serangan hama kutu kebul (*Bemisia tabaci*) pada pertanaman cabai merah besar (*Capsicum annum L.*). *Jurnal Bioindustri (Journal Of Bioindustry)*, 4(2), 135-148.
- Nagata, G. R., Nurahmi, E., & Syafruddin, S. (2022). Pengaruh Dosis Mikoriza *Gigaspora* sp. dan Varietas terhadap Pertumbuhan dan Hasil Paprika (*Capsicum annum L.*) pada Tanah Entisol. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 7(3), 36-45.
- Neneng, N., Putri, N. U., & Susanto, E. R. (2021). Klasifikasi Jenis Kayu Menggunakan Support Vector Machine Berdasarkan Ciri Tekstur Local Binary Pattern. *Cybernetics*, 4(02), 93-100.
- Pratama, E. F. A., Khairil, K., & Jumadi, J. (2022). Implementasi Metode K-Means Clustering Pada Segmentasi Citra Digital. *Jurnal Media Infotama*, 18(2), 291-301.
- Ratna, S. (2020). Pengolahan citra digital dan histogram dengan phyton dan text editor phycharm. *Technologia: Jurnal Ilmiah*, 11(3), 181-186.

- Rusman, J., Haryati, B. Z., & Michael, A. (2023). Optimisasi Hiperparameter Tuning pada Metode Support Vector Machine untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi. *J-Icon: Jurnal Komputer dan Informatika*, 11(2), 195-202.
- Syafii, I., Ribhi, A. A., Astutik, L. Y., Budiono, G. K. S., & Pamela, A. S. (2024). Analisis Prediksi Customer Repeat Order menggunakan Algoritma Decision Tree pada Perusahaan Transportasi: Analysis of Customer Repeat Order Prediction using Decision Tree Algorithm in Transportation Company. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(4), 1372-1378.
- Yuliana, S., & Maskur, A. (2022). Pengaruh Kualitas Produk, Persepsi Harga, Kualitas Layanan Dan Lokasi Terhadap Keputusan Pembelian (Studi Pada Pelanggan Sinestesa Coffeeshop Pati). *SEIKO: Journal of Management & Business*, 5(1), 559-573.