

Klasifikasi Citra Bekicot Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*

Ari Peryanto ^{1✉}, Lukmanul Hakim ², Achmad Nugrahantoro ³

^{1,2,3} Informatika, Universitas Madani, Indonesia

¹) ari@umad.ac.id ✉, ²) lukmanulhakim@umad.ac.id, ³) nugrahantoro@umad.ac.id

ABSTRACT

Snails are one of the animals that are widely found in Indonesia, but they are often considered pests and are not used optimally. In fact, there are several types of snails that have high economic value and can be exported, especially to countries such as France that use snails as restaurant cuisine. On a small scale, the process of classifying local and imported snails can be done manually however, if there are a lot of them, an automated system is needed to help the classification process become faster and more accurate. This study proposes a classification method based on Support Vector Machine (SVM) to distinguish local and imported snails. SVM is used as a classification model because of its ability to handle high-dimensional data and complex patterns. The results of the study showed an accuracy of 54%, so it can be an effective solution in the process of sorting snails on a large scale.

Keywords: Snails, SVM Classification, Confusion Matrix, Machine Learning, Image Processing

ABSTRAK

Bekicot merupakan salah satu hewan yang banyak terdapat di Indonesia, namun sering dianggap sebagai hama dan kurang dimanfaatkan secara maksimal. Faktanya, ada beberapa jenis bekicot yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan dapat diekspor, terutama ke negara seperti Perancis yang banyak memanfaatkan bekicot sebagai masakan restoran. Dalam skala kecil, proses klasifikasi bekicot lokal dan impor dapat dilakukan secara manual. Namun bila jumlahnya banyak, diperlukan sistem otomatis untuk membantu proses klasifikasi menjadi lebih cepat dan akurat. Penelitian ini mengusulkan metode klasifikasi berbasis *Support Vector Machine* (SVM) untuk membedakan bekicot lokal dan impor. SVM digunakan sebagai model klasifikasi karena kemampuannya dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan pola yang kompleks. Hasil penelitian menunjukkan hasil akurasi sebesar 54%, sehingga dapat menjadi solusi efektif dalam proses pemilahan bekicot dalam skala besar.

Kata kunci: Bekicot, Klasifikasi SVM, Confusion Matrix, Pembelajaran Mesin, Pengolahan citra

I. PENDAHULUAN

Klasifikasi citra merupakan salah satu cabang penting dalam bidang pengolahan citra digital yang memiliki beragam aplikasi, salah satunya adalah dalam hal identifikasi spesies hewan. Bekicot seperti *Achatina fulica*, *Helix pomatia*, dan *Elona quimperiana* merupakan spesies yang sering dijadikan objek penelitian karena relevansinya dalam ekologi, pertanian, dan biomedis. Identifikasi yang akurat terhadap spesies bekicot ini menjadi penting untuk berbagai keperluan, seperti pengendalian hama, penelitian ekologi, bahan pangan, hingga pemanfaatan dalam bidang medis [1].

Dalam konteks pengolahan citra, pengenalan pola [2],[3] pada kulit bekicot dapat memberikan informasi penting mengenai spesies bekicot tersebut. Kulit bekicot memiliki pola dan tekstur unik yang menjadi

ciri khas masing-masing spesies. Namun, proses identifikasi secara manual seringkali membutuhkan keahlian khusus, memakan waktu, dan rentan terhadap kesalahan manusia. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode otomatis [4] yang dapat melakukan klasifikasi citra bekicot secara cepat dan akurat [5].

Meskipun pengolahan citra dan pengenalan pola telah berkembang pesat, beberapa tantangan masih dihadapi dalam klasifikasi citra bekicot. Tantangan-tantangan tersebut diantaranya adalah kemiripan visual [6], dimana kulit bekicot dari spesies yang berbeda seringkali memiliki kesamaan sehingga sulit dibedakan secara visual. Selain itu kualitas citra seperti pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan resolusi dapat mempengaruhi akurasi klasifikasi [7]. Keterbatasan dataset juga menjadikan tantangan tersendiri [4], karena ketersediaan dataset citra bekicot

yang cukup dan teranotasi dengan baik masih menjadi kendala dalam pengembangan model klasifikasi yang andal.

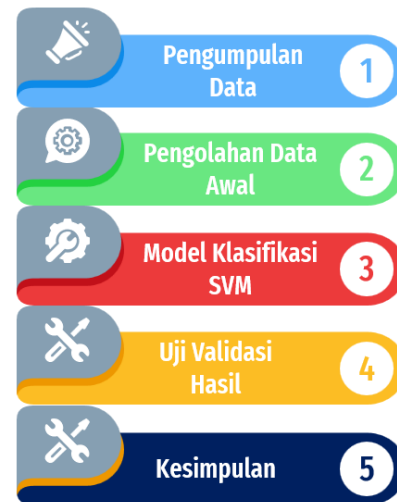
Untuk mengatasi masalah tersebut, metode klasifikasi berbasis pembelajaran mesin (*machine learning*) dapat diterapkan. Salah satu algoritma yang umum digunakan dalam klasifikasi citra adalah *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi utama.

SVM dikenal mampu bekerja dengan baik dalam dataset yang memiliki dimensi tinggi dan menghasilkan hyperplane optimal untuk memisahkan kelas-kelas secara maksimal [8]. Dalam kasus klasifikasi citra, SVM sering menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan algoritma sederhana seperti KNN [9], [10], terutama dalam menangani data yang tidak terpisah secara linear. SVM menggunakan regularisasi yang baik sehingga dapat mengurangi risiko *overfitting*, terutama ketika dataset memiliki jumlah sampel yang terbatas.

Penelitian terkait klasifikasi citra menggunakan SVM sudah sering dilakukan diantaranya adalah penelitian tentang deteksi citra anggur yang dilakukan oleh Sooi [11] mendapatkan hasil akurasi prediksi sebesar 98,1% menggunakan SVM dengan kernel linier dan ekstraksi fitur berbantuan *Squeezenet*. Penelitian dengan judul Penerapan Algoritma SVM Untuk Klasifikasi Citra Daun Sirih dengan hasil akurasi 91% dan testing 80% [12]. Penelitian tentang Klasifikasi Citra Daun Sirih juga pernah dilakukan oleh Chusna [13] dengan hasil akurasi sebesar 83%. Dari penelitian-penelitian sebelumnya yang telah dilakukan masih sedikit penelitian tentang klasifikasi citra hewan khususnya citra bekicot menggunakan metode SVM. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem klasifikasi citra bekicot yang lebih akurat dan efisien serta dapat menjadi dasar bagi pengembangan lebih lanjut dalam bidang identifikasi spesies dan pengelolaan keanekaragaman hayati berbasis teknologi.

II. METODE

Beberapa tahapan dalam penelitian ini disusun sedemikian rupa agar tujuan yang disampaikan dalam latar belakang dapat tercapai. Tahap penelitian meliputi tahap pengumpulan data, pengolahan data awal, pemodelan klasifikasi SVM, pengujian untuk memastikan hasil dan membuat kesimpulan. Gambar 1 menggambarkan tahapan dalam penelitian ini.



Gambar 1. Tahap Penelitian

A. Pengumpulan Data

Agar penelitian ini dapat terlaksana secara maksimal, diperlukan data berupa gambar bekicot yang optimal. Gambar bekicot harus dipilih berdasarkan kriteria yang telah ditentukan, antara lain berbagai sudut, warna cerah, dan gambar bekicot yang tidak *crop*. Data dikumpulkan dari berbagai sumber di *Google Images* melalui pencarian acak di internet.

B. Preprocessing Citra

Preprocessing gambar dilakukan untuk membuat gambar lebih baik dengan menghilangkan *noise* dan menentukan bagian mana yang akan dipotong untuk mengoptimalkannya. Menghindari area luar yang tidak diinginkan dikenal sebagai *cropping* [5].

Proses *cropping* membuat gambar lebih seragam dan fokus. Selain itu, kesalahan yang terjadi selama proses pengambilan gambar dapat menyebabkan gambar rentan terhadap berbagai jenis *noise*. Nilai piksel yang dihasilkan oleh kesalahan ini tidak selalu mencerminkan intensitas nyata dari tampilan [5].

Penghapusan *noise* dilakukan untuk meningkatkan kualitas gambar untuk digunakan sebagai bahan penelitian dan pengujian. Kedua operasi *pre-processing* dilakukan secara manual menggunakan perangkat lunak pemrosesan gambar.

Sebelum dimodelkan, gambar harus dimodifikasi sehingga semuanya memiliki bentuk yang sama. Ada banyak metode yang dapat digunakan. Namun, perubahan ukuran sederhana, dengan cara meregangkan gambar dan mengubah rasio aspeknya, adalah yang paling umum.

Ada beberapa cara dalam menstandarisasi ukuran citra. Cara termudah adalah mengunggah semua gambar, kemudian melihat distribusi lebar dan tinggi gambar, lalu menyesuaikan ukuran gambar baru yang paling sesuai untuk proses klasifikasi. Gambar masukan yang lebih kecil berarti model belajar lebih cepat [14]. Ukuran 200x200 piksel merupakan ukuran yang digunakan dalam penelitian.

Selain metode manual yang telah dijelaskan, dapat dibuat kode program menggunakan *python* untuk memuat gambar ke dalam memori, mengubah ukurannya selama pemuatan, dan kemudian menyimpannya sebagai persiapan untuk pemodelan. Gambar setelah pemrosesan data primer ditunjukkan pada Gambar 2.



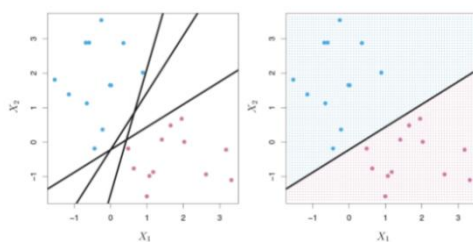
Gambar 2. Hasil *Pre-processing*

C. *Support Vector Machine*

Vladimir Vapnik dan Corinna Cortes merupakan pengembang SVM versi yang hingga saat ini digunakan [15]. SVM adalah model pembelajaran yang diawasi dengan label data sampel. Ini dapat digunakan untuk hampir semua jenis data dan sangat baik untuk prediksi jumlah, klasifikasi, dan pengenalan pola.

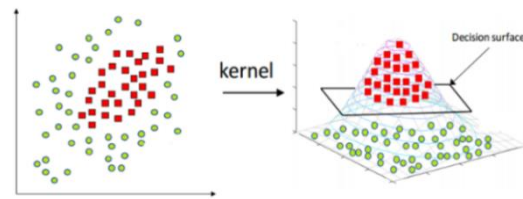
Model pembelajaran mesin terawasi (SVM) biasanya digunakan untuk klasifikasi, tetapi juga dapat digunakan untuk regresi. Dengan menciptakan batasan keputusan, SVM belajar untuk memisahkan dua kelompok yang berbeda [16].

Gambar 3 menunjukkan dua kelas observasi: titik biru dan titik ungu. Grafik di sebelah kiri menunjukkan berbagai cara untuk membedakan kedua kelas ini. Meskipun demikian, tujuan utamanya adalah menemukan *hyperplane* yang ideal yang dapat memaksimalkan jarak antara kedua kelas. Maksudnya, jarak antara titik data terdekat dari masing-masing kelas dan *hyperplane* harus sekecil mungkin. Kelas yang akan diberikan pada observasi tersebut akan ditentukan oleh posisi titik data baru terhadap *hyperplane*.



Gambar 3. *Hyperplane* memisahkan dua kelas

Walaupun contoh di atas terlihat sederhana, pada praktiknya, data di dunia nyata cenderung tersebar secara acak. Akibatnya, memisahkan kelas yang berbeda dengan batas linier menjadi lebih menantang..



Gambar 4. Pemetaan data dari 2 dimensi ke 3 dimensi

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, memproyeksikan data dari ruang dua dimensi ke ruang tiga dimensi dapat membantu menemukan permukaan keputusan yang lebih jelas dalam memisahkan berbagai kelas. Namun, seiring bertambahnya jumlah dimensi, perhitungan dalam ruang tersebut menjadi semakin kompleks. Trik *kernel* dapat digunakan untuk mengatasi masalah ini, ini memungkinkan kita bekerja dalam ruang fitur asli tanpa harus menghitung koordinat data di dimensi yang lebih tinggi.

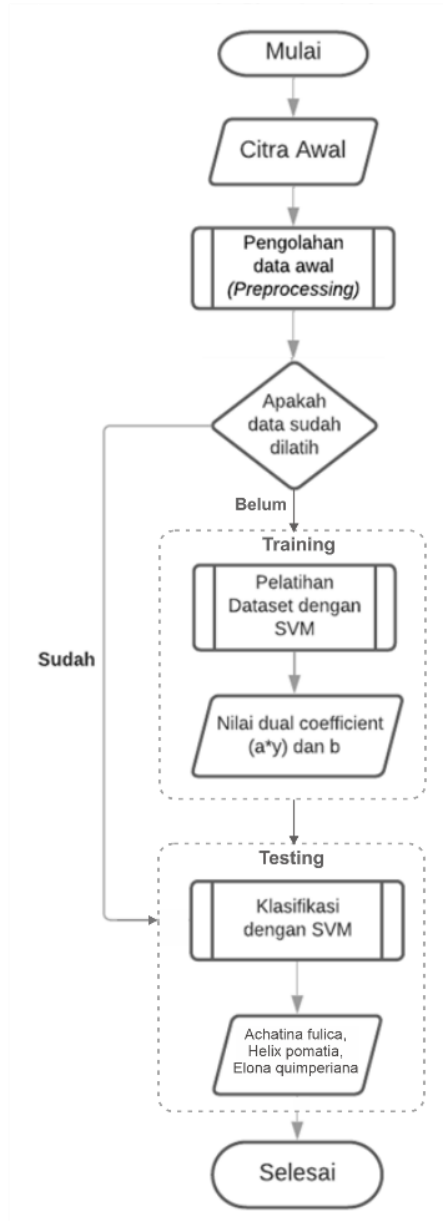
Berbagai jenis kernel ada dalam SVM, dengan kernel polinomial dan kernel fungsi basis radial (RBF) sebagai kernel yang paling populer. Secara intuitif, seperti yang ditunjukkan pada persamaan (1), untuk menentukan kesamaannya, kernel polinomial tidak hanya mempertimbangkan fitur asli sampel masukan, tetapi juga kombinasi dari fitur-fitur tersebut.

$$k(x, y) = (x^T y + 1)^d \tag{1}$$

Kernel Gaussian RBF, yang dapat direpresentasikan sebagai ekspansi Seri Taylor, memiliki jumlah dimensi yang tidak terbatas dalam ruang fitur. Dalam persamaan (2) berikut, parameter γ mengontrol sejauh mana pengaruh sebuah contoh pelatihan terhadap titik data lainnya. Semakin besar nilai γ , semakin terbatas cakupan pengaruhnya, sehingga hanya contoh yang sangat dekat yang akan terpengaruh.

$$k(x, y) = e^{-\gamma \|x-y\|^2}, \gamma \tag{2}$$

Proses klasifikasi menggunakan SVM terdiri dari dua tahap utama, yaitu training dan testing. Sebelum training dilakukan, data awal terlebih dahulu diproses dengan teknik seperti cropping dan penghapusan noise untuk meningkatkan kualitas data. Setelah itu, proses training dilakukan untuk membangun model klasifikasi. Setelah model terbentuk, tahap testing dilakukan dengan mengklasifikasikan citra bekicot berdasarkan model yang telah dilatih. Alur tahapan klasifikasi ini dapat divisualisasikan dalam sebuah flowchart, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Flowchart Klasifikasi SVM

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Dataset

Penelitian ini menggunakan 654 sampel foto atau gambar bekicot yang diambil secara acak dari Google Images. Setiap kategori bekicot memiliki 218 gambar. Dataset ini kemudian dibagi menjadi data *train* dan data *testing*, dengan 20% untuk data *testing* dan 80% untuk data *training*. Pembagian dataset ini digambarkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Daftar Dataset

| Kategori | Jumlah | Latih | % | Uji | % |
|--------------------------|--------|-------|----|-----|----|
| <i>Achatina fulica</i> | 218 | 174 | 80 | 44 | 20 |
| <i>Helix pomatia</i> | 218 | 175 | 80 | 43 | 20 |
| <i>Elona quimperiana</i> | 218 | 174 | 80 | 44 | 20 |

B. Performa SVM

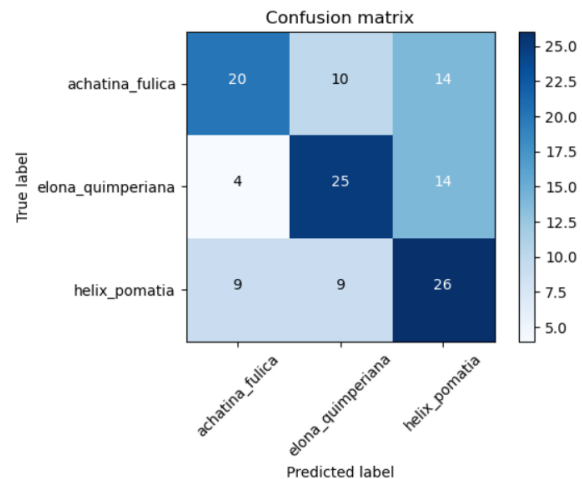
Pengujian klasifikasi dilakukan menggunakan *GridSearchCV* [17] dengan Parameter $\{ 'C' : [0.01, 0.1, 1, 10], 'kernel': ('rbf', 'linear') \}$ dan *support vector classifier = probability=True*. Hasil klasifikasi citra bekicot yang telah dilakukan mendapatkan nilai *accuracy* sebesar 54.198%. Hasil *precision*, *recall*, *f1-score* dan *accuracy* ditunjukkan pada gambar 5.

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------------------|-----------|--------|----------|---------|
| <i>achatina_fulica</i> | 0.61 | 0.45 | 0.52 | 44 |
| <i>elona_quimperiana</i> | 0.57 | 0.58 | 0.57 | 43 |
| <i>helix_pomatia</i> | 0.48 | 0.59 | 0.53 | 44 |
| <i>accuracy</i> | | | 0.54 | 131 |
| <i>macro avg</i> | 0.55 | 0.54 | 0.54 | 131 |
| <i>weighted avg</i> | 0.55 | 0.54 | 0.54 | 131 |

Gambar 6. Classification Report

Hasil *Confusion Matrix* klasifikasi SVM dapat dilihat pada Gambar 6, dengan hasil kategori *Achatina fulica* prediksi benar sebanyak 20, kategori *Elona quimperiana* sebanyak 25 dan kategori *Helix pomatia* sebanyak 26. Hasil yang ditunjukkan pada *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa pada diagonal kanan bawah hingga kiri atas mendapatkan nilai tinggi, maka model yang dihasilkan menunjukkan performa yang baik.

Berdasarkan persamaan (1), *accuracy* klasifikasi SVM dapat dihitung persentasenya dengan melakukan penjumlahan True Positive (TP) dengan True Negative (TN) dibagi jumlah keseluruhan data, sehingga perhitungan akurasi menjadi $(20 + 25 + 26) / 131 = 0,541$ atau 54,1%



Gambar 7. Confusion Matrix

C. Pembahasan

Penelitian ini memilih algoritma SVM karena kemampuannya yang unggul dalam menangani data berdimensi tinggi dengan sampel yang tidak terlalu banyak. SVM piawai dalam menemukan bidang pemisah (hyperplane) terbaik untuk membedakan antar kelas [8]. Selain itu, SVM juga fleksibel karena adanya berbagai jenis kernel (misalnya RBF dan linear) yang dapat disesuaikan dengan karakteristik data. Dibandingkan dengan algoritma lain seperti KNN,

Naive Bayes, atau CNN, SVM memberikan keseimbangan yang baik antara ketepatan dan efisiensi, terutama saat fitur gambar tidak diekstraksi secara mendalam dan ukuran dataset yang ada relatif kecil.

Namun, hasil akurasi klasifikasi yang diperoleh hanya sebesar 54,1%, menunjukkan bahwa performa model masih belum optimal. Salah satu penyebab utama adalah keterbatasan dataset. Dataset yang digunakan hanya terdiri dari 654 citra dengan 218 gambar per kelas, yang diperoleh dari pencarian acak di internet. Keterbatasan ini menyebabkan model memiliki cakupan belajar yang sempit, terutama dalam mengenali variasi intra-kelas dari bekicot. Ketidakteraturan dalam resolusi, pencahayaan, sudut pengambilan, serta noise dari latar belakang juga memperburuk kualitas data pelatihan.

Selain itu, tidak diterapkannya metode ekstraksi fitur menyebabkan SVM bekerja langsung pada data citra mentah, sehingga fitur-fitur penting seperti tekstur atau pola permukaan cangkang tidak tersorot secara efektif. Hal ini membuat model kesulitan membedakan antar kelas, terutama jika spesies bekicot memiliki kemiripan visual.

Faktor lain yang turut berkontribusi terhadap rendahnya akurasi adalah kualitas citra yang tidak seragam, terutama dalam hal:

- 1) Pencahayaan, Gambar terlalu terang atau terlalu gelap menyebabkan hilangnya detail visual.
- 2) Sudut pengambilan gambar, Sudut pandang yang tidak konsisten menghasilkan variasi tampilan yang membingungkan model.
- 3) Latar belakang yang kompleks, kehadiran elemen non-bekicot seperti dedaunan atau tanah dapat mengganggu proses klasifikasi.
- 4) Keburaman atau blur, gambar yang tidak fokus menyulitkan sistem dalam mengekstraksi fitur penting.

Kondisi ini menunjukkan bahwa proses akuisisi data dan pra-pemrosesan memegang peranan vital dalam keberhasilan sistem klasifikasi berbasis citra.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma SVM dapat digunakan untuk klasifikasi citra bekicot, namun hasil akurasi yang diperoleh masih relatif rendah yaitu 54,1%. Hasil ini dipengaruhi oleh sejumlah faktor utama, yaitu keterbatasan dataset, tidak adanya proses ekstraksi fitur, serta rendahnya kualitas gambar baik dari aspek pencahayaan, sudut pengambilan, maupun resolusi.

Walaupun demikian, SVM tetap menunjukkan potensi yang menjanjikan karena mampu menangani data berdimensi tinggi dan memiliki ketahanan terhadap overfitting pada dataset kecil. Untuk meningkatkan akurasi di masa depan, beberapa pendekatan yang direkomendasikan meliputi melakukan ekstraksi fitur seperti GLCM atau HOG, meningkatkan kualitas dan kuantitas dataset dengan

pencitraan terstandarisasi, menggunakan metode augmentasi untuk meningkatkan keragaman data, dan menerapkan metode CNN atau hybrid CNN-SVM untuk memanfaatkan keunggulan keduanya. Dengan pendekatan yang lebih terstruktur dan data yang lebih representatif, sistem klasifikasi citra bekicot dapat menjadi lebih akurat dan aplikatif untuk kebutuhan identifikasi skala besar.

REFERENSI

- [1] N. Sciences and Y. State, "Aktivitas Harian Bekicot (*Achatina fulica*) di Kebun Biologi , Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam , Universitas Negeri Yogyakarta Daily Activities of Snail (*Achatina fulica*) in Biology Garden , Faculty of Mathematics and Natural Sciences , Y.," *Sains Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 46–53, 2024.
- [2] S. NOR, M. A. MUSLIM, and M. ASWIN, "Pengenalan Pola Dasar Angka berdasarkan Gerakan Tangan menggunakan Machine Learning," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 3, p. 595, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i3.595.
- [3] B. C. Octariadi, Y. Brianorman, U. M. Pontianak, U. M. Pontianak, and S. V. Machine, "Pengenalan Pola Tanda Tangan Menggunakan Metode Support Vector Machine," *INFOTECH J.*, vol. 5, no. 2, pp. 16–22, 2019.
- [4] M. Resa Arif Yudianto, P. Sukmasetya, R. Abul Hasani, and D. Sasongko, "Pengaruh Data Preprocessing terhadap Imbalanced Dataset pada Klasifikasi Citra Sampah menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 1367–1375, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2575.
- [5] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [6] G. Buatan, T. Menggunakan, and M. Deep, "Rancang bangun aplikasi uji kemiripan gambar ai generative dan gambar buatan tangan menggunakan metode deep learning," *J. TEKINKOM*, vol. 7, pp. 114–123, 2024, doi: 10.37600/tekinkom.v7i1.1192.
- [7] A. D. Putro and A. Hermawan, "Pengaruh Cahaya dan Kualitas Citra dalam Klasifikasi Kematangan Pisang Cavendish Berdasarkan Ciri Warna Menggunakan Artificial Neural Network," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 215–228, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1396.
- [8] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Convolutional Neural Network and Support Vector Machine in Classification of Flower Images," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–7, 2021, doi: 10.23917/khif.v8i1.15531.
- [9] K. Ariadi *et al.*, "PERBANDINGAN PERFORMA METODE SVM DAN KNN DALAM MENGLASIFIKASIKAN CITRA INFEKSI TELINGA," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 6, pp. 11342–11347, 2024.
- [10] M. Farid Naufal, "Perbandingan, Analisis Svm, Algoritma Untuk, dan CNN," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 2, pp. 311–318, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184553.
- [11] A. G. Sooi, P. A. Nani, N. M. R. Mamulak, C. O. Sianturi, S. C. Sianturi, and A. H. Mondolang, "Klasifikasi Citra Daun Anggur Menggunakan SVM Kernel Linear," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 8, no. 1, p. 19, 2023, doi: 10.31328/jointecs.v8i1.4496.
- [12] E. Puerwandono and I. Maulana, "Penerapan Algoritma SVM Untuk Klasifikasi Citra Daun Sirih," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 859–865, 2023, doi: 10.31539/intecomsv6i2.7761.
- [13] N. L. Chusna, M. I. Shalahudin, U. Riyanto, and A. D. Alexander, "Klasifikasi Citra Jenis Tanaman Jamur Layak Konsumsi Menggunakan Algoritma Multiclass Support Vector Machine," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 178–183, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1624.

- [14] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network," *FORMAT J. Ilm. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 138–147, 2019.
- [15] N. Neneng, K. Adi, and R. Isnanto, "Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, 2016, doi: 10.21456/vol6iss1pp1-10.
- [16] Andi Saenong and R. Rahmat, "Implementasi Algoritma SVM Untuk Sistem Deteksi dan Pengawasan Keamanan Kendaraan di Area Parkir Menggunakan Kamera," *Simkom*, vol. 9, no. 2, pp. 267–277, 2024, doi: 10.51717/simkom.v9i2.570.
- [17] I. Muhamad Malik Matin, "Hyperparameter Tuning Menggunakan GridsearchCV pada Random Forest untuk Deteksi Malware," *Multinetics*, vol. 9, no. 1, pp. 43–50, 2023, doi: 10.32722/multinetics.v9i1.5578.