

CLASSIFICATION OF RICE PLANTS AFFECTED BY RATS USING THE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) ALGORITHM

Nofie Prasetyo^{*1}, Kiki Ahmad Baihaqi², Santi Arum Puspita Lestari³, Yana Cahyana⁴

^{1,2,3,4}Information Engineering, Faculty of Computer Science, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Indonesia
Email: ¹if20.nofieprasetyo@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²kikiahmad@ubpkarawang.ac.id,
³santi.arum@ubpkarawang.ac.id, ⁴yana.cahyana@ubpkarawang.ac.id

(Article received: March 20, 2024; Revision: April 23, 2024; published: April 27, 2024)

Abstract

In the era of Indonesia's agrarian economy which is supported by the agricultural sector, rice plants play an important role in meeting food needs. However, pest attacks, especially field mice, can cause significant losses in rice production. To overcome this, this research proposes the use of the Support Vector Machine (SVM) algorithm with the Particle Swarm Optimization method in predicting rat pest attacks on rice plants. This research involves the process of collecting data from drone photos to identify affected agricultural land. The preprocessing stage involves changing colors from RGB to GRAY and zoom augmentation. Feature extraction is carried out using Histogram of Oriented Gradients (HOG) and Local Binary Pattern (LBP). Testing was carried out involving the SVM/SVC model and performance evaluation was carried out using accuracy, precision and recall metrics. The preprocessing test results showed an increase in performance with training accuracy of 68.33%. However, the actual prediction on the original image results in a low accuracy of around 25%. However, image testing after involving the entire process, including preprocessing and model prediction, shows a higher level of accuracy, reaching around 90%.

Keywords: Drone, Machine Learning, Paddy, SVM.

KLASIFIKASI TANAMAN PADI YANG TERDAMPAK HAMA TIKUS MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Abstrak

Pada era perekonomian agraris Indonesia yang didukung oleh sektor pertanian, tanaman padi memainkan peran penting dalam pemenuhan kebutuhan pangan. Namun, serangan hama, terutama tikus sawah, dapat menyebabkan kerugian signifikan dalam produksi padi. Untuk mengatasi hal ini, penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan metode optimasi Particle Swarm Optimization dalam memprediksi serangan hama tikus pada tanaman padi. Penelitian ini melibatkan proses pengumpulan data dari foto drone untuk mengidentifikasi lahan pertanian yang terdampak. Tahap preprocessing melibatkan perubahan warna dari RGB ke GRAY dan augmentasi zoom. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Local Binary Pattern (LBP). Pengujian dilakukan dengan melibatkan model SVM/SVC dan dilakukan evaluasi kinerja dengan metrik akurasi, presisi, dan recall. Hasil pengujian preprocessing menunjukkan peningkatan performa dengan akurasi pelatihan sebesar 68.33%. Namun, prediksi aktual pada citra asli menghasilkan akurasi yang rendah sekitar 25%. Meskipun demikian, pengujian citra setelah melibatkan seluruh proses, termasuk preprocessing dan prediksi model, menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi, mencapai sekitar 90%.

Kata kunci: Drone, Machine Learning, Padi, SVM.

1. PENDAHULUAN

Masyarakat Indonesia umumnya dikenal sebagai masyarakat agraris, yang berarti perekonomian bertumpu pada sektor pertanian. Hal ini disebabkan karena sebagian besar wilayah daratan Indonesia terbagi oleh sepertiga wilayah perairan seluruhnya. Berdasarkan informasi yang diterima dari

Badan Pusat Statistik (BPS), jumlah penduduk terbesar keempat di dunia tahun 2018 sebanyak 265.015.300 jiwa dan tercatat luas wilayah Indonesia adalah berupa daratan seluas 1.916.862,20 Km². Hampir sebagian besar dari penduduk Indonesia memiliki status pekerjaan dalam sektor pertanian sebesar 35.703.074 jiwa [1].

Secara kebutuhan pangan, padi menjadi salah satu jenis tanaman budidaya dan sumber daya alam yang bermanfaat bagi manusia. Padi yang ditanam oleh petani dapat menjadi beras, selanjutnya bisa dikonsumsi sebagai bahan pokok manan dalam kehidupan kita sehari-hari [2]. Tanaman padi dapat hidup dengan baik di daerah beriklim hangat dan banyak uap air, tetapi juga dapat hidup dengan baik di daerah tropis seperti Indonesia [3]. Secara umum, penggunaan lahan meliputi pertanian tadah hujan, pertanian irigasi, padang rumput, kehutanan, tempat rekreasi, dan lain-lain [4]. Tetapi jenis penggunaan lahan lebih rinci dengan mempertimbangkan beberapa rincian teknis yang berkaitan dengan kondisi fisik dan sosial dari satu atau lebih spesies tanaman. [5]

Hama merupakan salah satu variabel yang mempengaruhi produksi padi. Beberapa hama yang dapat menyerang tanaman padi antara lain: tikus sawah, thrips, belalang, hama putih palsu, hama ganjur, penggerek batang padi merah jambu, kutu kebul, dan wereng batang coklat [6]. Salah satu hama yang paling penting dalam budidaya padi, termasuk hewan mamalia (hewan menyusui), adalah tikus sawah [6]. Tikus berbeda dengan hama tanaman padi lainnya [7]. Tanaman padi diserang oleh tikus sawah mulai dari masa tanam hingga panen. Tikus sawah memiliki daya rusak yang sangat besar, dapat berkembang biak dan beradaptasi dengan cepat, sehingga relatif sulit untuk dikendalikan [8]. Mulai dari kerusakan ringan hingga puso atau gagal panen, tikus sawah dapat menimbulkan banyak kerusakan. [9].

Sistem cerdas yang dapat memprediksi serangan hama tikus pada tanaman padi sangat dibutuhkan, karena sangat penting untuk mencegah serangan hama tikus secara dini [10]. Sistem ini dirancang untuk mencari nilai akurasi dan presisi dengan menggunakan metode Particle Swarm Optimisation dan algoritma Support Vector Machine (SVM).

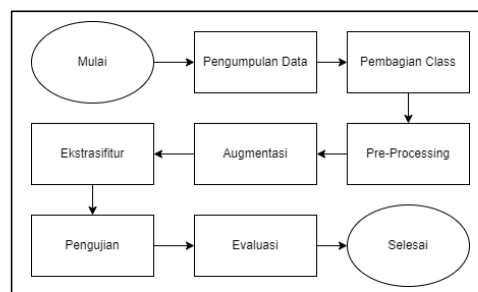
Machine Learning adalah bagian dari kecerdasan buatan atau *Intelligence Amplification* (AI) yang berfokus pada pengembangan algoritma dan model statistik yang memungkinkan sistem komputer meningkatkan kinerjanya [11]. *Machine Learning* melibatkan pembelajaran fitur dan pengklasifikasi secara bersamaan, dan menggunakan data pelatihan untuk mengkategorikan konten gambar tanpa spesifikasi dari fitur gambar [12]. Salah satu algoritma pembelajaran mesin yang digunakan di semua jaringan berbasis pembelajaran mendalam untuk menyelesaikan masalah regresi dan klasifikasi adalah *Support Vector Machine* (SVM) [13]. SVM memiliki lapisan dan bobot yang diatur dalam sebuah arsitektur. Dua komponen dari arsitektur SVM adalah bobot (*Weight*) dan lapisan (*Layer*). [14].

Proses dalam deteksi lahan pertanian pada citra tanaman padi dilakukan dengan mengidentifikasi berbagai objek yang melibatkan citra yang kompleks dan variatif, dimana terdiri dari lahan sawah, dan

bukan lahan sawah, contohnya rumah, jalan, pohon, mobil, dan sebagainya [13], [15]. Semakin banyak jumlah objek dan variasinya membuat citra susah diprediksi dan tingkat keakuratannya semakin kecil. Selain itu, citra tanaman padi diperoleh dari berdasarkan level resolusi, ketinggian gambar (*eye alt*), dan waktu pengambilannya [16]. Menurut penelitian, metode Support Vector Machine (SVM) berkinerja baik dan dapat menangani masalah yang kompleks. [17]. Tujuan penelitian ini yaitu merancang arsitektur SVM untuk identifikasi lahan pertanian sawah yang terdampak hama tikus.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian klasifikasi tanaman padi terhadap hama tikus terdapat tahapan-tahapan alur untuk menyapai pada masalah dan tujuan dari hasil penelitian ini.



Gambar 1. Prosedur Penelitian

Analisis masalah diambil dari tanaman padi yang memiliki hama yang merusak tanaman padi tersebut. Terlalu banyak hama yang harus diketahui, setelah itu baru mencocokkan dampak dari kerusakan yang mempengaruhi. Walaupun pada akhirnya mengetahui jika satu permasalahan tersebut bisa membuat gagal panen tanaman padi, namun pada penelitian ini mengetahui proses hama yang bisa merusak tanaman padi dan memiliki dampak masing-masing serta keadaan yang terlihat pada area pinggir atau tepi dan tengah-tengah sawah yang mengenai ujung tanaman padi. pada setiap penelitian untuk hama padi dapat memproses cukup lama sehingga di pilihlah satu-satu dari masing-masing atribut. Proses yang dilalui dalam penelitian ini penulis memilih untuk meneliti pada ruang lingkup yang kecil sehingga penyakit atau hama yang sering muncul terdapat 3 dataset dan jika di jabarkan secara rinci maka akan lebih banyak hama yang akan di deteksi.

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data ini dilakukan secara tiga tahap yaitu; wawancara, observasi dan studi literatur.

1. Wawancara dilakukan pada salah satu sawah yang bertempat di Karawang, dalam wawancara tersebut peneliti menemukan beberapa *sample* sebagai bahan untuk mengetahui jenis hama tanaman padi.
2. Observasi dilakukan dengan memilih beberapa salah satu hama yang menjadi bahan pengujian pada deteksi tanaman padi.

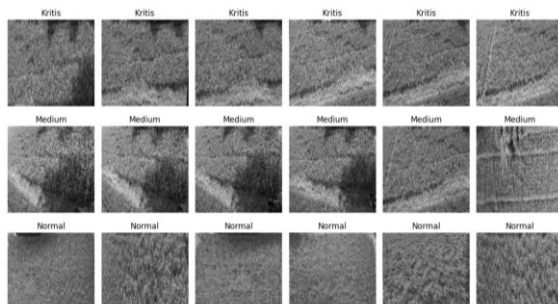
3. Studi literatur peneliti mendapatkan dari foto *drone* dari ketinggian 100 meter untuk mengenai klasifikasi tanaman padi terhadap tikus.

B. Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang digunakan dari foto *drone* dalam bentuk jpg dengan pengambilan gambar dari ketinggian 100 meter diatas permukaan tanah.

C. Pembagian Class

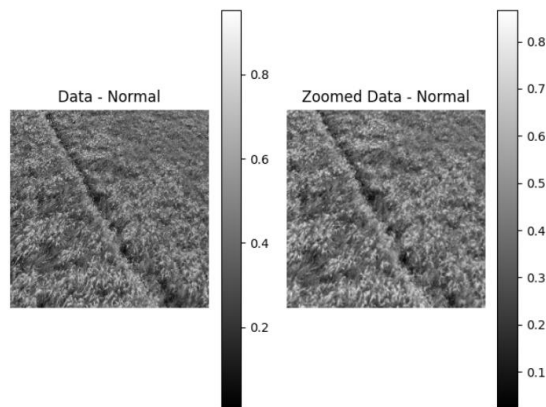
Pembagian *Class* yang didapatkan untuk visualisasi terdapat 3 *class* diantaranya: Kritis, Medium, Normal.



Gambar 2. Merubah Warna Citra RGB to GRAY

D. Preprocessing

Pada tahapan Preprocessing penelitian ini menggunakan tahapan perubahan warna dari RGB ke GRAY seperti gambar 2 diatas [18]. Dalam pengolahan Preprocessing ini menggunakan RGB to Grayscale agar dapat mengurangi dimensi data, mempercepat waktu komputasi atau pengolahan citra, serta menghilangkan redundansi informasi warna yang mungkin tidak diperlukan untuk penelitian ini.



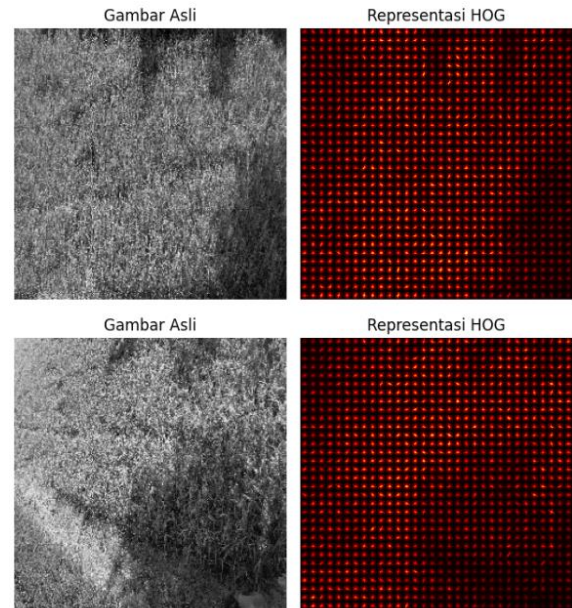
Gambar 3. Zoom

E. Augmentasi

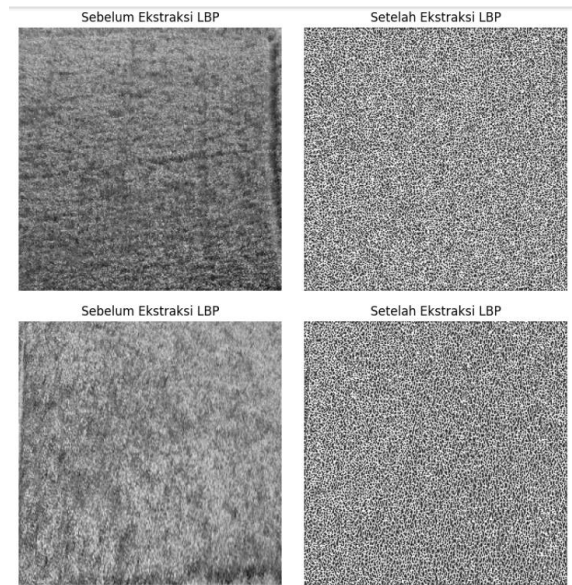
Augmentasi *zoom* adalah salah satu teknik augmentasi data yang umum digunakan dalam pelatihan model klasifikasi, terutama untuk tugas-tugas penglihatan komputer seperti klasifikasi gambar. Pada penelitian ini menggunakan proses *zoom* seperti : Pemotongan Gambar, Penambah Jarak, Pengubah Warna menjadi Grayscale, serta Rotasi dan Pemutarbalik (*Flip*).

Augmentasi yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan Augmentasi *zoom* dengan tingkat

ukuran pebesar 1,2 atau sekitar 20% zoom dari gambar asli (*original*)



Gambar 4. Hasil Ekstrasi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG)



Gambar 5. Hasil Ekstrasi fitur *Local Binary Pattern* (LBP)

F. Ekstrasi fitur

Ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) adalah salah satu metode yang umum digunakan dalam pengolahan citra komputer dan visi komputer untuk mendapatkan representasi fitur dari citra yang memiliki proses seperti : Normalisasi Gambar, Perhitungan Gradien, Pembagian gambar menjadi 16x16 piksel, serta Penggabungan Fitur yang digunakan.

Local Binary Pattern (LBP) adalah metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam pengolahan citra untuk pengenalan tekstur. Metode ini digunakan untuk mengenali pola tekstur dalam suatu citra yang

memiliki proses seperti: Konversi ke Grayscale, Histogram LBP serta Normalisasi.

Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini menggunakan tahapan ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Local Binary Pattern* (LBP) seperti gambar 4 dan gambar 5 [19].

G. Pengujian

Tahap pengujian adalah tahap di mana model yang telah dilatih sebelumnya akan diuji untuk mengukur kinerjanya secara objektif. Tahap ini melibatkan pengukuran metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan recall. Dilakukan pengujian menggunakan citra dengan berbagai posisi dan keadaan yang berbeda - beda, dengan tujuan mengetahui kinerja model dalam mengklasifikasi tanaman padi yang terdampak hama tikus dalam berbagai keadaan. Cara mendapatkan nilai tingkat akurasi adalah dengan rumus.

$$akurasi = \frac{jumlah\ prediksi}{jumlah\ seluruh\ data} \times 100\% \quad (1)$$

H. Evaluasi

Evaluasi hasil dilakukan agar mengetahui tingkat akurasi dari citra gambar dan juga hasil dari pengenalan suatu gambar. Hal ini dilakukan agar mengetahui tingkat keberhasilan dari citra dalam mengenali mengklasifikasi tanaman padi yang terdampak hama tikus. Maka tahap ini diperlukan untuk apakah citra yang dihasilkan sudah sesuai dan mampu mengidentifikasi ketidaksesuaian antara hasil citra dengan yang diharapkan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dimulai dengan pembagian dataset yang sudah diaugmentasi, yang terdiri dari 600 gambar, yang terdiri dari tiga kategori kritis, medium, normal, menjadi tiga dataset: latihan, validasi, dan uji. Data latihan berjumlah 50 gambar, validasi 50 gambar, dan uji 15 gambar. Model dilatih menggunakan GridSearchCv dengan Estimator : SVC . Tabel 1 menunjukkan hasil pelatihan model.

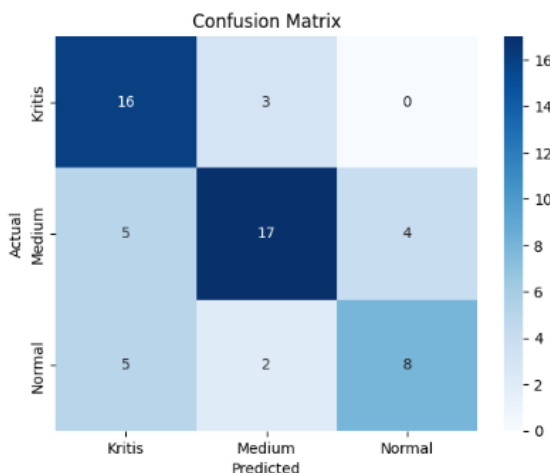
n = Jumlah Citra	Dataset Pengujian	
	Prediksi	Prediksi
Aktual	Negatif (Tidak Terdampak)	Positif (Terdampak Hama)
Negatif (Tidak Terdampak)	True Negatif (TN)	False Positif (FP)
Aktual	False Negative (FN)	True Positive (TP)
Positif (Terdampak Hama)		

Gambar 6 Tabel Keterangan Perhitungan Pengujian Model

3.1. Pengujian Preprocessing

Bagian ini merupakan pengujian tentang pengaruh adanya *preprocessing* pada citra sebelum proses klasifikasi. *Preprocessing* yang digunakan yaitu merubah warna RGB to Gray dan ZOOM dengan faktor zoom 1,2 atau 20%. Pengujian ini menambahkan ekstrasi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Local Binary Pattern* (LBP) untuk membandingkan hasil citra original dengan

citra hasil preprocessing. Model SVM/SVC pada penelitian ini mendapatkan akurasi 0.6833. Seperti gambar 7 dibawah ini.



Gambar 7 Confusion matrik pengujian Preprocessing

Tabel 1 Hasil Report Classification

Citra	Precision	recall	F1-score	support
Kritis	0.62	0.84	0.71	19
Medium	0.77	0.65	0.71	26
Normal	0.67	0.53	0.59	60
accuracy			0.68	60

Berdasarkan Tabel 1, *Precision* adalah jumlah prediksi positif yang benar (kritis, medium, normal) di antara semua prediksi positif yang dibuat oleh model. Dengan akurasi 0,62 untuk "kritis" dan 0,77 untuk "medium" serta 0,67 untuk "normal" model ini sangat kurang akurat dalam memprediksi klasifikasi berdasarkan kategori yang sudah di tetapkan dalam gambar.

$$= TP / (TP + FP) \quad (2)$$

$$Precision\ Positiven\ Negative = TN / (TN + TP) \quad (3)$$

Recall menghitung proporsi positif aktual (kritis, medium, normal di dalam gambar) yang diidentifikasi dengan benar oleh model. Akurasi Recall 0.84 untuk "kritis" dan 0.65 untuk "medium" serta 0.53 untuk "normal" menunjukkan bahwa model ini kurang mahir mengingat kategori klasifikasi seperti di dalam gambar 6.

$$Recall\ Rate\ Positive = TP / (TP + FN) \quad (4)$$

$$Recall\ Rate\ Negative = TN / (TN + FP) \quad (5)$$

F1-Score adalah rata-rata harmonik dari presisi (*precision*) dan *recall* ketika *class* yang dianggap positif jarang muncul dalam data yang diidentifikasi dengan benar oleh model. Akurasi *F1-Score* yang di dapat ialah 0.71 untuk "kritis" dan 0.71 untuk "medium" serta 0.59 untuk "normal" menunjukan

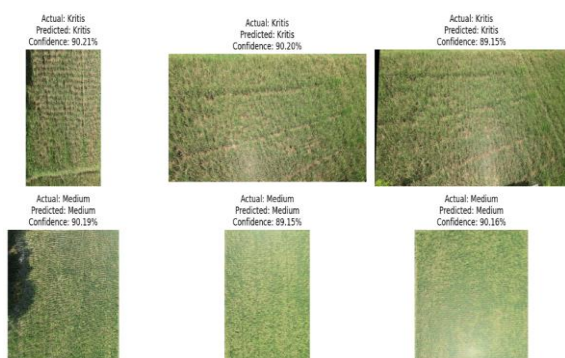
bahwa model ini kurang mahir mengingat kategori klasifikasi yang sudah di tetapkan.

$$F1\ Score = (2 \times (RR \times Precision) / (RR + Precision)) \quad (6)$$

Hasil *report classification* untuk pengujian *preprocessing* adalah memiliki akurasi pelatihan 68%. Untuk citra kritis dan menghasilkan akurasi pelatihan 71%, cita medium serta menghasilkan akurasi pelatihan 71%, Sedangkan untuk citra normal menghasilkan akurasi pelatihan 59%,. Hasil pengujian *preprocessing* terhadap performa citra dapat dilihat pada Gambar 6.

3.2. Pengujian Prediksi Aktual

Bagian ini merupakan pengujian terhadap citra asli/*original* terhadap metode yang digunakan ialah *machine learning*. Dimana citra diprediksi mulai dari seluruh *class* yang ada yaitu: Kritis, Medium, Normal seperti gambar 8 dibawah ini.



Gambar 8 actual predicted citra

3.3. Pengujian Prediksi Model

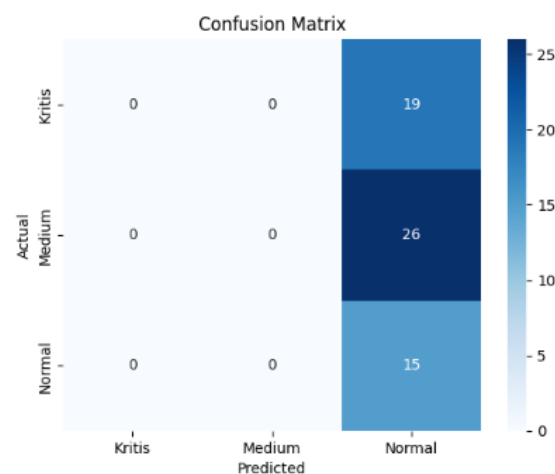
Bagian ini merupakan pengujian terhadap selalu penelitiann yang dilakukan oleh peneliti mulai dari *preprocessing*, *augmentasi*, lalu dilakukan prediksi aktual. Pada bagian ini dapat diuraikan mengenai hasil dari penelitian beserta pengujian yang telah dilakukan. Selain itu, disampaikan juga mengenai pembahasan dari penelitian maupun pengujian yang telah dilakukan. Prediksi model megggunakan SV/SVC dengan kombinasi Hyperparameter terbaikik ('C' : 0.1, 'gamma' : 0.1) dengan memiliki akurasi sebesar 25%.

Tabel 2 Hasil *Report Matrix* Prediksi Model

Citra	Precision	recall	F1-score	support
Kritis	0.00	0.00	0.00	19
Medium	0.00	0.00	0.00	26
Normal	0.25	1.00	0.40	15
accuracy			0.25	60

Berdasarkan Tabel 2, *Precision* adalah jumlah prediksi positif yang benar (kritis, medium, normal) di antara semua prediksi positif yang dibuat oleh model. Dengan akurasi 0.00 untuk "kritis" dan 0.00 untuk "medium" serta akurasi 0.25 untuk "normal"

model ini sangat tidak akurat dalam memprediksi klasifikasi berdasarkan kategori yang sudah di tetapkan dalam gambar.



Gambar 9 Hasil Confusion Matrix Prediksi Model

Recall menghitung proporsi positif aktual (kritis, medium, normal di dalam gambar) yang diidentifikasi dengan benar oleh model. Akurasi Recall 0.00 untuk "kritis" dan 0.00 untuk "medium" serta 1.00 untuk "normal" menunjukkan bahwa model ini tidak mahir mengingat kategori klasifikasi ketika ada di dalam gambar 6.

F1-Score adalah rata-rata harmonik dari presisi (*precision*) dan *recall* ketika kelas yang dianggap positif jarang muncul dalam data yang diidentifikasi dengan benar oleh model. Akurasi *F1-Score* 0.00 untuk "kritis" dan 0.00 untuk "medium" serta 0.40 untuk "normal" menunjukan bahwa model ini tidak mahir mengingat kategori klasifikasi.

hasil *report classification* untuk pengujian prediksi model adalah memiliki akurasi pelatihan 25%. Untuk citra kritis menghasilkan akurasi pelatihan 0%, cita medium menghasilkan akurasi pelatihan 0%, Sedangkan untuk citra normal menghasilkan akurasi pelatihan 40%, Hasil pengujian *preprocessing* terhadap performa citra dapat dilihat pada Gambar 8. Yang menunjukkan bahwa metode algoritma *machine learning* tidak bisa mengingat kategori sebuah *class* citra yang sudah ditetapkan.

4. DISKUSI

Pada penelitian ini didapatkan sebuah model yang dapat mengklasifikasikan tanaman padi yang terdampak hama tikus dengan yang tidak terdampak hama tikus. Di mana model yang dilatih terdiri dari tiga *class* antara lain kritis, medium, normal menggunakan algoritma SVM (*Support Vector Machine*).

Pada tahap pelatihan dilakukan prediksi klasifikasi menggunakan megggunakan SV/SVC dengan kombinasi Hyperparameter terbaikik ('C' : 0.1, 'gamma' : 0.1) pada citra yang sudah dipreprocessing, diperoleh estimator : SVC sebesar

25%. Selanjutnya dilakukan pengujian deteksi objek sebanyak 5 kali kesetiap *class* citra yang terdampak hama tikus dan yang tidak terdampak, dan hasilnya semua citra dideteksi dengan kurang benar sehingga mendapatkan nilai akurasi 40%.

Penelitian sebelumnya tentang tanaman padi yang terdampak hamatikus dengan menggunakan metode yang sama yang berjudul “Klasifikasi Tanaman Padi Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*”. Itu belum ada sama sekali hingga saat ini, rata-rata peneliti melakukan penelitian kepada tanaman padi yang terdampak atau terjangkit hama tikus menggunakan metode sebaliknya yaitu “*Deep learning*”. Dari hasil perbandingan tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode “*Support Vector Machine*” atau “*Machine Learning*” yang telah dilakukan dapat mendeteksi citra tanaman padi yang terdampak hama tikus akan tetapi algoritma *support vector machine* masih belum bisa mengklasifikasi sebuah citra berdasarkan *class* yang sudah di tentukan yang mana persentase prediksi dibawah 80%.

Bahkan tidak mencapai 50% dan tidak dapat berjalan dengan baik, dengan akurasi yang kurang diharapkan. Hal tersebut menjadi kekurangan dari penelitian yang telah dilakukan dengan metode “*Support Vector Machine*” atau “*Machine Learning*”.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan proses tahapan penelitian yang melibatkan klasifikasi objek dengan tiga *class*, yaitu kritis, medium, dan normal menggunakan metode *Support Vector Machine*, dapat disimpulkan bahwa klasifikasi tanaman padi terhadap hama tikus dalam pemograman python berhasil diterapkan dengan algoritma *Support Vector Machine* yang memperoleh memiliki akurasi pelatihan 25%. Untuk citra kritis menghasilkan akurasi pelatihan 0%, citra medium menghasilkan akurasi pelatihan 0%,. Sedangkan untuk citra normal menghasilkan akurasi pelatihan 40%.

Berdasarkan hasil pengujian ketika dilakukan sebanyak 5 kali kesetiap *class* citra yang terdampak hama tikus dan yang tidak terdampak, didapatkan hasilnya semua citra dideteksi dengan kurang benar sehingga mendapatkan nilai akurasi 40%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik, *Statistik Indonesia 2019*. 2019.
- [2] K. S. Putri and T. Anugrahini, “Strategi Bertahan Hidup Petani Padi Sawah Tadah hujan pada Musim Kemarau di Desa Cilebak,” 2023.
- [3] T. Wahyudie, *Pengelolaan Komoditas Hortikultura Unggulan Berbasis Lingkungan*. Lombok Tengah Nusa Tenggara Barat: Forum Pemuda Aswaja, 2021.

- [4] R. Jusrianti, *Analisis Kesesuaian Penggunaan lahan Berdasarkan Kelas Kemampuan Lahan di Sub Daerah Aliran Sungai (DAS) Jenelata*. Makasar: Universitas Hasanuddin Makasar, 2021.
- [5] S. Rusdiana and A. Maesya, “Pertumbuhan Ekonomi dan kebutuhan Pangan di Indonesia,” *Agriekonomika*, vol. 6, no. 1, Apr. 2019, doi: 10.21107/agriekonomika.v6i1.1795.
- [6] K. A. Baihaqi and C. Zonyfar, “Deteksi Lahan Pertanian Yang Terdampak Hama Tikus Menggunakan Yolo v5,” 2022.
- [7] R. Juniansyah Arifandi, M. Junus, M. Kusumawardani, P. Studi Jaringan Telekomunikasi Digital, J. Teknik Elektro, and P. Negeri Malang, “Sistem Pengusir Hama Burung dan Hama Tikus Pada Tanaman Padi Berbasis Raspberry pi”, 2021.
- [8] A. Gazali and Ilhamiyah, *Hama Penting Tanaman Utama dan Taktik Pengendaliannya*. Banjarmasin: Universitas Islam Kalimantan Muhammad Arsyad Al-Banjary Banjarmasin, 2022.
- [9] P. Widodo, I. M. A. S. Wijaya, and I. P. G. Budisanjaya, “Hubungan Antara Persentase Serangan Hama Tikus dengan Produktivitas Lahan Melalui Pendekatan Foto Udara,” *Jurnal Beta (BIOSISTEM DAN TEKNIK PERTANIAN)*, vol. 6, pp. 1–8, Sep. 2019, [Online]. Available: <http://ojs.unud.ac.id/index.php/beta>
- [10] C. Bagus, P. Putra, R. Cahya Wihandika, and S. Adinugroho, “Prediksi Luas Serangan Hama pada Tanaman Padi Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM) dan Particle Swarm Optimization (PSO),” 2020. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [11] S. Hartati and Gadjah Mada University Press, *Kecerdasan buatan berbasis pengetahuan*.
- [12] H. Hikmayanti Handayani, S. Madenda, E. Prasetyo Wibowo, T. Maulana Kusuma, S. Widiyanto, and A. Fitri Nur Masruriyah, “The best classification algorithm for identification beef quality based on marbling,” in *2020 5th International Conference on Informatics and Computing, ICIC 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Nov. 2020. doi: 10.1109/ICIC50835.2020.9288624.
- [13] “Pemanfaatan Model Neural Network dalam Generasi Baru Pertanian Presisi di Perkebunan Kelapa Sawit.”
- [14] R. K. Dinata and N. Hasdyna, *Machine Learning*. Sulawesi: Universitas Malikussaleh, 2020.
- [15] M. Alfin Jimly Asshiddiqie, B. Rahmat, and

- F. Tri Anggraeny, “Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” 2020.
- [16] B. Id *et al.*, “Analisis Semiotika Foto Cerita Rupa Masyarakat.”
- [17] S. Fitri and N. Nurjanah, “Penerapan Support Vector Machine untuk Mendapatkan Sebaran lahan Sawah pada Citra Landsat 8,” *INFOTECH Journal*, vol. 4, pp. 1–5, 2019.
- [18] E. Puerwandono and I. Maulana, “Penerapan Algoritma Svm Untuk Klasifikasi Citra Daun Sirih,” *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, vol. 6, no. 2, pp. 1–7, 2023.
- [19] Meiriyama, S. Devella, and S. M. Adelfi, “Klasifikasi Daun Herbal Berdasarkan Fitur Bentuk Dan Tekstur Menggunakan KNN,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, pp. 1–12, 2022.