

KLASIFIKASI SPESIES KUPU-KUPU MENGGUNAKAN CNN DENGAN REDUKSI DIMENSI PCA

Bovilius Meidi ¹⁾ Jovandi Todana ²⁾ Adidtiya Kurniawan ³⁾

¹⁾²⁾³⁾ Teknik Informatika Universitas Tarumanagara

Jalan Letjen S. Parman No. 1, Grogol, Jakarta 11440 Indonesia

email : bovilius.535230014@stu.untar.ac.id ¹⁾, jovandi.535230027@stu.untar.ac.id ²⁾,
adidtiya.535230110@stu.untar.ac.id ³⁾

ABSTRAK

Kupu-kupu memiliki peran dalam menjaga keseimbangan ekosistem sekaligus menjadi indikator kualitas lingkungan hidup. Penurunan populasi kupu-kupu di wilayah perkotaan menjadi latar belakang pengembangan sistem klasifikasi spesies berbasis citra digital guna mendukung edukasi dan konservasi. Penelitian ini mengusulkan metode klasifikasi spesies kupu-kupu menggunakan kombinasi Convolutional Neural Network (CNN) dan Principal Component Analysis (PCA). Dataset yang digunakan diambil dari Kaggle dengan total 80 spesies, namun difokuskan pada 5 spesies untuk eksperimen, yaitu Monarch, Painted Lady, Peacock, Question Mark, dan Red Admiral. Proses pra-pemrosesan dilakukan dengan Sobel Edge Detection untuk menonjolkan kontur morfologi, sedangkan fitur tekstur diekstraksi menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Reduksi dimensi dengan PCA diterapkan sebelum proses klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode CNN dengan input gambar hasil Sobel mencapai akurasi tertinggi sebesar 75,21%. Sementara itu, kombinasi metode SOBEL + PCA + SVM menghasilkan akurasi 58,76%, dan kombinasi GLCM + PCA + SVM menghasilkan akurasi 40,07%. Metode hybrid Sobel + GLCM + PCA + SVM memberikan akurasi terendah di antara pendekatan non-deep learning yaitu 23,07%. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan CNN memberikan akurasi terbaik, sedangkan kombinasi GLCM, Sobel, PCA, dan SVM menawarkan solusi klasifikasi yang lebih efisien tetapi mengurangi berbagai fitur utama dalam klasifikasi.

Key words

CNN, GLCM, Klasifikasi, PCA, SVM

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Kupu-kupu merupakan indikator penting dalam ekosistem dan berperan sebagai agen penyerbuk serta penanda kualitas lingkungan. Namun, urbanisasi menyebabkan menurunnya populasi kupu-kupu, terutama

di wilayah metropolitan seperti Jakarta. Kondisi ini membuat spesies kupu-kupu semakin jarang terlihat dan dikenal oleh masyarakat. Oleh karena itu, sistem klasifikasi otomatis berbasis citra digital dapat berperan penting dalam edukasi serta pelestarian biodiversitas serangga.

Secara morfologis, kupu-kupu memiliki pola sayap yang khas dan bervariasi, menjadikannya objek ideal untuk klasifikasi berbasis gambar. Dalam penelitian ini, digunakan pendekatan *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), yang telah terbukti efektif dalam mengenali pola visual melalui proses ekstraksi fitur spasial secara mendalam [1] [2]. Namun, tantangan muncul ketika berhadapan dengan dataset berskala besar dan kompleks, sehingga dibutuhkan metode tambahan untuk efisiensi, seperti *Principal Component Analysis* (PCA) untuk reduksi dimensi [3].

Metode lain yang digunakan dalam penelitian ini adalah *sobel edge detection* untuk menyorot kontur morfologi kupu-kupu, dan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur. Gabungan dari teknik-teknik ini diujikan baik melalui CNN maupun kombinasi alternatif seperti PCA + *Support Vector Machine* (SVM) [4] [5]. Pendekatan ini bertujuan untuk mengevaluasi kombinasi fitur visual (kontur dan tekstur) serta efektivitas model klasifikasi baik dari segi akurasi maupun efisiensi komputasi.

Penelitian ini diharapkan tidak hanya menghasilkan model klasifikasi yang akurat dan efisien, namun juga memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi klasifikasi gambar untuk keperluan edukasi lingkungan dan pelestarian spesies kupu-kupu di era digital.

1.2. Rumusan Masalah

Permasalahan utama yang diangkat dalam penelitian ini berkaitan dengan efektivitas dan efisiensi berbagai metode klasifikasi citra kupu-kupu. Fokus utamanya adalah menilai sejauh mana model CNN mampu melakukan klasifikasi secara akurat terhadap gambar dari berbagai spesies kupu-kupu. Penelitian ini juga mengevaluasi kontribusi metode pra-pemrosesan seperti Sobel dalam menonjolkan kontur morfologi serta peran reduksi dimensi dengan PCA dalam menyederhanakan data masukan.

Di sisi lain, efektivitas kombinasi fitur tekstur dari GLCM dan klasifikasi berbasis SVM juga diteliti, termasuk potensi dari pendekatan hibrida seperti Sobel + GLCM + PCA + SVM dalam menciptakan sistem klasifikasi ringan yang tetap akurat. Dengan pendekatan ini, penelitian bertujuan untuk menjawab sejauh mana tiap metode memberikan hasil klasifikasi yang optimal dalam konteks citra kupu-kupu.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membangun dan mengevaluasi model klasifikasi gambar kupu-kupu dengan menggunakan pendekatan CNN dan teknik machine learning alternatif. Penelitian ini berusaha mengkaji efektivitas penggunaan metode PCA sebagai teknik reduksi dimensi yang mendampingi CNN, serta mengevaluasi pengaruh metode Sobel dalam memperkuat kontur visual citra sebelum dilakukan klasifikasi. Tujuan lainnya adalah membandingkan performa pendekatan CNN dengan pendekatan *non-deep learning* seperti kombinasi PCA dan SVM, serta mengkaji efektivitas integrasi fitur morfologi dan tekstur melalui pendekatan gabungan Sobel, GLCM, dan PCA dalam proses klasifikasi.

1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat edukatif dan ilmiah. Bagi masyarakat umum, terutama di wilayah urban yang minim akan keanekaragaman hayati terlihat secara langsung, sistem klasifikasi citra kupu-kupu ini dapat berfungsi sebagai media edukasi digital yang informatif. Keberadaan sistem semacam ini berpotensi meningkatkan kesadaran terhadap pentingnya menjaga spesies penyerbuk seperti kupu-kupu.

Sementara itu, bagi dunia akademik, penelitian ini memberikan kontribusi dalam bentuk pengembangan sistem klasifikasi berbasis citra biologis menggunakan metode CNN, PCA, SVM, serta ekstraksi fitur seperti GLCM dan Sobel. Penekanan pada kernel linear dalam SVM juga menjadi fokus penting, karena menawarkan efisiensi tinggi dan kemudahan interpretasi hasil, terutama ketika digunakan pada data berdimensi tinggi namun bersifat linier. Hasil studi ini dapat dijadikan referensi dalam pengembangan sistem klasifikasi ringan namun akurat dalam studi biodiversitas dan penerapan kecerdasan buatan dalam ekologi.

1.5. Batasan Masalah

Untuk menjaga ruang lingkup penelitian tetap fokus dan terarah, terdapat beberapa batasan dalam studi ini. Penelitian hanya menggunakan subset dari dataset gambar kupu-kupu, yakni lima spesies dengan jumlah data pelatihan sebanyak 352 gambar dan data pengujian sebanyak 234 gambar. Model klasifikasi yang digunakan

adalah arsitektur dasar CNN, tanpa melakukan eksplorasi terhadap model-model lanjutan seperti VGG atau ResNet.

Teknik reduksi dimensi yang digunakan terbatas pada PCA, tanpa perbandingan dengan pendekatan lain seperti LDA atau t-SNE. Penelitian ini juga menguji pendekatan *non-deep learning* dengan kombinasi PCA dan SVM, guna memperoleh perbandingan performa terhadap CNN. Seluruh batasan ini diterapkan agar penelitian tetap fokus pada evaluasi integrasi kontur, tekstur, dan reduksi dimensi dalam klasifikasi citra biologis yang efisien.

2. Landasan Teoritik

2.1. Metode Sobel

Penelitian ini didasarkan pada lima landasan utama yaitu metode Sobel, *Convolutional Neural Network* (CNN), *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *Principal Component Analysis* (PCA), dan *Support Vector Machine* (SVM). Masing-masing metode memiliki peran penting dalam sistem klasifikasi gambar kupu-kupu berdasarkan fitur morfologis dan tekstur visualnya [6].

Metode Sobel digunakan untuk mendeteksi tepi dan kontur morfologis kupu-kupu. Metode ini bekerja dengan dua kernel konvolusi 3x3 untuk menghitung gradien intensitas secara horizontal dan vertikal. Gradien total dihitung dengan rumus:

$$G = \sqrt{S_x^2 + S_y^2} \quad (1)$$

Di mana S_x dan S_y masing-masing mewakili gradien arah horizontal dan vertikal. Nilai S_x dan S_y diperoleh dari kombinasi piksel-piksel tetangga dengan bobot tertentu, seperti:

$$S_x = (a_2 + c_3 + a_4) - (a_0 + c_7 + a_6) \quad (2)$$

$$S_y = (a_0 + c_1 + a_2) - (a_6 + c_5 + a_4) \quad (3)$$

Metode ini membantu menonjolkan garis tepi sayap kupu-kupu yang penting untuk proses klasifikasi.

2.2. *Convolutional Neural Network* (CNN)

CNN digunakan sebagai metode utama dalam klasifikasi gambar [7]. CNN bekerja dengan lapisan-lapisan konvolusi dan pooling yang mengekstraksi fitur spasial penting dari citra input. Aktivasi non-linear ReLU digunakan pada setiap lapisan untuk memperkenalkan kompleksitas pada pemrosesan data, dirumuskan sebagai:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

Setelah fitur diekstraksi dan diratakan, data diproses melalui lapisan fully connected dan diakhiri dengan fungsi Softmax untuk menghasilkan probabilitas kelas:

$$\sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (5)$$

CNN dilatih menggunakan algoritma optimasi Adam, yang menyesuaikan pembaruan bobot berdasarkan momentum dan rata-rata gradien, sehingga konvergensi lebih cepat dan akurat [8].

2.3. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM digunakan untuk menganalisis fitur tekstur dari citra grayscale kupu-kupu [9]. Metode ini membentuk matriks berdasarkan hubungan antara intensitas piksel-piksel pada jarak dan arah tertentu. Fitur tekstur dihitung dari matriks tersebut, seperti:

- Contrast:

$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j}(i-j)^2 \quad (6)$$

- Dissimilarity:

$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j}|i-j| \quad (7)$$

- Homogeneity:

$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (8)$$

- ASM:

$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j}^2 \quad (9)$$

- Energy:

$$\sqrt{ASM} \quad (10)$$

- Correlation:

$$\sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j} \left[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (11)$$

2.4. Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah metode statistik berbasis tampilan yang digunakan untuk mereduksi dimensi data citra dengan mengubahnya ke dalam sistem koordinat baru yang lebih sederhana, namun tetap mempertahankan informasi penting. Teknik ini berguna dalam berbagai aplikasi pengolahan citra dan pengenalan pola [10]. PCA dalam pengenalan wajah dikenal sebagai metode eigenface atau eigenvector, yaitu teknik yang menghasilkan ciri khas wajah melalui dekomposisi matriks kovarians data latih menjadi eigenvector. Eigenvector ini menjadi komponen utama yang merepresentasikan variasi paling signifikan antar wajah.

Penerapan PCA dalam pengolahan citra dilakukan melalui beberapa tahapan utama **Invalid source specified..** Pertama, setiap citra pelatihan direpresentasikan sebagai vektor berdimensi N^2 , sehingga seluruh kumpulan citra membentuk himpunan vektor. Kedua, dihitung rata-rata dari seluruh citra pelatihan untuk mendapatkan citra rata-rata μ . Ketiga, dilakukan pengurangan antara setiap citra dengan citra rata-rata untuk memperoleh vektor perbedaan.

$$Wi = Bi - \mu \quad (12)$$

Keempat, matriks scatter total atau matriks kovarians dihitung dari himpunan vektor Φ sebagai berikut:

$$C = \sum_{n=1}^M wnwt = AAT \quad (13)$$

Kelima, dilakukan dekomposisi terhadap matriks kovarians untuk memperoleh nilai eigen dan vektor eigen, yang menunjukkan arah utama variasi data. Terakhir, setiap citra diproyeksikan ke ruang fitur baru yang dibentuk oleh vektor eigen, sehingga diperoleh representasi baru berupa vektor bobot yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi atau pengenalan pola.

2.5. Support Vector Machine (SVM)

SVM diterapkan sebagai metode klasifikasi alternatif. SVM mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan kelas data dengan margin maksimum [11]. Persamaan hyperplane linier dirumuskan sebagai:

$$w^T \cdot x + b = 0 \tag{14}$$

dan prediksi kelas dilakukan dengan fungsi tanda:

$$Prediksi = \text{sign}(w^T x_i + b) \tag{15}$$

Dalam penelitian ini digunakan kernel linear, karena efisien untuk data berdimensi tinggi dan hasilnya lebih mudah diinterpretasikan [12]. Untuk data yang tidak terpisah secara linear, SVM juga dapat menggunakan kernel non-linear seperti RBF. Namun, pendekatan kernel linear sudah mencukupi untuk jenis dataset citra kupu-kupu yang digunakan dalam penelitian ini.

Dengan menggabungkan metode-metode ini, penelitian mampu membangun sistem klasifikasi yang tidak hanya akurat dalam mengenali spesies kupu-kupu, tetapi juga efisien secara komputasi dan adaptif untuk berbagai kebutuhan klasifikasi berbasis visual.

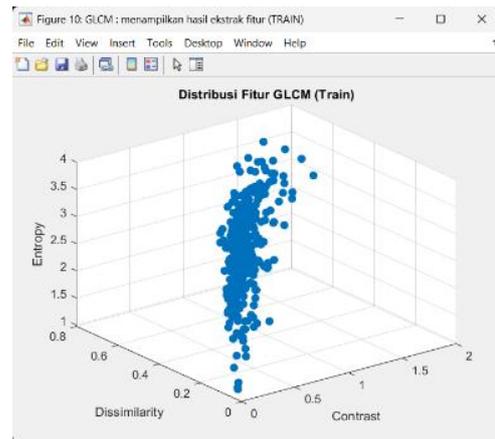
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pelatihan Model CNN dengan Pra-Pemrosesan Sobel

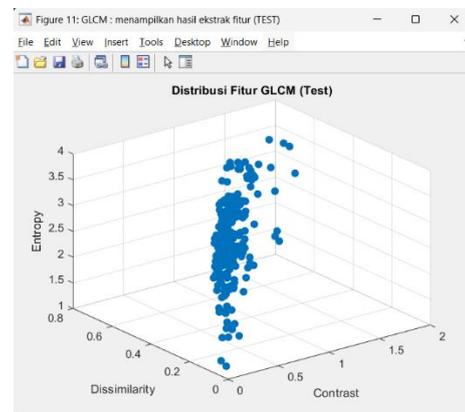
Setelah gambar diproses menggunakan metode Sobel, model CNN dilatih selama 15 *epoch* dengan *mini-batch size* 32 dan *optimizer* Adam. Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi hingga mendekati 100% pada data latih dan akurasi validasi sebesar 75,21%, menandakan model cukup mampu mengenali spesies kupu-kupu berdasarkan fitur kontur. Grafik *loss* juga menunjukkan penurunan stabil, menandakan pelatihan berhasil dan menghindari overfitting.

3.2 Visualisasi Reduksi Dimensi PCA

Visualisasi fitur hasil GLCM (*Contrast*, *Dissimilarity*, *Entropy*) menunjukkan masih adanya tumpang tindih antar kelas, menandakan fitur tekstur saja belum cukup kuat untuk membedakan semua spesies.

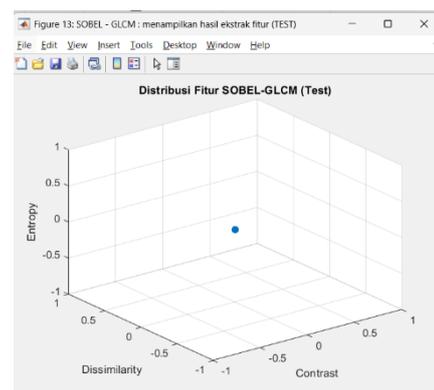


Gambar 1 Distribusi Fitur GLCM - Train

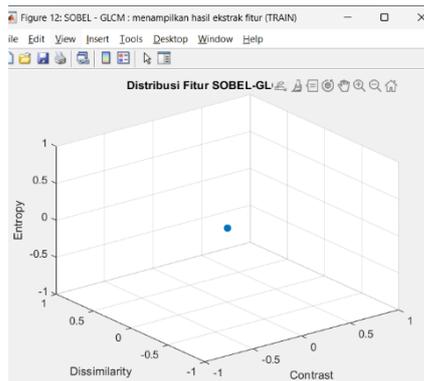


Gambar 2 Distribusi Fitur GLCM - Test

Penggabungan fitur Sobel dan GLCM ke dalam ruang 3D tidak menghasilkan peningkatan separabilitas antar kelas yang signifikan. Hal ini bisa terjadi karena dominasi salah satu fitur atau hilangnya informasi penting.

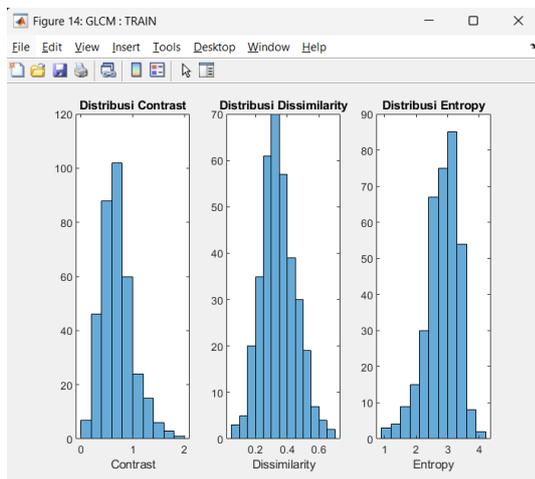


Gambar 3 Distribusi Fitur SOBEL-GLCM - Test

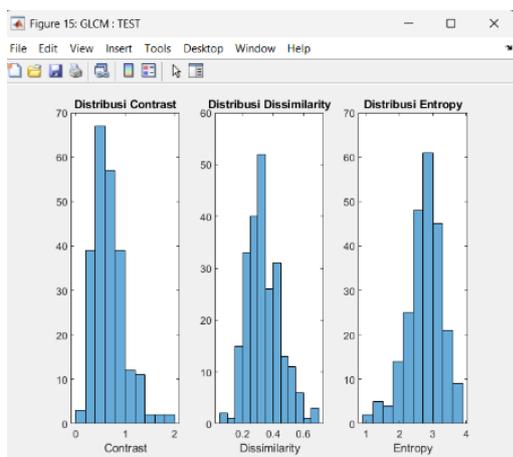


Gambar 4 Distribusi Fitur SOBEL-GLCM - Train

Histogram fitur GLCM pada *data train* dan *test* menunjukkan distribusi sebaran yang konsisten dan seimbang, menunjukkan stabilitas dalam proses ekstraksi fitur.



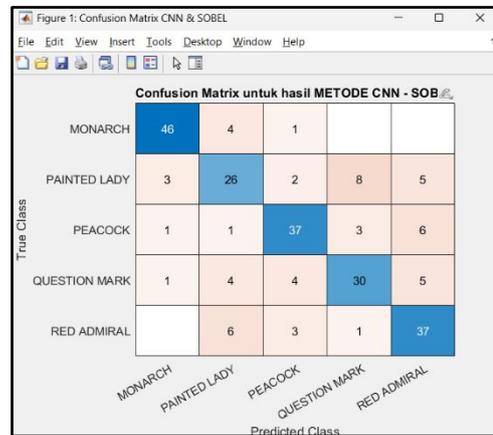
Gambar 5 Histogram Distribusi Fitur GLCM pada Data Train



Gambar 6 Histogram Distribusi Fitur GLCM pada Data Test

3.3 Evaluasi Klasifikasi: *Confusion Matrix* CNN dan Sobel

CNN yang dilatih dengan fitur kontur Sobel menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 75,21%. Sebagian besar kelas seperti Monarch, Peacock, dan Red Admiral diklasifikasikan dengan baik, sedangkan kelas seperti Painted Lady dan Question Mark mengalami kebingungan antar kelas.

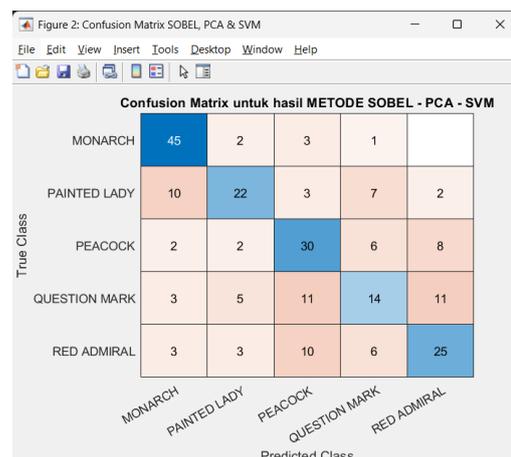


Gambar 7 Confusion Matrix hasil klasifikasi METODE CNN dan SOBEL

3.4 Evaluasi Klasifikasi: *Confusion Matrix* PCA dan SVM

3.4.1 Metode Sobel + PCA + SVM

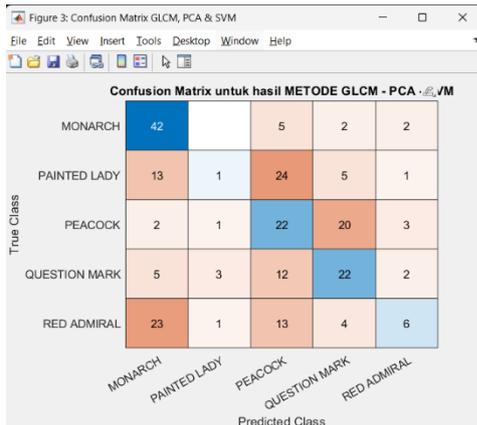
Model ini menunjukkan performa cukup baik, terutama pada kelas Monarch dan Peacock. Namun, terdapat kekeliruan pada kelas Painted Lady dan Question Mark.



Gambar 8 Confusion Matrix hasil klasifikasi Metode Sobel + PCA + SVM

3.4.2 Metode GLCM + PCA + SVM

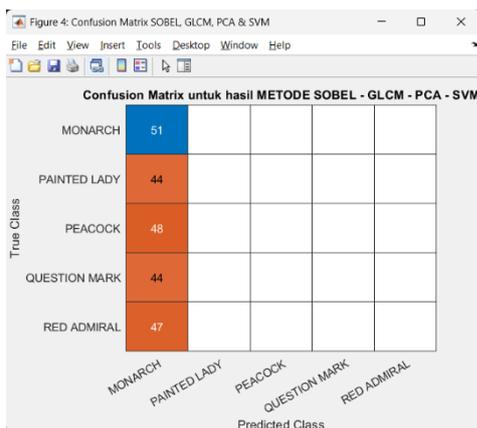
Memiliki akurasi lebih rendah dari Sobel + PCA, namun tetap berhasil mengenali sebagian besar Monarch dan Peacock. Kesalahan umum terjadi antara Painted Lady dan Red Admiral.



Gambar 9 Confusion Matrix hasil klasifikasi METODE GLCM - PCA - SVM

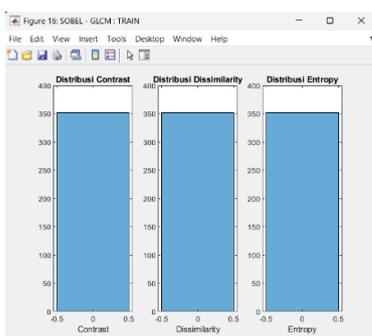
3.4.3 Metode Sobel + GLCM + PCA + SVM

Justru menunjukkan penurunan performa, dengan mayoritas data terklasifikasi menjadi satu kelas saja. Hal ini mengindikasikan hilangnya informasi penting akibat reduksi dimensi yang tidak optimal.

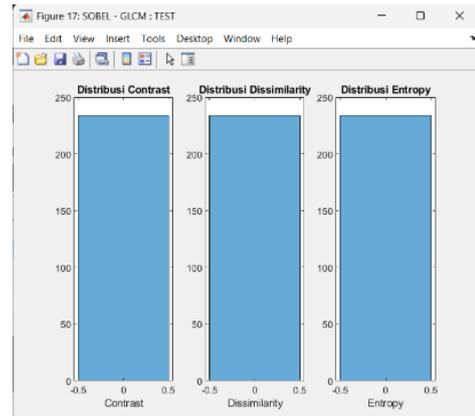


Gambar 10 Confusion Matrix hasil klasifikasi METODE SOBEL - GLCM - PCA - SVM

Distribusi Fitur GLCM Distribusi fitur pada *data train* dan *test* (*Contrast*, *Dissimilarity*, *Entropy*) menunjukkan penyebaran merata antar kelas, menandakan fitur yang dihasilkan representatif dan tidak menyebabkan *overfitting*.



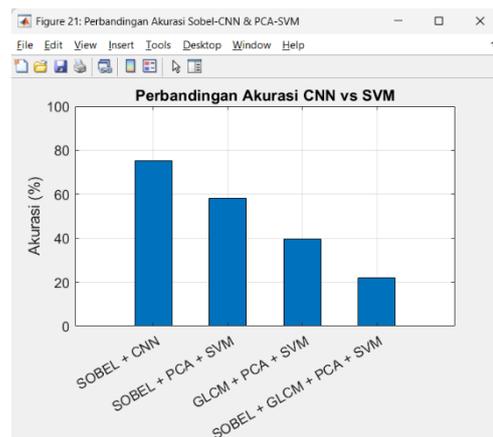
Gambar 11 Distribusi fitur GLCM Train



Gambar 12 Distribusi fitur GLCM Test

3.5 Perbandingan Akurasi CNN dan SVM

Perbandingan kinerja menunjukkan bahwa CNN + Sobel memiliki akurasi tertinggi 75.21%, diikuti oleh Sobel + PCA + SVM 58.76%, GLCM + PCA + SVM 40.07%, dan metode gabungan Sobel + GLCM + PCA + SVM 23.07%.



Gambar 13 Hasil perbandingan

3.6 Analisis dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan analisis mendalam terhadap hasil eksperimen klasifikasi spesies kupu-kupu menggunakan berbagai pendekatan, yaitu CNN dengan pra-pemrosesan Sobel, PCA + SVM, serta kombinasi fitur visual dari Sobel dan GLCM yang direduksi menggunakan PCA dan diklasifikasikan dengan SVM. Tujuan utama dari analisis ini adalah mengevaluasi efektivitas masing-masing metode berdasarkan akurasi, efisiensi, dan kontribusi setiap komponen terhadap performa klasifikasi secara keseluruhan.

Pra-pemrosesan menggunakan operator Sobel terbukti mampu meningkatkan kualitas fitur visual citra, terutama dalam memperjelas kontur morfologi kupu-kupu pada bagian tubuh dan sayap. Fitur kontur yang dihasilkan dari proses ini sangat membantu model dalam mengenali pola visual yang kompleks, terutama pada spesies yang

memiliki garis-garis tegas seperti Painted Lady dan Monarch. Model CNN yang dilatih dengan citra hasil deteksi tepi Sobel menunjukkan performa klasifikasi yang tinggi, ditandai dengan konvergensi stabil dalam proses pelatihan serta akurasi prediksi yang kuat terhadap sebagian besar spesies. Meski demikian, masih terdapat beberapa kekeliruan pada spesies yang memiliki kemiripan bentuk atau warna.

Penerapan PCA untuk reduksi dimensi terhadap fitur yang dihasilkan dari Sobel maupun GLCM menghasilkan representasi data yang lebih kompak dan terkelompok. Hal ini mempermudah algoritma SVM dalam membedakan antar kelas karena dimensi fitur yang lebih rendah dan lebih terstruktur. Selain mengurangi kompleksitas komputasi, PCA juga membantu mempertahankan fitur-fitur paling signifikan yang mendukung klasifikasi. Model SVM yang dilatih dengan hasil reduksi ini menunjukkan kinerja yang cukup baik, dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang rendah pada beberapa kelas dominan. Meskipun akurasinya lebih rendah dibanding CNN, metode ini sangat efisien dan sesuai untuk kasus klasifikasi citra dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

Pendekatan hybrid yang menggabungkan fitur kontur Sobel dan fitur tekstur GLCM yang kemudian direduksi menggunakan PCA sebelum diklasifikasikan oleh SVM memberikan hasil yang relatif seimbang. Kombinasi ini mampu menangkap kompleksitas morfologi dan tekstur yang beragam dari citra kupu-kupu. Hasil klasifikasi menunjukkan distribusi prediksi yang lebih merata antar kelas, meskipun tidak seakurat CNN. Namun demikian, pendekatan ini berhasil menghindari overfitting dan tetap efisien secara komputasi.

Berdasarkan hasil perbandingan akurasi, metode CNN dengan input dari citra hasil Sobel menghasilkan akurasi tertinggi, disusul oleh metode Sobel + PCA + SVM, kemudian GLCM + PCA + SVM, dan yang terendah adalah metode gabungan Sobel + GLCM + PCA + SVM. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun CNN unggul dalam hal akurasi, metode berbasis PCA + SVM tetap relevan dan efektif, terutama dalam konteks efisiensi dan skalabilitas sistem klasifikasi citra.

Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa metode Sobel konsisten meningkatkan kualitas fitur kontur yang penting untuk pembelajaran visual, CNN menawarkan akurasi terbaik namun membutuhkan daya komputasi besar, PCA + SVM memberikan solusi klasifikasi yang ringan dan cepat, sedangkan pendekatan gabungan Sobel + GLCM + PCA + SVM menjadi kompromi yang baik antara akurasi dan efisiensi. Oleh karena itu, pemilihan metode klasifikasi harus disesuaikan dengan kebutuhan aplikasi, apakah untuk mencapai akurasi maksimum atau untuk memperoleh efisiensi pemrosesan yang optimal.

4. Kesimpulan

Penelitian ini membandingkan beberapa pendekatan klasifikasi citra spesies kupu-kupu berdasarkan morfologi dan tekstur visual. Hasil menunjukkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) yang didahului oleh pra-pemrosesan *Sobel Edge Detection* menghasilkan akurasi tertinggi, karena berhasil menonjolkan kontur morfologis yang penting untuk proses ekstraksi fitur spasial secara mendalam.

Pendekatan *deep learning* dengan Convolutional Neural Network (CNN) yang didukung pra-pemrosesan Sobel Edge Detection terbukti menjadi metode paling efektif dengan akurasi tertinggi sebesar 75,21%. Pada pendekatan berbasis reduksi dimensi dan klasifikasi, kombinasi Sobel + PCA + SVM menghasilkan akurasi sebesar 58,76%, sedangkan kombinasi GLCM + PCA + SVM mencapai akurasi 40,07%. Adapun metode hybrid yang menggabungkan Sobel + GLCM + PCA + SVM memberikan akurasi terendah yaitu 23,07%.

Sementara itu, penggunaan fitur tekstur dari GLCM memberikan kontribusi tambahan terutama pada spesies dengan pola mikroskopik khas. Gabungan Sobel + GLCM + PCA + SVM menawarkan solusi klasifikasi yang hemat sumber daya, meski perlu pengelolaan lebih lanjut untuk menghindari kehilangan informasi saat reduksi dimensi.

Pendekatan Principal Component Analysis (PCA) yang diikuti oleh Support Vector Machine (SVM) terbukti efisien dalam mengurangi dimensi data dan mempercepat proses klasifikasi, meskipun akurasinya lebih rendah dibandingkan CNN. Kombinasi ini tetap layak untuk diterapkan pada sistem dengan keterbatasan komputasi.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menegaskan bahwa penggabungan pendekatan visual (kontur dan tekstur) dengan metode klasifikasi yang adaptif dapat membentuk sistem klasifikasi gambar yang akurat, efisien, dan siap dikembangkan untuk aplikasi biodiversitas digital atau edukasi visual berbasis citra.

REFERENSI

- [1] M. A. Kassem, K. M. Hosny, R. Damaşevičius and M. M. Eltoukhy, "Machine Learning and Deep Learning Methods for Skin Lesion Classification and Diagnosis: A Systematic Review," *Diagnostics*, vol. 11, no. 8, p. 1390, 2021.
- [2] I. K. Trisiawan, Y. F. Supegina and S. Attamimi, "Penerapan Multi-Label Image Classification Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Sortir Botol Minuman," *JURNAL TEKNOLOGI ELEKTRO UNIVERSITAS MERCU BUANA*, vol. 13, no. 1, pp. 48-54, Februari 2022.
- [3] A. Tharwat, "Classification Assessment Methods," *Emerald Insight: Applied Computing and Information*, vol. 17, no. 1, pp. 168-192, 2021.

- [4] F. P. P. O. R. & S. M. Rajeena, "A novel method for the classification of butterfly species using pre-trained CNN models.," *Electronics*, 2022.
- [5] R. Yasmin, A. Das, L. J. Rozario and M. E. Islam, "Butterfly detection and classification techniques: A review," *Intelligent Systems with Applications*, 2023.
- [6] A. Johar, A. Vatesia and R. Faurina, "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK PENENTUAN BOBOT SAPI MENGGUNAKAN METODE SOBEL," *Just IT : Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, dan Komputer*, vol. 12, no. 2, 08 2022.
- [7] P. A. Nugroho, I. Fenriana and R. Arijanto, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA," *Jurnal Buddhi Dharma*, vol. 2, no. 1, pp. 12-20, 11 2020.
- [8] M. Toyib, T. D. K. Pratama and I. Aqil, "Penerapan Algoritma CNN Untuk Mendeteksi Tulisan Tangan Angka Romawi dengan Augmentasi Data," *Algoritma : Jurnal Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Kebumihan Dan Angkasa*, vol. 2, no. 3, pp. 108-120, 2024.
- [9] D. P. Sari and D. Juniati, "IMPLEMENTASI DIMENSI FRAKTAL BOX COUNTING DAN K-MEANS DALAM KLASIFIKASI JENIS KUPU-KUPU (LEPIDOPTERA) BERDASARKAN BENTUK SAYAP," *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 11, no. 2, 2023.
- [10] S. C. Deliva Akbar, D. A. Salim, R. Rahmad , A. Khomsi and R. Sovia, "PERBANDINGAN KINERJA PCA-KNN DAN LDA DALAM KLASIFIKASI JENIS KUPU-KUPU: ANALISIS AKURASI DAN EFEKTIVITAS," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 9, no. 3, 05 2025.
- [11] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani and M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)*, vol. 3, no. 2, pp. 153-160, 2023.
- [12] R. S. Tantika and A. Kudus, "Penggunaan Metode Support Vector Machine Klasifikasi Multiclass pada Data Pasien Penyakit Tiroid," *Bandung Conference Series: Statistics*, vol. 2, no. 2, 2022.