



Klasifikasi Wajah untuk Rekomendasi Gaya Rambut Menggunakan SVM dan Random Forest

Mochamad Rizky Ainur Ridho^{1*}, Mahatma Mahesa², Bagus Adi Wibowo³, Rachmat Adi Purnama⁴, Veti Apriana⁵, Rame Santoso⁶

^{1,2,3,4} Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

⁵ Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

⁶ Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

Email: ainurridho6405@gmail.com^{1*}, mahatmamahesa6@gmail.com², bagusadiwibwo666@gmail.com³, rachmat.rap@bsi.ac.id⁴, rame.rms@bsi.ac.id⁵, veti.vta@bsi.ac.id⁶

*Penulis Korespondensi: ainurridho6405@gmail.com

Abstract. The goal this project is to create a face-shape classification and hairstyle recommendation system by combining Support Vector Machine (SVM) and Random Forest (RF) algorithms with Histogram of Oriented Gradients (HOG) feature extraction. This study is motivated by the growing demand for individualized appearance support, as many users find it difficult to find haircuts that complement their face features. The method first preprocesses facial photos, uses HOG to extract key geometric and texture-based features, and then uses SVM and RF models to categorize the images. For training, validation, and testing, a dataset of five different face shapes is utilized. According to experimental results, the Random Forest model has an accuracy of about 89%, while the SVM model achieves an accuracy of about 95%. These findings suggest that SVM is better suited for managing high-dimensional feature spaces generated by HOG extraction. A recommendation system that offers hairstyle recommendations based on the anticipated face shape is then integrated with the trained model. The system is useful for real-time use since it can process pictures taken with the camera or uploaded from the gallery. Overall, this study shows that integrating HOG with SVM offers a dependable basis for creating customized hairdo recommendations as well as an efficient method for face-shape classification.

Keywords: Face Shape Classification; Hairstyle Recommendation; HOG; Random Forest; SVM.

Abstrak. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat sistem yang dapat mengklasifikasikan bentuk wajah dan menyarankan gaya rambut yang menggunakan metode ekstraksi fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG), serta algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest (RF). Latar belakang penelitian ini adalah kebutuhan masyarakat akan sistem yang dapat membantu orang secara objektif memilih gaya rambut yang sesuai dengan bentuk wajah mereka. Proses penelitian dimulai dengan tahap pra-pemrosesan gambar. Setelah itu, pola tekstur dan kontur wajah diekstraksi menggunakan HOG, yang kemudian diklasifikasikan menggunakan model SVM dan RF. Gambar wajah dengan lima kategori bentuk wajah dibagi ke dalam data pelatihan, validasi, dan pengujian. Model terbaik kemudian diterapkan ke dalam sistem rekomendasi gaya rambut yang dapat menerima gambar melalui kamera dan galeri, membuatnya praktis untuk digunakan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model SVM memiliki performa terbaik dengan akurasi sekitar 95%, sedangkan Random Forest memiliki akurasi sekitar 89%. Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi HOG dan SVM adalah pendekatan yang efektif untuk klasifikasi bentuk wajah dan dapat berfungsi sebagai dasar yang kuat untuk memberikan rekomendasi gaya rambut yang tepat dan personal bagi pengguna.

Kata kunci: Bentuk Wajah; Ekstraksi HOG; Gaya Rambut; Random Forest; SVM.

1. LATAR BELAKANG

Salah satu bagian tubuh yang memiliki fitur khusus yang sangat berpengaruh pada bagaimana seseorang diidentifikasi secara visual dan tampilannya secara keseluruhan, gaya rambut seseorang dapat meningkatkan atau mengurangi proporsi wajah (Putra, 2024). Karena berbagai bentuk wajah dan pengetahuan yang terbatas tentang kecocokan model rambut, banyak orang kesulitan menentukan gaya rambut yang tepat (Rizal et al., 2023). Hal ini

menunjukkan bahwa *system* otomatis yang dapat membantu menyesuaikan gaya rambut dengan bentuk wajah pengguna.

Pengolahan citra dan kecerdasan buatan semakin banyak digunakan dalam analisis fitur wajah, berkat kemajuan teknologi. Metode ekstraksi fitur seperti Local Binary Pattern (LBP) dapat mengumpulkan tekstur wajah dengan baik. Di sisi lain, algoritma klasifikasi seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan Random Forest (RF) telah ditunjukkan untuk berfungsi dengan baik dalam sejumlah penelitian klasifikasi visual (Florentina, 2023; Kurniati & Pramana, 2023). Dengan teknologi ini, klasifikasi bentuk wajah dapat dilakukan secara otomatis tanpa intervensi manual yang dapat memengaruhi subjektivitas.

Penelitian sebelumnya, bagaimanapun masih memiliki beberapa keterbatasan. Sebagian besar penelitian berkonsentrasi pada penggunaan CNN untuk mendeteksi wajah, tetapi mereka belum mengaitkan hasil klasifikasi dengan rekomendasi gaya rambut (Arafat, 2023; Putra, 2024). Penelitian lain hanya menggunakan SVM atau RF untuk mengklasifikasi objek umum dari pada bentuk wajah (Fatimah & Agustin, 2025). Selain itu, belum ada penelitian yang secara langsung membandingkan kinerja SVM dan Forest Random untuk klasifikasi bentuk wajah, yang kemudian digunakan sebagai dasar untuk memberikan saran gaya rambut.

Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah untuk membuat sistem klasifikasi bentuk wajah dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest (RF), dan kemudian menggunakannya sebagai dasar untuk memberikan rekomendasi gaya rambut yang tepat. Melalui proses analisis otomatis yang efisien, system ini diharapkan dapat membantu pengguna memilih model rambut yang sesuai dengan bentuk wajah mereka.

2. KAJIAN TEORITIS

Studi Terkait

Berikut adalah table penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian ini, serta ringkasan dari penelitian tersebut.

Tabel 1. Table Penelitian Terdahulu.

Referensi	Tahun	Judul	Metode	Kesimpulan
Putra (2024)	2024	Deteksi Bentuk	CNN untuk	Meskipun CNN dapat
		Wajah untuk	klasifikasi bentuk	mengenali bentuk
		Rekomendasi Gaya	wajah dan	wajah, itu hanya dapat
		Rambut	pemetaan ke gaya	menggunakan dataset
		Menggunakan CNN	rambut	kecil karena membutuhkan banyak data dan komputasi.
Arafat (2023)	2023	Klasifikasi Bentuk	CNN	Meskipun model dapat
		Wajah dan Jenis	(EfficientNet +	mengklasifikasikan
		Rambut Berbasis	ResNet), transfer	bentuk wajah dan jenis
		CNN EfficientNet &	learning	rambut, temuan
		ResNet		menunjukkan bahwa, karena jumlah data yang terbatas, terjadi overfitting.
Nurhayati & Mega (2020)	2020	Analisis Citra	HOG untuk fitur,	Meskipun penelitian
		Wajah	SVM untuk	belum dilakukan pada
		Menggunakan SVM	klasifikasi pola	rekomendasi gaya
		dan Ekstraksi Fitur	wajah	rambut, HOG + SVM
		HOG		memberikan akurasi tinggi pada dataset kecil.

Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah bidang ilmu yang mempelajari bagaimana gambar diproses, dianalisis, dan diinterpretasikan oleh komputer sehingga mampu mengekstrak informasi penting dari gambar visual. Teknik ini digunakan untuk mengenali objek dengan fitur seperti tekstur, bentuk, dan kontur (Rahamdhanu & Syahputra, 2022). Pada konteks wajah, citra berperan dalam mempersiapkan citra sebelum proses ekstraksi fitur, seperti melakukan grayscale, normalisasi, resize, dan peningkatan kualitas gambar agar fitur visual dapat dikenali secara lebih akurat.

Face Recognition dan Face Shape Classification

Pengenalan wajah adalah proses identifikasi pola visual pada wajah manusia untuk mengidentifikasi fitur khusus seperti struktur tulang, kontur, dan bentuk. Sistem keamanan, biometrik, dan aplikasi kecerdasan buatan lain yang membutuhkan pemahaman tentang struktur wajah manusia sering menggunakan teknologi ini (Sarumaha, 2025). Pada penelitian ini, Klasifikasi bentuk wajah menjadi proses penting karena bentuk wajah berfungsi sebagai dasar dalam menentukan rekomendasi gaya rambut yang sesuai (Putra, 2024).

Histogram of Oriented Gradients (HOG)

Metode ekstraksi fitur yang dikenal sebagai histogram gradien orientasi (HOG) digunakan untuk mengidentifikasi pola gradien dan orientasi tepi pada sebuah gambar dengan membagi gambar menjadi sel kecil dan menghitung arah gradien untuk setiap piksel. Kemudian, HOG membentuk histogram berdasarkan orientasi tersebut, yang menghasilkan representasi fitur yang stabil (Nurhayati & Mega, 2020). Metode ini banyak digunakan untuk deteksi objek dan pengenalan wajah karena mampu secara efektif mempertahankan informasi tentang bentuk dan kontur wajah serta tidak sensitif terhadap rotasi dan perubahan pencahayaan.

Machine Learning dalam Klasifikasi Citra Wajah

Proses pelatihan model membantu sistem komputer mengenali pola data yang diberikan. Machine learning digunakan dalam citra wajah untuk mengelompokkan bentuk wajah berdasarkan fitur yang telah diekstraksi, memungkinkan komputer untuk membuat keputusan atau klasifikasi secara otomatis (Damanjati et al, 2024). Model machine learning memerlukan data pelatihan dan ekstraksi fitur yang representative agar mampu menghasilkan prediksi yang akurat (Pratama, 2023).

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang berfokus pada memaksimalkan margin antar kelas untuk memisahkan data ke dalam beberapa kelas. Ini dilakukan dengan mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data ke dalam beberapa kelas (Fatimah & Agustin, 2025). Selain itu, SVM memiliki kemampuan untuk menggunakan berbagai kernel, seperti linear, polynomial, dan RBF. Karena itu, mereka dapat menangani pola data non-linear dengan akurat dalam klasifikasi bentuk wajah (Pratama, 2023).

Random Forest

Random Forest adalah algoritma kumpulan yang menggabungkan banyak pohon keputusan untuk meningkatkan stabilitas prediksi dan mengurangi risiko overfitting. Setiap pohon memilih hasil klasifikasi untuk menghasilkan produk yang lebih konsisten (Florentina,

2023). Karena dapat menangani fitur dan variasi data yang sangat besar, Random Forest cocok untuk gambar (Kurniati & Pramana, 2023).

Sistem Rekomendasi Gaya Rambut

Tujuan sistem rekomendasi gaya rambut yaitu untuk memberikan rekomendasi model rambut yang didasarkan pada karakteristik wajah pengguna. Untuk mengimbangi bentuk wajah yang berbeda, seperti oval, persegi, atau bulat, gaya rambut yang berbeda diperlukan. Dalam penelitian sebelumnya, CNN digunakan untuk membuat sistem rekomendasi gaya rambut; namun, teknik ini membutuhkan dataset besar dan komputasi yang sangat tinggi (Arafah, 2023; Putra, 2024). Oleh karena itu, sebagai alternatif yang lebih ringan dan efektif, penelitian ini menyarankan metode ekstraksi fitur HOG dan klasifikasi yang menggunakan SVM dan Random Forest.

3. METODE PENELITIAN

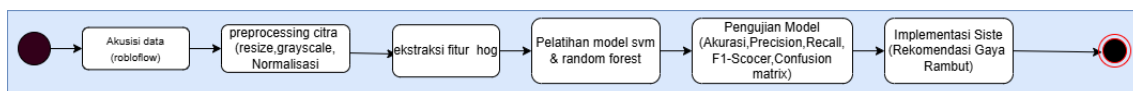
Objek Penelitian

Studi ini berfokus pada proses klasifikasi bentuk wajah sebagai dasar untuk memberikan saran gaya rambut yang sesuai dengan karakteristik wajah pengguna. Metode ekstraksi fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG), serta algoritma klasifikasi berbasis Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest

Kumpulan gambar wajah berkualitas tinggi dan berbagai bentuk wajah, seperti oval, bulat, persegi, hati, dan panjang di berikan oleh platform Roboflow untuk digunakan dalam penelitian ini. Dataset ini digunakan sebagai data latih dan uji untuk membangun dan mengevaluasi model klasifikasi wajah.

Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian disusun secara sistematis dan dibagi menjadi beberapa tahapan utama, mulai dari akuisisi data, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur, pelatihan model, hingga pengujian dan evaluasi model. Alur penelitian secara umum dijelaskan sebagai berikut ini:



Gambar 1. Alur penelitian.

Akuisisi Data

Dataset citra wajah diunduh dari platform Roboflow. Seluruh gambar sudah dikelompokkan berdasarkan kategori bentuk wajah sehingga memudahkan proses pengolahan lebih lanjut.

Preprocessing Citra

Dalam langkah ini, gambar diubah menjadi ukuran yang seragam, diubah menjadi grayscale, dinormalisasi intensitas piksel, dan, jika diperlukan, dicropping area wajah. Preprocessing dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh gambar memiliki format yang konsisten sehingga HOG dapat mengekstraksi fitur dengan maksimal.

Ekstraksi Fitur HOG

Metode Histogram Orientasi Gradien (HOG) digunakan pada setiap gambar wajah untuk mengumpulkan informasi tentang gradien dan orientasi tepi yang mewakili bentuk wajah. Tahap ini menghasilkan vektor fitur numerik sebagai input untuk algoritma klasifikasi.

Pelatihan Model (Training)

Data fitur HOG dibagi menjadi data latih dan data uji. Model SVM dan Random Forest kemudian dilatih menggunakan data latih untuk membangun fungsi klasifikasi yang mampu mengenali pola bentuk wajah yang didasarkan pada fitur HOG.

Pengujian Model (Testing)

Data uji digunakan untuk menguji model yang telah dilatih. Proses ini tidak hanya menemukan bentuk wajah yang benar, tetapi juga menghasilkan skor F1, akurasi, precision, dan recall.

Evaluasi Model

Untuk mengevaluasi tingkat kesalahan dan konsistensi prediksi, hasil pengujian dibandingkan antara SVM dan Random Forest. Ini dilakukan dengan menggunakan matriks confusion, selain nilai metrik evaluasi lainnya.

Implementasi Sistem Rekomendasi

Bentuk wajah yang berhasil dikenali oleh model digunakan sebagai dasar untuk memberikan rekomendasi gaya rambut yang sesuai. Implementasi dilakukan dengan menautkan setiap kategori bentuk wajah dengan gaya rambut tertentu.

Pelatihan Model

Fitur HOG sebagai masukan digunakan untuk pelatihan. Untuk mendapatkan pemisahan kelas terbaik, model SVM dilatih dengan kernel, biasanya RBF, dan penyesuaian parameter C dan gamma. Model Hutan Acak terdiri dari banyak pohon pilihan dengan fitur yang dipilih secara acak. Itu juga menggunakan kriteria seperti Gini dan entropy, serta mengatur jumlah pohon dan kedalaman untuk mencegah overfitting. Semua pelatihan dilakukan secara bertahap sampai model menjadi konvergen dan stabil.

Pengujian Model

Data uji dan data latih dipisahkan untuk menguji model. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengetahui seberapa baik model dapat mengidentifikasi bentuk wajah yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metrik yang digunakan untuk pemeriksaan termasuk:

- a. Akurasi
- b. Precision
- c. Recall
- d. F1-Score

Nilai – Nilai tersebut dihitung berdasarkan jumlah berdasarkan jumlah prediksi benar dan salah pada masing – masing kelas bentuk wajah. Evaluasi ini penting untuk mengetahui kemampuan model dalam kondisi sebenarnya.

Evaluasi Model

Untuk menganalisis performa prediksi untuk setiap kelas bentuk wajah, confusion matrix digunakan untuk melakukan evaluasi model. Dengan menggunakan confusion matrix, tingkat kesalahan klasifikasi, seperti false positive dan false negative, dapat dilihat. Model yang memiliki nilai akurasi dan konsistensi yang paling tinggi dipilih untuk digunakan dalam sistem rekomendasi gaya rambut.

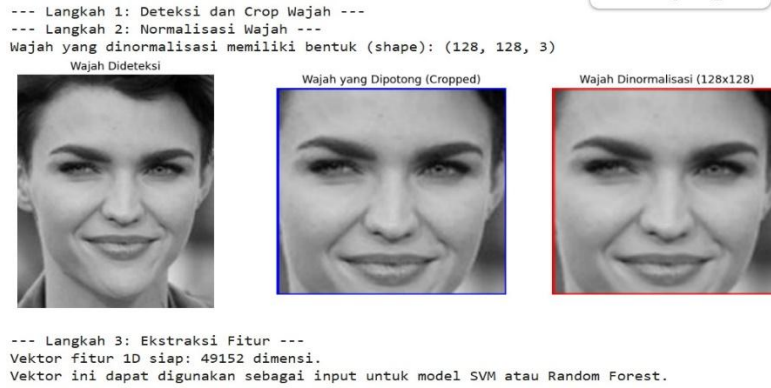
Implementasi Sistem

Tujuan dari tahap implementasi adalah untuk memasukan model klasifikasi bentuk wajah terbaik ke dalam sistem rekomendasi gaya rambut. Sistem ini nantinya dapat menerima gambar wajah, memprosesnya melalui pipeline preprocessing dan HOG, kemudian mengklasifikasikan gambar wajah berdasarkan model Random Forest atau SVM. Hasil klasifikasi ini digunakan untuk memberikan rekomendasi gaya rambut yang sesuai dengan bentuk wajah pengguna.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Preprocessing Citra

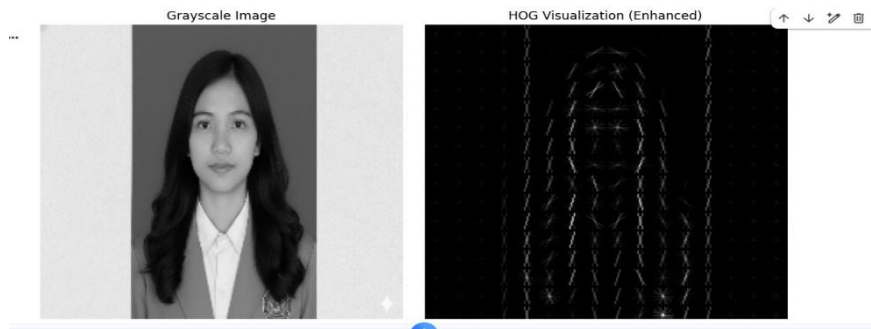
Pada tahap ini, gambar wajah yang diambil dari dataset Roboflow telah melalui proses pra-pemrosesan yang mencakup *resize*, *grayscale*, dan *normalisasi intensitas piksel*. Ini dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh gambar memiliki format dan ukuran yang sama sehingga proses ekstraksi fitur HOG berhasil. Gambar berikut merupakan contoh hasil preprocessing citra:



Gambar 2. Hasil Preprocessing Citra.

Hasil Ekstraksi Fitur HOG

Setelah preprocessing, citra diekstraksi menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*. HOG menghasilkan representasi fitur berupa pola gradien yang menggambarkan kontur dan struktur wajah. Hasil ekstraksi fitur HOG biasanya diwakili dalam bentuk garis orientasi gradien.



Gambar 3. Visualisasi Fitur HOG.

Hasil Pelatihan Model

Data pelatihan yang telah diproses digunakan untuk melakukan proses pelatihan model. Pada titik ini, model klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* dan *Random Forest (RF)* dilatih menggunakan vektor fitur HOG yang dihasilkan. Fokus pelatihan adalah untuk memahami pola dan perbedaan kelas bentuk wajah.

```
# =====
# 5. SVM Model
# =====
print("\nTraining SVM...")
svm_model = SVC(kernel="rbf", C=10, gamma="scale")
svm_model.fit(X_train, y_train)

svm_pred = svm_model.predict(X_test)
svm_acc = accuracy_score(y_test, svm_pred)

print("\n=== HASIL SVM ===")
print("Akurasi SVM :", svm_acc * 100, "%")
print("\nClassification Report SVM:")
print(classification_report(y_test, svm_pred))
print("Confusion Matrix SVM:")
print(confusion_matrix(y_test, svm_pred))

# =====
# 6. Random Forest Model
# =====
print("\nTraining Random Forest...")
rf_model = RandomForestClassifier(n_estimators=100)
rf_model.fit(X_train, y_train)

rf_pred = rf_model.predict(X_test)
rf_acc = accuracy_score(y_test, rf_pred)

print("\n=== HASIL RANDOM FOREST ===")
print("Akurasi Random Forest :", rf_acc * 100, "%")
print("\nClassification Report RF:")
print(classification_report(y_test, rf_pred))
print("Confusion Matrix RF:")
print(confusion_matrix(y_test, rf_pred))
```

Gambar 4. Proses Pelatihan Model SVM dan Random Forest.

Gambar 4, menunjukkan potongan kode pelatihan model SVM dan Random Forest menggunakan fitur HOG. Pada tahap ini, model dilatih menggunakan data latih untuk mempelajari pola bentuk wajah sehingga dapat melakukan prediksi pada tahap pengujian.

Hasil Pengujian Model

Pengujian model dilakukan untuk mengevaluasi kinerja algoritma SVM dan Random Forest dalam mengklasifikasikan bentuk wajah berdasarkan fitur HOG. Ini dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, ketepatan, recall, dan skor F1 yang diperoleh dari data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM lebih baik daripada Random Forest. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi berikut:

$$\text{Akurasi SVM} = 95.08\%$$

$$\text{Akurasi Random Forest} = 88.60\%$$

Tabel berikut menyajikan ringkasan metrik evaluasi dari kedua model:

Tabel 2. Metrik Evaluasi Model.

Model	Precision	Reccall	F1-Score
SVM	0.95	0.95	0.95
Random Forest	0.90	0.89	0.89

Evaluasi dari data uji (test set) ditampilkan pada berikut untuk menunjukan performa model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelum nya

Tabel 3. Evaluasi Berdasarkan Data Uji.

Model	Precision (test)	Recall (test)	F1-score (test)	Support
SVM	1.00	0.99	0.99	699
Random Forest	0.99	0.92	0.96	699

Secara keseluruhan, model SVM lebih stabil dan konsisten pada seluruh metrik evaluasi, sedangkan Model Random Forest lebih baik, tetapi cenderung lebih buruk pada nilai recall, menunjukkan bahwa model tersebut melakukan lebih banyak kesalahan dalam mengenali kelas tertentu. Akibatnya, model SVM dipilih sebagai model terbaik untuk tahap implementasi sistem rekomendasi gaya rambut.

Confusion Matrix

Detail prediksi masing – masing kelas dan jumlah kesalahan yang terjadi selama proses klasifikasi dapat dilihat dengan menggunakan matriks kekacauan. Dengan menunjukkan distribusi prediksi benar dan salah, matriks ini dapat menunjukkan kelas mana yang paling sering tertukar oleh model. Dua model, Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest (RF), ditampilkan dalam penelitian ini sebagai confusion matrix.

```

*** === HASIL SVM ===
Akurasi SVM : 95.08822126847878 %

Classification Report SVM:
              precision    recall  f1-score   support

   test       1.00        0.99        0.99        699
   train       0.89        0.98        0.93        699
   valid       0.98        0.88        0.93        699

 accuracy      0.95
macro avg      0.95        0.95        0.95        2097
weighted avg   0.95        0.95        0.95        2097

Confusion Matrix SVM:
[[694  5  0]
 [ 2 682 15]
 [ 0  81 618]]

```

Gambar 5. Confusion Matrix SVM.

Gambar 5, menunjukkan matrix confusion model SVM; hasilnya menunjukkan bahwa SVM memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar. Sebagian besar nilai diagonal utama sangat tinggi, menunjukkan bahwa prediksi model sangat akurat; kesalahan klasifikasi relatif kecil dan hanya terjadi pada kelas tertentu.

```

=== HASIL RANDOM FOREST ===
Akurasi Random Forest : 88.60276585598474 %

Classification Report RF:
              precision    recall  f1-score   support

   test       0.99        0.92        0.96        699
   train       0.78        0.93        0.85        699
   valid       0.91        0.81        0.86        699

 accuracy      0.89
macro avg      0.90        0.89        0.89        2097
weighted avg   0.90        0.89        0.89        2097

Confusion Matrix RF:
[[645  49  5]
 [ 2 648  49]
 [ 4 130 565]]

```

Gambar 6. Confusion Matrix Random Forest.

Gambar 6, menunjukkan confusion matrix model Random Forest. Random Forest memiliki jumlah kesalahan prediksi yang lebih besar dibandingkan dengan SVM, dan beberapa kelas menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih tinggi. Ini terutama berlaku untuk kelas yang memiliki kemiripan bentuk wajah tertentu. Ini memberikan penjelasan tentang mengapa akurasi total Random Forest lebih rendah daripada SVM.

Perbandingan Model SVM dan Random Forest

Studi ini membandingkan kinerja model *Support Vector Machine (SVM)* dan *Random Forest (RF)* untuk menemukan algoritma yang paling efektif dalam mengklasifikasikan bentuk wajah berdasarkan fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG). Perbandingan kinerja

dilakukan berdasarkan nilai akurasi, stabilitas performa, dan kesesuaian karakteristik algoritma dengan jenis fitur yang digunakan.

Berdasarkan hasil evaluasi pada data uji, model SVM menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Random Forest; SVM memperoleh akurasi sebesar 95.08%, sedangkan Forest hanya memperoleh 88.60%. Selain itu, nilai precision, recall, dan F1-nya lebih konsisten di seluruh data uji, yang menunjukkan bahwa model SVM memiliki stabilitas prediksi yang lebih baik.

Karena setiap pohon dapat salah membaca pola gradien halus pada gambar, Random Forest yang berbasis ensemble decision tree cenderung kurang stabil untuk data dengan kompleksitas tinggi. Sebaliknya, SVM lebih unggul dari segi karakteristik algoritma karena metode klasifikasi yang berbasis margin bekerja dengan baik pada fitur berdimensi tinggi seperti HOG. Ini terutama berlaku ketika menggunakan kernel RBF.

Secara keseluruhan, SVM dinilai lebih unggul baik dari sisi akurasi maupun stabilitas, sehingga dipilih sebagai model terbaik untuk tahap implementasi sistem rekomendasi gaya rambut. Berikut table yang menunjukkan perbandingan performa dan karakteristik antara model SVM dan Random Forest dalam klasifikasi bentuk wajah.

Tabel 4. Perbandingan Kinerja Model.

Aspek	SVM	Random Forest
Akurasi	Lebih tinggi (95.08%)	Lebih rendah (88.60%)
Stabilitas (Precision/Recall/F1)	Sangat stabil, nilai merata	Kurang stabil, variasi antar kelas lebih besar
Kesesuaian dengan fitur HOG	Sangat cocok (margin classifier efektif untuk data berdimensi tinggi)	Cukup cocok, tapi decision tree sulit menangkap pola gradien kompleks
Kekuatan Model	Memisahkan pola bentuk wajah dengan sangat baik	Tangguh pada data besar, cepat, sederhana
Kelemahan Model	Perlu tuning parameter (C dan gamma)	Kesalahan lebih banyak pada kelas mirip, kurang presisi
Hasil Akhir	Model terbaik untuk implementasi	Performanya baik, tetapi tidak seakurat SVM

Pada tahap selanjutnya, model SVM dipilih sebagai model utama untuk menerapkan sistem rekomendasi gaya rambut karena terbukti lebih unggul dari segi akurasi, stabilitas, dan kompatibilitas dengan fitur HOG.

Implementasi Sistem Rekomendasi Gaya Rambut

Sistem rekomendasi gaya rambut menggunakan model *Support Vector Machine (SVM)* terbaik yang diperoleh dari proses evaluasi. Sistem ini menerima gambar wajah sebagai input,

melakukan proses *preprocessing*, *mengeksrak fitur HOG*, dan *mengklasifikasikan bentuk wajah* menggunakan model SVM. Selanjutnya, hasil klasifikasi bentuk wajah digunakan untuk memberikan rekomendasi gaya rambut yang sesuai dengan wajah pengguna.

Pada fase implementasi, pengguna dapat mengunggah foto melalui kamera dan galeri. Sistem menampilkan *jenis bentuk wajah* dan tingkat keyakinan prediksi setelah gambar diproses. Sistem memberikan *rekomendasi gaya rambut* yang paling sesuai berdasarkan bentuk wajah tersebut. Rekomendasi disusun berdasarkan prinsip kecocokan bentuk wajah dengan berbagai potongan rambut, seperti wajah oval, hati, bulat, dll.

Setelah pengguna melakukan analisis bentuk wajah, hasil implementasi sistem ditampilkan sebagai berikut:



Gambar 7. Tampilan Rekomendasi Gaya Rambut.

Pada Gambar 7, setelah pengguna mengunggah foto wajah, gambar ini menunjukkan hasil implementasi sistem. Dengan tingkat akurasi 68.9%, sistem mendeteksi bentuk wajah sebagai hati. Kemudian, sistem menyarankan gaya rambut yang sesuai, yaitu panjang medium atau panjang yang menyeimbangkan bagian dahi yang lebih lebar, seperti model side-parted.

Pembahasan

Penelitian ini mengevaluasi dua algoritma klasifikasi, Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest, untuk menentukan model terbaik untuk mengklasifikasikan bentuk wajah berdasarkan fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM memiliki akurasi 95,08 persen, sementara Random Forest hanya memiliki 88,60 persen. Selain itu, nilai precision SVM adalah lebih tinggi dari Random Forest, dengan nilai akurasi 95,08 persen.

HOG menunjukkan kemampuan menangkap pola struktural wajah. Ini ditunjukkan oleh akurasi tinggi kedua model, meskipun SVM memberikan hasil yang lebih optimal. Representasi HOG menghasilkan vektor fitur berdimensi tinggi yang menonjolkan tepi, kontur, dan gradien arah pada gambar wajah. SVM, yang merupakan classifier berbasis margin, sangat

cocok untuk memproses data berdimensi tinggi seperti HOG karena mampu menemukan hyperplane pemisah yang optimal antara kelas-kelas bentuk wajah. Namun, Random Forest menghadapi beberapa kesulitan dalam memproses pola gradien yang kompleks, yang menyebabkan lebih banyak kesalahan dalam beberapa kelas.

Peningkatan akurasi model juga dibantu oleh ukuran dataset yang cukup besar. Model dapat mengenali berbagai variasi bentuk wajah lebih baik dengan data set yang luas dan bervariasi. Sebaliknya, stabilitas nilai metrik SVM menunjukkan bahwa model tersebut memiliki kemampuan untuk menggunakan dataset dengan lebih baik daripada Random Forest. Pola fitur HOG tidak selalu sesuai dengan karakteristik pohon keputusan yang didasarkan pada pemisahan node sederhana. Akibatnya, kinerja Random Forest cenderung berbeda pada beberapa kelas.

Dengan demikian, SVM tidak hanya unggul dalam pengujian tetapi juga paling sesuai secara teoretis untuk digunakan dalam pengembangan aplikasi; temuan penelitian ini konsisten dengan teori di Bab 2, yang menjelaskan bahwa SVM sangat efektif untuk data berdimensi tinggi dan non-linear, terutama pada citra berbasis fitur gradien seperti HOG.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa baik model SVM maupun Random Forest mampu melakukan klasifikasi bentuk wajah menggunakan fitur HOG dengan kinerja yang cukup baik. Namun, penelitian menemukan bahwa SVM memiliki akurasi dan stabilitas yang lebih tinggi dengan perolehan 95.08%, lebih tinggi dari Random Forest dengan 88.60%. Kemampuan SVM untuk memproses fitur HOG yang luas dan kompleks, yang menghasilkan pemisahan kelas. Hasil dari confusion matrix dan metrik evaluasi lainnya juga menunjukkan bahwa SVM memberikan prediksi yang lebih akurat dan konsisten untuk kelas wajah secara keseluruhan. Selain itu, penerapan sistem berbasis model SVM berhasil mendeteksi bentuk wajah pengguna dan menampilkan rekomendasi gaya rambut yang relevan. Ini menunjukkan bahwa kombinasi HOG dan SVM adalah pendekatan yang efektif untuk digunakan dalam sistem rekomendasi gaya rambut berbasis gambar.

Saran

Untuk meningkatkan generalisasi model terhadap berbagai bentuk wajah, penelitian selanjutnya harus memperluas dan memperbanyak variasi dataset. Selain itu, penelitian harus mempertimbangkan penggunaan metode deep learning seperti CNN atau MobileNet untuk mengevaluasi peningkatan akurasi dibandingkan pendekatan HOG + SVM. Selain itu, sistem

dapat dikembangkan dengan menambahkan visualisasi gaya rambut, meningkatkan kualitas preprocessing seperti face al. Rekomendasi gaya rambut dan pengalaman pengguna secara keseluruhan dapat ditingkatkan dengan pengembangan fitur tambahan, seperti cropping wajah otomatis, deteksi wajah multi-wajah, dan pemetaan rasio wajah yang lebih akurat.

DAFTAR REFERENSI

- Adriansyah, I., Mahendra, M. D., Rasywir, E., & Pratama, Y. (2022). Perbandingan metode random forest classifier dan SVM pada klasifikasi kemampuan level beradaptasi pembelajaran jarak jauh siswa. *Bulletin of Informatics and Data Science*, 1(2), 98–103. <https://doi.org/10.61944/bids.v1i2.49>
- Antono, F. B., Rofii, F., & Istiadi. (2020). Deteksi jumlah dan pengenalan wajah manusia menggunakan metode histogram of oriented gradient dan Viola–Jones. *Techno.COM*, 19(1), 12–23. <https://doi.org/10.33633/tc.v19i1.2626>
- Azzahra, M. S., Maesaroh, S. S., & Guntara, R. G. (2024). Penggunaan convolutional neural network dan transfer learning untuk rekomendasi gaya rambut pria. *Jurnal Algoritma*, 21(2), 173–183. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.21-2.2134>
- Barus, A. C., Panggabean, T. M., Pakpahan, D., & Sirait, S. G. D. (2022). Verifikasi kualitas gambar dengan algoritma support vector machine (SVM) untuk studi kasus ulos Batak Toba. *Smart Comp*, 11(3), 473–483. <https://doi.org/10.30591/smartcomp.v11i3.3900>
- Bintoro, P., Ratnasari, & Widiandana, P. (2023). Penerapan principal component analysis dan random forest untuk pengenalan ekspresi wajah. *J-Rapa (Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak)*, 2(1), 9–14.
- Fakhira, N. N., Maulina, A., & Nurjannah, T. (2025). Pengaruh pemilihan gaya pangkas rambut untuk rambut keriting pria. *Journal Beauty and Cosmetology (JBC)*, 6(2), 22–34.
- Fatimah, N. S., & Agustin, S. (2025). Klasifikasi citra batik menggunakan local binary pattern (LBP) dan support vector machine (SVM). *Jurnal Algoritma*, 22(1), 185–196. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2208>
- Florestiyanto, M. Y., Pratomo, A. H., & Sari, N. I. (2020). Penguatan ketepatan pengenalan wajah Viola–Jones dengan pelacakan. *Teknika*, 9(1), 31–37. <https://doi.org/10.34148/teknika.v9i1.241>
- Indra, D., Hayati, L. N., Daris, M. A., As'ad, I., & Mansyur, U. (2024). Penerapan metode random forest dalam klasifikasi huruf BISINDO dengan menggunakan ekstraksi fitur warna dan bentuk. *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 13(1), 29–40. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i1.10363>
- Iriawan, M. S., Rahmawati, M. S., & Farook, D. A. (2022). Rancang bangun aplikasi rekomendasi model rambut pria berbasis Android. *Framework*, 1(1), 11–23.
- Kandasamy, L., Abirami, Shandy, N. R., & Barani, D. (2025). Revolutionizing emotional intelligence assessment in the modern workplace: Integrating signal and image fusion with CatBoost. *TPM*, 32(S4), 558–575.
- Khaliqah, M., Sarifah, L., & Khotijah, S. (2024). Implementasi algoritma k-nearest neighbor (K-NN) dalam mengklasifikasikan berbagai jenis ekspresi wajah manusia. *Zeta – Math Journal*, 9(1), 10–20. <https://doi.org/10.31102/zeta.2024.9.1.10-20>

- Kurniati, F. T., & Pramana, D. (2023). Identifikasi objek menggunakan random forest dan multi-fitur. *Jurnal Sistem dan Informatika (JSI)*, 17(2), 130–136. <https://doi.org/10.30864/jsi.v17i2.590>
- Mulyana, D. I., & Edi. (2023). Penerapan face recognition dengan algoritma Viola–Jones dalam sistem presensi kehadiran siswa dan guru pada Sekolah IDN Boarding School Jonggol. *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 4(3), 1749–1757. <https://doi.org/10.35870/jimik.v4i3.398>
- Naufal, M. F., Arifin, T., & Wirjawan, H. (2023). Analisis perbandingan tingkat performa algoritma SVM, random forest, dan naïve Bayes untuk klasifikasi cyberbullying pada media sosial. *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknik Informatika (JURASIK)*, 8(1), 82–90.
- Novianto, E., Suhirman, & Prasetyo, D. (2024). Perbandingan metode klasifikasi random forest dan support vector machine dalam memprediksi capaian studi mahasiswa. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(4), 1821–1833. <https://doi.org/10.29100/jupi.v9i4.5423>
- Omar, J., Shabrina, N. H., Bhakti, A. N., & Patria, A. (2021). Emotion recognition using convolutional neural network on virtual meeting image. *Ultima Computing: Jurnal Sistem Komputer*, 13(1), 30–38. <https://doi.org/10.31937/sk.v13i1.2108>
- Putra, M. Y. (2024). Rancang bangun deteksi bentuk wajah untuk menentukan gaya rambut menggunakan algoritma CNN. *Repeater: Publikasi Teknik Informatika dan Jaringan*, 2(3), 206–212. <https://doi.org/10.62951/repeater.v2i3.139>
- Suryani, & Mustakim. (2022). Estimasi keberhasilan siswa dalam pemodelan data berbasis learning menggunakan algoritma support vector machine. *Bulletin of Informatics and Data Science*, 1(2), 81–88. <https://doi.org/10.61944/bids.v1i2.36>
- Susanti, L., Daulay, N. K., & Intan, B. (2023). Sistem absensi mahasiswa berbasis pengenalan wajah menggunakan algoritma YOLOv5. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 10(2), 640–647. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.6032>
- Ulhaq, A. D., & Nuryana, I. K. D. (2025). Sistem rekomendasi gaya rambut personal berdasarkan analisis wajah dan rambut. *JINACS (Journal of Informatics and Computer Science)*, 7(1), 340–347.