

Pemanfaatan Support Vector Machine dalam Mendeteksi Biji Kopi

^{1*}Muhammad Nur Ichsan, ²Made Ayu Dusea Widyadara, ³Umi Mahdiyah

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹mnichsan0399@gmail.com, ²madedara@unpkediri.ac.id, ³umimahdiyah@gmail.com

Penulis Korespondens : Muhammad Nur Ichsan

Abstrak— Penentuan mutu biji kopi secara akurat merupakan bagian penting dalam proses pascapanen dan pengolahan industri kopi. Namun, klasifikasi manual masih bersifat subjektif dan kurang efisien. Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi otomatis untuk membedakan biji kopi dan non-kopi menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) yang dikombinasikan dengan ekstraksi fitur tekstur dari citra menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Dataset terdiri dari citra tiga jenis biji kopi (green, light, dark) serta citra non-kopi (beras, leci, dan coklat). Setiap citra diolah melalui tahap grayscale, resize, ekstraksi fitur (contrast, correlation, energy, homogeneity), dan normalisasi. Model SVM dioptimasi dengan Grid Search dan 5-fold cross validation. Hasil pengujian menunjukkan model mampu mengklasifikasikan dua kelas dengan akurasi 100%. Sistem telah diimplementasikan dalam aplikasi web berbasis Python. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi GLCM dan SVM efektif untuk klasifikasi visual biji kopi dan memiliki potensi aplikasi dalam proses sortir otomatis dan kontrol mutu berbasis citra digital.

Kata Kunci— Ekstraksi Fitur GLCM, Klasifikasi Biji Kopi, Support Vector Machine (SVM)

Abstract— Accurate assessment of coffee bean quality is essential in post-harvest and industrial processing stages. However, manual classification remains subjective and inefficient. This study aims to develop an automatic classification system to distinguish between coffee and non-coffee beans using the Support Vector Machine (SVM) method combined with texture feature extraction from images using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). The dataset consists of images of three types of coffee beans (green, light, dark) and non-coffee objects (rice, lychee, and cocoa beans). Each image undergoes grayscale conversion, resizing, texture feature extraction (contrast, correlation, energy, homogeneity), and normalization. The SVM model is optimized using Grid Search and 5-fold cross-validation. Experimental results show that the model successfully classifies the two classes with 100% accuracy. The system has been implemented in a web application using Python. These findings demonstrate that the GLCM and SVM combination is effective for visual coffee bean classification and has potential for automated sorting and quality control systems.

Keywords— GLCM Feature Extraction, Coffee Bean Classification, Support Vector Machine (SVM)

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu produsen kopi terbesar di dunia dengan berbagai jenis biji kopi yang memiliki karakteristik berbeda, baik dari segi warna, ukuran, maupun tekstur permukaannya. Kualitas biji kopi sangat memengaruhi nilai ekonomi dan cita rasa produk, sehingga proses klasifikasi jenis biji kopi menjadi bagian penting dalam tahapan produksi, distribusi, dan kontrol mutu. Selama ini, proses

klasifikasi masih banyak dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual oleh tenaga ahli, yang bersifat subjektif dan tidak efisien. Hal ini menimbulkan potensi kesalahan penilaian yang dapat merugikan produsen dan konsumen. Untuk itu, diperlukan pendekatan otomatis yang mampu melakukan klasifikasi secara cepat, konsisten, dan akurat. Salah satu pendekatan yang berkembang adalah pemanfaatan teknologi pengolahan citra digital yang memungkinkan analisis objek visual seperti biji kopi secara sistematis [1]. Pendekatan ini dapat membantu mengurangi ketergantungan pada evaluasi manual serta meningkatkan efisiensi kerja. Oleh karena itu, penerapan metode berbasis kecerdasan buatan menjadi sangat relevan dan strategis dalam mendukung klasifikasi biji kopi secara otomatis. Namun, sistem klasifikasi otomatis yang secara khusus mampu membedakan antara biji kopi dan objek non-kopi secara visual masih sangat jarang dikembangkan.

Dalam pengolahan citra digital, fitur visual dari permukaan biji kopi dapat ditangkap melalui analisis tekstur, salah satunya dengan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM merupakan teknik statistik yang menghitung hubungan spasial antar piksel dalam citra untuk menggambarkan pola tekstur yang khas [2]. Metode ini telah terbukti efektif dalam merepresentasikan tekstur permukaan objek dan banyak digunakan dalam berbagai bidang klasifikasi citra, seperti medis, pertanian, dan industri makanan. Karakteristik seperti homogenitas, kontras, dan entropi dari GLCM mampu memberikan informasi penting yang sulit dikenali secara kasat mata. Data hasil ekstraksi fitur ini kemudian digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi. Dengan mengolah data tekstur ini, sistem dapat membedakan jenis biji kopi berdasarkan ciri visual yang konsisten. Penggunaan GLCM dalam ekstraksi fitur memberikan keunggulan karena metode ini bersifat komputasional ringan namun cukup akurat dalam mendeteksi pola visual [3]. Kombinasi GLCM dengan metode klasifikasi yang tepat dapat menjadi kunci keberhasilan dalam sistem klasifikasi otomatis.

Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya yang tinggi dalam menyelesaikan masalah klasifikasi, terutama untuk data yang tidak terpisah secara linear [4]. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan kelas data dengan margin maksimum, sehingga menghasilkan keputusan klasifikasi yang kuat dan stabil. Untuk meningkatkan performa model, dilakukan optimasi parameter menggunakan teknik *Grid Search* guna mencari kombinasi parameter terbaik [5]. Dengan pengaturan parameter yang tepat, SVM dapat menghasilkan model yang lebih akurat dan tahan terhadap *overfitting*. Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji pemanfaatan SVM dalam klasifikasi biji kopi berdasarkan fitur tekstur hasil ekstraksi GLCM, serta mengevaluasi performa model menggunakan metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Diharapkan, hasil dari penelitian ini dapat menjadi landasan dalam pengembangan sistem klasifikasi biji kopi yang lebih efisien, objektif, dan dapat diimplementasikan secara praktis dalam industri kopi lokal maupun nasional. Meskipun klasifikasi antar jenis biji kopi penting, sistem klasifikasi juga harus mampu mengenali objek yang secara visual menyerupai biji kopi namun bukan bagian dari komoditas tersebut.

Selain membedakan jenis-jenis biji kopi, sistem klasifikasi berbasis citra juga perlu mampu mengenali dan menolak objek lain yang bukan merupakan biji kopi, seperti biji alpukat atau biji tanaman lain yang secara visual serupa. Hal ini menjadi penting terutama dalam konteks implementasi di lapangan, seperti pada mesin sortir otomatis atau aplikasi klasifikasi cepat. Dengan memasukkan kelas “non-kopi” dalam proses pelatihan, sistem dapat meningkatkan ketahanan terhadap kesalahan klasifikasi dan memberikan hasil yang lebih akurat serta andal. Oleh karena itu, perluasan cakupan klasifikasi untuk mendeteksi apakah suatu objek adalah biji kopi atau bukan menjadi salah satu kontribusi utama dalam pengembangan sistem klasifikasi biji kopi yang lebih adaptif dan aplikatif.







II. METODE

2.1 Pengambilan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari *Coffee Beans Dataset* yang tersedia di platform *Kaggle*, yang memuat citra biji kopi dengan tiga tingkat kematangan, yaitu *green bean*, *light roast*, dan *dark roast*. Dalam penelitian ini, ketiga kategori tersebut digabungkan menjadi satu kelas yaitu biji kopi, karena fokus utama adalah membedakan antara biji kopi dan objek non-kopi. Untuk melengkapi data, ditambahkan citra dari objek non-kopi seperti beras, biji leci, dan biji coklat yang dikumpulkan dari sumber terbuka, sehingga menghasilkan dua kelas utama: biji kopi dan non-biji kopi. Kajian literatur

dilakukan untuk memperkuat dasar teoritis dan metodologis, serta analisis terhadap permasalahan klasifikasi citra dilakukan guna merancang pendekatan yang tepat dalam membedakan objek berdasarkan tekstur visual. Berikut merupakan sampel data yang akan digunakan.

Tabel 1 Biji Kopi dan Non Biji Kopi

Kelas	Data ke 2 Kelas		
	<i>Kopi Green</i>	<i>Kopi Light</i>	<i>Kopi Dark</i>
Kopi			
Non Kopi			
	<i>Beras</i>	<i>Biji Coklat</i>	<i>Biji Leci</i>

2.2 Praprosesan Data

Citra biji kopi dan non-kopi yang telah dikumpulkan selanjutnya dilakukan proses *resize* guna mendapatkan ukuran citra yang seragam untuk mengurangi beban komputasi. Tahap praprosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Prapemrosesan data citra adalah tahap penting sebelum dilakukan ekstraksi fitur, karena kualitas data input sangat mempengaruhi hasil klasifikasi. Tujuan utama tahap ini adalah untuk menghilangkan *noise*, menstandarkan ukuran dan format data, serta menyiapkan citra agar objek (biji kopi) dan non biji kopi dapat dianalisis secara efisien. Pada tahap prapemrosesan ini, data mentah yang telah berhasil diambil akan diolah terlebih dahulu karena masih bersifat acak dan perlu dikelompokkan berdasarkan kebutuhan data




Gambar 1. Proses Resize Gambar

2.3 Ekstraksi Fitur dengan GLCM

Ekstraksi fitur adalah proses mengenali ciri-ciri yang terdapat pada sebuah gambar untuk memperoleh karakteristik yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi. Pada tahap ini, dilakukan analisis tekstur citra biji kopi menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM merupakan metode statistik orde kedua yang menghitung seberapa sering sepasang piksel dengan intensitas tertentu muncul dalam hubungan spasial tertentu dalam citra *grayscale*. Empat fitur utama yang diekstraksi dari GLCM adalah *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Fitur-fitur ini sangat

efektif dalam menggambarkan karakteristik permukaan biji kopi seperti kasar, halus, atau bertekstur tidak teratur. Proses ekstraksi ini diterapkan pada seluruh citra dalam dataset, baik untuk biji kopi maupun objek non-kopi seperti biji buah lainnya, untuk memungkinkan model mengenali pola tekstur yang berbeda. Hasil dari proses ini berupa dataset numerik fitur yang kemudian akan digunakan sebagai input dalam pelatihan model.

Tabel 2. Ekstraksi fitur GLCM

	Ouput Ekstraksi Fitur GLCM			
	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
	416.4863	0.9659	0.0385	0.2081

2.4 Normalisasi

Setelah fitur GLCM berhasil diekstraksi, langkah selanjutnya adalah normalisasi fitur. Normalisasi adalah proses pengubahan skala nilai fitur menjadi skala yang seragam. Proses ini bertujuan agar nilai pada tiap-tiap atribut dalam dataset menjadi seimbang sehingga masing-masing nilai dalam atribut tidak saling mereduksi satu sama lain [6]. Pada penelitian ini, digunakan metode *StandardScaler* dari pustaka *Scikit-Learn* untuk mengubah distribusi nilai fitur menjadi rata-rata nol dan standar deviasi satu. Proses ini sangat penting terutama dalam algoritma SVM, yang sensitif terhadap skala fitur. Normalisasi dilakukan pada seluruh nilai hasil ekstraksi sebelum dataset dibagi menjadi data latih dan data uji.

$$Nilai_{normalisasi} = \frac{Nilai - Nilai_{minimal}}{Nilai_{maksimal} - Nilai_{minimal}} \quad \dots\dots(1)$$

Keterangan :

Nilai = nilai yang akan dinormalisasi

Nilai_{minimal} = nilai minimal dari seluruh atribut

Nilai_{maksimal} = nilai maksimal dari seluruh atribut

2.4.1 Implementasi Normalisasi

Tabel 3. Data sesudah di Normalisasi

No	Normalisasi Data			
	<i>Contrast</i>	<i>Correlation</i>	<i>Energy</i>	<i>Homogeneity</i>
1	1.3082	0.0383	-0.4889	-0.7964

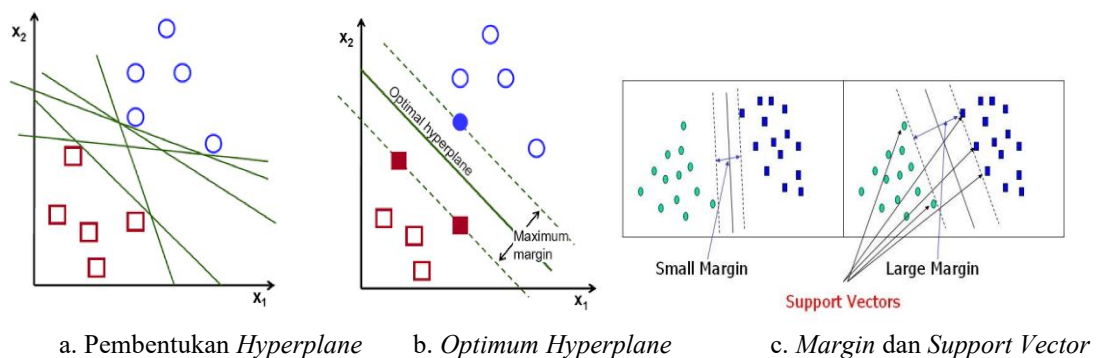
2.5 Pembagian Data

Pembagian data merupakan tahap penting dalam proses pelatihan model *machine learning*. Pada penelitian ini, data citra biji kopi dan non-biji kopi yang telah melalui tahap praproses dan ekstraksi fitur dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk membangun dan melatih model SVM agar dapat mengenali pola visual dari masing-masing kelas, yaitu biji kopi dan non-biji kopi. Sementara itu, data pengujian digunakan untuk

mengevaluasi performa model terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga dapat diketahui tingkat akurasi dan kemampuan generalisasi model secara obyektif.

2.6 Pembentukan Model

Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM), salah satu algoritma pembelajaran mesin yang efektif untuk menyelesaikan masalah klasifikasi *biner*. SVM bekerja dengan mencari sebuah *hyperplane* optimal yang memisahkan dua kelas dengan *margin* maksimum, yaitu jarak terjauh antara *hyperplane* dan data dari kedua kelas. Prinsip dasar SVM adalah mengandalkan pemisahan *linear*, dengan tujuan utama adalah mencari *hyperplane* yang memiliki *margin* maksimum, yang menunjukkan ketahanan model terhadap data baru atau generalisasi yang baik. SVM juga memiliki kemampuan untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara *linear* dalam ruang fitur asli, melalui penggunaan fungsi *kernel*. Fungsi *kernel* mentransformasikan data dari ruang fitur berdimensi rendah ke ruang berdimensi lebih tinggi, sehingga memungkinkan terbentuknya *hyperplane* pemisah yang optimal [7]. Jenis *kernel* yang umum digunakan meliputi *linear*, *polynomial*, dan *Radial Basis Function* (RBF), yang masing-masing memiliki karakteristik sesuai dengan distribusi data. SVM memiliki parameter *cost* (C) yang mengatur tingkat kesalahan klasifikasi, dapat digunakan mengontrol *trade-off* antara *margin* maksimum dan akurasi klasifikasi. Titik-titik data yang berada tepat di atas atau tepat di bawah *margin* disebut *vektor dukungan* (*support vector*) dan memiliki peran penting dalam menentukan *hyperplane* pemisah [8][9]. Gambar 2 merupakan ilustrasi prinsip kerja SVM.



Gambar 2. Ilustrasi prinsip kerja metode SVM

Pembangunan model SVM mencakup proses penentuan parameter-parameter penting yang memengaruhi performa model, seperti pemilihan jenis *kernel*, serta nilai parameter C dan γ untuk percepatan fungsi pada *kernel*. Pemilihan parameter ini adalah tahapan untuk memastikan model SVM dapat bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan data. Dalam penerapannya menggunakan fungsi `svm.SVC()`. Fungsi ini memungkinkan untuk membuat model SVM dengan berbagai parameter yang dapat disesuaikan dengan jenis dan karakteristik data.

Model klasifikasi dilatih menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *kernel Linear*. Pemilihan *kernel* dilakukan melalui uji coba beberapa jenis *kernel* (*linear*, *polynomial*, dan *RBF*) menggunakan metode *grid search* dan *k-fold cross-validation* untuk mendapatkan kombinasi parameter terbaik (nilai C dan γ). Proses ini diimplementasikan menggunakan pustaka *Scikit-Learn* pada *Python*.

2.7 Pelatihan Model

Setelah dilakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), diperoleh sejumlah nilai statistik seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* dari setiap citra biji kopi. Nilai-nilai ini kemudian digunakan sebagai fitur masukan (*input*) untuk proses

pelatihan model klasifikasi. Pada tahap ini, dilakukan pembentukan dan pelatihan model menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Model SVM dilatih dengan data fitur hasil ekstraksi GLCM yang telah dinormalisasi sebelumnya, menggunakan dataset yang telah dibagi menjadi data latih dan data uji. Selama proses pelatihan, digunakan pendekatan *Grid Search* dan *k-Fold Cross Validation* untuk menemukan kombinasi parameter terbaik (seperti *kernel*, nilai *C*, dan *gamma*), sehingga diperoleh model klasifikasi dengan performa optimal. Hasil dari proses ini adalah model SVM yang dapat secara efektif mengenali pola tekstur khas dari biji kopi serta membedakannya dari objek lain yang bukan biji kopi.

2.8 Hyperparameter Tuning

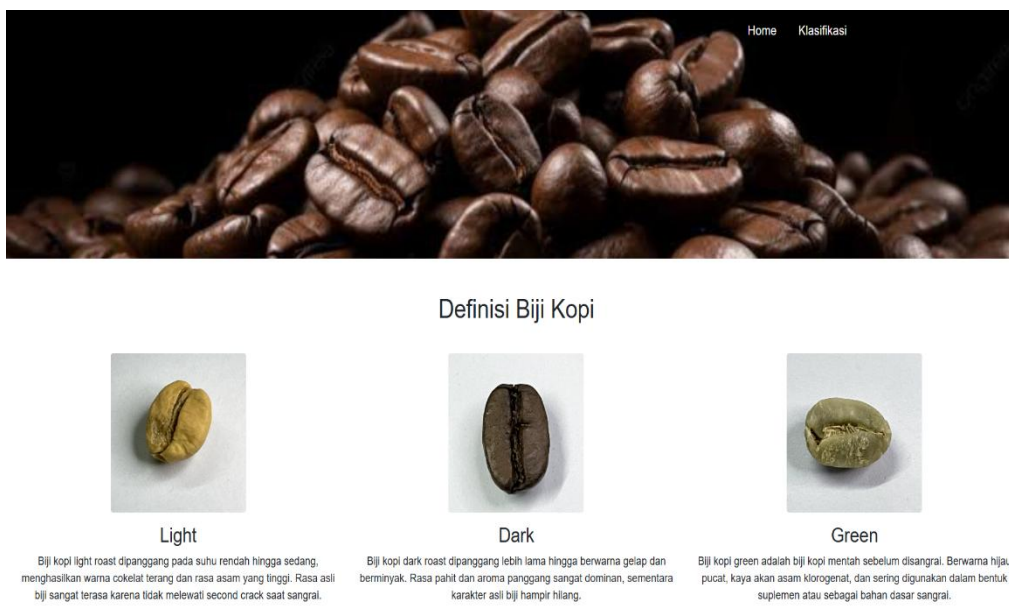
Optimalisasi parameter pada tahap pembangunan model dilakukan melalui metode *hyperparameter tuning*, yang bertujuan untuk mencari kombinasi parameter terbaik yang relevan terhadap performa model. Teknik yang digunakan dalam proses ini adalah *Grid Search*, yaitu suatu pendekatan sistematis dalam pembelajaran mesin yang mengevaluasi seluruh kombinasi parameter yang telah ditentukan dalam sebuah ruang pencarian (*grid*). *Grid Search* membantu dalam menentukan parameter yang optimal untuk meningkatkan kinerja model [10][11]. Parameter yang memberikan hasil terbaik dipilih sebagai model dari SVM. Adapun konfigurasi *hyperparameter* yang digunakan diperlihatkan pada Tabel 4.

Tabel 4. *Hyperparameter* Pemanding

<i>Hyperparameter</i>	<i>Value</i>
<i>Kernel</i>	<i>Linear, Polynomial, RBF, Sigmoid</i>
<i>Cost (C)</i>	0,1; 1; 10; 100; 1000
<i>Gamma (γ)</i>	0,001; 0,01; 0,1; 1

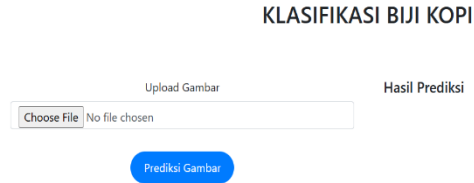
2.9 Implementasi

Pada tahap Implementasi dari metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mendeteksi biji kopi dilakukan dalam bentuk aplikasi web berbasis *Python* menggunakan *framework Flask*. Aplikasi ini dirancang agar pengguna dapat dengan mudah memahami perbedaan jenis biji kopi berdasarkan klasifikasi citra menggunakan teknologi *machine learning*.



Gambar 3. Halaman Utama

Pada gambar 3 Antarmuka utama dari aplikasi menampilkan halaman "Definisi Biji Kopi" yang berisi informasi mengenai tiga jenis biji kopi yaitu *Light*, *Dark*, dan *Green*. Setiap jenis disertai dengan gambar visual biji kopi yang bersangkutan dan penjelasan karakteristiknya. Hal ini bertujuan untuk memberikan edukasi awal kepada pengguna sebelum melakukan klasifikasi otomatis.



Gambar 4. Halaman Klasifikasi

Pada gambar 4 menampilkan aplikasi yang digunakan untuk mendukung proses klasifikasi citra secara otomatis di halaman "Klasifikasi". Setelah pengguna mengunggah gambar biji kopi, sistem akan memproses citra melalui tahapan *preprocessing*, ekstraksi fitur dengan GLCM, dan kemudian memprediksi hasil biji kopi atau non biji kopi menggunakan model SVM yang telah dilatih dan dioptimasi dengan *Hyperparameter Tuning*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap penentuan parameter optimum dilakukan beberapa kali uji coba kombinasi parameter yang telah ditentukan pada Tabel 5 dengan parameter *cross validation* pada metode *grid search*. *Cross Validation* (CV) adalah teknik evaluasi dalam *machine learning* yang membagi dataset menjadi beberapa *subset* (fold), lalu secara bergiliran menggunakan sebagian *subset* sebagai data pelatihan dan sisanya sebagai data pengujian. Teknik ini meningkatkan reliabilitas evaluasi dengan mengurangi risiko *overfitting* dan memberikan gambaran umum terhadap kemampuan generalisasi model.

Hal ini membantu mengukur kinerja model dan mencegah *overfitting* serta memastikan bahwa model dapat melakukan generalisasi yang baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pada tahap ini data latih digunakan untuk memperoleh parameter optimum yang ditandai dengan akurasi terbaik pada setiap kombinasi parameter *hyperparameter grid search*. Hasil yang diperoleh pada penentuan parameter optimum metode *hyperparameter grid search* ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Parameter dan akurasi metode *hyperparameter grid search*

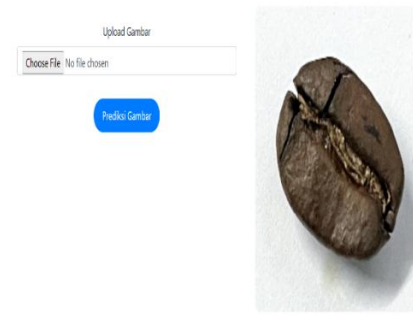
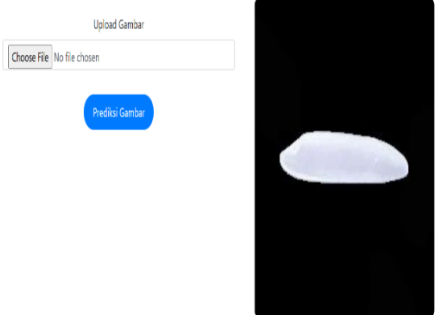
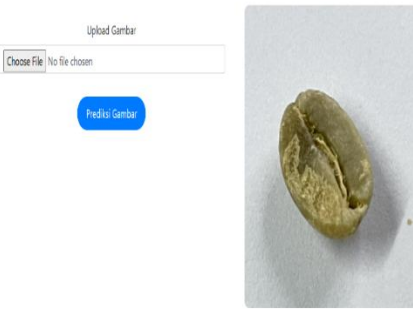
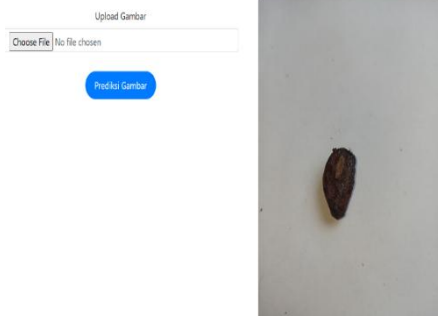
<i>Cross Validation</i>	<i>Hyperparameter Grid Search</i>			
	<i>Cost (C)</i>	<i>Gamma (γ)</i>	<i>Kernel</i>	<i>Best Score</i>
2	1	0.01	<i>Linear</i>	1.0
3	1	0.01	<i>Linear</i>	1.0
4	1	0.01	<i>Linear</i>	1.0

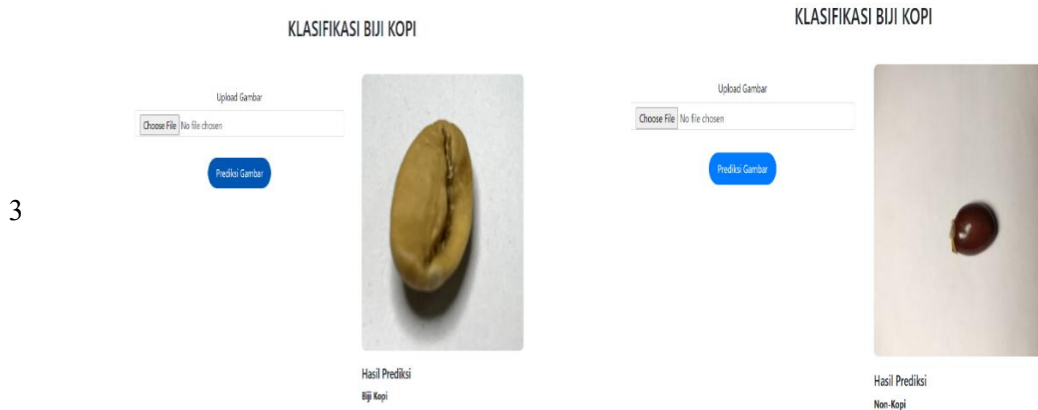
5	1	0.01	Linear	1.0
---	---	------	--------	-----

Berdasarkan Tabel 5, dapat diketahui bahwa akurasi terbaik metode *grid search* yaitu 1.0 diperoleh pada kombinasi parameter *cross validation* (cv) dari 2 hingga 5 dengan parameter yang sama yaitu $C = 1$, $\text{Gamma}(\gamma) = 0.01$, dan $\text{kernel} = \text{'linear'}$. Dengan demikian maka parameter tersebut yang merupakan parameter optimum. Setelah parameter optimum diperoleh dari proses validasi menggunakan *Grid Search* dan *Cross Validation*, model SVM dibangun ulang menggunakan seluruh data latih dan parameter terbaik tersebut. Selanjutnya, model diuji menggunakan data uji (*test set*) yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya untuk mengukur performa klasifikasi secara obyektif. Tahap pengujian dengan data uji dilanjutkan dengan tahap evaluasi kinerja model dengan memperhatikan model yang dihasilkan.

Tabel 6 menunjukkan hasil implementasi sistem klasifikasi biji kopi. Sistem berhasil mengklasifikasikan citra sebagai biji kopi, yang sesuai dengan karakteristik visual biji kopi mentah seperti warna hijau pucat dan tekstur permukaan yang khas. Dataset yang digunakan dalam pelatihan model terdiri dari berbagai jenis biji kopi, yaitu *green*, *light*, dan *dark*, serta objek non-kopi seperti beras, leci, dan coklat yang memiliki kemiripan visual tertentu.

Tabel 6. Klasifikasi Biji

No	Hasil Prediksi	
	Biji Kopi KLASIFIKASI BIJI KOPI	Non Biji Kopi KLASIFIKASI BIJI KOPI
1		
2		



Pada pengujian ini, diperoleh tingkat akurasi model yang dibangun mencapai 1.00 atau 100% yang menunjukkan bahwa seluruh prediksi yang dibuat oleh model adalah benar, tanpa kesalahan klasifikasi. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model SVM mampu mengenali fitur tekstur dan warna dengan sangat akurat berdasarkan pelatihan yang dilakukan sebelumnya. Dengan kata lain, model ini sangat efektif dalam membedakan antara biji kopi dan non biji kopi, bahkan ketika objek memiliki kemiripan secara visual. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa kombinasi antara metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) memberikan hasil klasifikasi yang sangat andal dan akurat.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan sistem klasifikasi citra biji kopi yang tidak hanya mampu membedakan antara biji kopi dan objek non-kopi, tetapi juga menunjukkan performa klasifikasi yang sangat tinggi. Model yang dibangun menggunakan kombinasi metode ekstraksi fitur tekstur GLCM dan algoritma klasifikasi SVM menunjukkan keunggulan dalam mengenali pola visual yang khas dari biji kopi, dengan akurasi pengujian mencapai tingkat maksimal dengan nilai 1.00 atau 100%. Hasil ini menegaskan bahwa metode yang digunakan sangat potensial untuk diimplementasikan pada sistem otomasi industri pertanian, khususnya dalam sektor penyortiran dan pengendalian mutu biji kopi secara efisien dan objektif.

Kelebihan utama sistem ini terletak pada akurasi yang tinggi, efisiensi waktu pemrosesan, dan kemampuannya dalam membedakan objek visual yang menyerupai biji kopi. Namun, sistem masih menghadapi beberapa keterbatasan, seperti sensitivitas terhadap kondisi pencahayaan dan kurangnya variasi data pada kelas biji kopi yang rusak atau cacat. Selain itu, metode yang digunakan belum sepenuhnya fleksibel dalam menangani citra dengan noise tinggi atau pengambilan gambar di luar kondisi laboratorium. Untuk pengembangan selanjutnya, sistem dapat ditingkatkan melalui perluasan *dataset*, penggunaan teknik augmentasi citra, serta integrasi dengan metode *deep learning* seperti CNN untuk menangkap fitur visual yang lebih kompleks. Penerapan sistem ini dalam perangkat *mobile* atau platform *IoT* juga menjadi peluang strategis untuk menghadirkan solusi klasifikasi biji kopi yang adaptif, *real-time*, dan aplikatif di berbagai lini produksi dan distribusi kopi modern.

. DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Faridah, R. Santosa, dan A. Zainuddin, "Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan dan Ekstraksi Ciri Tekstur," *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*, vol. 9, no. 2, 2020.
- [2] R. M. Haralick, K. Shanmugam, dan I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621, 1973.
- [3] K. Wahidah, D. Pranolo, dan I. P. Raka, "Ekstraksi Ciri Tekstur Menggunakan GLCM untuk Klasifikasi Citra Daun," *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi (JIFSI)*, vol. 8, no. 1, 2022.

- [4] C. Cortes dan V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [5] J. Bergstra dan Y. Bengio, "Random Search for Hyper-Parameter Optimization," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 13, pp. 281–305, 2012.
- [6] I. T. Umagapi, B. Umaternate, H. Hazriani, and Y. Yuyun, "Uji Kinerja K-Means Clustering Menggunakan Davies Bouldin Index Pada Pengelompokan Data Prestasi Siswa," *Prosiding SISFOTEK*, vol. 7, no. 1, pp. 303–308, 2023.
- [7] Cortes, Corinna, and Vladimir Vapnik. "Support-vector networks." *Machine learning* 20 (1995): 273-297.
- [8] Yana, Yusuf Eka, and Nur Nafi'iyah. "Klasifikasi jenis pisang berdasarkan fitur warna, tekstur, bentuk citra menggunakan SVM dan KNN." *Res. J. Comput. Inf. Syst. Technol. Manag* 4.1 (2021): 28. [5] Wyatt, J. C., Spiegelhalter, D. 2008. Field Trials of Medical Decision-Aids: Potential Problems and Solutions. *Proceeding of 15th Symposium on Computer Applications in Medical Care*. Washington. May 3
- [9] Dong, Yiyang, et al. "A machine learning model for product fraud detection based on svm." *2021 2nd International Conference on Education, Knowledge and Information Management (ICEKIM)*. IEEE, 2021.
- [10] Fajri, Muhamad, and Aji Primajaya. "Komparasi Teknik Hyperparameter Optimization pada SVM untuk Permasalahan Klasifikasi dengan Menggunakan Grid Search dan Random Search." *Journal of Applied Informatics and Computing* 7.1 (2023): 10-15. [8] Wallace, V. P., Bamber, J. C. dan Crawford, D. C. 2000. Classification of reflectance spectra from pigmented skin lesions, a comparison of multivariate discriminate analysis and artificial neural network. *Journal Physical Medical Biology*. No.45. Vol.3. 2859-2871.
- [11] Darmawan, Zakha Maisat Eka, and Ashafidz Fauzan Dianta. "Implementasi optimasi hyperparameter GridSearchCV pada sistem prediksi serangan jantung menggunakan SVM." *Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi* 13.1 (2023): 8-15.