



Optimasi SVM menggunakan algoritme grid search untuk identifikasi citra biji kopi robusta berdasarkan circularity dan eccentricity

SVM optimization using a grid search algorithm to identify robusta coffee bean images based on circularity and eccentricity

Herlin Apriani, Jajam Haerul Jaman*), Riza Ibnu Adam

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang
Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Kec. Telukjambe Timur, Kabupaten Karawang, Jawa Barat 41361, Indonesia

Cara sitasi: H. Apriani, J. H. Jaman, and R. I. Adam. "Optimasi SVM menggunakan algoritme grid search untuk identifikasi citra biji kopi robusta berdasarkan circularity dan eccentricity," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 12-19, 2022. doi: [10.14710/jtsiskom.2022.13807](https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2022.13807), [Online].

Abstract - Coffee variety is one of the main factors affecting the quality and price of coffee, so it is important to recognize coffee varieties. This study aims to optimize the recognition of robusta coffee beans based on circularity and eccentricity image features using a support vector machine (SVM) and Grid search algorithm. The methods used included image acquisition, preprocessing, feature extraction, classification, and evaluation. Circularity and eccentricity are used in the feature extraction process, while the grid search algorithm is used to optimize SVM parameters in the classification process for four different kernels. This study produced the best classification model with the highest accuracy of 94% for the RBF and Polynomial kernels.

Keywords – coffee bean identification; grid search; parameter optimization; support vector machine

Abstrak - Varietas kopi merupakan salah satu faktor utama yang mempengaruhi kualitas dan harga kopi, sehingga penting untuk mengenali varietas kopi. Kajian ini bertujuan untuk optimasi pengenalan citra biji kopi robusta berdasarkan fitur circularity dan eccentricity menggunakan support vector machine (SVM) dan algoritme grid search. Metode yang digunakan terdiri dari, akusisi citra, preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Circularity dan eccentricity digunakan dalam proses ekstraksi fitur, Sedangkan algoritme grid search digunakan untuk optimasi parameter SVM dalam proses klasifikasi pada 4 kernel berbeda. Kajian ini menghasilkan model klasifikasi terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 94% pada kernel RBF dan Polynomial.

Kata kunci – identifikasi biji kopi; grid search; optimasi parameter; support vector machine

I. PENDAHULUAN

Kopi merupakan salah satu minuman paling populer di seluruh dunia [1]. Konsumsi kopi global terus meningkat selama dua dekade terakhir karena meningkatnya ketersediaan produk berbasis kopi dan formulasi minuman, dan peningkatan jumlah kedai kopi [2]. Indonesia merupakan negara yang dikenal sebagai produsen dan eksportir kopi di dunia. Pasar ekspor kopi Indonesia terbesar adalah Amerika Serikat dan Jerman. Dengan semakin dikenalnya kopi Indonesia di Eropa dan Amerika serta meningkatnya konsumsi kopi global membuat industri kopi di Indonesia mempunyai peluang yang sangat bagus [3]. Jenis *coffea arabica* (arabika) dan *coffea canephora* (robusta) merupakan dua varietas kopi yang mempunyai nilai ekonomi terbesar [4]. Varietas kopi merupakan salah satu faktor utama yang mempengaruhi kualitas dan harga kopi sehingga pengenalan varietas kopi ini diperlukan.

Dengan semakin dikenalnya kopi Indonesia di Eropa dan Amerika, peluang industri kopi di Indonesia menjadi sangat bagus. Varietas kopi yang diusahakan di Indonesia sebanyak 81,44% merupakan varietas robusta dan sisanya sebesar 18,56% merupakan varietas arabika. Produksi kopi robusta terbesar di Indonesia terdapat di lima provinsi dengan total produksi mencapai 77,40%, yaitu Provinsi Sumatera Selatan, Lampung, Bengkulu, Jawa Timur, dan Jawa Tengah [3]. Kopi robusta Pagar Alam merupakan varietas robusta yang dihasilkan di Provinsi Sumatera Selatan, khususnya di Kabupaten Pagar Alam yang ditanam di bawah kaki gunung Dempo dengan ketinggian mencapai 3159 mdpl.

Kondisi geografis daerah tanam kopi, bahan tanam kopi, metode pengolahan, dan penyangraian kopi mempengaruhi kualitas kopi dan cita rasa yang dihasilkan. Hal tersebut membuat konsumen kopi di Indonesia lebih mengenal nama kopi dengan nama daerah tempat kopi itu ditanam daripada dengan nama varietas kopi yang dikonsumsi, di antaranya adalah kopi Toraja, kopi Gayo, kopi Sidikalang, dan kopi Kintamani. Namun, banyak konsumen kopi di Indonesia yang sulit

*) Penulis korespondensi (Jajam Haerul Jaman)
Email: jajam.haeruljaman@staff.unsika.ac.id

mengenali varietas kopi yang dikonsumsi. Kajian klasifikasi varietas kopi telah dilakukan dalam [5]-[7].

Identifikasi biji kopi dilakukan dengan menggunakan metode tradisional, yaitu menggunakan metode visual berdasarkan bentuk biji kopi. Setiap objek dalam citra digital memiliki nilai perbedaan yang dapat diperhitungkan secara matematis sehingga menunjukkan ciri yang berbeda antara objek satu dengan yang lain. Penciri dari perbedaan setiap objek dapat ditentukan dari warna, tekstur, ataupun bentuk [8]. Citra tersebut dapat dianalisis dan diproses untuk mendapatkan informasi yang berguna bagi pengguna.

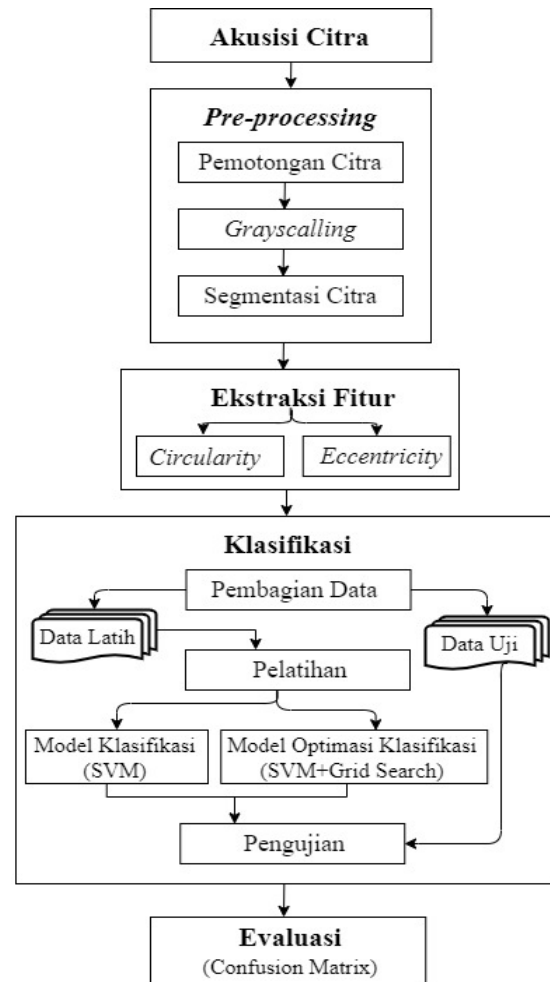
Analisis citra mempunyai teknik standar untuk mengidentifikasi, mengukur, dan memperoleh sejumlah besar data kuantitatif. Metode pengolahan citra meliputi pengambilan citra, prapemrosesan, interpretasi, kuantisasi, dan klasifikasi citra [9]. Penggunaan analisis citra digital ini lebih tepat, memakan waktu lebih sedikit, dan lebih mudah digunakan dibandingkan dengan metode tradisional untuk mengidentifikasi varietas biji kopi. Penggunaan citra digital dalam analisis citra dan pengolahan citra digital telah banyak dibahas dalam berbagai bidang, seperti di bidang geologi [10]-[12], bidang kesehatan [13], [14], dan bidang pertanian [7], [9], [15].

Identifikasi atau klasifikasi digunakan dalam mempelajari data set agar dihasilkan korelasi antar data yang membangun sebuah pola (*pattern*) sehingga menghasilkan *insight* seperti dalam [16]. *Support vector machine* merupakan salah satu algoritme klasifikasi yang kini banyak dikembangkan dan diterapkan, di antaranya untuk mengidentifikasi jenis objek di permukaan bumi [12], mengidentifikasi suatu penyakit [13], [14], [17], dan mengidentifikasi parasit di lingkungan rumah kaca [18]. Syarif dkk. [19] meningkatkan kinerja algoritme SVM dengan melakukan optimasi menggunakan algoritme genetika dan *grid search*.

Penerapan optimasi SVM menggunakan *grid search* dalam klasifikasi citra biji kopi robusta belum dikaji. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritme *grid search* untuk mengoptimasi SVM dalam identifikasi citra biji kopi robusta, khususnya kopi robusta Pagar Alam. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah 120 citra biji kopi, yang terdiri dari 70 citra biji kopi robusta Pagar Alam dan 50 citra biji kopi bukan robusta. Citra biji kopi arabika Gayo Gading digunakan sebagai citra biji kopi bukan robusta. Secara praktis, penelitian ini diharapkan dapat membantu para pelaku bisnis biji dan konsumen kopi dalam mengidentifikasi varietas kopi robusta Pagar Alam.

II. METODE PENELITIAN

Tahapan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1, yaitu akuisisi citra, prapemrosesan, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi kinerja. Akuisisi citra merupakan tahapan untuk menentukan data yang diperlukan dalam penelitian. Tahap ini mencakup mengenai biji kopi yang akan diambil citranya, alat-alat



Gambar 1. Kerangka kerja penelitian

yang akan digunakan dan proses pengambilan citra biji kopi. Citra biji kopi yang digunakan adalah citra RGB berukuran 300x4000 piksel sebanyak 120 citra, yang terdiri dari 70 biji kopi robusta pagar alam dan 50 biji kopi arabika yang berasal dari Kabupaten Gayo Tengah, Aceh sebagai kopi bukan robusta.

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk mengoptimalkan nilai ekstraksi fitur pada tahap selanjutnya. Tahap prapemrosesan dibagi menjadi tiga tahap, yaitu pemotongan citra, pengubahan citra RGB menjadi citra keabuan, dan segmentasi citra. Pemotongan citra dilakukan untuk menghilangkan bagian-bagian yang tidak terpakai pada citra biji kopi sehingga menghasilkan citra berukuran 500x600 piksel. Citra diubah ke dalam bentuk keabuan dan dilakukan segmentasi yang mengubah citra keabuan menjadi biner. Proses ini dilakukan untuk memisahkan antara objek dengan latar. Segmentasi citra pada penelitian ini dilakukan menggunakan pengambangan (*thresholding*) dengan metode Otsu.

Pengambilan citra berbasis bentuk tergantung pada kesamaan antara bentuk yang diwakili oleh fitur-fiturnya. Fitur geometris sederhana dapat digunakan untuk menggambarkan bentuk, seperti dalam [20]. Tahap Ekstraksi fitur dilakukan untuk mendapatkan nilai-nilai yang akan dijadikan ciri dari objek, dan nilai-

nilai tersebut dijadikan sebagai masukan pada proses klasifikasi. Tahapan ini dilakukan dengan menghitung dua fitur geometris seperti dalam [21], yaitu *circularity* dan *eccentricity*.

Circularity (sifat bundar) merupakan salah satu fitur yang umum digunakan, seperti dalam [6] dan dinyatakan dalam (1). Parameter A merupakan total area objek, P merupakan perimeter atau keliling objek, dan C merupakan *Circularity*. *Circularity* memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. *Circularity* akan bernilai 1 jika objek merupakan lingkaran penuh atau bulat. *Eccentricity* merupakan ukuran rasio aspek, rasio panjang sumbu mayor dengan panjang sumbu minor, yang dapat dihitung menggunakan *principle axis method* (PAM) atau *minimum bounding rectangle* (MBR). Dalam PAM, sumbu prinsip dari bentuk yang dihasilkan dapat didefinisikan sebagai dua segmen garis yang saling bersilangan secara orthogonal dalam centroid, sedangkan MBR adalah persegi panjang terkecil yang dapat memuat suatu bentuk.

$$C = 4\pi \frac{A}{P^2} \quad (1)$$

Fitur *eccentricity* dapat dinyatakan dalam (2). Parameter b merupakan semi minor axis, a merupakan semi mayor axis, dan e merupakan *eccentricity*. *Eccentricity* memiliki rentang nilai antara 0 hingga 1. Objek yang berbentuk memanjang atau mendekati bentuk garis lurus, nilai *eccentricity*-nya mendekati angka 1, sedangkan objek yang berbentuk bulat atau lingkaran, nilai *eccentricity*-nya mendekati angka 0.

$$Eccentricity = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} \quad (2)$$

Algoritme SVM digunakan untuk klasifikasi data dengan mencari *hyperplane* terbaik yang dapat memaksimalkan margin antar kelas data. *Hyperplane* berguna dalam memisahkan 2 kelompok kelas +1 dan class -1 dimana setiap kelas memiliki pola masing-masing. *Hyperplane* terbaik ditemukan dengan mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimal. Margin merupakan jarak *hyperplane* dengan pola terdekat dari masing-masing kelas.

Data yang tersedia dinotasikan sebagai $\vec{x}_i \in R^d$, sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i = 1, 2, \dots, l$, dimana l adalah banyaknya data. Kedua kelas -1 dan +1 diasumsikan dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane* berdimensi d , yang didefinisikan dalam (3). Pola i yang termasuk kelas -1 (sampel negatif) dapat dirumuskan sebagai pola yang memenuhi pertidaksamaan (4) dan pola i yang termasuk kelas +1 (sampel positif) dapat dirumuskan sebagai pola yang memenuhi pertidaksamaan (5).

$$\vec{w}_i \cdot \vec{x}_i + b = 0 \quad (3)$$

$$\vec{w}_i \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (4)$$

$$\vec{w}_i \cdot \vec{x}_i + b \geq 1 \quad (5)$$

Margin terbesar dapat ditemukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) problem*, yaitu mencari titik minimal (6) dengan memperhatikan *constraint* (7). Problem ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, di antaranya *Lagrange Multiplier* α_i dalam (8) yang bernilai nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$).

$$\min_{\vec{w}} \tau(\vec{w}) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (6)$$

$$y_i (\vec{w}_i \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (7)$$

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 + \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i ((\vec{x}_i \cdot \vec{w}_i + b) - 1)) \quad (8)$$

Nilai optimal dari (8) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b , dan memaksimalkan L terhadap α_i . Dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L=0$, persamaan (9) dapat dimodifikasi sebagai maksimalisasi problem yang hanya mengandung α_i saja, yaitu menjadi (10). Dari hasil dari perhitungan ini diperoleh α_i yang sebagian besar bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan α_i yang positif disebut sebagai *support vector*.

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (9)$$

$$\alpha_i \geq 0 (i=1, 2, \dots, l) \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (10)$$

Metode kernel digunakan untuk mengklasifikasikan data yang tidak dapat dipisahkan secara linear [9]. Metode kernel mengubah data menjadi dimensi ruang fitur sehingga dapat dipisahkan secara linear pada ruang fitur. Penelitian ini menerapkan empat jenis fungsi kernel, yaitu linear (11), polynomial (12), RBF (13), dan sigmoid (14). Parameter γ, r , dan d merupakan parameter pada fungsi kernel yang perlu dioptimasi.

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (11)$$

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = (\gamma \cdot x_i^T \cdot x_j + r)^d, \gamma > 0 \quad (12)$$

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = (-\gamma \|x_i - x_j\|), \gamma > 0 \quad (13)$$

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = \tanh(\gamma \cdot x_i^T \cdot x_j + r), \gamma > 0 \quad (14)$$

Optimasi parameter pada fungsi kernel dapat meningkatkan kinerja klasifikasi SVM dan metode *grid search* dengan menemukan kombinasi parameter yang optimal dalam rentang yang diberikan. Optimasi parameter SVM dalam meningkatkan kinerja SVM dilakukan dalam [12], [19], [22]-[24]. Klasifikasi SVM dengan empat kernel dilakukan dengan delapan skenario

menggunakan parameter default dan *hyperparameter* (Tabel 1). Nilai *hyperparameter* yang digunakan pada penelitian ini didapat dari hasil pencarian *hyperparameter* terbaik dengan metode *grid search*.

Penggunaan kernel linier mempunyai satu parameter penting untuk dioptimalkan, yaitu C . Pada penggunaan kernel RBF dan kernel sigmoid terdapat dua parameter penting untuk dioptimalkan, yaitu C dan derajat (d). Pada kernel polinomial memiliki tiga parameter penting untuk dioptimalkan, yaitu $cost$ (C), γ dan derajat (d) [19]. Untuk kernel polinomial, derajat (d) memiliki dampak yang lebih besar pada akurasi model klasifikasi daripada parameter C karena permukaannya hampir sejajar sepanjang sumbu log (C) [24].

Dalam pelatihan SVM menggunakan *hyperparameter*, tahapan yang dilakukan meliputi pembagian data dengan menerapkan metode validasi silang *k-fold*, menghitung kesalahan validasi dalam klasifikasi SVM menggunakan kombinasi parameter $cost$ (C), γ , dan derajat (d) yang berbeda pada setiap kernel yang berbeda, nilai validasi silang terbaik, dan kombinasi nilai *hyperparameter* terbaik. Kombinasi nilai *hyperparameter* ini kemudian digunakan dalam pelatihan SVM untuk skenario yang menggunakan *hyperparameter* pada kernel yang berbeda seperti [19]. Setelah dilakukan proses pelatihan, proses pengujian dilakukan dengan menguji model klasifikasi yang telah dihasilkan pada proses pelatihan menggunakan data uji dan menghitung tingkat akurasi ketepatan klasifikasi. Kinerja klasifikasi dinyatakan dalam akurasi, presisi, *f-measure*, dan *recall*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Citra biji kopi yang digunakan adalah citra RGB berukuran 300x4000 piksel sebanyak 120 citra yang

Tabel 1. Skenario klasifikasi SVM

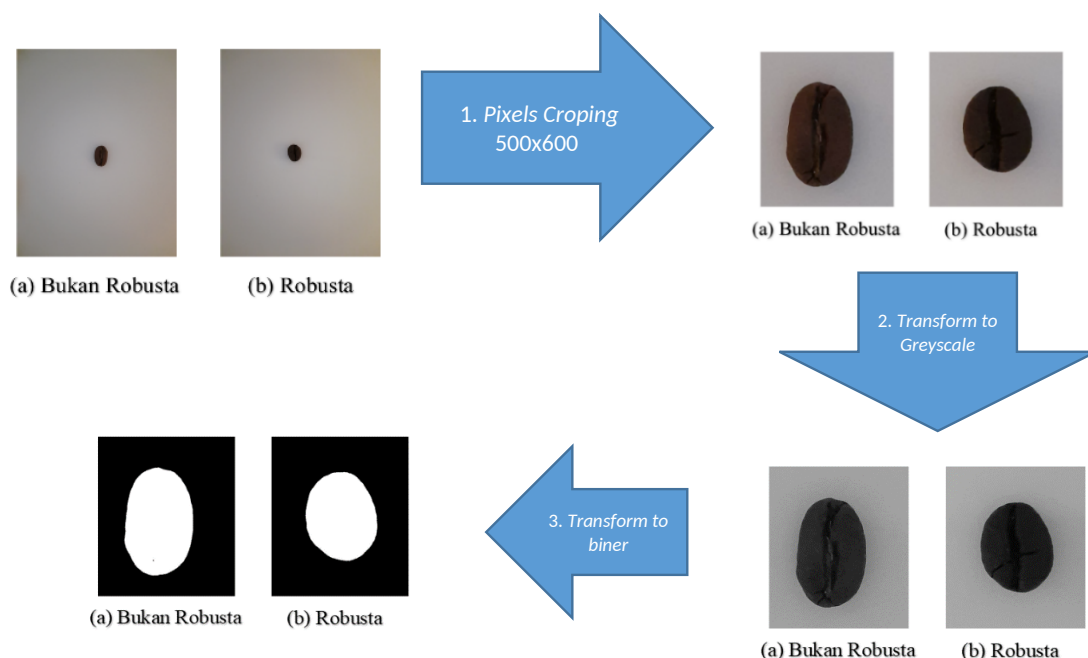
	Kernel	C	γ	Derajat t (d)
P1	Linear	1	scale	1
P2	RBF	1	scale	3
P3	Polynomial	1	scale	3
P4	Sigmoid	1	scale	3
P5	Linear	1000	1	1
P6	RBF	1	10	3
P7	Polynomial	0,01	10	20
P8	Sigmoid	100	1	3

terdiri dari 70 biji kopi robusta pagar alam dan 50 biji kopi bukan robusta (kopi arabika Gayo). Citra ini dipotong menjadi 500 x 600 piksel dan diubah menjadi citra keabuan dalam prapemrosesan. Segmentasi citra dilakukan dengan metode Otsu. Ilustrasi dalam Gambar 2 menunjukkan transformasi bentuk citra di tahap prapemrosesan.

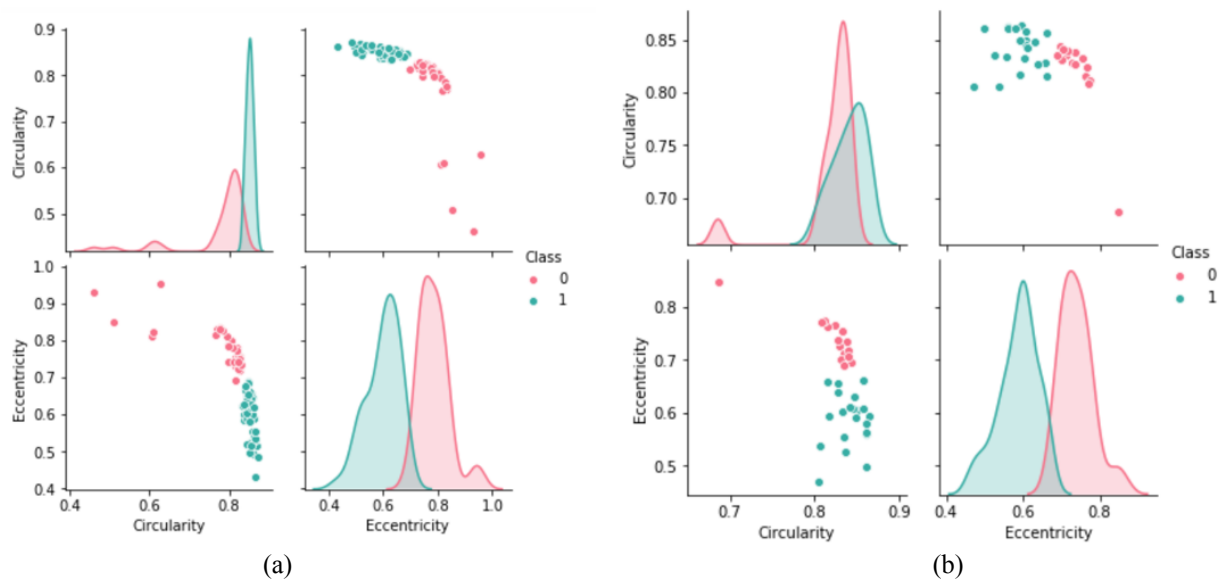
Tahap ekstraksi fitur dilakukan untuk mendapatkan fitur bentuk suatu objek citra yang telah diproses sebelumnya, yaitu berupa nilai *circularity* dan *eccentricity*. Ekstraksi fitur dilakukan pada data latih dan data uji. Gambar 3 menunjukkan visualisasi hasil ekstraksi fitur pada data latih dan data uji yang akan digunakan.

Klasifikasi dilakukan menggunakan SVM dengan kernel linear, polynomial, RBF, dan sigmoid dan dengan skenario menggunakan parameter default dan menggunakan *hyperparameter*. Tabel 1 menunjukkan delapan skenario model klasifikasi dengan beberapa kombinasi nilai parameter dan kernel yang berbeda.

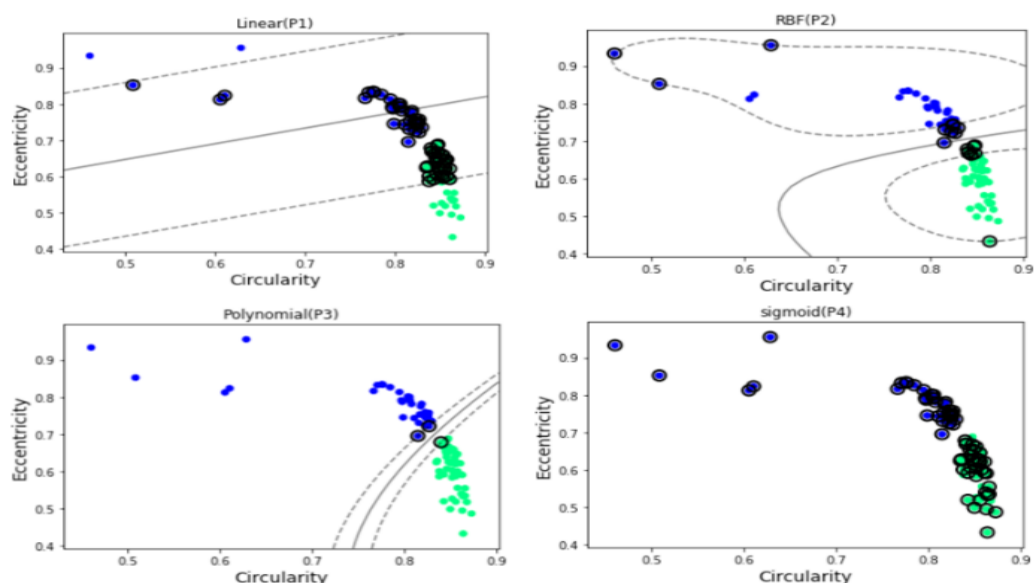
Klasifikasi ini dilakukan dalam dua tahap, yaitu pelatihan dan pengujian. Sebelum ke tahap pelatihan



Gambar 2. Transformasi citra dalam tahap prapemrosesan



Gambar 3. Visualisasi hasil ekstraksi fitur *circularity* dan *eccentricity* pada: (a) data latih dan (b) data uji



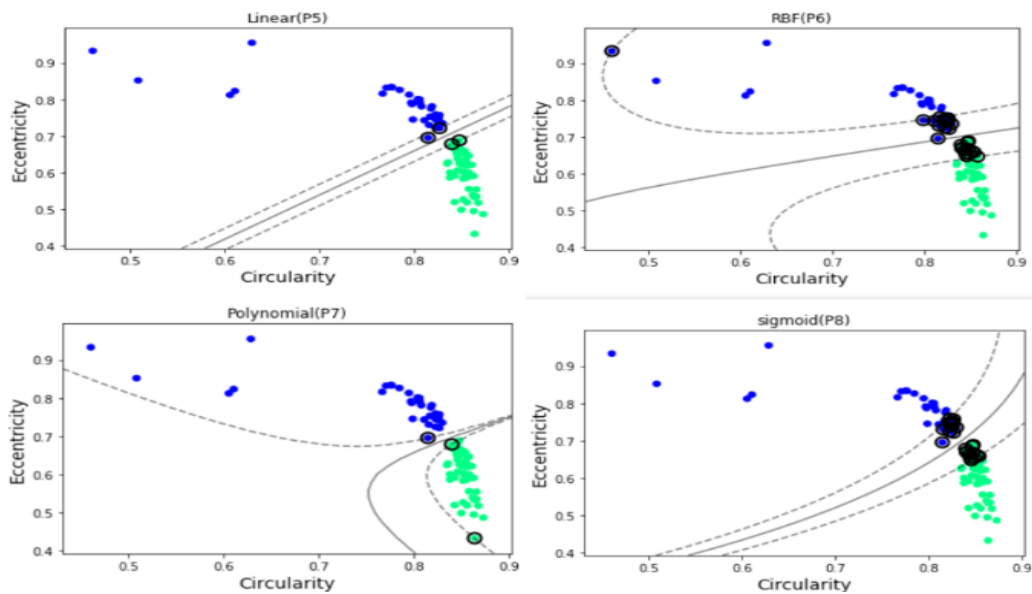
Gambar 4. Visualisasi hasil pelatihan SVM terhadap data latih dengan parameter default

SVM menggunakan *hyperparameter* terbaik, dilakukan pencarian optimasi parameter SVM dengan metode pencarian *grid search* untuk menghasilkan kombinasi parameter terbaik. Pelatihan SVM dengan parameter default dan *hyperparameter* dilakukan terhadap data latih sebanyak 84 citra biji kopi, yang terdiri dari 49 citra biji kopi robusta dan 35 citra biji kopi bukan robusta. Pelatihan SVM dilakukan menggunakan delapan skenario (Tabel 1) sehingga terbentuk delapan model klasifikasi dengan berbagai parameter klasifikasi yang dihasilkan setiap modelnya.

Gambar 4 menunjukkan visualisasi hasil pelatihan SVM dengan parameter default atau pada skenario P1, P2, P3 dan P4. Gambar 5 menunjukkan visualisasi hasil pelatihan SVM dengan *hyperparameter* atau pada skenario P5, P6, P7 dan P8. Hasil pelatihan SVM tersebut terdapat objek robusta Pagar Alam, objek

bukan robusta, *support vector* yang dihasilkan, *hyperplane* yang dihasilkan, dan margin yang dihasilkan. Objek biji kopi robusta Pagar Alam dideskripsikan dengan lingkaran berwarna biru, sedangkan objek biji kopi bukan robusta dideskripsikan dengan lingkaran berwarna hijau. *Hyperplane* yang dihasilkan dideskripsikan dengan garis lurus yang berada di antara kedua objek, sedangkan margin yang dihasilkan dideskripsikan dengan garis putus putus yang berada di antara *hyperplane*. *Support vector* yang dihasilkan dideskripsikan dengan lingkaran hitam yang mengelilingi objek yang berada terdekat dengan *hyperplane* yang dihasilkan.

Proses pelatihan menghasilkan parameter klasifikasi berdasarkan nilai *support vector*. Parameter tersebut digunakan sebagai pemisah untuk mengklasifikasi biji



Gambar 5. Visualisasi hasil pelatihan SVM terhadap data latih dengan *hyperparameter*

kopi pada proses pengujian. Nilai parameter yang digunakan dinyatakan pada Tabel 2.

Evaluasi hasil klasifikasi terhadap data uji disajikan dalam Tabel 3 dengan TP menyatakan *true positive*, TN *true negative*, FP *false positive*, dan FN *false negative*. Akurasi tertinggi sebesar masing-masing 94% diperoleh pada skenario kernel RBF dengan parameter default (P2), kernel RBF dengan *hyperparameter* (P6), dan kernel polynomial dengan *hyperparameter* (P7). Hasil ini menunjukkan bahwa dataset yang digunakan berdimensi lebih dari 2 sehingga sangat cocok dengan kernel RBF.

Penggunaan *hyperparameter* terbaik berpengaruh terhadap tingkat akurasi dalam klasifikasi SVM. Model klasifikasi SVM dengan *hyperparameter* menggunakan *grid search* menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model klasifikasi SVM dengan parameter default seperti dalam [19]. Hal ini juga menunjukkan bahwa penggunaan kombinasi nilai parameter *Cost* (C), γ (γ), dan derajat (d) terbaik dan kernel yang berbeda berpengaruh terhadap peningkatan hasil klasifikasi menggunakan SVM. Selain itu, dalam klasifikasi SVM dengan parameter default pada kernel RBF dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan kernel lainnya.

Hal ini sejalan dengan [22]-[24] bahwa kernel RBF sangat cocok digunakan untuk pengenalan pola di SVM.

Tabel 2. Parameter klasifikasi berdasarkan nilai *circularity* dan *eccentricity*

Kelas	Circularity	Eccentricity
Robusta	0,840 – 0,858	0,646 – 0,688
Bukan robusta	0,799 – 0,830	0,695 – 0,933

Secara keseluruhan, algoritme SVM ini dapat diimplementasikan dalam melakukan identifikasi biji kopi robusta Pagar Alam menggunakan fitur *circularity* dan *eccentricity* dengan akurasi terbaik 94%. Hasil ini mendukung kajian [5]-[7] dan [21] dalam identifikasi varietas kopi dengan menggunakan metode berbeda. Selain itu, hasil ini diharapkan dapat membantu pelaku bisnis biji dan konsumen kopi dalam mengidentifikasi varietas kopi robusta, terutama varietas Pagar Alam.

IV. KESIMPULAN

Algoritme SVM dapat diimplementasikan dalam melakukan identifikasi biji kopi robusta Pagar Alam dengan baik dan menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 94% pada skenario P2, P6, dan P7 yang

Tabel 3. Evaluasi klasifikasi SVM terhadap data uji

Skenario	TP	FP	TN	FN	Akurasi (%)	Recall (%)	Presisi (%)	f1 score (%)
P1 (Linear, default)	21	0	1	14	61	100	60	75
P2 (RBF, default)	21	0	13	2	94	100	91	95
P3 (Poly, default)	20	1	12	3	88	95	87	91
P4 (Sigmoid, default)	21	0	0	15	58	100	58	74
P5 (Linear, <i>hyperparameter</i>)	21	0	12	3	91	100	88	93
P6 (RBF, <i>hyperparameter</i>)	21	0	13	2	94	100	91	95
P7 (Poly, <i>hyperparameter</i>)	21	0	13	2	94	100	91	95
P8 (Sigmoid, <i>hyperparameter</i>)	21	0	12	3	91	100	88	93

menggunakan kernel RBF dan polynomial. Selain itu, penggunaan optimasi parameter dengan *grid search* mampu meningkatkan kinerja klasifikasi SVM pada penggunaan *hyperparameter* terbaik daripada parameter default untuk semua kernel yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Zhang, F. Liu, and Y. He, "Identification of coffee bean varieties using hyperspectral imaging: Influence of preprocessing methods and pixel-wise spectra analysis," *Scientific Reports*, vol. 8, no. 1, pp. 1–11, 2018. doi: [10.1038/s41598-018-20270-y](https://doi.org/10.1038/s41598-018-20270-y)
- [2] Y. Hendrawan, S. Widyaningtyas, and S. Sucipto, "Computer vision for purity, phenol, and pH detection of Luwak coffee green bean," *Telkomnika: Telecommunication Computing Electronics and Control*, vol. 17, no. 6, pp. 3073–3085, 2019. doi: [10.12928/telkomnika.v17i6.12689](https://doi.org/10.12928/telkomnika.v17i6.12689)
- [3] Kementerian Pertanian, *Outlook 2018 Komoditas Pertanian Subsektor Perkebunan Kopi*. Jakarta: Kementrian Pertanian, 2019.
- [4] J. A. Vignoli, M. C. Viegas, D. G. Bassoli, and M. T. Benassi, "Roasting process affects differently the bioactive compounds and the antioxidant activity of arabica and robusta coffees," *Food Research International*, vol. 61, pp. 279–285, 2014. doi: [10.1016/j.foodres.2013.06.006](https://doi.org/10.1016/j.foodres.2013.06.006)
- [5] E. R. Arboleda, A. C. Fajardo, and R. P. Medina, "Classification of coffee bean species using image processing, artificial neural network and k nearest neighbors," in *IEEE International Conference on Innovative Research and Development*, Bangkok, Thailand, Jun. 2018. doi: [10.1109/ICIRD.2018.8376326](https://doi.org/10.1109/ICIRD.2018.8376326)
- [6] M. M. Sebatubun and M. A. Nugroho, "Ekstraksi fitur circularity untuk pengenalan varietas kopi arabika," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 4, pp. 283–289, 2017. doi: [10.25126/jtiik.201744505](https://doi.org/10.25126/jtiik.201744505)
- [7] J. P. Rodríguez, D. C. Corrales, J. N. Aubertot, and J. C. Corrales, "A computer vision system for automatic cherry beans detection on coffee trees," *Pattern Recognition Letters*, vol. 136, pp. 142–153, 2020. doi: [10.1016/j.patrec.2020.05.034](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.05.034)
- [8] M. Widyaningtyas, "Identifikasi kematangan buah apel dengan gray level co-occurrence matrix (GLCM)," *Jurnal SAINTEKOM*, vol. 6, no. 1, pp. 71–88, 2017. doi: [10.33020/saintekom.v6i1.7](https://doi.org/10.33020/saintekom.v6i1.7)
- [9] A. Lawi and Y. Adhitya, "Classifying physical morphology of cocoa beans digital images using multiclass ensemble least-squares support vector machine," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 979, 012029, 2018. doi: [10.1088/1742-6596/979/1/012029](https://doi.org/10.1088/1742-6596/979/1/012029)
- [10] I. Campaña, A. Benito-Calvo, A. Pérez-González, J. M. Bermúdez de Castro, and E. Carbonell, "Assessing automated image analysis of sand grain shape to identify sedimentary facies, Gran Dolina archaeological site (Burgos, Spain)," *Sedimentary Geology*, vol. 346, pp. 72–83, 2016. doi: [10.1016/j.sedgeo.2016.09.010](https://doi.org/10.1016/j.sedgeo.2016.09.010)
- [11] W. Chen, H. R. Pourghasemi, and S. A. Naghibi, "A comparative study of landslide susceptibility maps produced using support vector machine with different kernel functions and entropy data mining models in China," *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, vol. 77, no. 2, pp. 647–664, 2018. doi: [10.1007/s10064-017-1010-y](https://doi.org/10.1007/s10064-017-1010-y)
- [12] M. Wang, Y. Wan, Z. Ye, and X. Lai, "Remote sensing image classification based on the optimal support vector machine and modified binary coded ant colony optimization algorithm," *Information Sciences*, vol. 402, pp. 50–68, 2017. doi: [10.1016/j.ins.2017.03.027](https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.03.027)
- [13] N. B. Bahadure, A. K. Ray, and H. P. Thethi, "Image analysis for MRI based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM," *International Journal of Biomedical Imaging*, vol. 2017, 9749108, 2017. doi: [10.1155/2017/9749108](https://doi.org/10.1155/2017/9749108)
- [14] L. S. Wei, Q. Gan, and T. Ji, "Skin disease recognition method based on image color and texture features," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2018, 8145713, 2018. doi: [10.1155/2018/8145713](https://doi.org/10.1155/2018/8145713)
- [15] K. Petrujkić *et al.*, "Computational quantitative MR image features - a potential useful tool in differentiating glioblastoma from solitary brain metastasis," *European Journal of Radiology*, vol. 119, 108634, 2019. doi: [10.1016/j.ejrad.2019.08.003](https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2019.08.003)
- [16] E. Etriyanti, D. Syamsuar, and N. Kunang, "Implementasi data mining menggunakan algoritme naive bayes classifier dan c4.5 untuk memprediksi kelulusan mahasiswa," *Telematika*, vol. 13, no. 1, pp. 56–67, 2020. doi: [10.35671/telematika.v13i1.881](https://doi.org/10.35671/telematika.v13i1.881)
- [17] R. Munawarah, O. Soesanto, and M. R. Faisal, "Penerapan metode support vector machine," *KLIK - Kumpulan Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 103–113, 2016.
- [18] M. A. Ebrahimi, M. H. Khoshtaghaza, S. Minaei, and B. Jamshidi, "Vision-based pest detection based on SVM classification method," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 137, pp. 52–58, 2017. doi: [10.1016/j.compag.2017.03.016](https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.03.016)
- [19] I. Syarif, A. Prugel-Bennett, and G. Wills, "SVM parameter optimization using grid search and genetic algorithm to improve classification performance," *Telkomnika: Telecommunication Computing Electronics and Control*, vol. 14, no. 4, pp. 1502–1509, 2016. doi: [10.12928/telkomnika.v14i4.3956](https://doi.org/10.12928/telkomnika.v14i4.3956)
- [20] M. K. V. Joshi and D. D. Shah, "Hybrid of the fuzzy c means and the thresholding method to segment the image in identification of cotton bug," *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 13, no. 10, pp. 7466–7471, 2018.
- [21] R. A. Asmara and T. A. Heryanto, "Klasifikasi varietas biji kopi arabika menggunakan ekstraksi

- bentuk dan tekstur,” in *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, Malang, Indonesia, Jun. 2019, pp. 316–322.
- [22] N. Musyaffa and B. Rifai, “Model support vector machine berbasis particle swarm optimization untuk prediksi penyakit liver,” *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer)*, vol. 3, no. 2, pp. 189–194, 2018.
- [23] P. Thanh Noi and M. Kappas, “Comparison of random forest, k-nearest neighbor, and support vector machine classifiers for land cover classification using sentinel-2 imagery,” *Sensors*, vol. 18, no. 1, 2017. doi: [10.3390/s18010018](https://doi.org/10.3390/s18010018)
- [24] H. Wang, B. Zheng, S. W. Yoon, and H. S. Ko, “A support vector machine-based ensemble algorithm for breast cancer diagnosis,” *European Journal of Operational Research*, vol. 267, no. 2, pp. 687–699, 2018. doi: [10.1016/j.ejor.2017.12.001](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.12.001)



©2022. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).