

# Analisis Support Vector Machine (SVM) dalam Pengenalan Citra Bunga Menggunakan Fitur Warna dan Bentuk

Maulana Fansyuri<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Jl. Raya Puspiptek No. 46, Kel. Buaran, Kec. Serpong, Kota Tangerang Selatan. Banten 15310, Indonesia

Email: [\\*dosen02359@unpam.ac.id](mailto:dosen02359@unpam.ac.id)

(\* : coressponding author)

**Abstrak**– Penelitian ini membahas tentang pengenalan objek dalam citra, dengan fokus pada pengenalan bunga. Identifikasi bunga secara otomatis memiliki banyak aplikasi praktis, seperti dalam bidang pertanian, konservasi alam, dan kebun botani. Namun, pengenalan bunga tetap menjadi tantangan kompleks karena bunga memiliki beragam bentuk dan warna. Untuk mengatasi permasalahan ini, penelitian ini mengusulkan penggunaan metode Support Vector Machine (SVM) dalam pengenalan citra bunga berdasarkan fitur warna dan bentuk. SVM adalah algoritma klasifikasi yang kuat dan dapat bekerja dengan baik dalam kasus-kasus di mana fitur-fitur berada dalam ruang dimensi yang tinggi. Penelitian ini melibatkan beberapa tahapan, termasuk pengumpulan data citra, ekstraksi fitur warna dan bentuk, serta pelatihan dan pengujian model SVM. Metode SVM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan penggunaan memori yang efisien. Hasil eksperimen menunjukkan tingkat akurasi SVM sebesar 74.29%, menunjukkan potensi yang signifikan dalam pengenalan citra bunga menggunakan SVM dengan fitur warna dan bentuk.

**Kata Kunci:** SVM, Analisa Citra, Fitur Warna dan Bentuk, Klasifikasi

***Abstract**– This research discusses object recognition in images, with a focus on flower recognition. Automatic flower identification has many practical applications, such as in agriculture, nature conservation, and botanical gardens. However, flower recognition remains a complex challenge because flowers come in a variety of shapes and colors. To overcome this problem, this research proposes the use of the Support Vector Machine (SVM) method in recognizing flower images based on color and shape features. SVM is a powerful classification algorithm and can perform well in cases where the features are in a high dimensional space. This research involves several stages, including image data collection, color and shape feature extraction, as well as training and testing of the SVM model. The SVM method was chosen because of its ability to handle high-dimensional data and efficient memory usage. The experimental results show an SVM accuracy rate of 74.29%, indicating significant potential in flower image recognition using SVM with color and shape features.*

**Keywords:** SVM, Image Analysis, Color and Shape Features, Classification

## 1. PENDAHULUAN

Pengenalan objek dalam citra memiliki banyak aplikasi praktis, salah satunya adalah pengenalan bunga dalam bidang pertanian, konservasi alam, dan kebun botani. Identifikasi bunga secara otomatis dapat membantu para ahli dalam pengklasifikasian spesies dan pemantauan populasi bunga di alam liar. Meskipun telah ada penelitian yang dilakukan dalam pengenalan objek, pengenalan bunga tetap menjadi tantangan yang kompleks. Bunga memiliki beragam bentuk dan warna yang membuatnya sulit untuk diidentifikasi secara akurat menggunakan metode konvensional. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang efektif untuk mengatasi permasalahan ini.

Klasifikasi Bunga dalam proses pengenalan citra bunga adalah proses yang cukup menantang seperti yang ditunjukkan oleh penelitian oleh apriyanti, dkk (Apriyanti, 2023), dalam penelitiannya mengenai sistem pengenalan bunga juga diteliti yang meneliti tentang bunga anggrek. Didalam penelitiannya mengkombinasi fitur warna RGB, HSV, LAB, dan Ycbr dengan kombinasi segmentasi K-means dan klasifikasi SVM untuk mendapatkan tingkat akurasi yang baik.

Solusi yang diusulkan dalam penelitian ini adalah menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) untuk pengenalan citra bunga. SVM adalah salah satu algoritma klasifikasi yang kuat dan dapat bekerja dengan baik dalam kasus-kasus di mana fitur-fitur berada dalam ruang dimensi yang tinggi, seperti fitur warna dan bentuk dalam citra. Meskipun terdapat berbagai metode klasifikasi yang telah dikembangkan untuk pengenalan citra, namun masih terdapat tantangan dalam mencapai akurasi yang tinggi dan efisiensi yang optimal. Salah satu metode yang menjanjikan

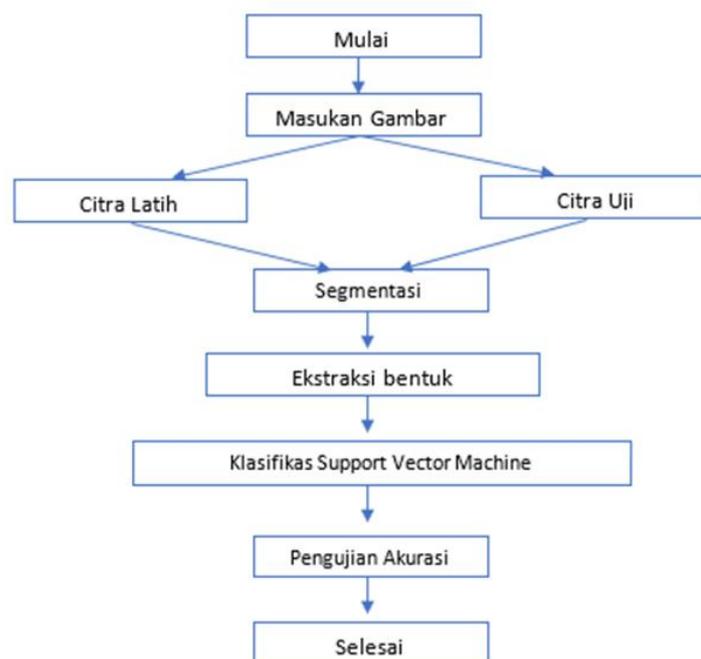
adalah Support Vector Machine (SVM), yang telah terbukti efektif dalam menangani masalah klasifikasi pada data multidimensi. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Hilda Apriyani dan Kurniati yang membandingkan metode naïve bayes dan Support Vector Machine pada penyakit Diabetes Melitus, dimana hasil akurasi terbaik didapati oleh Algoritma Support Vector Machine dengan nilai 96% (Hilda, 2020). Namun, penerapan SVM dalam pengenalan citra bunga berdasarkan fitur-fitur visual seperti warna dan bentuk masih memerlukan penelitian lebih lanjut untuk mengevaluasi kinerjanya secara mendalam..

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap. Pertama, kumpulan data citra bunga akan dikumpulkan dan dipersiapkan untuk analisis. Kemudian, fitur-fitur warna dan bentuk akan diekstraksi dari setiap citra. Setelah itu, data akan dibagi menjadi set pelatihan dan set pengujian. Model SVM akan dilatih menggunakan set pelatihan dan dievaluasi kinerjanya menggunakan set pengujian. Hasil dari eksperimen akan dianalisis untuk mengevaluasi akurasi dan kinerja SVM dalam pengenalan citra bunga menggunakan fitur warna dan bentuk. Berbagai faktor yang mempengaruhi hasil, seperti pemilihan parameter SVM dan metode ekstraksi fitur, akan dibahas untuk memahami kekuatan dan kelemahan metode yang digunakan. Untuk mencapai tujuan tersebut, kami akan mengimplementasikan SVM dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan dataset citra bunga yang telah ter-annotasi. Fitur-fitur warna dan bentuk akan diekstraksi dari setiap citra untuk digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi SVM. Kami akan melakukan analisis statistik terhadap hasil eksperimen kami untuk mengevaluasi akurasi dan efisiensi SVM dalam pengenalan citra bunga. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan terhadap pengembangan teknik pengenalan citra bunga yang lebih canggih dan dapat diandalkan.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Metode Penelitian

Metode dalam penelitian ini dilakukan dalam dua fase, yaitu fase pelatihan dan fase pengujian. Dalam fase pelatihan, tahapan yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan model berdasarkan subset citra yang disebut citra latih. Ada beberapa tahapan dalam proses Analisa citra bunga berdasarkan warna dan bentuk, tahapan tersebut termuat dalam diagram alur seperti di bawah ini:



**Gambar 1.** Metode Penelitian

Berikut penjelasan dari tahapan metode penelitian yang dilakukan:

1. Langkah pertama adalah menyiapkan data set gambar yang akan dianalisa. Dataset gambar yang digunakan adalah 19 gambar bunga dan melakukan pengambilan gambar sebanyak 285 kali. Gambar bunga yang diambil tersebut memiliki *background* yang kompleks sehingga untuk proses selanjutnya harus memisahkan *background* dan objek (*foreground*) dari gambar tersebut.
2. Dari 285 gambar yang telah diambil tersebut akan dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data latih yang terdiri dari 288 gambar dan data tes yang terdiri dari 57 gambar.
3. Dari setiap gambar latih dan tes tersebut akan dilakukan segmentasi untuk memisahkan objek (*foreground*) dan *background* menggunakan metode *K-Means Clustering*. Tahapan proses segmentasi menggunakan metode ini yaitu:
  - a. Membaca citra asli
  - b. Menkonversi RGB dari citra tersebut menjadi grayscale
  - c. Melakukan segmentasi citra menggunakan algoritma *K-Means Clustering* yang bertujuan untuk membagi dua region cluster yaitu kluster 1 untuk region berwarna biru yang menunjukkan *background* data gambar tersebut dan kluster 2 untuk region berwarna kuning yang menunjukkan objek (*foreground*) dari gambar tersebut.
  - d. Memilih region kluster yang memiliki luas paling kecil untuk menunjukkan bahwa region tersebut adalah objek (*foreground*) dari data yang akan diolah.
  - e. Melakukan proses filtering dengan menggunakan median filter pada citra tersebut.
  - f. Melakukan proses operasi morfologi dengan tujuan untuk menghilangkan noise pada hasil filtering sehingga mendapatkan hasil segmentasi yang lebih akurat.
  - g. Mendapatkan data citra biner hasil operasi morfologi tersebut
4. Setelah data citra biner didapatkan dari hasil segmentasi, proses selanjutnya adalah melakukan seleksi warna dan bentuk dari data tersebut, dimana data yang diambil dari fitur warna adalah data rata-rata dari HSV dan data rata-rata dari YCBCR, serta fitur bentuk yang diambil adalah dari eccentricity dan metric.
5. Langkah selanjutnya adalah penerapan metode Support Vector Machine dari data fitur warna dan bentuk yang telah didapat menggunakan aplikasi Rapid Miner
6. Setelah dilakukan pengolahan data menggunakan algoritma support vector machine, akan didapatkan nilai akurasi data hasil ekstraksi dengan data citra bunga sebenarnya.

## 2.2 Metode Support Vector Machine

*Support Vector Machine* (SVM) adalah model pembelajaran terbimbing yang banyak digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Dikembangkan pada tahun 1990-an, SVM terkenal dengan kemampuannya dalam menangani masalah klasifikasi, bahkan untuk data yang kompleks dan berdimensi tinggi.

Prinsip Kerja dari algoritma Support Vector Machine adalah:

1. Membangun ruang fitur: SVM memetakan data masukan ke dalam ruang fitur berdimensi tinggi, di mana pemisahan antara kelas-kelas menjadi lebih jelas. Jika perlu, transformasi non-linear dapat diterapkan untuk memisahkan data yang tidak dapat dipisahkan secara linier dalam ruang asli.
2. Mencari hyperplane terbaik: SVM mencari hyperplane (dalam ruang fitur ini) yang memisahkan data dari kelas yang berbeda secara optimal. "Optimal" berarti hyperplane tersebut memiliki jarak terbesar (margin) ke data titik terdekat dari masing-masing kelas (disebut vektor support). Margin yang besar umumnya mengarah ke performa klasifikasi yang lebih baik pada data yang tidak terlihat (generalisasi).
3. Klasifikasi data baru: Untuk mengklasifikasikan data baru, SVM memproyeksikan data tersebut ke ruang fitur dan menentukan di sisi mana hyperplane data tersebut berada. Berdasarkan sisi tersebut, data baru diklasifikasikan ke dalam salah satu kelas.

Beberapa kelebihan dari algoritma Support Vector Machine ini adalah:

- a. Efektif dalam menangani data berdimensi tinggi: SVM dapat bekerja dengan baik bahkan ketika jumlah fitur melebihi jumlah data (yang dapat menjadi tantangan bagi beberapa algoritme Machine Learning lainnya).

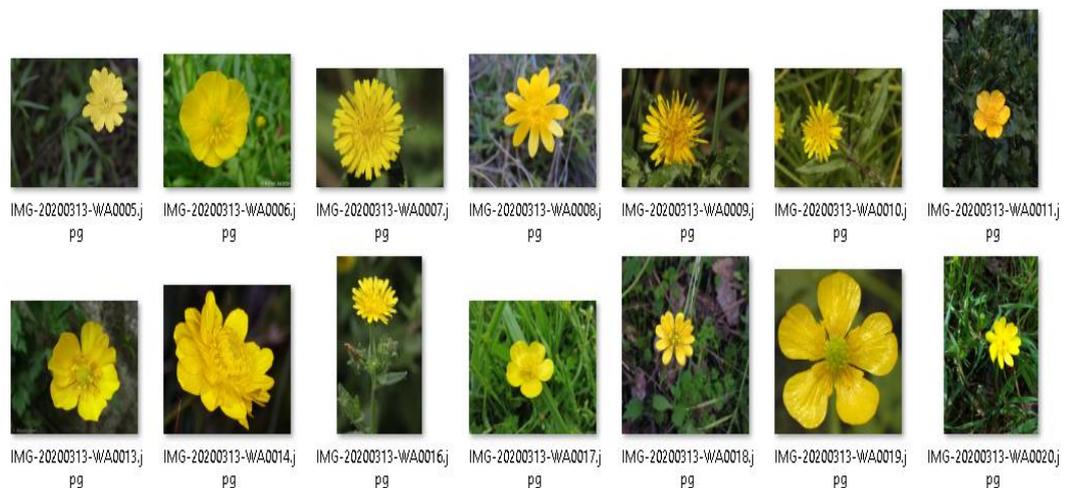
- b. Memori efisien: SVM hanya menggunakan subset dari data pelatihan (vektor support) untuk membuat keputusan, sehingga lebih efisien dalam hal penggunaan memori.
- c. Dapat disesuaikan dengan berbagai skenario: Berbagai fungsi kernel dapat digunakan untuk memodifikasi perilaku SVM dan membuatnya lebih cocok untuk data yang rumit.

SVM adalah salah satu algoritme Machine Learning yang ampuh untuk klasifikasi dan regresi. Kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi, penggunaan memori yang efisien, dan kemampuan beradaptasi membuatnya menjadi pilihan populer untuk berbagai masalah klasifikasi. Namun, waktu pelatihan yang lebih lama dan kesulitan interpretasi model perlu dipertimbangkan ketika memilih SVM untuk tugas tertentu.

### 3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Data Citra Collection

Data set yang digunakan terdiri dari 2 jenis spesies citra bunga dan masing-masing spesies memiliki 45 citra bunga sehingga total data citra yang digunakan sebagai dataset berjumlah 90 data. Dari seluruh dataset ini kemudian dibagi menjadi 2 bagian yaitu 80% akan digunakan sebagai data tes yaitu sebanyak 70 data citra dan 20% akan digunakan sebagai data latih yaitu sebanyak 20 data citra..



**Gambar 2.** Contoh Dataset

#### 3.2 Image Data Pre-Processing

Pada tahapan ini merupakan tahap segmentasi citra menggunakan metode K-Means Clustering, pada segmentasi ini dilakukan menggunakan aplikasi Matlab untuk dapat melakukan ekstraksi citra bunga menjadi data citra biner yang dapat menghasilkan ekstraksi warna dan bentuk. Tahap awal dalam segmentasi ini yaitu membagi citra bunga menjadi dua region cluster yaitu cluster biru yang menunjukkan background dan cluster kuning yang menunjukkan objek atau foreground.

Selanjutnya memilih region kluster yang paling luas pada gambar yang menunjukkan bahwa region tersebut adalah objek atau foreground, sehingga hasil seleksi ini dapat diolah di langkah selanjutnya. Setelah melakukan seleksi objek, langkah selanjutnya adalah melakukan proses filtering dengan menggunakan median filter pada citra. Selanjutnya adalah melakukan proses morfologi yang bertujuan untuk menghilangkan noise pada gambar yang sudah di filter sehingga dapat memberikan hasil segmentasi yang lebih akurat. Tahap akhir dari segmentasi ini adalah mendapatkan data citra biner dari hasil operasi morfologi citra.

#### 3.3 Citra Training

Citra training merupakan data hasil segmentasi menggunakan metode K-Means Clustering dan ekstraksi citra. Data ini berisi fitur warna yang terdiri dari nilai Mean H, Mean S, Mean V, Mean Y, Mean CB, Mean CR dan fitur bentuk dari citra bunga yang terdiri dari *eccentricity dan metric*.

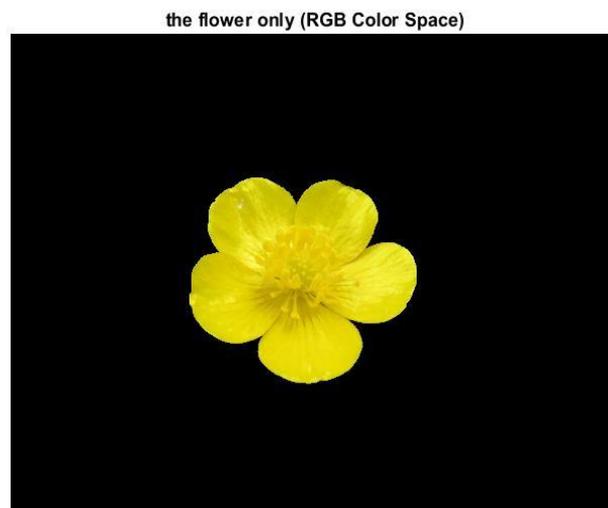
### 3.4 Segmentasi Citra

Metode yang digunakan pada pengumpulan data dalam program aplikasi ini adalah sebagai berikut:

Tahap awal segmentasi ini dilakukan pada fase pelatihan yaitu tahapan yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan model berdasarkan citra latih. Tahap segmentasi citra menggunakan metode K-Means Clustering, pada segmentasi ini dilakukan menggunakan aplikasi Matlab untuk dapat melakukan Ekstraksi citra bunga menjadi data citra biner yang dapat menghasilkan ekstraksi warna dan bentuk. Proses awal segmentasi ini diterapkan pada data tes, yaitu citra bunga sebanyak 90 data.

Selanjutnya Pra-processing, yaitu melakukan operator-operator seperti konversi, holes filling, open area. pemilihan bunga jika ada bunga yang lebih dari satu, untuk case gambar bunga lebih dari satu diperlukan metode khusus seperti merging untuk memisahkan bunga agar hanya terdapat 1 bunga saja didalam frame.

Setelah tampil 1 bunga dalam frame, selanjutnya membagi citra bunga menjadi dua region cluster yaitu cluster hitam yang menunjukkan background dan cluster kuning yang menunjukkan objek atau foreground.



**Gambar 3.** Contoh Gambar Hasil Segmentasi Citra

### 3.5 Ekstraksi Warna dan Bentuk

Selanjutnya adalah melakukan proses ekstraksi warna dan bentuk menggunakan metode morfologi yang bertujuan untuk menghilangkan noise pada gambar yang sudah di filter sehingga dapat memberikan hasil segmentasi yang lebih akurat. Tahap akhir dari segmentasi ini adalah mendapatkan data citra biner dari hasil operasi morfologi citra.

Hasil dari ekstraksi citra, selanjutnya dibuat data citra training yang merupakan data hasil segmentasi menggunakan metode K-Means Clustering dan ekstraksi citra yang telah disederhanakan agar proses Analisa menggunakan metode naïve bayes lebih terfokus. Data ini berisi fitur warna yang terdiri dari nilai Mean H, Mean S, Mean V, Mean Y, Mean CB, Mean CR dan fitur bentuk dari citra bunga yang terdiri dari eccentricity dan metric.

Setelah selesai proses ekstraksi warna dan bentuk menggunakan data tes, selanjutnya adalah fase pengujian, yaitu tahapan yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan model berdasarkan citra tes. Data yang diproses berjumlah 90 data citra. Proses yang dilakukan sama seperti yang diterapkan pada data tes, yaitu proses segmentasi hingga ekstraksi warna dan bentuk. Tahap akhir dari segmentasi ini adalah mendapatkan data citra biner dari hasil operasi morfologi citra

Citra training merupakan data hasil segmentasi menggunakan metode K-Means Clustering dan ekstraksi citra yang telah disederhanakan agar proses Analisa menggunakan metode naïve bayes lebih terfokus. Data ini berisi fitur warna yang terdiri dari nilai Mean H, Mean S, Mean V, Mean Y, Mean CB, Mean CR dan fitur bentuk dari citra bunga yang terdiri dari eccentricity dan metric.

**Tabel 1.** Data Citra Training Yang Telah Disederhankan

H_mean	S_mean	V_mean	eccentricity	metric	Y_mean	Cb_mean	Cr_mean	Spesies
0.046	0.871	0.800	0.323	0.788	107.410	88.677	189.190	Calochortus kennedyi
0.166	0.840	0.391	0.414	0.873	50.415	112.742	165.174	Calochortus kennedyi
0.084	0.825	0.846	0.628	0.702	139.637	73.152	172.926	Calochortus kennedyi
0.087	0.845	0.796	0.617	0.704	131.987	74.882	170.589	Calochortus kennedyi
0.057	0.974	0.876	0.500	0.878	103.019	80.653	204.491	Calochortus kennedyi
0.082	0.959	0.954	0.238	0.642	122.227	71.510	203.007	Calochortus kennedyi
0.086	0.968	0.899	0.721	0.715	132.139	64.058	186.952	Calochortus kennedyi
0.044	0.888	0.870	0.380	0.444	112.289	84.516	196.766	Calochortus kennedyi
0.056	0.878	0.913	0.434	0.548	124.688	79.013	194.561	Calochortus kennedyi
0.078	0.972	0.917	0.587	0.703	117.211	72.225	200.594	Calochortus kennedyi
0.063	0.973	0.769	0.386	0.884	100.077	81.508	189.453	Calochortus kennedyi
0.078	0.949	0.814	0.591	0.813	99.860	84.280	196.808	Calochortus kennedyi
0.062	0.970	0.920	0.317	0.898	120.273	71.011	198.984	Calochortus kennedyi
0.196	0.830	0.868	0.137	0.685	136.260	76.251	178.931	Calochortus kennedyi
0.090	0.906	0.760	0.274	0.830	125.015	72.799	169.928	Calochortus kennedyi
0.155	0.936	0.311	0.360	0.802	73.810	96.541	135.498	Calochortus kennedyi
0.154	0.957	0.311	0.266	0.834	73.589	96.227	135.529	Calochortus kennedyi
0.155	0.946	0.359	0.480	0.622	82.914	91.622	136.484	Calochortus kennedyi
0.153	0.694	0.789	0.296	0.720	169.460	71.317	141.927	Calochortus kennedyi
0.161	0.808	0.830	0.196	0.849	177.660	56.386	142.239	Calochortus kennedyi
0.167	0.810	0.778	0.417	0.388	168.925	59.745	139.913	Calochortus kennedyi
0.144	0.836	0.867	0.145	0.662	176.145	54.457	149.721	Calochortus kennedyi
0.144	0.835	0.867	0.165	0.664	176.115	54.563	149.719	Calochortus kennedyi
0.148	0.960	0.840	0.176	0.792	169.285	43.569	150.423	Calochortus kennedyi
0.147	0.856	0.802	0.314	0.924	165.441	56.813	147.080	Calochortus kennedyi
0.145	0.918	0.834	0.131	0.541	165.280	50.179	152.414	Calochortus kennedyi
0.132	0.882	0.817	0.493	0.498	158.561	58.120	154.565	Calochortus kennedyi
0.160	0.833	0.818	0.326	0.789	173.458	54.960	142.484	Calochortus kennedyi

0.144	0.802	0.844	0.446	0.855	172.808	59.577	148.392	Calochortus kennedyi
0.133	0.835	0.815	0.405	0.661	160.711	62.145	152.654	Calochortus kennedyi
0.829	0.335	0.808	0.176	0.895	157.827	147.196	151.133	Calochortus kennedyi
0.821	0.348	0.700	0.262	0.788	137.244	145.176	147.256	Calochortus kennedyi
0.811	0.534	0.659	0.450	0.680	112.617	154.659	153.910	Calochortus kennedyi
0.836	0.390	0.660	0.384	0.628	126.834	145.192	150.286	Calochortus kennedyi
0.776	0.405	0.796	0.504	0.686	144.881	154.029	146.093	Calochortus kennedyi
0.805	0.241	0.776	0.444	0.703	162.394	138.252	144.341	Calochortus kennedyi
0.754	0.268	0.931	0.333	0.906	181.205	150.282	138.092	Calochortus kennedyi
0.790	0.288	0.907	0.457	0.871	176.991	149.640	144.666	Calochortus kennedyi
0.726	0.210	0.899	0.341	0.285	181.527	145.926	132.047	Calochortus kennedyi
0.769	0.168	0.868	0.266	0.813	185.192	139.850	134.958	Calochortus kennedyi
0.831	0.361	0.736	0.330	0.821	143.494	145.661	149.913	Calochortus kennedyi
0.879	0.337	0.650	0.429	0.830	129.089	136.463	149.447	Calochortus kennedyi
0.842	0.179	0.860	0.492	0.733	183.677	135.687	142.232	Calochortus kennedyi
0.868	0.285	0.677	0.667	0.616	140.936	135.849	145.099	Calochortus kennedyi
0.828	0.196	0.676	0.598	0.713	146.953	132.881	140.190	Calochortus kennedyi
0.084	0.727	0.765	0.725	0.544	135.483	86.335	163.100	Lilium columbianum
0.079	0.678	0.818	0.821	0.484	142.768	87.575	166.168	Lilium columbianum
0.133	0.853	0.887	0.762	0.482	170.546	55.635	156.830	Lilium columbianum
0.143	0.839	0.514	0.480	0.244	109.639	84.932	141.741	Lilium columbianum
0.095	0.750	0.792	0.815	0.727	143.242	81.907	161.700	Lilium columbianum
0.139	0.796	0.517	0.765	0.515	107.292	90.169	143.692	Lilium columbianum
0.107	0.891	0.777	0.644	0.110	136.799	69.517	163.968	Lilium columbianum
0.105	0.867	0.920	0.837	0.133	158.680	61.095	170.941	Lilium columbianum
0.097	0.920	0.835	0.504	0.280	138.513	66.053	171.805	Lilium columbianum
0.116	0.921	0.906	0.793	0.407	160.907	53.320	167.063	Lilium columbianum
0.128	0.888	0.884	0.635	0.503	166.799	53.618	159.143	Lilium columbianum
0.105	0.859	0.823	0.850	0.216	141.201	69.648	167.491	Lilium columbianum
0.093	0.859	0.702	0.551	0.342	120.106	81.488	164.181	Lilium columbianum

0.096	0.861	0.818	0.462	0.326	141.223	70.932	167.290	Lilium columbianum
0.097	0.920	0.835	0.504	0.280	138.513	66.053	171.805	Lilium columbianum
0.109	0.842	0.601	0.568	0.214	96.215	96.111	165.244	Lilium columbianum
0.341	0.843	0.423	0.823	0.129	61.101	114.212	161.715	Lilium columbianum
0.196	0.802	0.565	0.825	0.649	83.286	105.852	169.094	Lilium columbianum
0.116	0.782	0.525	0.360	0.406	81.327	106.990	163.869	Lilium columbianum
0.061	0.703	0.701	0.708	0.473	114.774	98.323	167.975	Lilium columbianum
0.089	0.892	0.742	0.571	0.252	119.671	76.963	170.869	Lilium columbianum
0.090	0.918	0.773	0.698	0.210	121.874	74.646	174.262	Lilium columbianum
0.074	0.858	0.852	0.655	0.608	127.702	79.419	182.482	Lilium columbianum
0.070	0.868	0.716	0.843	0.588	107.053	87.571	175.905	Lilium columbianum
0.086	0.897	0.692	0.762	0.339	112.566	81.701	168.022	Lilium columbianum
0.070	0.868	0.716	0.843	0.588	107.053	87.571	175.905	Lilium columbianum
0.065	0.797	0.839	0.667	0.377	124.082	87.986	183.178	Lilium columbianum
0.178	0.734	0.846	0.606	0.350	118.942	98.438	188.057	Lilium columbianum
0.106	0.613	0.777	0.264	0.377	132.330	100.540	167.327	Lilium columbianum
0.106	0.846	0.534	0.650	0.282	100.979	90.274	151.208	Lilium columbianum
0.085	0.841	0.756	0.286	0.286	126.037	80.029	168.365	Lilium columbianum
0.067	0.820	0.756	0.496	0.312	109.293	94.027	180.708	Lilium columbianum
0.047	0.719	0.761	0.206	0.325	119.373	95.765	174.147	Lilium columbianum
0.080	0.944	0.761	0.574	0.266	102.333	83.794	186.677	Lilium columbianum
0.063	0.778	0.559	0.392	0.189	92.481	99.846	161.580	Lilium columbianum
0.086	0.847	0.813	0.714	0.156	134.411	76.478	171.464	Lilium columbianum
0.064	0.747	0.819	0.620	0.271	133.359	88.207	173.215	Lilium columbianum
0.069	0.751	0.874	0.305	0.255	144.178	83.330	174.161	Lilium columbianum
0.090	0.918	0.773	0.698	0.210	121.874	74.646	174.262	Lilium columbianum
0.073	0.751	0.891	0.498	0.242	144.847	82.846	176.342	Lilium columbianum
0.060	0.756	0.794	0.119	0.358	126.702	89.526	174.147	Lilium columbianum
0.093	0.865	0.849	0.389	0.229	141.722	70.246	171.833	Lilium columbianum
0.078	0.864	0.810	0.328	0.327	128.568	77.192	175.317	Lilium columbianum

0.085	0.841	0.756	0.286	0.286	126.037	80.029	168.365	Lilium columbianum
0.093	0.792	0.865	0.390	0.354	130.774	85.210	182.511	Lilium columbianum

## 4. IMPLEMENTASI

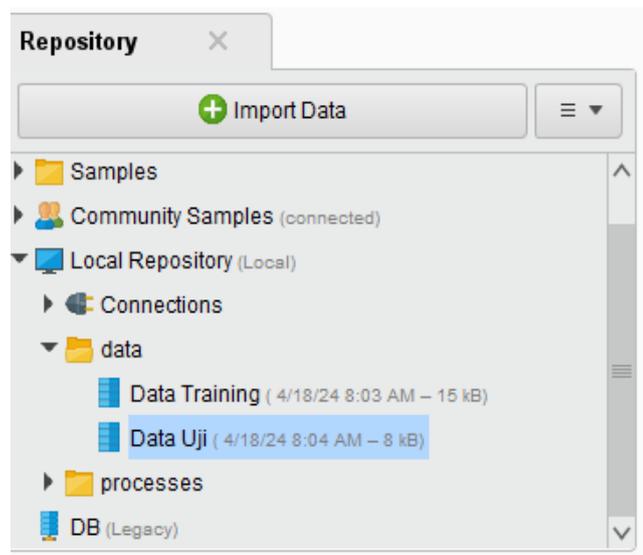
### 4.1 Preprocessing

Pada penelitian ini, penulis menggunakan aplikasi Rapidminer Analisa datanya. RapidMiner dipilih sebagai platform analisis data dalam penelitian pengenalan citra bunga menggunakan SVM dan fitur warna dan bentuk karena kemudahan penggunaannya, fleksibilitas analisis data, fitur visualisasi yang kuat, integrasi dengan algoritma pemodelan, dan dukungan luas dari komunitas pengguna. Ini memungkinkan peneliti untuk dengan mudah menerapkan dan menyesuaikan model SVM, serta melakukan eksperimen dengan berbagai konfigurasi kernel dan parameter untuk mencapai hasil optimal dalam pemahaman dan pengenalan citra bunga.

Setelah dilakukan proses ekstraksi fitur warna dan bentuk, Langkah selanjutnya dalam penelitian ini adalah pengolahan data menggunakan aplikasi Rapidminer. Pengolahan Data di RapidMiner dimulai dengan memuat dataset citra bunga ke dalam platform. Langkah pertama adalah impor dataset ke dalam RapidMiner, yang dapat dilakukan dengan menentukan lokasi file atau menghubungkan ke sumber data eksternal. Setelah data dimuat, proses preprocessing dimulai. Dalam konteks ini, langkah-langkah preprocessing melibatkan normalisasi, penghapusan noise, dan pengaturan atribut. Normalisasi dilakukan untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki rentang nilai yang seragam, sehingga mencegah dominasi fitur tertentu dalam proses pemodelan. Penghapusan noise, seperti artefak atau gangguan yang tidak relevan, dilakukan untuk meningkatkan kualitas data. Terakhir, pengaturan atribut dapat melibatkan pemilihan atau transformasi fitur untuk memperbaiki representasi data dan meningkatkan kinerja model. Proses ini memastikan bahwa data yang digunakan untuk pelatihan model SVM bersih, terstruktur, dan siap untuk analisis lebih lanjut.

### 4.2 Penggunaan SVM di RapidMiner

Pada tahap ini, dijelaskan tahap Analisa metode SVM menggunakan aplikasi Rapidminer. Langkah awal dalam proses ini adalah memasukan data hasil ekstraksi citra bunga ke dalam aplikasi. Data terdiri dari upload ada dua data, yaitu data latih yang berisi 70 data hasil ekstraksi dan data uji yang berisi 20 hasil ekstraksi. Proses upload data ke aplikasi Rapidminer ini dilakukan menggunakan fitur import data ke aplikasi, sehingga data akan tersimpan ke local repositori di aplikasi rapidminer.



**Gambar 4.** Penggunaan SVM di *RapidMiner*

Langkah selanjutnya adalah mendesain proses objek yang akan digunakan untuk proses Analisa. Objek-objek yang digunakan adalah:

### 1. Retrieve Data

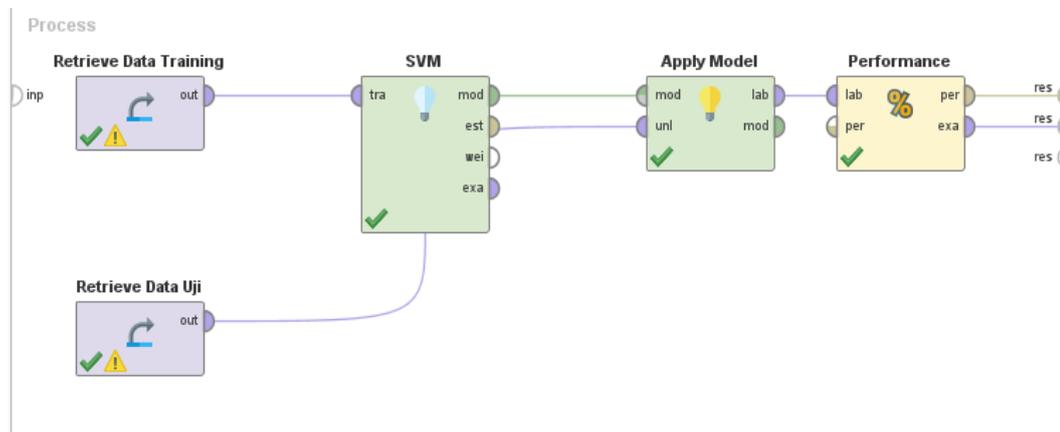
Langkah pertama dalam proses penggunaan RapidMiner adalah mengakses dan memuat data yang akan digunakan. Untuk melakukan hal ini, operator "retrieve" digunakan dalam alur kerja (workflow) RapidMiner. Operator retrieve memungkinkan pengguna untuk mengambil data yang tersimpan, baik itu dalam format file lokal atau dari sumber data eksternal, dan memasukkannya ke dalam alur kerja. Data yang diambil bisa berupa data training yang akan digunakan untuk melatih model, serta data uji yang akan digunakan untuk menguji kinerja model yang dilatih. Dengan menggunakan operator retrieve ini, pengguna dapat mengakses data yang diperlukan untuk analisis selanjutnya dalam RapidMiner dengan mudah dan efisien.

### 2. Apply Model

Setelah model telah dilatih menggunakan data training, langkah selanjutnya adalah menerapkannya pada data uji atau data yang belum dilabeli menggunakan operator Apply Model dalam RapidMiner. Operator Apply Model memungkinkan pengguna untuk menerapkan model yang telah dipelajari sebelumnya pada data baru tanpa label. Dengan menerapkan model pada data uji, pengguna dapat melihat bagaimana model yang telah dilatih melakukan prediksi atau klasifikasi terhadap data yang belum terlihat sebelumnya. Ini memungkinkan evaluasi kinerja model dengan menguji kemampuannya untuk menggeneralisasi pola yang telah dipelajari dari data training pada data baru. Dengan menggunakan operator Apply Model ini, pengguna dapat mengevaluasi keefektifan model yang telah dikembangkan dalam memprediksi atau mengklasifikasikan data yang belum dikenal.

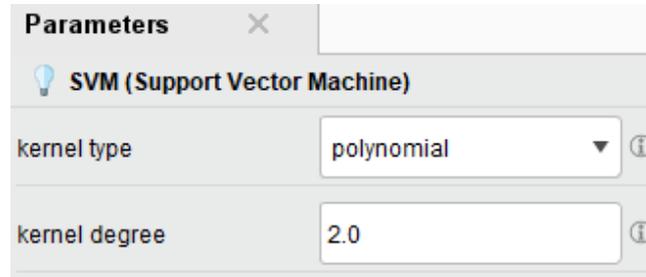
### 3. Performance

Operator "performance" dalam RapidMiner digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih dan diterapkan pada data uji. Melalui operator ini, pengguna dapat dengan mudah memperoleh daftar nilai kriteria kinerja yang relevan sesuai dengan tugas yang diberikan, seperti klasifikasi. Beberapa kriteria kinerja yang umumnya diberikan dalam konteks klasifikasi termasuk akurasi (accuracy), presisi (precision), dan recall. Akurasi mengukur seberapa baik model dapat mengklasifikasikan instansi secara keseluruhan, sedangkan presisi dan recall memberikan wawasan tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan instansi positif dan negatif secara tepat dan lengkap. Dengan menggunakan operator performance, pengguna dapat dengan cepat memperoleh informasi tentang kinerja model dan membuat keputusan berdasarkan hasil evaluasi tersebut. Hal ini memungkinkan pengguna untuk mengevaluasi seberapa baik model telah mengatasi tugas yang diberikan dan apakah perlu dilakukan penyesuaian lebih lanjut untuk meningkatkan kinerja model. Adapun bentuk hasil desain yang akan dianalisa adalah seperti gambar dibawah ini.



**Gambar 5.** Hasil Desain Yang Akan Dianalisa

Dalam metode SVM, untuk kernel yang digunakan adalah Polynpomial, derajat kernel yang digunakan adalah 2.0



**Gambar 6.** Derajat Kernel Yang Digunakan Adalah 2.0

Setelah proses dijalankan, hasil performance menunjukan bahwa nilai recall true Calochortus kennedyi sebesar 54.29%, nilai recall true Lilium columbianum sebesar 94.29%, nilai class precision prediksi Calochortus kennedyi sebesar 90.48%, nilai class precision prediksi Lilium columbianum sebesar 67.35%, dan tingkat akurasi metode SVM sebesar 74.29%.

accuracy: 74.29%

	true Calochortus kennedyi	true Lilium columbianum	class precision
pred. Calochortus kennedyi	19	2	90.48%
pred. Lilium columbianum	16	33	67.35%
class recall	54.29%	94.29%	

**Gambar 7.** Hasil Performance

## 5. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, pengumpulan data citra bunga dilakukan dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 90 citra, dengan masing-masing spesies memiliki 45 citra. Data ini dibagi menjadi 80% untuk data tes dan 20% untuk data latih. Selanjutnya, dilakukan pra-pemrosesan data melalui segmentasi citra menggunakan K-Means Clustering untuk ekstraksi fitur warna dan bentuk. Tahap berikutnya melibatkan pelatihan model SVM dengan menggunakan data citra hasil segmentasi dan ekstraksi. Proses ini diikuti oleh segmentasi citra pada data tes, pra-pemrosesan lanjutan, dan ekstraksi fitur warna dan bentuk. Dengan menggunakan RapidMiner, langkah-langkah ini dapat dilakukan dengan efisien dan efektif. Evaluasi kinerja model dilakukan melalui operator performance, yang menunjukkan tingkat akurasi SVM sebesar 74.29%, dengan nilai recall dan presisi yang relevan. Dengan demikian, metode ini menawarkan potensi yang signifikan dalam pengenalan citra bunga menggunakan fitur warna dan bentuk dengan SVM.

## REFERENCES

- D. H. Apriyanti, "Identification of Orchid Species Using," pp. 53–57, 2013.
- P. A. Dias, A. Tabb, and H. Medeiros, "Apple flower detection using deep convolutional networks," *Comput. Ind.*, vol. 99, pp. 17–28, 2018.
- F. Y. Bisilisin, Y. Herdiyeni, and B. P. Silalahi, "Optimasi K-Means Clustering Menggunakan Particle Swarm Optimization pada Sistem Identifikasi Tumbuhan Obat Berbasis Citra," *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, vol. 3, no. 1, p. 37, 2017.
- F. Y. Manik and K. S. Saragih, "Klasifikasi Belimbing Menggunakan Support vector machine Berdasarkan Fitur Warna RGB," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 11, no. 1, p. 99, 2017.



- M.A Bustomi, A.Faricha, A.Ramdhan and Faridawati, "Integrated Image Processing Analysis And Support vector machine Classifier Method For Lungs X-Ray Image Classification", ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences, Vol.13, No.2, p.718, 2018
- Fansyuri, M., & Yunita, D. (2023). Implementasi K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Analisis Citra Wajah. *Klik*, 3(6), 1208–1216.
- P. Rosyani, M. Taufik, A. A. Waskita, and D. H. Apriyanti, "Comparison of color model for flower recognition," 2018 3rd Int. Conf. Inf. Technol. Inf. Syst. Electr. Eng., pp. 10–14, 2019.
- D.Rohpandi, A.Sugiharto dan M.Y.Sukma, "Klasifikasi Citra Digital Berbasis Ekstraksi Ciri Berdasarkan Tekstur Menggunakan GLCM Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor", Jurnal Voice Of Informatics, Vol.7, No.2, p.79, 2018
- R. Rulaningtyas, A B. Suksmono, T. L. R. Mengko dan G. A. P. Saptawati, "Segmentasi Citra Berwarna dengan Menggunakan Metode Clustering Berbasis Patch untuk Identifikasi Mycobacterium Tuberculosis", Jurnal Biosains Pascasarjana, Vol. 17, No.1, 2015
- I.Setiawan, W. Dewanta, H.A.Nugroho dan H.Supriyono, "Pengolah Citra Dengan Metode Thresholding Dengan Matlab R2014A", Jurnal Media Infotama Vol.15 No. 2, September 2019
- A.A.Arifiyanti, R.M.Pradana dan I.F.Novian, "Klasifikasi Produk Retur dengan Algoritma Pohon Keputusan C4.5", Jurnal Iptekmedia Komunikasi Teknologi, Volume 22Nomer 1, Mei 2018
- E. Pudjiarti, "Prediksi Spam Email Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Particle Swarm Optimization", Jurnal Pilar Nusa Mandiri, Vol.XII, No.2 September 2016