

Penerapan Metode *Gray Level Co-Occurance Matrix* dan Algoritma *Support Vector Machine* Pada Klasifikasi Tanaman Bidara Berdasarkan Tekstur Daun

Adrian Budi Prawira¹, Jayanta², Yuni Widiastiwi³,
Program Studi Informatika / Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
Jl. R.S Fatmawati No. 1, Jakarta Selatan 12450
adrianprawira@upnvj.ac.id

Abstrak. Bidara merupakan sejenis tanaman penghasil buah yang tumbuh di daerah kering. Berdasarkan spesiesnya, terdapat empat jenis tanaman bidara yang tersebar di beberapa tempat, yaitu Bidara Arab (*Ziziphus spina-christi*), Bidara Upas (*Merremia mammosa Hall.f.*), Bidara Cina (*Ziziphus mauritiana Lam.*), dan Bidara Laut (*Strychnos lucida R.Br.*). Banyak masyarakat yang mencari tanaman ini untuk dibudidayakan, konsumsi sehari-hari, serta diperjualbelikan untuk pengobatan. Namun, masih banyak masyarakat yang kurang mendapat informasi mengenai cara membedakan jenis spesies tanaman ini. Dengan adanya masalah tersebut, dibutuhkan solusi agar dapat memperkecil tingkat kesalahan dalam membedakan jenis spesies pada tanaman bidara. Penggunaan pengolahan citra dapat membantu dalam mengamati tekstur dari daun bidara. Pada penelitian ini akan dibuat sebuah model klasifikasi yang berfungsi untuk membedakan jenis dari tanaman bidara menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Sedangkan ekstraksi ciri tekstur pada daun bidara akan diamati menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix*. Hasil penelitian yang telah dilakukan menghasilkan performa yang tidak mengecewakan dalam pengenalan tanaman bidara. Dengan penggunaan kernel *Polynomial Quadratic SVM*, hasil rata-rata terbaik yang didapat yaitu memiliki akurasi sebesar 84%, presisi sebesar 92%, dan recall sebesar 79,67%.

Kata Kunci: tanaman bidara, daun bidara, *Gray Level Co-occurrence Matrix*, *Support Vector Machine*.

1 Pendahuluan

Bidara merupakan sejenis tanaman penghasil buah yang tumbuh di daerah kering. Tanaman ini dikenal dengan berbagai nama, di daerah Jawa dan Sunda dikenal dengan 'widara' atau 'dara', 'bukol' di daerah Madura, 'bėku' di daerah Bali, dan 'rangga' di daerah Bima, serta 'kalangga' di daerah Sumba. Berdasarkan spesiesnya, terdapat 4 jenis tanaman bidara yang tersebar di beberapa tempat, yaitu Bidara Arab (*Ziziphus spina-christi*), Bidara Upas (*Merremia mammosa Hall.f.*), Bidara Cina (*Ziziphus mauritiana Lam.*), dan Bidara Laut (*Strychnos lucida R.Br.*). Banyak masyarakat yang mencari tanaman tersebut untuk diperjualbelikan maupun dikonsumsi sehari-hari. Namun, masih banyak masyarakat yang kurang mendapat informasi mengenai cara membedakan jenis tanaman ini sehingga berpotensi terjadinya kesalahan dalam penggunaan tanaman bidara.

Klasifikasi yang dilakukan pada suatu objek biasanya dilakukan dengan cara manual dengan melihat langsung pada objek tersebut. Dalam implementasinya, jika menggunakan cara manual terhadap objek berjumlah besar maka cara ini akan terkesan kurang efektif baik dari segi waktu maupun tenaga yang diperlukan. Begitu pula jika kita menjadikan daun bidara sebagai objek pada klasifikasi maka akan sangat sulit untuk menemukan perbedaan dari setiap jenis tanaman tersebut. Namun, seiring berkembangnya teknologi klasifikasi dapat dilakukan secara tidak langsung dengan melakukan klasifikasi citra objek tersebut berdasarkan pada beberapa fitur. Fitur-fitur yang dapat diekstrak dalam sebuah citra dapat berupa warna, bentuk, dan tekstur.

Untuk mendapatkan hasil penelitian yang optimal, dilakukan observasi untuk mencari dan menentukan metode dan algoritma yang terbaik dalam melakukan klasifikasi. Kemudian, ditemukan beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, yaitu oleh Arrozi yang melaksanakan penelitian untuk mengenali dan membedakan jenis daun yang dapat mengobati hipertensi menggunakan ekstraksi ciri tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) dapat menghasilkan akurasi sebesar 81,25%

[1]. Lalu penelitian yang dilakukan Ratih *et al.* untuk mengenali penyakit pada daun tebu menggunakan metode ekstraksi ciri yaitu *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ciri tekstur pada objek daun tebu yang kemudian diklasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan diperoleh hasil akurasi sebesar 97% [2].

Berdasarkan pada penjelasan sebelumnya, dengan masih sulitnya dalam membedakan tanaman bidara, penelitian ini dilakukan untuk dapat mengklasifikasikan tanaman bidara berdasarkan pada tekstur daun. Kemudian dari hasil observasi yang telah dijelaskan sebelumnya, penggunaan metode ekstraksi ciri yang dianggap optimal dalam penelitian ini yaitu *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yang berfungsi untuk mengambil fitur tekstur pada citra daun serta kelebihan yang dimiliki oleh algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengenali dan mengklasifikasi sebuah objek, maka tanaman bidara bisa dibedakan jenis *spesiesnya*. Maka dalam penelitian ini penulis melakukan klasifikasi tanaman bidara berdasarkan pada tekstur daun menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan harapan hasil yang akan dicapai akan optimal.

2 Landasan Teori

2.1 Tanaman Bidara

Bidara merupakan salah satu jenis tumbuhan berupa pohon kecil yang tumbuh di daerah kering serta menghasilkan buah. Tanaman tersebut memiliki khasiat tersendiri dari setiap jenisnya dalam ilmu pengobatan. Salah satu bagian tanaman yang sering digunakan bahan ramuan herbal merupakan bagian daun. Berdasarkan spesiesnya, terdapat empat jenis tanaman bidara yang tersebar di beberapa tempat.

2.1.1 Bidara Arab

Bidara arab (*Ziziphus spina-christi*) merupakan pohon penghasil buah yang tumbuh di daerah Afrika Utara dan Tropis serta Asia Barat sehingga sangat jarang ditemui khususnya di Indonesia. Tanaman ini memiliki banyak terdapat khasiat serta kandungan kimia, yaitu alkaloid, flavonoid, polifenol, tanin, dan terpenoid. Pada senyawa-senyawa tersebut memiliki pengaruh terhadap aktivitas antioksidan yang berperan penting dalam mencegah penyakit degeneratif [3].

2.1.2 Bidara Upas

Merremia mammosa (Lour.) Hall.f. atau yang biasa dikenal dengan bidara upas, blantar, widara upas (Jawa) dan halale (Ambon) merupakan salah satu tumbuhan obat. Di Asia Tenggara, terutama Malaysia dan Indonesia, tumbuhan ini biasa dimanfaatkan untuk mengobati penyakit pernafasan, penyakit pencernaan, luka akibat gigitan ular atau luka bakar, bahkan diabetes [4].

2.1.3 Bidara Cina

Bidara Cina atau *Ziziphus mauritiana* adalah spesies pohon buah-buahan tropis yang termasuk dalam keluarga *Rhamnaceae*. Dalam istilah umum, tanaman ini dikenal sebagai 'Putsa India' dan 'Apel Cina'. Spesies ini diyakini berasal dari wilayah Asia Tenggara [5].

Pohon ini tumbuh kuat dengan ukuran sedang serta mempunyai akar tunggang yang berkembang pesat, dan diperlukan adaptasi dalam kondisi kekeringan. Buahnya memiliki bentuk dan ukuran yang bervariasi. Bentuknya bisa lonjong, lonjong, bujur atau bulat, dan panjangnya mencapai 2,5-6,25 cm, tergantung varietasnya. Kulit buahnya halus, mengkilap, tipis tapi kencang. Dagingnya putih dan garing. Saat agak kurang matang, buahnya agak berair serta beraroma sedap [5].

Daunnya memiliki panjang berkisar 2,5-3,2 cm dan lebar sekitar 1,8-3,8 cm serta mempunyai gigi halus di tepinya. Daunnya berwarna hijau tua dan cerah disisi atas dan hijau pucat hingga hijau abu-abu di sisi bawah. Tergantung pada iklim, daun bidara cina mungkin hijau atau gugur. Daunnya bergantian, bulat telur, atau lonjong-elips dengan ujung bulat, dengan 3 urat longitudinal tertekan di pangkalnya [5].

2.1.4 Bidara Laut

Bidara laut (*Strychnos lucida R.Br*) merupakan salah satu tanaman bidara yang termasuk kedalam famili *Loganiaceae*. Tanaman tersebut memiliki ciri [6]:

- Merupakan pohon kecil berdiameter batangnya sekitar 30 cm dengan tinggi rata-rata 12 m.
- Tumbuhan yang masih berusia muda memiliki duri dan terkadang batangnya melengkung.
- Pada kayunya memiliki warna kuning pucat, keras, dan kuat.
- Semua bagian dari pohon ini terasa pahit terutama pada bagian akarnya.
- Memiliki ukuran daun sebesar 2,6–6,1 cm x 1,7–3,7 cm serta warna bagian bawah pada daun tersebut biasanya berwarna lebih pucat dibandingkan bagian atasnya.

2.2 Thresholding

Thresholding adalah proses untuk mendapatkan suatu area yang akan menjadi objek dan area yang menjadi *background* suatu citra dengan cara merubah citra dengan derajat keabuan menjadi citra hitam putih (biner). Piksel dengan nilai lebih kecil dari batas akan diberi nilai 0 dan piksel dengan nilai lebih besar dari batas akan diberi nilai 1. Ada 2 metode *thresholding* secara umum, yaitu *global threshold* dan *adaptive threshold*. *global Threshold* dilakukan agar seluruh bagian citra menjadi hitam putih dengan nilai *threshold* T. Sedangkan *adaptive thresholding* membagi citra menjadi sub citra yang masing-masing memiliki nilai *threshold* yang berbeda [7]. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada persamaan dibawah ini.

$$f(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{jika } f(x, y) < T \\ 1, & \text{jika } f(x, y) \geq T \end{cases} \quad (1)$$

2.3 Deteksi Tepi Canny

Canny merupakan salah satu metode yang ada dalam analisis citra yaitu ekstraksi ciri yang berfungsi untuk mengetahui informasi berdasarkan ciri yang dipilih untuk menentukan ciri suatu citra serta metode ini adalah ekstraksi ciri yang mengambil fitur berdasarkan bentuk yang mendeteksi tepi yang ada pada gambar. Operator *Canny* merupakan deteksi tepi optimum yang memakai *Gaussian Derivative Kernel* sebagai filter derau dari citra awal untuk mendapatkan hasil deteksi tepi yang halus. Namun gangguan pada citra *input* dapat menjadi salah satu parameter yang mempersulit dalam mengetahui batas tepi suatu objek [8].

2.4 Metode Gray Level Co-occurrence Matrix

Gray Level Co-occurrence Matrix atau *GLCM* merupakan suatu ekstraksi ciri statistik orde kedua yang mengimplementasi matriks kookurensi dengan cara mempresentasikan hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada orientasi sudut dan jarak tertentu. Sudut yang digunakan yaitu 0, 45, 90, 135. Sedangkan penentuan jarak bergantung pada tingkat hubungan ketetanggaan antar piksel [1]. Metode ini dapat dihitung dengan mengambil beberapa nilai, berupa:

1) **Contrast**

Salah satu variabel yang ada dalam *GLCM* yang berfungsi untuk mengukur intensitas kontras dengan piksel tetangga.

2) **Correlation**

Suatu cara dalam pengukuran tingkat korelasi piksel dengan nilai ketetanggaan.

3) **Energi**

Suatu jumlah elemen kuadrat yang ada dalam *GLCM* yang telah dinormalisasi.

4) **Homogeneity**

Sebuah nilai pengukuran berupa kedekatan distribusi elemen dalam *GLCM* dengan diagonal *GLCM*.

2.5 Algoritma Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu teknik dalam proses klasifikasi yang relatif baru, teknik ini sudah biasa dipakai para peneliti untuk menuntaskan masalah yang berkaitan dengan komputasi [9]. Konsep dasar dari SVM adalah melalui pembentukan *hyperplane* (*maximal margin hyperplane*) [10].

Rumus perhitungan *hyperplane* algoritma SVM [11]:

$$f: w \cdot x + b = 0 \tag{2}$$

Keterangan:

- f = fungsi *hyperplane*
- w = parameter *hyperplane* (garis tegak lurus antara garis *hyperplane* dan titik *support vector*)
- x = data input SVM (x_1 = indeks kata, x_2 = bobot kata)
- b = parameter *hyperplane* nilai bias

Penggunaan algoritma SVM ini mempunyai beberapa manfaat seperti saat kondisi model yang dibuat sangat bergantung secara eksplisit pada subset titik data, serta dalam interpretasi model tersebut mendapatkan bantuan dari *support vector* [12]. Selain itu, SVM memakai teknik *kernel* namun hanya data yang telah terseleksi yang dapat berkontribusi dalam pembuatan suatu model klasifikasi. Hal inilah yang membuat SVM unggul, karena tidak perlu melibatkan semua data latih pada setiap iterasi pelatihan.

Pembangunan *kernel* dapat dibuat melalui urutan data dan grafik pada berbagai objek data, baik itu data diskrit maupun kontinu. Konsep substitusi kernel berlaku bagi metode lain dalam analisis data. Berikut merupakan rumus dasar dari fungsi *kernel*:

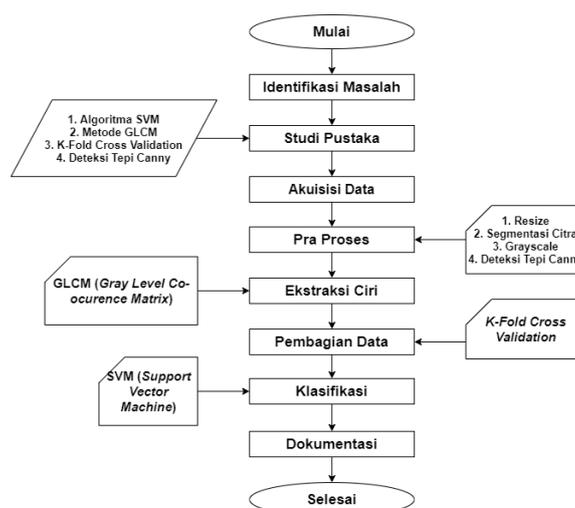
$$f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \tag{3}$$

Keterangan:

- m = jumlah *support vector*
- α_i = nilai bobot setiap titik data
- $K(x, x_i)$ = fungsi *kernel*.

3 Metodologi Penelitian

Dalam mencapai tujuan penelitian, maka ada langkah kerja yang dilakukan seperti ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar. 1. Langkah kerangka pikir pada penelitian yang berisi proses apa saja yang akan dilakukan dalam penelitian ini.

3.1 Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah adalah suatu proses untuk melakukan pengamatan mengenai masalah yang terjadi pada masyarakat sehingga menimbulkan suatu ide yang berkaitan dengan topik yang telah dipilih, dalam hal ini yaitu sulitnya masyarakat dalam membedakan jenis spesies tanaman bidara. Kemudian hasil dari pengamatan tersebut akan digunakan sebagai dasar dalam penelitian yang selanjutnya akan dikembangkan dengan cara pemilihan metode serta bahan data pada pelaksanaan penelitian.

3.2 Studi Pustaka

Studi Pustaka yang ada di dalam penelitian ini digunakan sebagai pembelajaran terkait penelitian yang akan dilakukan mengenai metode *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk analisa tekstur citra, *K-Fold Cross Validation* untuk pembagian data citra, algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi citra serta jurnal mengenai daun bidara yang dapat membantu sebagai sumber pustaka dalam penelitian.

3.3 Akuisisi Data

Tahapan akuisisi data merupakan langkah untuk mengumpulkan data (citra) sebagai objek dalam penelitian. Dalam hal ini, tahapan yang dilakukan yaitu pengumpulan data berupa citra dari objek daun bidara arab dan daun bidara cina, jumlah citra yang diambil terdiri dari 50 daun bidara arab dan 50 daun bidara cina. Data tersebut diperoleh dengan melakukan pengambilan citra menggunakan kamera DSLR dengan ukuran citra 5472 × 3648 piksel (20MP) dengan jarak, pencahayaan, serta *angle* gambar yang akan diterapkan sesuai kebutuhan.

3.4 Pra Proses

Pada tahap pra proses, akan dilakukan proses pengubahan skala gambar pada citra asli yang memiliki ukuran citra 5472 x 3648 piksel menjadi 1368 x 912 piksel untuk mempermudah *input* gambar pada program, kemudian citra tersebut dipotong dengan ukuran 912 x 912 piksel untuk memperkecil *background* yang tidak dipakai, kemudian dilakukan segmentasi pada citra untuk memfokuskan citra hanya pada objek daun saja yang kemudian diubah menjadi citra *greyscale*.. Selanjutnya, akan digunakan deteksi tepi *canny* yang berfungsi untuk melihat deteksi tepi dan juga tekstur pada citra daun.

3.5 Ekstraksi Ciri

Pada tahap ini, dilakukan proses dengan menggunakan ekstraksi ciri GLCM (*Grey Level Co-Occurance Matrix*) untuk mengambil fitur tekstur berupa *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*. Kemudian dilakukan pembagian data menjadi dua, yaitu data latih dan data uji.

3.6 Pembagian data

Tahapan ini dilakukan untuk menemukan parameter yang optimum dari hasil data ekstraksi ciri. Pembagian tersebut dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji. Untuk seleksi data-data akan dilakukan menggunakan *K-Fold Cross Validation*, karena teknik ini dapat menemukan parameter dari rata-rata nilai yang telah diteliti dan juga setiap data telah merasakan menjadi data uji maupun data latih. Untuk memilih parameter yang terbaik pada proses klasifikasi maka penulis akan membandingkan nilai konstanta (*k*) yang akan digunakan yaitu 4-fold, 5-fold, dan 10-fold untuk jumlah data yang digunakan hanya 100 data.

3.7 Klasifikasi

Pada tahap ini, setelah data tersebut dibagi kemudian akan dilakukan klasifikasi dengan menerapkan Algoritma *Support Vector Machine*, proses pelaksanaannya yaitu dengan mencari batas maksimum dari *hyperplane* sebagai pembelah dua kelas data tersebut. Dengan adanya margin atau jarak antara *hyperplane* dari data yang paling dekat pada tiap kelas, membuat data itu disebut *support vector*. *Hyperplane* yang memiliki margin maksimum akan memberikan kesimpulan optimal dalam mekanisme klasifikasi. Adapun tahapan dalam penggunaan SVM untuk klasifikasi yaitu:

1. Menentukan input *data training* dan target kelas *training* sebagai pelatihan.
2. Menentukan *kernel* yang akan digunakan.
3. Menentukan parameter yang diperlukan oleh data tersebut.

Setelah itu, dilakukan suatu perbandingan dari data hasil klasifikasi berdasarkan pada pembagian data yang berbeda yang kemudian akan dievaluasi dengan menggunakan teknik *confusion matrix* untuk menghitung akurasi, presisi, dan recall dari masing-masing data. Rumus perhitungannya dapat dilihat pada gambar berikut:

		Sebenarnya	
		True	False
Prediksi	True	TP	FP
	False	FN	TN

Gambar. 2. Tabel *confusion matrix* yang berfungsi dalam menghitung nilai akurasi, presisi, dan *recall*

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (5)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (7)$$

Keterangan:

TP : *True Positive*
FP : *False Positive*

TN : *True Negative*
FN : *False Negative*

4 Hasil dan Pembahasan

Seluruh 100 objek daun bidara yang telah didapatkan kemudian diakuisisi berdasarkan pada tabel dibawah ini:

Tabel 1. Tabel Akuisisi Data Objek

VARIABEL	OBJEK	
	Bidara Arab	Bidara Cina
Kamera	DSLR	DSLR
Piksel	5472 × 3648 piksel (20MP)	5472 × 3648 piksel (20MP)
Jarak Lensa	25cm	25cm
Zoom	5x	5x
Alat Pendukung	<i>Mini photo</i>	<i>Mini photo</i>
	<i>studio box</i>	<i>studio box</i>
	<i>LED Strip</i>	<i>LED Strip</i>
	<i>Background putih</i>	<i>Background putih</i>

Jumlah	50 Citra	50 Citra
Total	100 Citra Daun	

Kemudian dilakukan pra proses pada data tersebut untuk memperbaiki kualitas citra sebelum diekstraksi cirinya. Tahapan pertama yaitu merubah ukuran citra atau disebut *resize* yang semula citra asli berukuran 5472×3648 menjadi 1368×912 yang bertujuan agar mempermudah program dalam memproses citra tersebut, lalu citra dipotong dengan ukuran 912 x 912 piksel dengan koordinat potong mulai dari $x = 228$ piksel dan $y = 0$ piksel untuk memperkecil *background* gambar yang tak terpakai.

Kemudian segmentasi citra atau *thresholding* yang tahapannya dimulai dengan mengubah citra awal RGB menjadi HSV, selanjutnya mengekstraksi komponen *hue*, *saturation* dan *value* pada citra HSV, lalu mengubah citra tersebut menjadi citra biner dan lakukan *thresholding* pada komponen *saturation* dengan batas 20. Batas ini didapatkan berdasarkan pada *trial and error* untuk mendapatkan hasil yang optimal pada penelitian. Kemudian dilakukan operasi morfologi berupa bukaan area untuk mereduksi noise pada background sehingga diperoleh citra biner yang lebih baik, yang selanjutnya akan menampilkan citra RGB hasil segmentasi seperti pada gambar berikut:



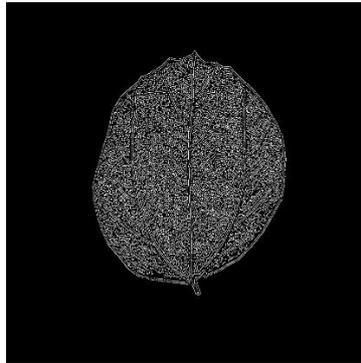
Gambar. 3. Contoh citra yang telah dilakukan *resize* dan *segmentasi*.

Kemudian dilakukan proses *grayscale* yang merupakan salah satu syarat mutlak sebelum melakukan proses ekstraksi ciri GLCM. Adapun langkah yang diperlukan dalam proses ini yaitu dengan mengubah intensitas cahaya pada citra menjadi warna hitam dan putih, sehingga akan menampilkan gambar berikut:



Gambar. 4. Contoh citra yang telah dilakukan *grayscale*.

Langkah terakhir yang dilakukan pada tahap pra proses yaitu mendeteksi tepi pada citra menggunakan metode *canny*. Hal ini diperlukan agar objek yang akan diteliti dalam citra menjadi terlihat detail setiap tekstur dan juga bentuknya melalui teknik ini.



Gambar. 5. Contoh citra yang telah dilakukan deteksi tepi *canny*.

Selanjutnya, citra di ekstraksi ciri teksturnya menggunakan metode *Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)*. Langkah yang diperlukan dalam tahap ini yaitu dengan mengambil fitur tekstur pada citra dengan nilai jarak piksel (*pixel distance*) sebesar 1 yang kemudian akan diambil 4 variabel data yaitu *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Beberapa contoh nilai rata-rata dari hasil ekstraksi ciri GLCM ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 2. Hasil ekstraksi GLCM

Objek	File	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
Daun Bidara Arab	IMG_5300	0.0587	0.3165	0.859	0.9707
	IMG_5301	0.0643	0.3137	0.8462	0.9678
	IMG_5302	0.0681	0.3112	0.8376	0.9659
	IMG_5303	0.0716	0.3094	0.8299	0.9642
	IMG_5304	0.0951	0.2994	0.7783	0.9525
Daun Bidara Cina	IMG_5135	0.0765	0.3044	0.8195	0.9618
	IMG_5136	0.06	0.3127	0.8564	0.97
	IMG_5137	0.0452	0.3212	0.8903	0.9774
	IMG_5138	0.0545	0.3179	0.8685	0.9727
	IMG_5162	0.0641	0.3112	0.8469	0.9679

Setelah didapatkan ciri tekstur dari objek, selanjutnya yaitu membagi data-data tersebut menjadi data latih dan data uji menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Hal ini dilakukan untuk menemukan parameter yang optimum dalam melakukan klasifikasi pada tahap selanjutnya. Dalam penerapannya, akan dilakukan 3 kali pembagian data dengan rasio 75:25, 80:20, dan 90:10 dari 100 total data citra dengan cara menginput nilai konstanta (*k*) dengan nilai 4, 5, dan 10 seperti yang tercantum pada tabel dibawah:

Tabel 3. Pembagian data latih dan data uji

Rasio (Latih:Uji)	Dataset K-Fold ke-									
75:25 (k=4)	1	2	3	4						
80:20 (k=5)	1	2	3	4	5					
90:10 (k=10)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Jumlah Data	100 Citra									

Kemudian data yang telah dibagi tersebut diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine*, proses yang akan dilakukan yaitu dengan mencari batas maksimum dari hyperplane sebagai pembelah dua kelas data tersebut. Dengan adanya margin atau jarak antara hyperplane dari data paling dekat pada tiap kelas, membuat data itu disebut support vector. Hyperplane yang memiliki margin maksimum akan memberikan

kesimpulan optimal dalam mekanisme klasifikasi. Dalam pelaksanaannya, dilakukan sebuah *kernel trick* agar jenis data yang digunakan dapat diklasifikasi dengan baik dan optimal, jenis *kernel* yang digunakan dalam penelitian yaitu menggunakan *Polynomial Quadratic SVM*. Selanjutnya hasil klasifikasi tersebut akan dievaluasi berdasarkan pada rasio pembagian data yang telah dikerjakan sebelumnya. Adapun hasil evaluasi pada penelitian ini yang menggunakan nilai akurasi, presisi, dan *recall* seperti pada tabel berikut:

Tabel 4. Hasil Evaluasi

	<i>K-Fold Cross Validation (%)</i>			Rata-rata (%)
	4	5	10	
Akurasi	80,18	84	79	81,06
Presisi	92,3	92	90	92,43
Recall	74,76	79,67	75,97	76,8
Specifity	90,90	91,33	88,33	90,18

5 Simpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilaksanakan, kesimpulan yang dapat diambil yaitu ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dapat diterapkan untuk mengambil fitur tekstur pada objek citra daun bidara dengan baik karena dengan penggunaan nilai *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* mampu diklasifikasikan dengan algoritma SVM dengan rata-rata akurasi diatas 80%. Performa algoritma *Support Vector Machine (SVM)* untuk mengklasifikasikan tanaman bidara sudah tergolong baik dengan pencapaian evaluasi tertinggi yaitu tingkat akurasi sebesar 84%, presisi sebesar 92%, *recall* sebesar 79,67%, dan *Specifity* sebesar 91,33% dengan skala perbandingan data yaitu 80:20 menggunakan metode *5-fold Cross Validation*.

Kemudian, terdapat beberapa saran yang dapat dikembangkan pada penelitian ini kedepannya, yaitu menambahkan data tanaman bidara lain sebagai objek seperti buah dan batang tanaman, menambahkan atau menggunakan fitur ekstraksi ciri lain pada objek sehingga dapat dibandingkan dengan penelitian ini seperti warna ataupun yang lainnya, serta membuat sistem pendukung yang berbasis pada *mobile* baik dengan menggunakan variabel pada penelitian ini maupun tambahan fitur lainnya sehingga dapat memberikan manfaat kepada masyarakat dalam membedakan jenis tanaman bidara.

Referensi

- [1] A. Z. Arrozi, "Klasifikasi Daun Menggunakan Metode Grey Level Co – Occurance Matrix (GLCM) Dan Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ)." Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta, 2019.
- [2] R. K. Dewi dan R. V. H. Ginardi, "Identifikasi Penyakit pada Daun Tebu dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Color Moments," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 2, hal. 70, 2014, doi: 10.25126/jtiik.201412114.
- [3] R. Herni Kusriani, A. Nawawi, dan E. Machter, "PENETAPAN KADAR SENYAWA FENOLAT TOTAL DAN AKTIVITAS ANTIOKSIDAN," *Pros. SNaPP2015 Kesehat.*, hal. 311–318, 2015.
- [4] R. Cahyaningsih, S. Hidayat, dan E. Hidayat, "PERBANYAKAN VEGETATIF BIDARA UPAS (*Merremia mammosa* (Lour.) Hallier f) KEBUN RAYA BOGOR [Vegetative Propagation of Bidara Upas (*Merremia mammosa* (Lour.) Hallier f) at Bogor Botanical Garden]," *Ber. Biol.*, vol. 16, no. 2, hal. 167–174, 2017.
- [5] T. A. Farha, T. A. Rahman, N. A. Abd Aziz, K. Idris, dan N. Q. Shariman, "Research on Bidara (*Ziziphus Mauritiana*): Bibliometric Studies Penyelidikan terhadap Bidara (*Ziziphus Mauritiana*): Kajian Bibliometrik," *Sains Insa.*, vol. 5, no. 1, hal. 148–156, 2020, doi: <https://doi.org/10.33102/sainsinsani.vol5no1.145>.
- [6] O. Setiawan dan T. Rostiwati, *Bidara Laut (Strychnos ligustrina Blume. syn. S. lucida R. Br): HHBK Potensial di NTB dan Bali*. Mataram: FORDA PRESS, 2014.
- [7] E. Maria, Y. P. Arinda, dan P. Nobel, "Segmentasi Citra Digital Bentuk Daun Pada Tanaman Di Politani Samarinda Menggunakan Metode Thresholding," *Jurti*, vol. 2, no. 1, hal. 37–46, 2018.
- [8] I. Hastuti, "Perbandingan Metode Deteksi Tepi Menggunakan Metode Canny, Prewitt Dan Sobel Pada Image Ikan," *J. Repos. Poliban*, vol. 1, no. Vol 1 (2016): Inovasi Teknologi Tepat Guna untuk Mewujudkan Sinergi Perguruan Tinggi dengan Masyarakat, hal. A129–A137, 2016.

- [9] Z. Imaduddin dan H. A. Tawakal, “Aplikasi Mobile Untuk Deteksi Dan Klasifikasi Daun Secara Real Time,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 1, no. 1, hal. 27–30, 2015.
- [10] S. Y. Riska, L. Cahyani, dan M. I. Rosadi, “Klasifikasi Jenis Tanaman Mangga Gadung dan Mangga Madu Berdasarkan Tulang Daun,” *J. Buana Inform.*, vol. 6, no. 1, hal. 41–50, 2015, doi: 10.24002/jbi.v6i1.399.
- [11] N. I. Fadilah, B. Rahayudi, dan M. T. Furqon, “Implementasi Algoritme Support Vector Machine (SVM) Untuk Klasifikasi Penyakit Dengan Gejala Demam,” vol. 2, no. 11, hal. 5619–5625, 2018.
- [12] H. C. S. Ningrum, “Perbandingan Metode Support Vector Machine (SVM) Linear, Radial Basis Function (RBF), dan Polinomial Kernel dalam Klasifikasi Bidang Studi Lanjut Pilihan Alumni UII,” UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA, 2018.