



The 6th Conference on Innovation and Application of Science and Technology
(CIASTECH)

Website Ciastech 2023 : <https://ciastech.net>

Open Conference Systems : <https://ocs.ciastech.net>

Proceeding homepage : <https://publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/ciastech/issue/view/236>

P-ISSN : 2622-1276

E-ISSN: 2622-1284

KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE MELALUI TEKSTUR DAN WARNA DAUN DENGAN HSV DAN GABOR FILTER

Bagus Adi Prastyo^{1*)}, Istiadi²⁾, Aviv Yuniar Rahman³⁾

^{1,2,3)} Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Widyagama Malang

INFORMASI ARTIKEL

Data Artikel :

Naskah masuk, 24 Oktober 2023

Direvisi, 30 Oktober 2023

Diterima, 7 November 2023

Email Korespondensi :

adyprastyo780@gmail.com

ABSTRAK

Klasifikasi citra merupakan salah satu bidang penelitian yang penting dalam kecerdasan buatan. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi yang banyak digunakan karena memiliki akurasi yang tinggi. Penelitian ini mengusulkan metode klasifikasi penyakit daun padi Sehat, *Brownspot*, *Hispa*, dan *Leafblast* menggunakan SVM dengan ekstraksi fitur warna HSV dan tekstur *entropy Gabor Filter*. *Dataset Rice leaf disease* digunakan untuk pelatihan dan pengujian metode yang diusulkan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi dari fitur *mean*, *variance*, *mode* kanal *Hue Saturation Value* dan *mean entropy Gabor filter* dengan orientasi 0°, 30°, 135° dan frekuensi 0,707 Hz, 0.354 Hz, 0.177 Hz, 0.088 Hz, 0.044 Hz, 0.022 Hz, 0.011 Hz memberikan akurasi klasifikasi SVM terbaik sebesar 81,88% pada *kernel polynomial* parameter C = 10 dengan rasio pelatihan dan pengujian 80:20 atau 80% data *training* dan 20% sebagai data *testing*.

Kata Kunci : *Support Vector Machine, Klasifikasi Daun Padi, Fitur HSV, Gabor Filter, Entropy.*

1. PENDAHULUAN

Tanaman padi atau dalam bahasa latin *Oryza sativa L.* merupakan tanaman satu musim yang termasuk dalam kelompok rerumputan. Padi memiliki umur pendek yang mana kurang dari satu tahun, padi sebagai tanaman utama dalam pangan, merupakan konsumsi utama bagi hampir 90% penduduk Indonesia. Mayoritas penduduk Indonesia masih sangat bergantung pada beras sebagai makanan pokok. Berdasarkan data dari Pusdatin Kementan tahun 2018, konsumsi beras per kapita di Indonesia mencapai 81,60 kg. Angka ini relatif tinggi dibandingkan dengan negara-negara lain di dunia [1].

Peneliti telah meninjau produksi padi yang mengalami gangguan akibat penyakit pada tanaman padi. Penentuan daun yang sehat dan tanaman padi yang memiliki penyakit, terutama jenis penyakit yang menyerang pada bagian daun seperti *Brownspot*, *Hispa*, dan *Leafblast* dapat ditinjau dengan melakukan pengamatan corak atau *pattern* yang terbentuk pada bagian daun yang terkena penyakit. Ternyata, pola-pola atau *pattern* tersebut memiliki bentuk dan warna tidak sama antara satu penyakit dengan penyakit padi yang lain. Orang awam kadang-kadang tidak dapat membedakan jenis penyakit pada daun tanaman padi ini, yang mengakibatkan kesalahan dalam pengklasifikasi penyakit daun padi. Namun, hal tersebut dapat dihindari dengan mengetahui ciri-ciri tekstur dari daun padi yang terjangkit penyakit [2].

Penelitian yang dilakukan oleh Rangga Pahlevi Putra, Rahmadwati, Onny Setyawati tahun 2018 melakukan penelitian dengan judul Klasifikasi Penyakit Tanaman Kedelai Melalui Tekstur Daun dengan Metode *Gabor Filter* berdasarkan hasil uji coba yang telah di lalui, didapatkan bahwasanya parameter *input Gabor filter* dengan orientasi 45°, 60°, 90°, dan 135° dan kombinasi dengan frekuensi 0,176 Hz mendapatkan hasil keluaran dengan *contrast* yang cukup jelas. Sedangkan untuk orientasi 0° dan 30° dikombinasikan dengan frekuensi 0,707 Hz dan 0,353 Hz menghasilkan *output* masih terlihat gelap. Dan pada orientasi 180 dan 210 dengan mengkombinasikan frekuensi 0,088 Hz dan 0,044 Hz, kondisi *output Gabor* terlihat terlalu cerah sehingga *output*-an tampak blur. Untuk nilai *energy* memiliki ciri yang berbeda diantara kelas-kelas yang dikelompokkan. Pada kelas penyakit daun *downey mildew* mempunyai rata-rata *energy* 0,0817, kelas *septoria blight* mempunyai nilai *energy* 0,5287, dan kelas daun normal mempunyai *energy* antara 0,9815 [3].

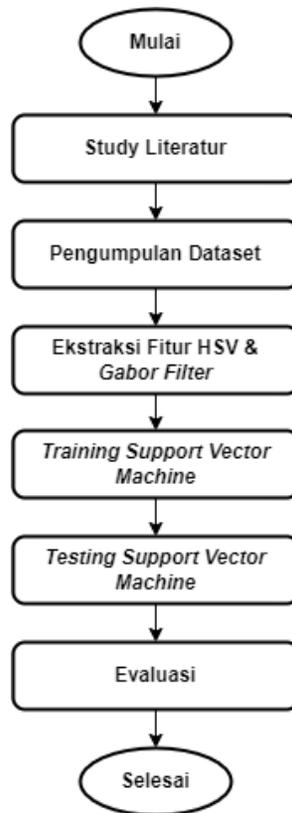
Dalam konteks penentuan atau penilaian yang dilakukan secara visual oleh individu, hasil penilaian terhadap bentuk dan warna objek dapat bervariasi dari satu orang ke orang lain. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode atau teknik pengolahan citra digital untuk melakukan penilaian terhadap citra penyakit tersebut. Gambar daun yang mengalami penyakit akan diawali dengan konversi ke format citra digital sebelum dilakukan proses lebih lanjut. Karena warna dan tingkat kecerahan pada citra tersebut memiliki dampak signifikan pada keberhasilan proses segmentasi yang bertujuan memisahkan objek penyakit dengan latar belakangnya [4].

Dalam penelitian ini akan menggunakan ekstraksi fitur HSV yang dapat digunakan dalam ekstraksi ciri warna pada kanal *hue*, *saturation*, dan *value*. *Gabor Filter* sebagai algoritma penyaringan yang efektif dalam mengidentifikasi pola tekstur, dapat berfungsi sebagai sumber informasi frekuensi yang berkualitas tinggi yang berfokus pada area yang spesifik. *Gabor filter* memberikan kemampuan lokal yang sangat baik untuk menyajikan informasi frekuensi spasial dan memiliki karakteristik lokal yang kuat di kedua domain temporal dan frekuensi. Oleh karena itu, ini dapat digunakan untuk merepresentasikan ciri-ciri gambar dalam berbagai skala dan orientasi dengan mengatur berbagai parameter yang relevan [5].

2. METODE PENELITIAN

2.1. Tahap Penelitian

Agar penelitian yang dilakukan ini dapat berjalan dengan efektif dan sejalan dengan tujuan maka dari itu perlu disusun tahap dan alur penelitian yang terstruktur dan sistematis. Tahap Penelitian yang diimplementasikan dapat dilihat pada Gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2. Pengumpulan Dataset

Pada tahap awal dalam penelitian ini merupakan pengumpulan dataset. Dimana pada tahap ini mengumpulkan jenis penyakit daun padi yang meliputi padi sehat, *brownspot*, *hispa*, dan *leafblast* yang bersumber dari dataset di situs *kaggle.com* yang berjudul *Rice Leafs. Dataset* tersebut memiliki citra dengan format *.jpg* yang berjumlah 3355 yang terbagi menjadi data *training* dan *validation*. kemudian agar sesuai dengan kebutuhan penelitian dataset tersebut dilakukan proses pemilihan citra dengan 300 gambar tiap jenis padi pada kelompok sehat, *brownspot*, *hispa*, dan *leafblast* sehingga total keseluruhan *dataset* yang telah dipilih berjumlah 1200 gambar [6].

2.3. Ekstraksi Fitur Warna HSV dan Tekstur Gabor Filter

Tahap selanjutnya yaitu ekstraksi fitur, yang mana pada tahapan ini berupa ekstraksi ciri warna dan tekstur dari gambar untuk diambil fitur yang ada pada citra masing-masing kelompok penyakit daun padi sehingga dapat diklasifikasikan dengan tiap-tiap kelompok. Ekstraksi fitur pada citra merupakan langkah yang sangat penting dalam proses klasifikasi karena akan digunakan pada masukan pelatihan model *Support Vector Machine* [7]. Dalam kasus ini merupakan ekstraksi fitur warna hsv dan tekstur *gabor filter*. Ekstraksi fitur atau ciri warna menggunakan HSV (*hue, saturation, value*) dengan mengambil nilai dari rerata(*mean hue, saturation, value*) dan *variance* dari nilai rata-rata(*mean hue, saturation, value*). Sedangkan ekstraksi fitur tekstur dengan menggunakan *Gabor Filter*. *Gabor Filter* merupakan alat yang digunakan dalam menganalisis tekstur dalam gambar. *Gabor filter* bekerja dengan memfilter gambar dengan pola gelombang yang memiliki frekuensi dan

orientasi tertentu. Dalam ekstraksi fitur, peneliti menerapkan *filter gabor* pada dataset citra penyakit daun padi yang kemudian akan diambil nilai *mean* dari *entropy* pada tiap citra *magnitude* [8]. Fitur *mean* dari HSV adalah rata-rata dari nilai dengan menjumlahkan semua nilai citra HSV dan kemudian dibagi dengan jumlah total data. Dapat dihitung dengan persamaan (1).

$$\overline{H, S, V} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H, S, V_i \quad (1)$$

Dimana, H, S, V ialah masing-masing *channel hue, saturation, dan value*.

Fitur *variance* ialah ukuran suatu statistik yang terapkan untuk mengukur sejauh mana data atau distribusi data tersebar atau bervariasi dari nilai rata-rata (*mean*) dalam suatu sampel atau populasi. Dapat dihitung menggunakan persamaan (2).

$$Var(H, S, V) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (H_i, S_i, V_i - \overline{H, S, V})^2 \quad (2)$$

Dimana, $Var(H, S, V)$ adalah masing-masing *Variance* dari tiap *channel hue, saturation, dan value*. *Mode* HSV adalah modus dari masing-masing nilai *pixel channel hue, saturation, dan value*. Modus adalah nilai yang sering muncul dalam citra HSV. Fitur *entropy* adalah ukuran ketidakteraturan atau acaknya citra[9]. Citra dengan entropi tinggi memiliki distribusi intensitas yang merata, sedangkan citra dengan entropi rendah memiliki distribusi intensitas yang tidak merata. Dapat dihitung menggunakan persamaan (3).

$$- \sum_i \sum_j (i - j)^2 P_d(i, j) \quad (3)$$

Dimana i dan j adalah indeks yang mewakili berbagai nilai dalam suatu data atau distribusi, $P_d(i, j)$ adalah probabilitas (atau distribusi probabilitas) dari nilai i dan j .

2.4. Klasifikasi SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah teknik dalam melakukan suatu *prediction*. baik dalam kasus klasifikasi(*Classification*) atau regresi(*regression*). Metode *Support Vector Machine* mempunyai prinsip dasar *linear classifier* yaitu kasus dimana klasifikasi yang dapat dipisahkan atau dikelompokkan dengan metode *linear*, namun *Support Vector Machine* yang sudah ada telah dikembangkan sehingga dapat bekerja dengan problem atau masalah *nonlinier* dengan memasukkan konsep *kernel* pada *high dimentional space*[10]. Adapun empat *kernel* di dalam metode SVM yaitu *Kernel Linear, Kernel Polynomial, Kernel RBF, Kernel Sigmoid*. Adapun persamaan tiap *kernel* dapat dilihat pada persamaan 4-7.

1. Kernel Linear

Kernel linear diimplementasikan dalam pengelompokan data *linear*. *Kernel linear* merupakan fungsi *kernel* yang paling dasar. Data yang digunakan merupakan data yang telah terpisah secara *linear*. Hasil dari *linear* kedua vektor adalah penjumlahan dari perkalian setiap nilai masukan. Persamaan *kernel* ini adalah :

$$K(x, x_i) = \text{sum}(x * x_i) \quad (4)$$

2. Kernel Polynomial

Kernel polynomial adalah bentuk *kernel linear* yang lebih umum. Ruang masukan yang melengkung bias dibedakan oleh *kernel polynomial*. Persamaan dari *kernel linear* ini adalah :

$$K(x, x_i) = 1 + \text{sum}(x * x_i)^d \quad (5)$$

3. Kernel Radial Basis Function (RBF)

Kernel RBF atau biasa juga disebut *kernel Gaussian* merupakan konsep *kernel* yang sering digunakan dalam pemecahan klasifikasi *non-linear*.

$$K(x,xi) = \exp(-\gamma \cdot \sum((x - xi)^2)) \quad (6)$$

4. Kernel Sigmoid

Kernel Sigmoid cukup populer digunakan dalam *Support Vector Machine*. Kernel ini berasal dari jaringan neural.

$$K(x,xj) = \tanh(\alpha x \cdot xj + \beta) \quad (7)$$

2.5. Evaluasi

Untuk tahap evaluasi dilakukan agar model klasifikasi yang sudah dikembangkan dapat dievaluasi hasilnya. Tahap evaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan melakukan perhitungan nilai dari *precision*, *recall*, *f1-score* dan *accuracy*[11]. Menghitung nilai tersebut dapat dilakukan dengan persamaan (8), (9), (10) dan (11).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

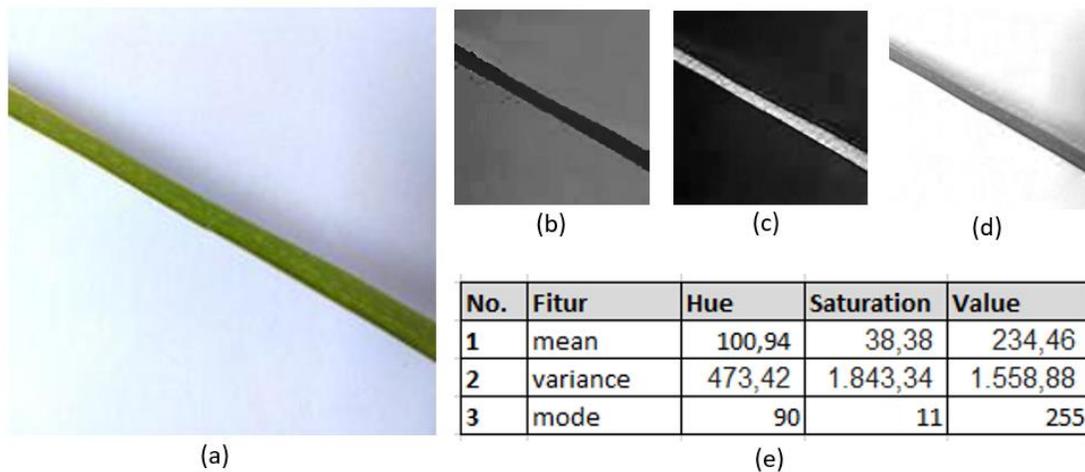
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$F1 - score = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (11)$$

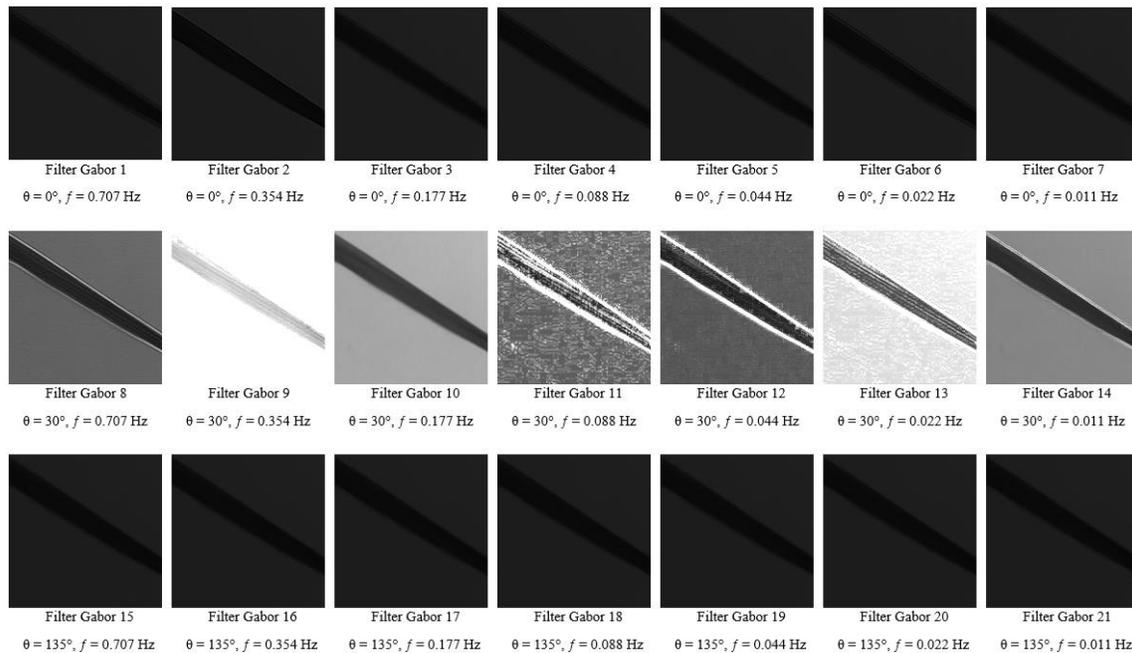
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk melakukan klasifikasi penyakit daun padi menggunakan *support vector machine* dimulai dengan mengumpulkan *dataset* penyakit daun padi, dimana pada tahap ini dilakukan pengambilan citra daun padi dari situs *kaggle.com* yang berjudul *Rice Leafs*. dimana di dalamnya terdapat *training* dan *evaluation* dari kelompok daun padi *healthy*, *brownspot*, *hispa* dan *leafblast*. Kemudian dipilih citra sesuai kebutuhan penelitian, yaitu 300 citra tiap kelompok daun padi sehingga total citra yang diambil adalah 1200 citra yang akan di bagi menjadi data *training* dan *testing*. Setelah *dataset* terkumpul, selanjutnya adalah membangun model klasifikasi SVM yang digukan proses *training*. Model dikembangkan dengan *python google colab*. Sebelum masuk dalam proses klasifikasi, citra *dataset* terlebih dahulu akan diekstrak ciri warna dan teksturnya terlebih dahulu. Ekstraksi ciri warna yang digunakan adalah HSV yang akan diambil ciri *mean* dan *variance* dari tiap *channel hue*, *saturation* dan *value*. Berikut ini merupakan sampel hasil ekstraksi fitur *mean* dan *variance* dari HSV dapat diamati pada Gambar 2.



Gambar 2. Sampel Hasil Ekstraksi fitur Warna; (a) Citra Asli; (b) Citra H; (c) Citra S; (d) Citra V; (e) Nilai Fitur HSV

Setelah ekstraksi fitur warna, kemudian dilakukan ekstraksi fitur tekstur yang menggunakan metode *Gabor Filter* yang akan diambil nilai *entropy*-nya. Citra asli akan diubah ke *gray* yang kemudian akan diterapkan kombinasi orientasi $0^\circ, 30^\circ, 135^\circ$ dan frekuensi 0.707 Hz, 0.354 Hz, 0.177 Hz, 0.088 Hz, 0.044 Hz, 0.022 Hz, 0,011 Hz menggunakan *gabor*[5]. Sehingga akan menghasilkan gambar *filter* seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Kombinasi Orientasi dan Frekuensi pada *filter Gabor*

Dari kombinasi orientasi dan frekuensi yang digunakan, menghasilkan 21 *filter gabor* di atas. Dapat dilihat bahwa citra yang menerapkan kombinasi orientasi dan frekuensi yang berbeda dapat menentukan filter yang dibentuk. Yang kemudian filter tersebut menghasilkan nilai fitur *entropy* sampel. Fitur tekstur yang telah didapat, dapat diamati pada Tabel 1 dibawah ini.

Tabel 1. Nilai Fitur *Entropy Gabor Filter*

Gabor Filter	Nilai <i>entropy</i>
1	5,281348
2	5,276793
3	5,282368
4	5,282463
5	5,281796
6	5,282047
7	5,282756
8	5,283626
9	5,298229
10	5,281846
11	5,243297
12	5,25373
13	5,291372
14	5,28279
15	5,28211
16	5,28211
17	5,28211
18	5,28211
19	5,28211
20	5,28211
21	5,28211

Filter gabor merupakan kombinasi orientasi dan frekuensi, dengan jumlah 21 filter tersebut dapat dilihat pada Gambar 3. Pada tabel di atas menampilkan nilai *entropy* 1 sampai 21 *filter gabor* dari satu sampel gambar. Kemudian nilai fitur tekstur tersebut akan ditambahkan dengan fitur warna HSV yang sebelumnya sudah diekstraksi cirinya. Hasil ekstraksi fitur warna hsv dan *tekstur gabor filter* akan digunakan dalam pelatihan SVM untuk tahap klasifikasi. Klasifikasi menggunakan empat kernel SVM yakni *Linear*, *RBF*, *Polynomial* dan *Sigmoid*. Hasil ekstraksi fitur sebelumnya akan dilakukan proses pemisahan data latih (*train*) dan data uji (*test*) dengan rasio 80:20 dengan 80% sebagai data latih dan 20% data sebagai data uji [12]. Berikut hasil akurasi dari empat kernel dapat dilihat akurasinya pada Tabel 2. di berikut.

Tabel 2. Hasil Klasifikasi Menggunakan Tiap Kernel SVM

Dataset	Kernel	Prediksi		Akurasi
		Benar	Salah	
Penyakit Daun Padi	<i>Linear</i>	168	72	70 %
	<i>RBF</i>	183	57	76 %
	<i>Poly</i>	196	44	82 %
	<i>Sigmoid</i>	60	180	25 %

Dari Tabel 2. di atas dapat dilihat untuk hasil akurasi paling maksimum didapat pada *kernel polynomial* dengan prediksi benar 196 citra dari jumlah total data uji 240 dan prediksi salah sejumlah 44 citra. Kemudian hasil evaluasi dari *kernel* yang memiliki tingkat akurasi paling tinggi yaitu *kernel Polynomial* menggunakan *classification report* antara lain *precision*, *recall*, *f1-score* dapat dilihat pada Tabel 3. berikut ini :

Tabel 3. Hasil Evaluasi *Classification Report Kernel Polynominal*

	Jenis Daun Padi	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)	Accuracy
Kernel Polynominal	Healthy	70	73	71	82 %
	Brownspot	93	95	94	
	Hispa	72	73	73	
	Leafblast	93	86	89	
	Rata-Rata	82	81,75	81,75	

Dari Tabel 3. di atas dapat dilihat *precision* memperoleh nilai 82% yang mana hal ini menandakan tingkat ketepatan model dalam menentukan klasifikasi hasil positif sebesar 82%, *recall* mendapatkan nilai 81,75% atau menandakan bahwa kemampuan model mengingat hasil positif sebesar 81,75%, kemudian *F1-score* mendapatkan skor 81,75% yang menandakan bahwa keseimbangan antara *precision* dan *recall* sebesar 81,75% dan yang terakhir yaitu *accuracy* atau akurasi yang merupakan kemampuan model klasifikasi SVM dalam mengklasifikasikan jenis daun padi sebesar 82%. Hasil akurasi tersebut kemudian akan dikonversi menjadi beberapa penilaian antara lain nilai yang dari 76 sampai dengan 100% mendapatkan nilai Baik, nilai dari 56 sampai 75% berarti Cukup, nilai dari 40 sampai 55% berarti Kurang dan nilai 40% ke bawah berarti kurang. Apabila dilihat berdasarkan kriteria tersebut, hasil model klasifikasi menunjukkan nilai pada kategori Baik [13].

Hasil klasifikasi tersebut menunjukkan klasifikasi penyakit daun padi yang telah dikembangkan mampu mengelompokkan tiap jenis daun padi dengan baik,. Namun berdasarkan hasil pengujian yang sudah dilakukan mendapati nilai *error* sebesar 18%. Tingkat kesalahan bisa disebabkan dari 1) Warna padi yang dominan sama; 2) pemisahan *background* dari objek masih kurang maksimal; 3) intensitas cahaya yang hampir sama tiap kelompok daun padi; 4) perlunya penambahan fitur dalam masukkan *support vector machine* ; 5) citra yang ambil dari dataset sekunder sehingga kurang sesuai dengan yang peneliti lakukan ; 6) corak penyakit padi dari tiap kelompok perbedaannya tidak begitu besar atau dapat dibidang mirip-mirip tetapi jika diamati dengan teliti tetap jenis padi yang berbeda.

4. KESIMPULAN

Pada penelitian yang telah dilakukan ini menerapkan *Support Vector Machine* dalam klasifikasi penyakit daun padi berdasarkan ciri waana dan tekstur. *Features* warna HSV di peroleh dari rata-rata tiap *channel*, kemudian modus dari HSV dan *variance*. Sedangkan fitur tekstur hasil ekstraksi dari *Gabor Filter* dari kombinasi orientasi dan frekuensi kemudian diambil fitur entropynya. Fitur warna dan tekstur tersebut kemudian dipisahkan untuk data latih dan data uji yang kemudian akan digunakan dalam tahap klasifikasi menggunakan *support vector machine*. *Support Vector Machine* memiliki bebrapa *kernel* antara lain *Linear*, *RBF*, *Polynominal* dan *Sigmoid*. Dari keempat *kernel* tersebut akurasi tertinggi diperoleh megggunakan *kernel Polynominal* dengan akurasi sebesar 82%. Tahap evaluasi selanjutnya dilakukan pada *kernel Polynominal* yang meliputi skor pada *precision* sebesar 82%, *recall* sebesar 81,75%, dan *f1-score* dengan 81,75%. Hasil tersebut menunjukkan bahwasanya klasifikasi menggunakan *support vector machine* dengan *color features extraction* hsv dan tekstur *gabor filter* mendapatkan akurasi yang baik. Agar pada penelitian kedepannya dapat lebih baik, terdapat masukan-masukan atau saran yang dapat menjadi bahan pertimbangan, antara lain penambahan fitur yang lebih beragam. Selain itu mengembangkan pembelajaran lainnya seperti *deep learning* juga dapat sebagai pertimbangan. Peneliti masih menggunakan *dataset* yang bersumber dari internet dan untuk penelitian yang akan datang agar dapat menggunakan *dataset* yang diambil sendiri secara langsung.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Puja dan puji syukur peneliti panjatkan terhadap Allah SWT Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan rahmat-Nya, peneliti dapat menyelesaikan penyusunan karya tulis ilmiah ini. Dan kepada keluarga yang senantiasa men-*support* dalam peneliti menyelesaikan karya tulis ilmiah ini. Penelitian tidak akan terlaksana jika tidak ada pembimbing yang menuntun dalam penelitian ini, peneliti ucapkan terimakasih kepada bapak Bapak Dr. Istiadi ST, MT dan Bapak Aviv Yuniar Rahman ST, MT sebagai pembimbing saya dalam penulisan karya ilmiah ini.

6. REFERENSI

- [1] E. Anggiratih, S. Siswanti, S. K. Octaviani, and A. Sari, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Model Deep Learning Efficientnet B3 dengan Transfer Learning," *J. Ilm. SINUS*, vol. 19, no. 1, p. 75, Jan. 2021, doi: 10.30646/sinus.v19i1.526.
- [2] H. Sanusi, S. H. S., and D. T. Susetianingtiyas, "PEMBUATAN APLIKASI KLASIFIKASI CITRA DAUN MENGGUNAKAN RUANG WARNA RGB DAN HSV," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 24, no. 3, pp. 180–190, 2019, doi: 10.35760/ik.2019.v24i3.2323.
- [3] R. P. Putra and O. Setyawati, "492-1218-1-Pb," vol. 12, no. 1, pp. 40–46, 2018.
- [4] L. Hakim *et al.*, "Segmentasi Citra Penyakit Pada Batang Buah Naga Menggunakan Metode Ruang Warna $L^*a^*B^*$," *Semin. Nas. Terap. Ris. Inov. Ke-6 ISAS Publ. Ser. Eng. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 728–736, 2020.
- [5] S. K. Dirjen *et al.*, "Terakreditasi SINTA Peringkat 4," vol. 3, no. 1, pp. 29–34, 2018.
- [6] R. SHAYAN, "Rice Leafs An image collection four rice diseases." [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/shayanriyaz/riceleafs>
- [7] T. D. Novianto and I. M. S. Erawan, "Perbandingan Metode Klasifikasi pada Pengolahan Citra Mata Ikan Tuna," *Pros. SNFA (Seminar Nas. Fis. dan Apl.*, vol. 5, pp. 216–223, 2020, doi: 10.20961/prosidingsnfa.v5i0.46615.
- [8] H. A. Li, M. Zhang, Z. Yu, Z. Li, and N. Li, "An improved pix2pix model based on Gabor filter for robust color image rendering," *Math. Biosci. Eng.*, vol. 19, no. 1, pp. 86–101, 2022, doi: 10.3934/mbe.2022004.
- [9] A. A. Mahran, R. K. Hapsari, and H. Nugroho, "Penerapan Naive Bayes Gaussian Pada Klasifikasi Jenis Jamur Berdasarkan Ciri Statistik Orde Pertama," *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 5, no. 2, p. 91, 2020, doi: 10.21107/nero.v5i2.165.
- [10] T. M. Permata Aulia, N. Arifin, and R. Mayasari, "Perbandingan Kernel Support Vector Machine (Svm) Dalam Penerapan Analisis Sentimen Vaksinasi Covid-19," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 139–145, 2021, doi: 10.31598/sintechjournal.v4i2.762.
- [11] S. Melangi, "Volume 2 Nomor 2 Januari 2020 Klasifikasi Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan Gabor Filter".
- [12] N. Wijaya and A. Ridwan, "Klasifikasi Jenis Buah Apel Dengan," *Sisfokom*, vol. 08, no. 1, pp. 74–78, 2019.
- [13] R. I. Borman, I. Ahmad, and Y. Rahmanto, "Klasifikasi Citra Tanaman Perdu Liar Berkhasiat Obat Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function," *Bull. Informatics Data Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 6–13, 2022.