

Klasifikasi Citra Penyakit Daun Cabai Menggunakan Algoritma *Learning Vector Quantization*

Puji Catur Siswipraptini¹, Abdul Haris², Winda Novita Sari³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Telematika Energi, Institut Teknologi PLN

Article Info

Article history:

Received Jan 02, 2023

Revised Feb 27, 2023

Accepted Mar 25, 2023

Keywords:

Penyakit Daun Cabai

Klasifikasi Citra

Learning Vector Quantization

Confusion Matrix

ABSTRACT

The problem often occurs in chili leaves is organisms that interfere with chili plants which can reduce chili production. There are chili plant diseases that are difficult for farmers to recognize by using their eyes and without using tools. This study aimed to produce a model capable of identifying chili leaf diseases based on leaf color to make it easier for farmers to identify chili leaf diseases, especially *Phytophthora*, *Anthrachnose*, and *Cercospora* diseases, using the *Learning Vector Quantization (LVQ)* classification algorithm. Data was collected in the form of digital images of 30 chili leaves, which were processed by resizing and transforming RGB to HSV, which then proceeded to the Canny Edge detection process to get patterns from images of chili leaves. The result of testing the LVQ algorithm using a confusion matrix gets an accuracy of 80% means the application is providing final results that are close to the actual results, a precision value of 80% means that the application used has accuracy in processing data, a recall value of 82% means how fast the model responds in finding data processed by the model, and an f-1 score of 81%. On the other hand, factors that influence the image of chili leaves to be recognized or not are based on the image's quality and the lighting when taking pictures of chili leaves.

Copyright © 2023 Universitas Indraprasta PGRI.
All rights reserved.

Corresponding Author:

Puji Catur Siswipraptini,

Prodi Teknik Informatika, Fakultas Telematika Energi,

Institut Teknologi PLN,

Jl. Lingkar Luar Barat, Duri Kosambi, Cengkareng, Jakarta Barat.

Email: pujicatur@itpln.ac.id

1. PENDAHULUAN

Saat ini, algoritma *Learning Vector Quantization (LVQ)* sebagai bagian pendekatan teknik *Machine Learning (ML)* telah banyak di implementasikan pada penelitian berbagai bidang di antaranya teknik lingkungan [1], [2], pembelajaran *online semi-supervised* [3], [4], pengenalan wajah [5] hingga pertanian [6], [7]. Deteksi dan klasifikasi adalah salah satu topik yang menarik dan banyak dibahas pada penelitian di bidang ilmu komputer. Penelitian ini merupakan kolaborasi antara bidang ilmu komputer yaitu deteksi dan klasifikasi menggunakan algoritma LVQ dengan objek penelitian yaitu jenis penyakit pada daun cabai. Tanaman cabai merah menjadi bahan yang sering digunakan oleh masyarakat Indonesia untuk dijadikan salah satu bumbu pada masakan tradisional Indonesia sehingga tidak mengherankan bahwa populasi tanaman cabai khususnya cabai merah sangat mudah dijumpai di pasar dalam skala yang besar.

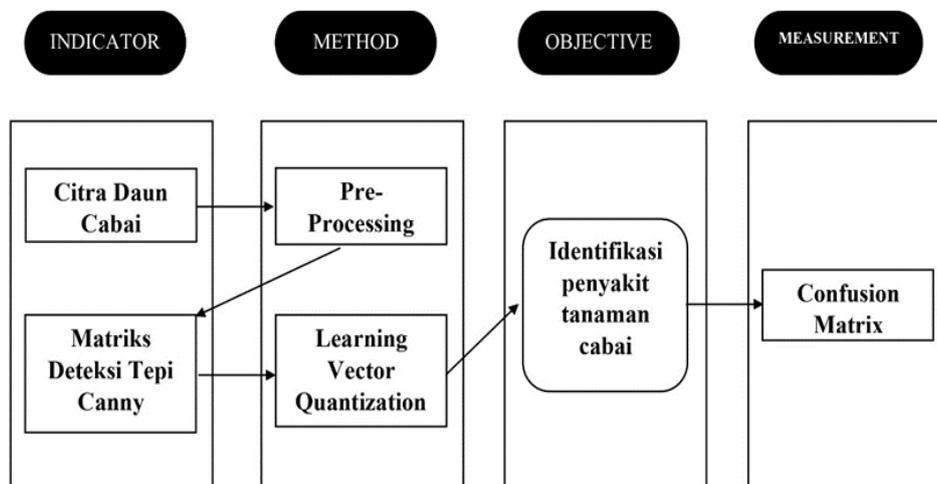
Gejala penyakit pada tanaman dapat dilihat pada bagian tubuh tanaman seperti daun, buah, batang dan akar. Sebagian besar gejala penyakit cabai terlihat di daunnya, sehingga dengan memperhatikan gejala-

gejala pada daun, beberapa penyakit dapat diidentifikasi. Penyakit yang sering menimbulkan kematian pada tanaman cabai merah di antaranya adalah penyakit bercak daun, penyakit *antraknosa*, penyakit tepung, penyakit busuk leher akar, penyakit layu *fusarium*, dan penyakit rebah semai [8]. Penyakit *antraknosa* merupakan penyakit yang menyerang buah, tetapi penyakit tersebut menyebabkan mati pucuk yang berlanjut ke bagian bawah yaitu daun, ranting, dan cabang. Gejala untuk penyakit ini yaitu daun berwarna kecoklatan dan kehitam-hitaman. Penyakit bercak daun *Serkospora*, penyakit ini menyerang pada daun, batang dan juga akar. Penyakit ini terlihat pada adanya bercak bulat yang berukuran bisa sampai 1 inci berwarna coklat pada daun dan kering, pusat bercak pada daun berwarna pucat hingga putih dengan warna sekitarnya berwarna tua. Bercak tersebut bisa menyebabkan lubang-lubang pada daun. Penyakit bercak daun *fitofthora* memiliki gejala yaitu terdapat pada daun bercak berwarna putih pada daun seperti tersiram air panas dengan dengan bentuk bercak yang tidak beraturan. Seluruh bagian tanaman bisa terinfeksi dengan penyakit ini. Infeksi dimulai dari leher batang menjadi busuk basah berwarna hijau setelah kering berubah warna menjadi coklat sampai kehitaman. Gejala lainnya yaitu bercak putih yang tidak beraturan yang semakin lama melebar dan mengering seperti kertas. Agar penyakit pada tanaman cabai tidak terlanjur parah, identifikasi perlu dilakukan pada infeksi awal. Mengidentifikasi penyakit pada tanaman cabai adalah kunci untuk mencegah kerugian dari produk pertanian. Sangat sulit untuk memantau penyakit tanaman cabai secara manual karena membutuhkan jumlah pekerjaan yang luar biasa, ahli dalam penyakit tanaman cabai, dan juga membutuhkan waktu pemrosesan yang lama.

Penelitian ini menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman cabai berdasarkan pada bercak pada daun tanaman cabai. Algoritma LVQ dapat mengidentifikasi pola, klasifikasi dengan banyak kelas, identifikasi suara dan dalam *image processing*. LVQ sebagai pengembangan dari *Artificial Neural Network* (ANN) memiliki keunggulan yaitu menghasilkan performa atau validasi yang tinggi [9]. LVQ mendeteksi secara baik data citra sehingga memiliki tingkat ketepatan yang tinggi dibandingkan metode lain dalam identifikasi jenis bercak pada daun cabai berdasarkan citra daun [10]. Kontribusi penelitian ini adalah menghasilkan model berbasis *Machine Learning* yang mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasi penyakit daun cabai sejak dini sehingga dapat membantu petani dalam melakukan tindakan pencegahan.

2. METODE

Penelitian ini memiliki kerangka pemikiran pada gambar 1 dan desain penelitian pada gambar 2.



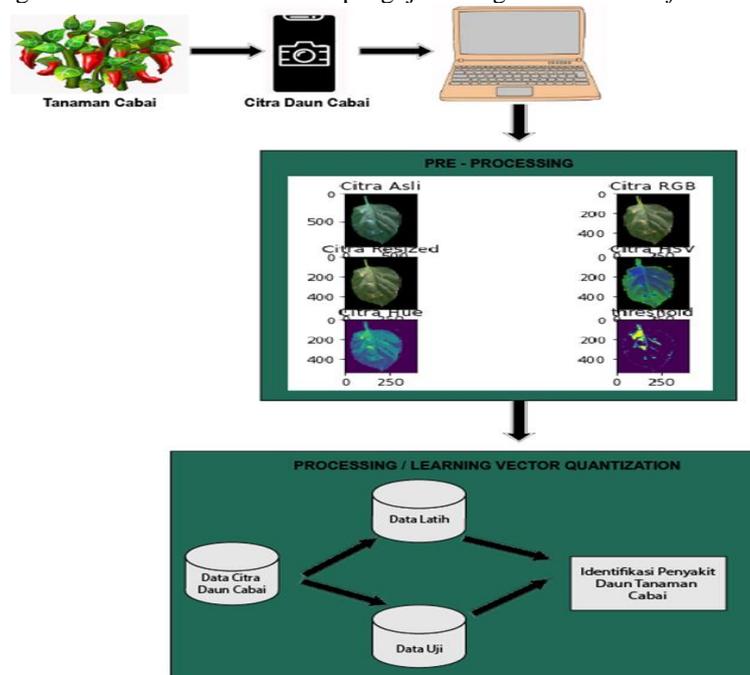
Gambar 1. Kerangka pemikiran identifikasi penyakit daun cabai

Gambar 1 menjelaskan kerangka pemikiran untuk identifikasi penyakit pada daun cabai menggunakan pendekatan *Machine Learning* yang membagi data latih dan data uji untuk membentuk model [11] yang di usulkan dengan mengimplementasikan 4 tahap yaitu :

1. Menentukan indikator penelitian yang terdiri atas 2 parameter yaitu citra warna daun cabai sebagai data masukan dan ekstraksi deteksi warna HSV sebagai data latih dan data uji.
2. Menentukan metode/algoritma yang digunakan untuk penyelesaian dari penelitian ini. Penelitian ini menggunakan tahapan *pre-processing* untuk memproses citra gambar untuk mendapatkan pola bentuk citra daun cabai serta untuk pengenalan pola menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization*.

Pada tahap pre-processing ini citra daun cabai berupa RGB tersebut dilakukan cropping lalu diproses menjadi sebuah gambar HSV (*Hue Saturation Value*), kemudian gambar atau foto tersebut diubah kembali menjadi *threshold* dengan menggunakan metode deteksi *Canny*. Hasil dari *pre-processing* tersebut diubah menjadi biner sehingga dapat diolah kedalam system untuk melakukan tahap selanjutnya yaitu *processing*.

3. Menentukan tujuan penelitian yaitu identifikasi penyakit pada daun cabai.
4. Pengukuran tingkat akurasi dari validasi data pengujian dengan metode *Confusion Matrix*.



Gambar 2. Disain penelitian identifikasi penyakit daun cabai

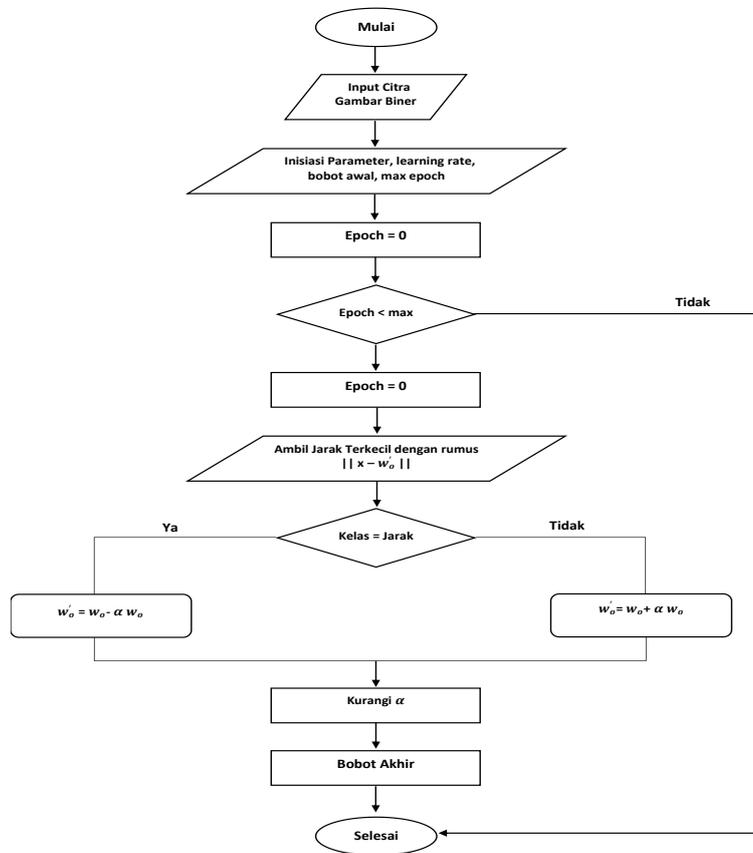
Gambar 2 menjelaskan disain penelitian menggunakan algoritma LVQ untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman cabai. Pengumpulan data daun pada tanaman cabai dilakukan melalui proses observasi lapangan di kota lahan tanaman cabai Padang Sumatera Barat, Mataram, Jakarta dan Kebun IP2TP Serpong Balitsa. Data yang diambil adalah data gambar daun cabai yang terkena penyakit disebabkan oleh jamur atau cendawan yaitu penyakit *Cercospora*, *Antraknosa* dan *Fitoftora*. Daun cabai di foto kemudian gambar diubah menjadi citra berbentuk Red Green Blue (RGB). Gambar di *cropping* untuk diproses menjadi gambar *Hue Saturation Value* (HSV) menggunakan metode deteksi *Canny*. Metode deteksi *Canny* sering dikenal sebagai operator deteksi tepi yang optimal karena algoritma metode ini tingkat kesalahannya rendah, dan hanya memberikan satu tanggapan untuk satu tepi [12], [13]. Langkah selanjutnya adalah gambar diubah menjadi biner agar dapat langsung masuk ke tahap selanjutnya yaitu ke proses *processing*. Tahap *pre-processing* dilakukan dengan menggunakan *software Matlab* dengan mengeluarkan input berupa citra biner yang akan akan diproses di *processing*. Data gambar atau foto dibagi menjadi dua yaitu berupa data latih dan data uji. Data latih akan menjadi target pada *processing* dan juga data yang ada dalam *database*, sedangkan data uji merupakan data yang digunakan untuk mengartikan data latih yang sudah dimasukkan. Untuk melakukan proses konversi RGB ke HSV menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$V = \max(r,g,b)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{jika } V = 0 \\ \frac{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)}{\max(r,g,b)}, & V > 0 \end{cases}$$

$$H = \begin{cases} 0, & \text{jika } S = 0 \\ 60 * \left(\frac{(g-b)}{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)} \right), & \text{jika } V = r \\ 120 + 60 * \left(\frac{(b-r)}{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)} \right), & \text{jika } V = g \\ 240 + 60 * \left(\frac{(r-g)}{\max(r,g,b) - \min(r,g,b)} \right), & \text{jika } V = b \end{cases}$$

Persamaan di atas digunakan beberapa variabel yaitu R (nilai *pixel Red*), G (nilai *pixel Green*), B (nilai *pixel Blue*), H (nilai *pixel Hue*), S (nilai *pixel Saturation*), dan V (nilai *pixel Value*). Setelah data citra di ubah menjadi HSV maka langkah selanjutnya adalah implementasi algoritma LVQ dengan proses seperti terlihat pada gambar 3.



Gambar 3. Flowchart algoritma Learning Vector Quantization

Gambar 3 menggunakan nilai *learning rate* (α) yang digunakan dalam proses yaitu 0.5 dan untuk pengurangan nilai *learning rate* adalah 0.1. Jika nilai *epoch* kurang dari maksimal *epoch* maka dilakukan perhitungan dengan menggunakan rumus jarak *euclidean* antara vektor input dan bobot. Hasil dari perhitungan jarak *euclidean* dengan mengambil nilai terkecil dari bobot dan vektor input. Persamaan yang digunakan adalah :

$$D = \sqrt{(x_y - w_y)^2}$$

Persamaan nilai D (jarak *euclidean*) dihitung dengan nilai x_y adalah vektor input x_1, x_2, \dots, x_n dan w_y adalah bobot w_1, w_2, \dots, x_n . Apabila hasil dari jarak terkecil data dan bobot berada dalam kelas yang sama maka rumus yang digunakan :

$$w'_o = w_o - \alpha(x - w_o)$$

Apabila hasil dari jarak terkecil data dan bobot berada tidak dalam kelas yang sama maka rumus yang digunakan :

$$w'_o = w_o - \alpha(x - w_o)$$

Notasi rumus tersebut adalah bobot awal (w_o), bobot akhir w'_o , dan Learning Rate (α). Proses dari perhitungan diatas terus dilakukan sampai data ke-n (x_n) mendapatkan bobot akhir yang baru hingga menjadi bobot yang digunakan dalam pengujian data uji berikutnya. Model prediksi dan identifikasi penyakit pada daun cabai ini di evaluasi dengan menggunakan metode *Confusion Matrix* [14], [15] seperti persamaan berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Confusion Matrix memiliki 4 kategori yang merupakan hasil dari proses klasifikasi yang dilakukan yaitu *True Positive* (TP) sebagai data *positive* yang diprediksi benar, *False Positive* (FP) adalah data *negative* tetapi prediksinya sebagai *positive* dan adalah tipe error I, selanjutnya *True Negative* (TN) yaitu data *negative* yang diprediksi benar sedangkan *False Negative* (FN) yaitu data *positive* tetapi diprediksi adalah data sebagai data *negative* dan merupakan tipe error II.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang diambil adalah data gambar daun cabai yang terkena penyakit. Gambar penyakit daun yang diambil adalah penyakit daun yang disebabkan oleh jamur atau cendawan yaitu penyakit *Cercospora*, *Antraknosa* dan *Fitoftora*. Tabel 1 merupakan *pixel* RGB gambar dan hasil nilai biner menggunakan deteksi tepi Canny pada daun yang terkena penyakit. Untuk menyelesaikan persamaan dari rumus HSV dibutuhkan nilai max dan min dari (r,g,b), di dapat nilai max (236, 212, 191) dan nilai min (24, 10, 0). Hasil dari deteksi tepi Canny yang sudah didapat adalah bernilai 255 dan 0. Nilai 255 merupakan putih dan nilai 0 merupakan hitam yang digunakan pada tahap selanjutnya menggunakan nilai biner yaitu nilai 0 dan 1. Pada tahap ini peneliti mengonversikan nilai 255 = 1 dan nilai 0 = 0.

Tabel 1. Nilai Citra RGB dan Tepi Canny

Koordinat Pixel (x,y)	R	G	B	Tepi Canny
(1,1)	90	144	130	1
(1,2)	160	145	106	0
(1,3)	90	150	130	1
(1,4)	166	152	115	0
(1,5)	149	135	99	0
(2,1)	161	143	103	0
(2,2)	90	148	130	1
(2,3)	169	151	111	0
(2,4)	174	159	118	0
...
(5,5)	141	125	82	0

Proses klasifikasi menggunakan algoritma LVQ vector input dalam satu kelas dengan bobot yang paling kecil. Input yang digunakan adalah tepi citra yang sudah diproses dengan menggunakan deteksi tepi *canny* yang hasilnya berbentuk biner. Tabel 2 menunjukkan perhitungan nilai input dan bobot pada masing-masing epoch.

Table 2. Nilai Input Daun Cabai

Nilai Input	Matriks	Epoch 1		Epoch 2	
		W ₁	W ₂	W ₁	W ₂
x ₁	10100 01001 00000 00100 10100	2,44	2,82	2,22	2,82
x ₂	00100 01000 00001 00010 00100	1,87	3,16	3	3,16
x ₃	11111 10110 01010 11100 01000	3,58	3,58	5,39	3,58

Iterasi dapat dihentikan jika nilai bobot sudah selesai diperbaharui pada epoch 2. Nilai bobot baru dapat digunakan pada proses klasifikasi/prediksi. Perhitungan jarak yang didapat dari kedua bobot adalah bobot W₁ dan bobot W₂ lalu dibandingkan untuk melihat jarak yang terkecil. Untuk jarak pada bobot W₁ sejumlah 4,25 dan untuk jarak pada bobot W₂ sejumlah 3,92. Terlihat bahwa jarak terkecil terletak pada bobot W₂ sebesar 3,92, sehingga sistem identifikasi penyakit pada daun cabai adalah sampel daun cabai x₂ dengan hasil klasifikasi jenis daun cabai kategori penyakit *Antraknosa*.

Proses pengujian metode dilakukan pada aplikasi sistem identifikasi penyakit pada daun cabai berdasarkan warna daun menggunakan algoritma LVQ ini, dilakukan pengujian sebanyak 30 data uji. Data uji yang digunakan dalam pengujian ini diambil dari kota Bukittinggi, Lombok dan di Kebun IP2TP Serpong Balitsa. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui semua data uji daun cabai sesuai atau tidak sesuai penyakit dengan kondisi daunnya. Tabel 3 menunjukkan beberapa contoh hasil pengujian yang telah dilakukan :

Table 3. Contoh Hasil Pengujian Penyakit Daun Cabai

No	Gambar Daun Cabai	Jenis Penyakit	Hasil Pengujian	Keterangan
1		Fitoftora	Sesuai	Gejala penyakit ini terdapat ada bercak pada daun cabai. Bercak berwarna putih dan seperti mengering berbentuk sirkuler dan juga tidak beraturan, bercak daun berwarna putih.

2		Antraknosa	Sesuai	Gejala penyakit ini dapat terlihat pada bagian daun yaitu busuk daun berwarna coklat dan akan berubah menjadi kehitam-hitaman
3		Cercospora	Sesuai	Gejala tumbuhan cabai yang terdampak penyakit ini yaitu dapat terlihat pada daun, tangkai dan batang. Bercak tersebut terlihat seperti mata kodok
4		Fitoftora	Tidak sesuai	Harusnya adalah penyakit antraknosa
5		Fitoftora	Sesuai	Gejala penyakit ini terdapat ada bercak pada daun cabai. Bercak berwarna putih dan seperti mengering berbentuk sirkuler dan juga tidak beraturan, bercak daun berwarna putih.-
6		Antraknosa	Tidak Sesuai	Harusnya adalah penyakit Fitoftora
7		Cercospora	Sesuai	Gejala tumbuhan cabai yang terdampak penyakit ini yaitu dapat terlihat pada daun, tangkai dan batang. Bercak tersebut terlihat seperti mata kodok

Hasil pengujian telah dilakukan dan selanjutnya dihitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Hasil pengujian menggunakan *Confusion Matrix* dan perbandingan prediksi dan actual dari pengujian dengan variable f = Fitoftora, a = Antraknosa, c = Cercospora adalah seperti terlihat pada tabel 4 dan 5 :

Tabel 4. Pengujian Confusion Matrix

Prediksi	Kenyataan		
	f	a	c
f	9	3	1
a	1	7	1
c	0	0	8

Tabel 5. Prediksi & Kenyataan

	Prediksi	Kenyataan
f	13	10
a	9	10
c	8	10

Evaluasi model ini telah dilakukan dan menghasilkan rata-rata dari data sebanyak 30 gambar dengan nilai akurasi sebesar 80%, nilai akurasi ini yaitu ketepatan aplikasi dalam memberikan hasil akhir yang mendekati hasil sebenarnya. Nilai rata-rata presisi sebesar 80% yang artinya bahwa aplikasi yang digunakan mempunyai ketelitian dalam memproses data. Rata-rata nilai recall yaitu 82% yang menunjukkan seberapa tinggi/cepat model merespon dalam menemukan data yang diproses oleh model. Dan nilai dari *f-Score* sebesar 81%. Hasil pengujian ini telah dilakukan validasi oleh pakar dikebun IP2TL Balai Penelitian Sayuran (Balitsa) kementerian pertanian di Serpong, Tangerang

4. PENUTUP

Hasil serta pembahasan dari penelitian dapat disimpulkan bahwa proses identifikasi penyakit pada daun cabai dengan tahapannya melakukan cropping gambar yang selanjutnya gambar tersebut dijadikan data

latih dan data yang akan di uji pada web. Proses identifikasi penyakit pada tanaman cabai menggunakan warna daun cabai juga melakukan proses transformasi warna dari RGB ke HSV yang selanjutnya masuk kedalam proses deteksi tepi canny agar dapat dikonversikan hasilnya kedalam bentuk biner dan dapat diterapkan dalam metode klasifikasi *Learning Vector Quantization*.

Penerapan aplikasi sistem identifikasi penyakit pada daun cabai dengan menggunakan algoritma learning vector quantization penulis menggunakan learning rate sebesar 0.05 dengan epoch maksimal 100 dan menggunakan pengurangan pada learning rate sebesar 0.01. Cara kerja dari metode ini yaitu dengan mencari output yang terdekat dengan vektor input. Bobot akhir pada gambar data latih diproses dengan jarak input data pengujian sehingga diperoleh jarak terkecil untuk menjadi output pada citra pengujian dapat dikenali atau tidak penyakit daun fitoftora, antraknosa dan cercospora. Pengujian aplikasi berbasis web dengan data gambar sebanyak 30 gambar daun cabai yang memiliki penyakit. Hasil pengujian dihitung menggunakan metode confusion matrix menghasilkan rata-rata dari data sebanyak 30 gambar dengan nilai akurasi sebesar 80%, rata-rata presisi yaitu sebesar 80%, rata-rata nilai *recall* yaitu 82%, dan nilai dari *f-score* sebesar 81%. Faktor yang mempengaruhi gambar daun cabai dikenali atau tidak yaitu berdasarkan kualitas gambar dan juga pencahayaan saat mengambil gambar daun cabai. Dengan hasil pengujian rata rata di atas 80%, maka model ini di anggap cukup mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasi penyakit daun cabai sejak dini sehingga dapat membantu petani dalam melakukan tindakan pencegahan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. R. Pourghasemi, A. Gayen, R. Lasaponara, and J. P. Tiefenbacher, "Application of learning vector quantization and different machine learning techniques to assessing forest fire influence factors and spatial modelling," *Environ. Res.*, vol. 184, no. February, p. 109321, 2020, doi: 10.1016/j.envres.2020.109321.
- [2] H. R. Pourghasemi *et al.*, "Assessing and mapping multi-hazard risk susceptibility using a machine learning technique," *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–11, 2020, doi: 10.1038/s41598-020-60191-3.
- [3] Y. Y. Shen, Y. M. Zhang, X. Y. Zhang, and C. L. Liu, "Online semi-supervised learning with learning vector quantization," *Neurocomputing*, vol. 399, pp. 467–478, 2020, doi: 10.1016/j.neucom.2020.03.025.
- [4] J. L. Lobo, J. Del Ser, A. Bifet, and N. Kasabov, "Spiking Neural Networks and online learning: An overview and perspectives," *Neural Networks*, vol. 121, pp. 88–100, 2020, doi: 10.1016/j.neunet.2019.09.004.
- [5] S. Sarhan, A. A. Nasr, and M. Y. Shams, "Multipose Face Recognition-Based Combined Adaptive Deep Learning Vector Quantization," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/8821868.
- [6] C. Dewi, M. S. Umam, and I. Cholissodin, "Identification of Disease on Leaves Soybean using Modified Otsu and Learning Vector Quantization Neural Networks," *Kursor*, vol. 9, no. 3. 2018, doi: 10.28961/kursor.v9i3.158.
- [7] R. R. A. Siregar, K. B. Seminar, S. Wahjuni, and E. Santosa, "Vertical Farming Perspectives in Support of Precision Agriculture Using Artificial Intelligence: A Review," *Computers*, vol. 11, no. 9, 2022, doi: 10.3390/computers11090135.
- [8] A. Duriat, N. Gunaeni, and A. Wulandari, *Penyakit Penting Tanaman Cabai dan Pengendaliannya*. 2017.
- [9] K. Song *et al.*, "Multi-mode energy management strategy for fuel cell electric vehicles based on driving pattern identification using learning vector quantization neural network algorithm," *J. Power Sources*, vol. 389, no. April, pp. 230–239, 2018, doi: 10.1016/j.jpowsour.2018.04.024.
- [10] H. Sanusi, S. H. S., and D. T. Susetianingtias, "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.
- [11] R. García, J. Aguilar, M. Toro, A. Pinto, and P. Rodríguez, "A systematic literature review on the use of machine learning in precision livestock farming," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 179, no. September, p. 105826, 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105826.
- [12] D. Sangeetha and P. Deepa, "FPGA implementation of cost-effective robust Canny edge detection algorithm," *J. Real-Time Image Process.*, vol. 16, no. 4, pp. 957–970, 2019, doi: 10.1007/s11554-016-0582-2.
- [13] E. A. Sekehravani, E. Babulak, and M. Masoodi, "Implementing canny edge detection algorithm for noisy image," *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 9, no. 4, pp. 1404–1410, 2020, doi: 10.11591/eei.v9i4.1837.
- [14] L. A. Staeheli and D. Mitchell, "The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves," *SAGE Handb. Soc. Geogr.*, pp. 546–559, 2010, doi: 10.4135/9780857021113.n29.
- [15] J. Cook and V. Ramadas, "When to consult precision-recall curves," *Stata J.*, vol. 20, no. 1, pp. 131–148, 2020, doi: 10.1177/1536867X20909693.