

Implementasi Metode Haar Cascade Classifier Dalam Deteksi Objek Tanaman Bawang Merah

Diterima: 10 Juni 2024
Revisi: 10 Juli 2024
Terbit: 1 Agustus 2024

¹ Ilham Alfiantama, ² Danar Putra Pamungkas, ³ Danang Wahyu
Widodo
¹⁻³ Universitas Nusantara PGRI Kediri
¹ ilhamalfianacpah@gmail.com, ² danar@unpkediri.ac.id,
³ danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id

Abstrak— Penelitian ini mengimplementasikan metode Haar Cascade Classifier untuk mendeteksi tanaman bawang merah, dengan fokus pada pemanfaatan teknologi Computer Vision. Latar belakang penelitian ini didasarkan pada pentingnya bawang merah dalam ekonomi Indonesia dan tantangan yang dihadapi petani akibat serangan hama dan penyakit. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan dataset positif dan negatif, pra-pemrosesan data, pelatihan metode, dan evaluasi hasil. Dataset positif diambil dari gambar tanaman bawang merah, sedangkan dataset negatif terdiri dari gambar tanpa objek bawang merah. Evaluasi dilakukan dengan mengukur akurasi, presisi, recall, dan f1 score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa skenario pengujian terbaik memiliki nilai akurasi 100%, menunjukkan pentingnya optimasi parameter seperti Scale Factor dan Minimum Neighbor. Kesimpulannya, Haar Cascade Classifier efektif dalam mendeteksi bawang merah, dan pengoptimalan lebih lanjut dapat meningkatkan kinerja sistem ini untuk mendukung petani.

Kata Kunci— Deteksi objek; Haar Cascade Classifier; Bawang merah; Computer Vision; Pertanian

Abstract— This study implements the Haar Cascade Classifier method to detect shallot plants, focusing on the application of Computer Vision technology. The background of this research is based on the importance of shallots in Indonesia's economy and the challenges faced by farmers due to pest and disease attacks. The method used includes collecting positive and negative datasets, data preprocessing, method training, and result evaluation. Positive datasets are taken from images of shallot plants, while negative datasets consist of images without shallot objects. Evaluation is carried out by measuring accuracy, precision, recall, and f1 score. The results show that the best testing scenario has an accuracy of 100%, highlighting the importance of optimizing parameters such as Scale Factor and Minimum Neighbor. In conclusion, the Haar Cascade Classifier is effective in detecting shallots, and further optimization can enhance this system's performance to support farmers.

Keywords— Object detection; Haar Cascade Classifier; Shallots; Computer Vision; Agriculture

This is an open access article under the CC BY-SA License.



Penulis Korespondensi:

Ilham Alfiantama,
Departemen Teknik Informatika,
Universitas Nusantara PGRI Kediri,
Email: ilhamalfianacpah@gmail.com
ID Orcid: [<https://orcid.org/register>]
Handphone: 085157795738

I. PENDAHULUAN

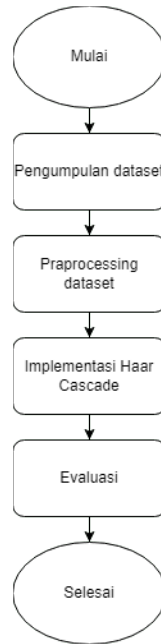
Indonesia merupakan salah satu negara dengan kekayaan alam yang melimpah. Terutama dalam bidang pertanian, dimana Indonesia dikenal sebagai negara agraris. Salah satu hasil pertanian yang banyak dibudidayakan di Indonesia yakni Bawang merah. Bawang merah menjadi salah satu komoditas yang memiliki peran cukup penting bagi masyarakat Indonesia dalam hal pertumbuhan ekonomi. Ini dapat terjadi dikarenakan fluktuasi yang tidak stabil dari harga bawang merah [1]. Kendala yang dialami oleh para petani saat proses budidaya bawang merah salah satunya yaitu serangan hama dan penyakit [2]. Ketika sudah muncul ciri-ciri serangan hama maupun penyakit pada tanaman, petani harus segera menanganinya. Oleh karenanya, pengawasan secara intensif diperlukan dalam proses budidaya bawang merah.

Saat ini, teknologi sudah dapat dimanfaatkan pada berbagai bidang. *Computer Vision* merupakan suatu teknologi dimana system akan dilatih untuk dapat mengenali objek bahkan bisa mendekati visual manusia [3]. Objek pelatihan yang digunakan oleh *computer vision* yaitu citra maupun video [4]. *Computer vision* juga dapat diimplementasikan dibidang pertanian, misalnya mendeteksi tingkat kematangan buah [5], identifikasi penyakit pada daun kelapa sawit [6] dan masih banyak lagi yang lainnya. Ada berbagai macam teknik yang dapat di implementasikan dalam *computer vision* salah satunya deteksi objek. Deteksi objek sendiri merupakan tahap penting dalam mengimplementasikan *computer vision*. Singkatnya, deteksi objek adalah proses dimana sistem dapat mengenali atau menemukan objek yang terdapat didalam gambar maupun video. Untuk outputnya, deteksi objek akan menunjukkan letak objek dengan menampilkan *bounding box* di sekitar objek tersebut [7]. *Haar Cascade Classifier* merupakan salah satu metode dalam deteksi objek.

Haar Cascade Classifier telah diimplementasikan dalam berbagai kasus diantaranya mendeteksi sepeda motor yang melintas di trotoar dengan akurasi 88,4% [8], mendeteksi kendaraan 80,13% [9], mendeteksi wajah [10], dan sebagainya. Dari beberapa penelitian terdahulu, Haar cascade terbukti mampu mendeteksi berbagai objek baik itu wajah, kendaraan dan lain sebagainya. Namun dalam deteksi tanaman, implementasi metode *Haar Cascade Classifier* masih relatif jarang ditemui khususnya pada tanaman bawang merah. Oleh karenanya, penelitian ini akan mengimplementasikan *Haar cascade* dan mengevaluasinya untuk mendeteksi tanaman bawang merah. Metode ini nantinya dapat dikombinasikan dengan metode klasifikasi seperti *Convolutional Neural Network* atau metode lain. Dengan begitu hasil dari kombinasi tersebut dapat menjadi solusi yang lebih luas untuk membantu para petani bawang merah dalam membudidayakan bawang merah. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi di bidang pertanian, maupun di bidang yang lain..

II. METODE

Penelitian ini dirancang untuk mengimplementasikan metode Haar Cascade Classifier dalam mendeteksi objek tanaman bawang merah. Penelitian ini akan dilakukan dengan beberapa tahapan penelitian diantaranya pengumpulan dataset, pra-pemrosesan data, pelatihan metode, serta evaluasi metode. Gambar 1 menampilkan bagaimana proses penelitian dilakukan.



Gambar 1. Flowchart Proses Penelitian

a. Pengambilan Dataset.

Dataset yang akan digunakan pada penelitian ini dibagi menjadi 2 macam yaitu dataset positif dan dataset negative. Dikarenakan *haar cascade* membutuhkan dataset positif yaitu dataset yang memiliki objek yang ingin dideteksi, serta dataset negatif dimana tidak ada objek yang ingin dideteksi didalamnya yang nantinya akan di training sebagai background. Dataset positif diambil dengan cara mengambil gambar dengan menggunakan kamera digital. Untuk dataset negative, penelitian ini mengambil dataset acak tanpa adanya objek tanaman bawang merah.

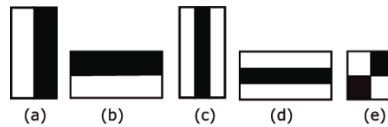
b. Pra-pemrosesan data.

Pra-pemrosesan data dilakukan Agar proses pelatihan metode dapat berjalan maksimal. Beberapa proses yang bisa dilakukan dalam tahap ini yaitu merotasi gambar, *flip*, mengatur kontras, mengatur pencahayaan, atau merubah ukuran gambar. Dengan adanya pra-pemrosesan, proses pelatihan akan lebih maksimal dan dapat mengurangi kesalahan yang dilakukan pada saat pelatihan.

Untuk metode *Haar Cascade Classifier*, terdapat pra-pemrosesan tambahan yaitu anotasi gambar. Proses ini akan membuat kotak pembatas yang mengelilingi objek. Dengan anotasi, sistem dapat mempelajari letak objek pada setiap gambar yang nantinya dijadikan acuan dalam proses deteksi objek. Selain itu dengan adanya anotasi, *weak classifier* akan memberikan *boosted cascade* [11].

c. Implementasi Metode Haar Cascade

Terdapat beberapa faktor penting dalam *Haar Cascade Classifier*. Haar-like feature atau fitur haar sendiri merupakan metode yang digunakan *Haar Cascade Classifier* dalam menemukan objek didalam gambar. *Haar fitur* akan berbentuk kotak dengan gabungan hitam dan putih dimana kotak tersebut merepresentasikan area gelap dan terang pada gambar. Terdapat 3 *haar fitur* yaitu *Two Rectangular*, *Three Rectangular*, serta *Four Rectangular* [12].



Gambar 2. Haar Fitur

Fungsi *integral image* pada *Haar Cascade Classifier* yaitu untuk mempermudah dalam mengolah citra. Area yang terdeteksi oleh fitur haar akan dijumlahkan berdasarkan nilai pixelnya. Dengan adanya *integral image*, proses kinerja sistem akan lebih efisien dalam pengolahan citra. Gambar 3 menunjukkan bagaimana *integral image* bekerja dalam pemrosesan citra. Proses *integral image* menggunakan persamaan berikut. Dimana (x, y) merupakan nilai pixel dari baris dan kolom [13].

$$(x,y) = \sum_{x',y'}^{x,y} (x', y') \quad (1)$$

Dalam *Haar Cascade Classifier*, Adaptive Boost akan digunakan untuk mempercepat proses pengenalan dan deteksi objek. *Adaboost* akan membuat beberapa classifier lemah, kemudian classifier lemah yang dihasilkan tersebut akan dilatih dan akan dipilih mana yang paling baik [14]. Dengan begitu classifier akan meningkat menjadi classifier yang kuat. Proses Cascade Classifier berjalan dimana ketika sub citra tersebut tidak memenuhi ciri classifier maka akan dieliminasi. Namun jika memenuhi ciri atau kriteria maka subcitra tersebut akan dilanjutkan pada pengklasifikasian berikutnya. Proses ini terus diulang sampai mendekati sampel yang diuji [15].

d. Evaluasi.

Pada tahap ini, penelitian akan melakukan serangkaian evaluasi untuk mengukur seberapa baik metode *Haar Cascade Classifier* dalam mendeteksi objek *Haar Cascade Classifier*. Dalam mengukur kinerja model, penelitian ini akan menggunakan perhitungan nilai akurasi, presisi, *recall* serta *f1 score*. Proses evaluasi ini dilakukan pada setiap skenario pengujian yang akan dilakukan. Dengan begitu penelitian dapat memberikan kesimpulan skenario mana yang sekiranya mampu menghasilkan deteksi yang optimal. Berikut rumus yang digunakan dalam proses evaluasi [16].

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (2)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$F1\text{ Score} = \frac{2 * \text{Presisi} * \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (5)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian dimulai dengan mengumpulkan dataset positif dan negatif. Untuk dataset positif yang digunakan pada penelitian ini yaitu gambar yang memiliki objek tanaman bawang merah

didalamnya. Setelah itu dilakukan proses pra-pemrosesan yaitu dengan merubah ukuran setiap data menjadi 640x640 pixel, serta merotasi gambar yang kurang sesuai. Selanjutnya peneliti akan membuat file anotasi untuk mendefinisikan bounding box pelatihan nantinya. Setelah anotasi dibuat, peneliti merubah file anotasi tersebut menjadi file vector. Perubahan anotasi gambar menjadi vector ini dibutuhkan agar Haar Cascade Classifier dapat membaca setiap gambar beserta anotasinya [9].

Terdapat beberapa parameter yang dapat di optimasi pada proses pelatihan sesuai dengan kebutuhan. Penelitian ini menggunakan dataset positif berjumlah 199 serta dataset negative berjumlah 218. Pelatihan model pada penelitian ini memasukkan file *vector* yang telah dibuat serta lokasi dari dataset negatif. Selain itu, pelatihan juga memerlukan ukuran *bounding box* sesuai kebutuhan serta jumlah *stage* yang akan digunakan. Penelitian ini menggunakan ukuran 24 x 50 untuk *bounding box*, serta stage berjumlah 10.

Peneliti melakukan beberapa skenario pengujian untuk mendapatkan hasil yang sesuai. Berikut beberapa rincian skenario pengujian pada penelitian ini:

Tabel 1. Tabel skenario pengujian

<i>Skenario</i>	<i>ScaleFactor</i>	<i>MinNeighbor</i>
Skenario 1	1,1	5
Skenario 2	1,1	10
Skenario 3	1,1	50
Skenario 4	7	5
Skenario 5	7	10
Skenario 6	7	50
Skenario 7	8	5
Skenario 8	8	10
Skenario 9	8	50

Sebagaimana dituliskan oleh tabel 1, proses pengujian pada penelitian ini menggunakan optimasi pada beberapa parameter. Parameter *Scale Factor* digunakan untuk menentukan seberapa besar ukuran gambar input dikurangi dalam setiap proses deteksi objek [17]. *Minimum Neighbor* digunakan untuk menentukan jumlah kotak pembatas yang akan muncul disekitar area yang diharapkan sehingga kotak tersebut akan dinyatakan sebagai objek [13]. Semakin kecil nilai minimum neighbour yang diberikan maka akan sistem akan semakin sensitif sehingga kotak pembatas yang dihasilkan juga menjadi semakin banyak.

Proses pengujian dilakukan pada setiap skenario sesuai tabel 1 dengan mengambil 10 data yang belum pernah dilatih oleh model sebelumnya. Dimana setiap gambar hanya memiliki 1 objek tanaman bawang merah untuk dideteksi. Peneliti menggunakan ukuran 24 x 60 untuk parameter *minSize* dalam proses pengujian ini. Berikut hasil dari pengujian skenario yang telah dibuat:

Tabel 2. Hasil pengujian

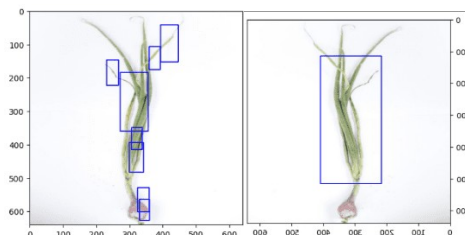
<i>Skenario</i>	<i>TP</i>	<i>FP</i>	<i>FN</i>
Skenario 1	1	47	-
Skenario 2	1	34	-
Skenario 3	1	18	-
Skenario 4	11	2	-
Skenario 5	11	1	-
Skenario 6	10	1	-
Skenario 7	11	1	-
Skenario 8	11	1	-
Skenario 9	10	0	-

Pada tabel 2 terlihat bahwa hampir semua skenario menghasilkan deteksi atau *bounding box* lebih banyak dari yang seharusnya ditampilkan yaitu setiap gambar harusnya memiliki 1 *bounding box*. Berdasarkan tabel 2 peneliti menemukan peningkatan dari kinerja sistem deteksi. Dimana Angka *false possitive* turun secara signifikan dalam setiap implementasi dari skenario pengujian. Berikut nilai Akurasi, presisi recall dari skenario diatas yang telah didapatkan oleh peneliti:

Tabel 3. Tabel Akurasi.

Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Skenario 1	0.02	0.02	1.0	0.04
Skenario 2	0.03	0.03	1.0	0.05
Skenario 3	0.05	0.05	1.0	0.1
Skenario 4	0.84	0.84	1.0	0.91
Skenario 5	0.91	0.91	1.0	0.95
Skenario 6	0.90	0.90	1.0	0.95
Skenario 7	0.91	0.91	1.0	0.95
Skenario 8	0.91	0.91	1.0	0.95
Skenario 9	1.0	1.0	1.0	1.0

Dari tabel akurasi diatas performa terbaik pada penelitian deteksi tanaman bawang merah menggunakan *Haar Cascade Classifier* terletak pada skenario 9. Ini menunjukkan seberapa pentingnya optimasi *Scale Factor* dan *Minimum Neighbors* dalam mencari performa terbaik dari sistem sesuai kebutuhan dimana hasil ini sesuai dengan temuan dari beberapa penelitian sebelumnya. Berikut contoh dari hasil deteksi yang didapatkan oleh peneliti.



Gambar 4. Hasil deteksi sistem

Dari gambar diatas dapat dilihat bahwa jumlah *bounding box* yang dihasilkan oleh berkurang. Gambar kiri merupakan hasil dari skenario 1 sedangkan gambar kanan merupakan hasil dari skenario 9. Selain jumlah *bounding box* yang berkurang, posisi *bounding box* juga berubah dan semakin fokus terhadap objek yang dideteksi.

IV. KESIMPULAN

Dari beberapa skenario yang telah dibuat oleh peneliti, hasil terbaik terdapat pada skenario 9 dimana nilai Scale Factor yang digunakan adalah 10 serta nilai Minimum Neighbor yang diberikan yaitu 50. Skenario 9 memiliki nilai akurasi sebesar 100% dimana skenario 9 juga menghasilkan hanya 1 bounding dengan lokasi yang sesuai dengan kebutuhan. Perubahan nilai dari Minimum Neighbor serta Scale Factor cukup berdampak pada hasil yang diperoleh. Terdapat beberapa parameter yang disediakan opencv untuk mengoptimalkan performa dari sistem. Sehingga untuk mengetahui parameter mana yang berpengaruh pada pengoptimalan hasil tetap bergantung pada objek yang akan dideteksi. Sedikitnya dokumentaasi yang mengimplentasikan Haar Cascade Classifier untuk deteksi objek selain wajah merupakan kendala dan tantangan tersendiri. Untuk penelitian selanjutnya, selain pengoptimalan dari parameter pengujian, disarankan juga melakukan optimasi pada saat pelatihan model. Ukuran bounding box yang diberikan pada saat pelatihan, serta optimasi terhadap beberapa parameter lain diharapkan dapat menambah performa dari Haar Cascade Classifier. Serta penambahan metode klasifikasi dapat memperluas cakupan dari hasil dimana tidak hanya menemukan objek, tetapi dapat sekaligus mengklasifikasikan hasil dari deteksi tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. M. B, "Analisis farmer's share komoditas bawang merah," *J. Agercolere*, vol. 3, no. 2, pp. 53–58, 2021, doi: 10.37195/jac.v3i2.130.
- [2] D. Gusmaliza and A. Arif, "Expert System Hama dan Penyakit Tanaman Bawang Merah dengan Certainty Factor," vol. 4, no. 3, 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i3.3423.
- [3] D. Indra, H. Herman, and F. S. Budi, "Implementasi Sistem Penghitung Kendaraan Otomatis Berbasis Computer Vision," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 12, no. 1, pp. 53–62, 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i1.9082.
- [4] R. A. Pahlevi and B. Setiaji, "Analysis of Application Haar Cascade Classifier and Local Binary Pattern Histogram Algorithm in Recognizing Faces With Real-Time Grayscale Images Using Opencv," *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 179–186, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.1.491.
- [5] N. Arifin, C. N. Insani, and M. R. Rasyid, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat menggunakan Computer Vision untuk Smart Agriculture," *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 22, no. 2, p. 509, 2023, doi: 10.53513/jis.v22i2.8387.
- [6] G. A. W. Satia, E. Firmansyah, and A. Umami, "Perancangan sistem identifikasi penyakit pada daun kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) dengan algoritma deep learning convolutional neural networks," *J. Ilm. Pertan.*, vol. 19, no. 1, pp. 1–10, 2022, doi: 10.31849/jip.v19i1.9556.
- [7] B. Gouila, "Instance Segmentation for Rock Particle Quality Monitoring: Integration of Deep Learning for Machine Vision Application in the Aggregates Industry," Aalto University, 2024.
- [8] U. H. Zaini and A. Rabi, "Metode CNN Dan Metode Haar Cascade Untuk Mendeteksi

- Sepeda Motor Yang Melintasi Area Trotoar,” *JEECOM J. Electr. Eng. Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 191–199, 2023, doi: 10.33650/jeecom.v5i2.6744.
- [9] I. Irawanto and A. Sunyoto, “Peningkatan Akurasi Deteksi Kendaraan Menggunakan Kombinasi Haar Cascade Classifier dan Convolutional Neural Networks (CNN),” vol. xx, no. xx, pp. 47–57, 2024, doi: 10.33650/jeecom.v4i2.
- [10] F. T. Nugroho and E. I. Sela, “Face Detection Using Haar Cascade Classifier Algorithm Deteksi Citra Wajah Menggunakan Algoritma Haar Cascade Classifier,” vol. 4, no. January, pp. 37–44, 2024.
- [11] I. Akil, “Face Detection Pada Gambar Dengan Menggunakan Opencv Haar Cascade,” *INTI Nusa Mandiri*, vol. 17, no. 2, pp. 48–54, 2023, doi: 10.33480/inti.v17i2.4000.
- [12] P. Kenda, “Sistem Presensi Berbasis Wajah Dengan Metode Haar Cascade,” *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 419–429, 2021, doi: 10.24002/konstelasi.v1i2.4305.
- [13] G. N. R. P. Atmaja, K. Usman, and M. A. Murti, “the Calculation System of Number of People in a Room Based on Human Detection Using Haar-Cascade Classifier,” *J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 75–84, 2021, doi: 10.20884/1.jutif.2021.2.2.83.
- [14] H. Herdianto and M. Mursyidah, “Deteksi Wajah Manusia Pada Image Sequence Menggunakan Background Subtraction Dan Haar Cascade Classifier,” *J. Infomedia*, vol. 7, no. 1, p. 16, 2022, doi: 10.30811/jim.v7i1.2947.
- [15] M. I. Maulana, M. Nishom, and D. I. Af'idah, “Pengolahan Citra untuk Identifikasi Pelat Nomor Kendaraan Mobil Menggunakan Metode Haar Cascade dan Optical Character Recognition,” *J. Bumigora Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–16, Jun. 2022, doi: 10.30812/bite.v4i1.1952.
- [16] R. A. Ramadhani, A. Sanjaya, and E. Faculty, “Recommendation System for Selecting Haircut Models Based on Facial Shape Using the Viola-Jones Method Sistem Rekomendasi Pemilihan Model Potongan Rambut Berdasarkan Bentuk Wajah Menggunakan Metode Viola-Jones,” vol. 5, no. 1, pp. 145–152, 2024.
- [17] G. B. Aji, F. A. Yulianto, and A. Rakhmatsyah, “Sign Language Translator Based on Raspberry Pi Camera Using The Haar Cascade Classifier Method,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1747–1753, 2023, doi: 10.47065/bits.v4i4.2990.