

# Identifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Faster R-CNN dan Arsitektur ResNet50

**Diterima:**

10 Juni 2024

**Revisi:**

10 Juli 2024

**Terbit:**

1 Agustus 2024

<sup>1\*</sup>Michael Ilham Kresnawan, <sup>2</sup>Danar Putra Pamungkas, <sup>3</sup>Umi  
Mahdiyah

<sup>1-3</sup>Universitas Nusantara PGRI Kediri

<sup>1</sup>[ilhamabizar43@gmail.com](mailto:ilhamabizar43@gmail.com), <sup>2</sup>[danar@unpkediri.ac.id](mailto:danar@unpkediri.ac.id),

<sup>3</sup>[umimahdiyah@unpkediri.ac.id](mailto:umimahdiyah@unpkediri.ac.id)

**Abstrak**— Bawang merah (*Allium ascalonicum*) merupakan salah satu komoditas yang memiliki peran cukup penting untuk masyarakat Indonesia sebagai bahan bumbu pelezat suatu masakan, kandungan gizinya dapat digunakan sebagai pengobatan herbal, dan memiliki peran dalam hal pertumbuhan ekonomi bangsa. Namun, dalam proses pembudidayaan bawang merah memiliki kendala bagi petani yang mengalami kegagalan panen karena kesulitan dalam menangani penyakit yang menyerang bawang merah. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode Faster R-CNN dan arsitektur ResNet50 dalam mengidentifikasi penyakit pada tanaman bawang merah. Alur proses penelitian ini terdiri dari pengumpulan dataset, preprocessing data, implementasi program, dan evaluasi. Proses preprocessing data dilakukan dalam pelatihan, termasuk anotasi dan pelabelan data. Model dilatih dengan beberapa skenario, dimana skenario 1 menggunakan ukuran gambar 600x600 dan skenario 2 menggunakan ukuran gambar 400x400. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa skenario terbaik adalah dengan ukuran gambar 600x600 yang mencapai akurasi sebesar 65%.

**Kata Kunci**— Bawang Merah; Pertanian; Faster R-CNN

**Abstract**— Shallots (*Allium ascalonicum*) are a crucial commodity for Indonesian society, serving as a flavor-enhancing ingredient in cooking, a source of nutrients for herbal medicine, and playing a role in the nation's economic growth. However, the cultivation of shallots faces challenges, with farmers experiencing crop failures due to difficulties in managing diseases affecting the plants. This study aims to apply the Faster R-CNN method and the ResNet50 architecture to identify diseases in shallot plants. The research process includes dataset collection, data preprocessing, program implementation, and evaluation. The data preprocessing involves training tasks such as annotation and labeling. The model is trained using several scenarios, with scenario 1 using 600x600 image size and scenario 2 using 400x400 image size. Testing results indicate that the best scenario is with 600x600 image size, achieving an accuracy of 65%.

**Keywords**— Shallots; Agriculture; Faster R-CNN

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



---

## Penulis Korespondensi:

Michael Ilham Kresnawan,  
Teknik Informatika,  
Universitas Nusantara PGRI Kediri,  
[ilhamabizar43@gmail.com](mailto:ilhamabizar43@gmail.com)  
ID Orcid: [<https://orcid.org/register>]  
Handphone: 082136763884

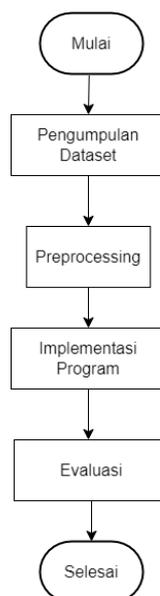
---

## I. PENDAHULUAN

Bawang merah (*Allium ascalonicum*) adalah salah satu komoditas dalam pertanian yang banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia sebagai bahan bumbu pelezat masakan, dan sebagai pengobatan herbal[1]. Kandungan gizi dalam bawang merah memiliki banyak manfaat, seperti membantu proses metabolisme, mencegah penyumbatan pembuluh darah, serta dapat menjaga keseimbangan tekanan darah. Tanaman bawang merah juga salah satu jenis sayuran dengan nilai ekonomi tinggi. Prospek dalam pembudidayaan tanaman ini sangat cerah karena permintaan terhadap bawang merah terus meningkat. Namun, dalam proses pembudidayaan tanaman bawang merah memiliki kendala bagi banyak petani yang mengalami kegagalan panen atau penurunan hasil pertanian karena kesulitan dalam menangani penyakit yang menyerang tanaman[2]. Karena itu, dibutuhkan inovasi teknologi untuk pengenalan tanaman bawang merah yang mampu mengenali berbagai penyakit yang menyerang tanaman bawang merah. Dalam proses mengenali tanaman bawang merah, teknik-teknik seperti Pemrosesan Citra Digital dan Jaringan Saraf Tiruan biasanya digunakan. Digital image processing adalah bidang ilmu yang mempelajari proses pembentukan, pengolahan, dan analisis suatu citra sehingga dapat menghasilkan informasi yang dapat dipahami oleh manusia. Setiap citra dari dunia nyata memiliki berbagai karakteristik dan beragam informasi. Oleh karenanya citra perlu diklasifikasikan agar dapat dikenali dan dipahami oleh komputer dengan cepat hal ini termasuk kedalam ranah neural network[3]. Ada beberapa penelitian yang telah menggunakan deep learning untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman bawang merah, seperti yang dilakukan oleh[4] yang dibuat dengan metode SVM dan CNN, metode CNN dan K-Nearest Neighbor[5], metode Naïve Bayes dan CNN dengan fitur GLCM[6], metode K-Means melalui citra daun[7], dan metode Jarak dengan implementasi di Aplikasi Matlab[8].

## II. METODE

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan seperti pengumpulan dataset, preprocessing dataset, implementasi program dan evaluasi. Pada gambar 1 menunjukkan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian.



Gambar 1 Flowchart Alur Penelitian

## 2.1 Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini, data diambil menggunakan kamera digital, dengan kondisi background berwarna putih. Total dataset berjumlah 156 citra tanaman bawang merah terdiri dari 42 citra normal, 59 citra jamur daun, dan 55 citra busuk bawah.

Tabel 1 Dataset bawang merah

No.	Gambar	Jenis Penyakit
1.		Normal
2.		Jamur daun
3.		Busuk bawah

## 2.2 Preprocessing Data

Tahap preprocessing, data citra akan melakukan beberapa proses, seperti data citra akan dirubah ukuran gambar dengan ukuran 400x400 dan juga 600x600, melakukan augmentasi data dengan cara memberikan rotasi gambar secara otomatis, flip 50% otomatis. Tahap Preprocessing selanjutnya yaitu anotasi dan pelabelan data. Pelabelan data merupakan tahap awal di mana dataset input diberikan label atau penanda dengan tujuan untuk menyimpan informasi citra, yang kemudian disimpan dalam berkas[9]. Untuk pelabelan dan anotasi data memakai website Roboflow.com. Tahap preprocessing data ini nantinya akan di proses pada tahap pelatihan, agar metode berjalan maksimal dan dapat mengurangi kesalahan saat dilakukan pelatihan.

## 2.3 Implementasi Program

Implementasi program dengan menggunakan metode Faster R-CNN yang dilatih pada dataset tanaman bawang merah. Proses dimulai dengan persiapan dataset dimana gambar berukuran 600x600, 400x400 dan anotasi bounding boxes diambil dari direktori yang ditentukan. Data ini kemudian diproses dengan transformasi yang mencakup augmentasi data seperti flip horizontal. Dataset tersebut di-load menggunakan

DataLoader yang mengatur batch data untuk iterasi selama pelatihan. Model Faster R-CNN dengan arsitektur ResNet-50 dan FPN disesuaikan dengan jumlah kelas dan dilatih menggunakan optimizer SGD. Selama pelatihan, model memprediksi bounding boxes dan label untuk setiap gambar, dan loss dihitung serta digunakan untuk mengupdate parameter model. Akurasi dihitung berdasarkan Intersection over Union (IoU) antara prediksi dan ground truth. Setelah beberapa epoch, hasil pelatihan dievaluasi dan divisualisasikan dalam bentuk grafik loss dan akurasi untuk memantau kinerja model. Output akhir adalah model terlatih yang dapat mendeteksi objek tanaman bawang merah dalam gambar baru.

#### 2.4 Evaluasi

Pada tahap ini, penelitian akan melaksanakan serangkaian evaluasi untuk mengukur seberapa baik metode Faster R-CNN dalam proses klasifikasi. Dalam mengukur kinerja model, penelitian ini akan menggunakan perhitungan nilai Loss dan Akurasi. Proses dari evaluasi ini dilakukan pada setiap skenario pengujian yang akan dilakukan. Berikut ini rumus yang digunakan dalam proses evaluasi[10].

- Rumus menghitung Akurasi :

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

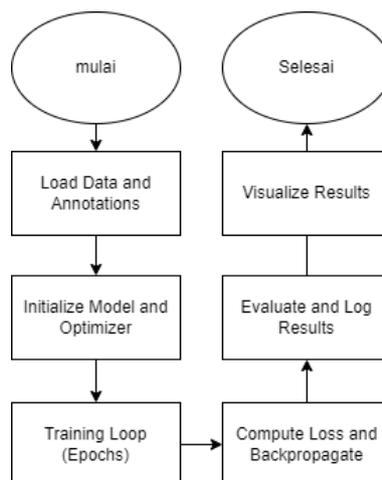
- Rumus menghitung Loss :

$$Loss = -\sum p \log p^*$$

p : probabilitas setiap kelas

p\* : one-hot encoded ground truth label

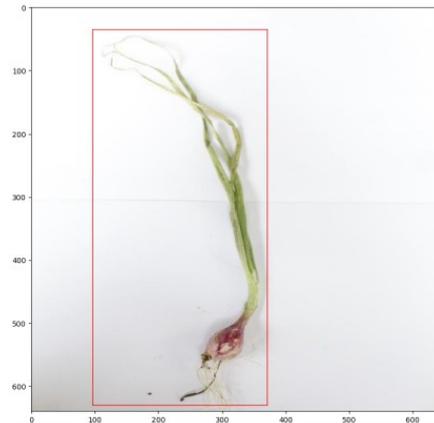
### III. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 2 gambaran proses

Pada gambar 2 menjelaskan proses deteksi objek menggunakan Faster R-CNN di mulai dengan memuat data dan anotasi, kemudian menginisialisasi model dan optimizer. Proses

dilanjutkan dengan loop pelatihan di mana loss dihitung dan backpropagasi dilakukan untuk memperbarui parameter model. Setelah setiap epoch, model dievaluasi dan hasilnya dicatat. Setelah pelatihan selesai, hasil pelatihan divisualisasikan untuk memantau kinerja model. Terakhir, proses diakhiri.



Gambar 3 Anotasi Data

Pada gambar 3 merupakan contoh dari dataset yang digunakan, di mana bounding box merah menunjukkan wilayah objek yang terdeteksi atau diberi label dalam gambar. Dalam kode tersebut, metode draw dalam kelas `BawangDetection` digunakan untuk menampilkan gambar dengan bounding box. Prosesnya melibatkan pemuatan gambar dan anotasi bounding box dari file `_annotations.csv`, kemudian menggambar bounding box sebagai rectangle merah di sekitar objek pada gambar menggunakan `matplotlib`. Ini membantu memvisualisasikan bagaimana model mendeteksi atau mengidentifikasi objek dalam dataset selama pelatihan dan evaluasi. Terdapat 2 skenario pelatihan pada penelitian ini menggunakan Epoch yang sama nilainya 30.

Tabel 2 Skenario 1 ukuran gambar 600x600

Epoch	Loss	Accuracy
0	0.231	0.52
1	0.149	0.50
2	0.135	0.59
3	0.129	0.57
4	0.130	0.55
5	0.128	0.52
6	0.118	0.59
7	0.112	0.59
8	0.118	0.55
9	0.114	0.61
10	0.113	0.64
11	0.116	0.60
12	0.112	0.60
13	0.112	0.65
14	0.113	0.57
15	0.116	0.61
16	0.111	0.57
17	0.113	0.61
18	0.108	0.65

19	0.110	0.60
20	0.106	0.62
21	0.112	0.60
22	0.106	0.60
23	0.109	0.65
24	0.108	0.61
25	0.109	0.60
26	0.105	0.63
27	0.106	0.62
28	0.107	0.63
29	0.109	0.63

Pada tabel 2 menunjukkan hasil pelatihan model Faster R-CNN dengan ukuran 600x600 dapat belajar dan meningkatkan kinerjanya seiring dengan bertambahnya epoch. Loss pelatihan secara bertahap menurun, sedangkan akurasi meningkat, menunjukkan bahwa model mampu mengenali objek dengan lebih baik seiring waktu. Dengan nilai akurasi tertinggi pada epoch ke-23 sebesar 65% dan nilai akurasi terendah pada epoch ke-0 sebesar 52%. Tetapi pada epoch ke-14 dan ke-16 nilai akurasi mengalami penurunan kurang dari 60%.

Tabel 3 Skenario 2 ukuran gambar 400x400

Epoch	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>
0	0.219	0.41
1	0.129	0.57
2	0.124	0.57
3	0.127	0.59
4	0.117	0.59
5	0.117	0.56
6	0.110	0.60
7	0.117	0.61
8	0.113	0.63
9	0.114	0.59
10	0.114	0.60
11	0.121	0.60
12	0.123	0.57
13	0.114	0.64
14	0.116	0.61
15	0.112	0.58
16	0.109	0.57
17	0.107	0.61
18	0.104	0.61
19	0.106	0.59
20	0.106	0.57
21	0.106	0.59
22	0.111	0.60
23	0.107	0.58
24	0.107	0.59
25	0.109	0.60
26	0.105	0.60
27	0.105	0.63
28	0.107	0.61

29	0.109	0.62
----	-------	------

Pada Tabel 3 menunjukkan hasil pelatihan model Faster R-CNN dengan ukuran 400x400 dapat belajar dan meningkatkan kinerjanya seiring dengan bertambahnya epoch. Loss pelatihan secara bertahap menurun, sedangkan akurasi mengalami peningkatan dan penurunan yang tidak stabil. Dengan nilai akurasi tertinggi pada epoch ke-13 sebesar 64% dan nilai akurasi terendah pada epoch ke-0 sebesar 41%.

#### IV. KESIMPULAN

Dari beberapa skenario pelatihan yang dirancang oleh peneliti, hasil terbaik dicapai pada skenario pelatihan 1 dengan menggunakan ukuran gambar 600x600 selama proses pelatihan. Skenario ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 65%, yang tetap stabil tanpa peningkatan dan penurunan nilai yang signifikan. Perubahan ukuran gambar dalam penelitian ini hanya memberikan sedikit pengaruh terhadap hasil nilai akhir dan masih memerlukan pengoptimalan lebih lanjut untuk meningkatkan kestabilan dan kinerja dari model tersebut.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Triwidodo dan M. H. Tanjung, "Hama Penyakit Utama Tanaman Bawang Merah (*Allium Ascalonicum*) dan Tindakan Pengendalian di Brebes, Jawa Tengah," *Agrovigor J. Agroekoteknologi*, vol. 13, no. 2, hal. 149–154, 2020, doi: 10.21107/agrovigor.v13i2.7131.
- [2] M. Qamal, F. FNU, M. Bengi, dan M. FNU, "Diagnosa Penyakit Bawang Merah Dengan Metode Forward Chaining Dan Backward Chaining," *J. Tika*, vol. 7, no. 1, hal. 12–18, 2022, doi: 10.51179/tika.v7i1.1002.
- [3] M. D. Nasution, A.-K. Al-Khowarizmi, dan H. Maulana, "Optimization of Faster R-CNN to Detect SNI Masks at Mandatory Mask Doors," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 6, no. 2, hal. 602–611, 2023, doi: 10.31289/jite.v6i2.8128.
- [4] A. Zalvadila, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, hal. 255–260, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5341.
- [5] - Nurhikma, - Purnawansyah, H. Darwis, dan H. L, "K-Nearest Neighbor dan Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah," *Techno.Com*, vol. 22, no. 3, hal. 643–653, 2023, doi: 10.33633/tc.v22i3.8533.
- [6] J. Arfah, Purnawansyah, H. Darwis, dan R. Sastra, "Klasifikasi Penyakit Bawang Merah Menggunakan Naive Bayes dan CNN dengan Fitur GLCM," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 3, hal. 1231–1240, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i3.3236.
- [7] D. R. Manalu, J. Sebayang, dan H. G. Manullang, "Klasifikasi Penyakit Bawang Merah

- Melalui Citra Daun Dengan Metode K-Means,” *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 7, no. 1, hal. 150–157, 2023, doi: 10.46880/jmika.vol7no1.pp150-157.
- [8] Ayu Lestari, I. W. Sudarsana, dan D. Lusiyanti, “Identifikasi Penyakit Trotol pada Tanaman Bawang Merah (*Allium ascalonicum* L.) menggunakan Pengolahan Citra Digital dengan Metode Jarak,” *J. Ilm. Mat. Dan Terap.*, vol. 20, no. 1, hal. 108–114, 2023, doi: 10.22487/2540766x.2023.v20.i1.15523.
- [9] Y. Rizki, R. Medikawati Taufiq, H. Mukhtar, dan D. Putri, “Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN,” *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 2, hal. 215–225, 2021, doi: 10.25299/itjrd.2021.vol5(2).5831.
- [10] J. PARDEDE dan H. HARDIANSAH, “Deteksi Objek Kereta Api menggunakan Metode Faster R-CNN dengan Arsitektur VGG 16,” *MIND J.*, vol. 7, no. 1, hal. 21–36, 2022, doi: 10.26760/mindjournal.v7i1.21-36.