

# Pemodelan Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Tanaman Bawang Merah

**<sup>1</sup>Yahya Eko Febrianto, <sup>2</sup>Danar Putra Pamungkas, <sup>3</sup>Patmi Kasih**

<sup>1</sup> Teknik Informatika dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: <sup>1</sup>yahyaekofebrianto28@gmail.com, <sup>2</sup>danar@unpkediri.ac.id, <sup>3</sup>fatkasih@gmail.com

**Penulis Korespondens : Yahya Eko Febrianto**

**Abstrak**— Bawang merah merupakan salah satu komoditas yang masa tanamnya memiliki umur relatif singkat. Namun, selama masa pertumbuhan tanaman bawang merah sering mengalami serangan hama dan penyakit mengakibatkan masa pertumbuhan terhambat. Penyebab kegagalan panen menjadi masalah dari ketidaktepatan dalam mengenali jenis hama dan penyakit. Penelitian ini bertujuan rancangan sistem untuk mengklasifikasi jenis hama dan penyakit pada tanaman bawang merah dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Data hama dan penyakit bawang merah busuk bawang, jamur, kaper dan ulat dengan jumlah 305 yang diambil menggunakan kamera dan dilakukan resize, normalisasi, dan augmentasi, setelah melakukan pre-procrssing model CNN dilatih. Pada hasil evaluasi menggunakan confusion matrix mencapai nilai akurasi 95%. Hasil penelitian ini membuktikan metode CNN dengan arsitektur MobileNetV2 dapat digunakan secara efektif dalam klasifikasi bawang merah.

**Kata Kunci**— Bawang merah, Klasifikasi hama dan penyakit, CNN, MobileNetV2.

**Abstract**— Shallots are one of the commodities that have a relatively short growing period. However, during the growth period, shallots are often attacked by pests and diseases, resulting in stunted growth. The cause of crop failure is a problem of inaccuracy in recognizing types of pests and diseases. This study aims to design a system to classify types of pests and diseases in shallots using the Convolutional Neural Network (CNN) method. Data on shallot pests and diseases, onion rot, fungus, caper and caterpillars with a total of 305 were taken using a camera and resized, normalized, and augmented, after pre-processing the CNN model was trained. The evaluation results using a confusion matrix achieved an accuracy value of 95%. The results of this study prove that the CNN method with the MobileNetV2 architecture can be used effectively in the classification of shallots.

**Keywords**— Red onion, Pest and disease classification, CNN, MobileNetV2

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



## I. PENDAHULUAN

Bawang merah merupakan salah satu komoditas yang masa tanamnya memiliki umur relatif singkat. Selain sering kali dimanfaatkan sebagai bahan bumbu penyedap masakan oleh Masyarakat indonesia, bawang merah memiliki juga digunakan di hal lain. [1] Petani indonesia lebih menyukai budidaya bawang merang karena mudah diterapkan dan memiliki umur pendek menghasilkan pertumbuhan tunas dan anakan lebih cepat. Pada saat pertumbuhan tanaman bawang merah kerap kali mengalami serangan hama maupun penyakit yang mengakibatkan masa pertumbuhan terhambat. [2] Oleh Karena itu, sangat penting untuk memiliki metode pengendalian serangan hama dan penyakit pada bawang, agar dapat mengurangi bawang merah yang terinfeksi. Penyebab kegagalan panen menjadi masalah dari ketidaktepatan dalam mengenali jenis hama dan penyakit. Kondisi ini hama dan penyakit pada tanaman bawang merah yang sangat beragam. Hal

ini menyebabkan upaya penanganan serangan hama dan penyakit pada tanaman bawang merah menjadi kurang efektif. Maka diperlukan rancangan sistem untuk mengklasifikasi jenis hama dan penyakit pada tanaman bawang merah. [3]

Penelitian sebelumnya telah menerapkan berbagai metode yang digunakan, contoh penelitian mengklasifikasikan penyakit pada tanaman bawang merah menggunakan metode CNN menghasilkan nilai akurasi 100%. Sedangkan metode SVM nilai akurasi 75%. [4]. Penelitian berikutnya mendeteksi penyakit pada tanaman padi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) menunjukkan nilai akurasi 100%. [5]. Penelitian selanjutnya klasifikasi penyakit bawang merah dengan metode K-Means mendapatkan akurasi sebesar 80%. [6] Dari penelitian yang lain klasifikasi citra digital daun buah jambu biji menggunakan método CNN menunjukkan nilai akurasi 91,6%. [7] Dalam penelitian selanjutnya mengklasifikasi penyakit dan hama pada tanaman jagung dengan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier (NBC) memperoleh nilai akurasi 98,47%. [8]

Berdasarkan permasalahan dalam deteksi secara tepat dan akurat dengan melakukan klasifikasi jenis infeksi hama dan penyakit bawang merah dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Karena dari penelitian terdahulu menujukkan nilai evaluasi serta perfoma sangat baik, dengan menggunakan metode CNN diharapkan hasil Klasifikasi infeksi hama dan penyakit dengan tepat. Dan CNN dinilai memiliki kemampuan untuk mengelola data dua dimensi serta mengidentifikasi dan proses mengetahui ciri suatu gambar pada objek bawang merah dengan baik dan tepat. Untuk mengetahui hasil dari permasalahan terjadi pada objek penyakit bawang merah.

## II. METODE

Penelitian ini ditujukan untuk sistem klasifikasi hama dan penyakit tanamanan bawang merah dengan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2.

### 2.1 Analisis Kebutuhan

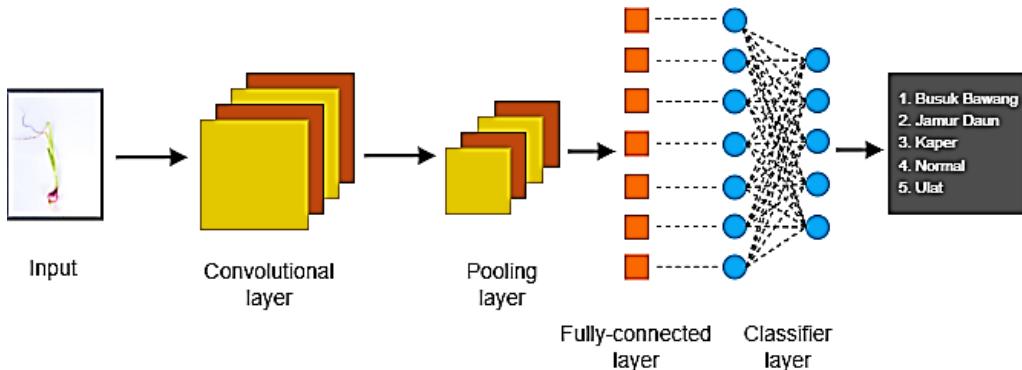
Pada tahap ini dilakukan identifikasi kebutuhan yang diperlukan dalam membangun sistem klasifikasi tanaman bawang merah dengan kebutuan sebagai berikut:

#### a. Kebutuhan Data

Pengumpulan data merupakan tahap awal yang sangat penting dalam keberhasilan proses pemodelan klasifikasi tanaman bawang merah. Dalam pengumpulan data dilakukan dengan cara observasi terhadap petani bawang merah di Kabupaten Nganjuk, Provinsi Jawa Timur. Proses pengambilan citra menggunakan kamera dengan background putih dengan format jpg. Citra gambar tanaman bawang diberi label sesuai jenis yang hama dan penyakit kategori lain (sehat, hama ulat, kaper, jamur, busuk).

#### b. Metode Convolutional Neural Network

Metode Convolutional Neural Network (CNN) merupakan algoritma dari salah satu jenis arsitektur neural network yang sering digunakan dalam menganalisis image. Algoritma ini berkerja dengan cara melakukan konvolusi, yaitu menggerakkan kernel (filter) berukuran tertentu pada sebuah gambar dan mengekstraksi informasi dari piksel-piksel kecil. CNN memiliki 2 komponen lapisan dalam arsitektur, yaitu lapisan pembelajaran fitur (feature learning) dan lapisan klasifikasi (classification layer). [9]



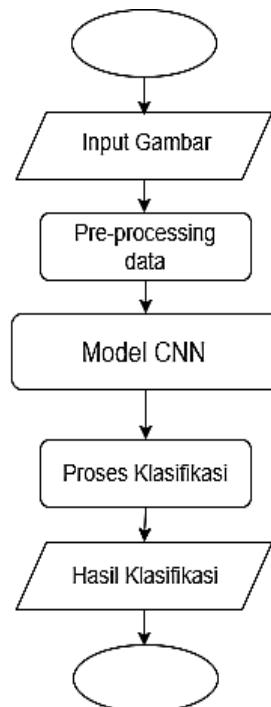
Gambar 1. Tahapan CNN

c. MobileNet

MobileNet merupakan suatu model yang berlatensi rendah dan konsumsi daya yang minim. Arsitektur MobileNetV2 dirancang untuk memanfaatkan representasi input dan output perantara, dengan lapisan-lapisan yang memungkinkan model mengubah data tingkat rendah, seperti piksel, menjadi representasi tingkat tinggi, seperti kategori gambar. Penggunaan jalur pintas dengan koneksi residual konvensional membantu mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan hasil akurasi model. [10]

## 2.2 Model CNN

Berikut ini adalah tahapan proses dalam melakukan klasifikasi gambar hama dan penyakit bawang merah.



Gambar 2. Flowchart Gambar Proses

Pada Gambar merupakan alur proses awal input citra daun bawang merah. Selanjutnya, data yang diinputkan akan melalui tahap pre-processing dengan melakukan resize gambar 224 x 224 lalu normalisasi untuk mengubah nilai pixel dan augmentasi. Gambar yang telah melakukan proses pre-processing data akan dilatih dan validasi dengan metode Convolutional Neural Network arsitektur MobileNetV2. Gambar yang diklasifikasi untuk menentukan jenis hama maupun penyakit tanaman bawang merah.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari hasil Penerapan metode klasifikasi tanaman bawang merah dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Proses dalam melakukan klasifikasi dengan melakukan pelatihan dengan data hama dan penyakit tanaman bawang merah dengan jumlah data 305.

#### 3.1 Pelatihan Model

Tahap pelatihan model dilakukan dengan menggunakan dataset bawang merah yang dibagi menjadi dua bagian, data latih dan data validasi. Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi dalam mengenali setiap kelas dalam dataset, sedangkan data validasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan, membantu menghindari terjadinya overfitting.

```

Epoch 1/200
8/8      35s 3s/step - accuracy: 0.1870 - loss: 1.9383 - val_accuracy: 0.3115 - val_loss: 1.5669
Epoch 2/200
8/8      20s 3s/step - accuracy: 0.3038 - loss: 1.5753 - val_accuracy: 0.4262 - val_loss: 1.3853
Epoch 3/200
8/8      19s 2s/step - accuracy: 0.3889 - loss: 1.4562 - val_accuracy: 0.5574 - val_loss: 1.2422
Epoch 4/200
8/8      20s 2s/step - accuracy: 0.4650 - loss: 1.3099 - val_accuracy: 0.6885 - val_loss: 1.1134
Epoch 5/200
8/8      20s 3s/step - accuracy: 0.4234 - loss: 1.3237 - val_accuracy: 0.7705 - val_loss: 1.0105
Epoch 6/200
8/8      20s 2s/step - accuracy: 0.5324 - loss: 1.1363 - val_accuracy: 0.7869 - val_loss: 0.9295
Epoch 7/200
8/8      21s 3s/step - accuracy: 0.5977 - loss: 1.0622 - val_accuracy: 0.8197 - val_loss: 0.8666
Epoch 8/200
8/8      20s 2s/step - accuracy: 0.6324 - loss: 1.0159 - val_accuracy: 0.8033 - val_loss: 0.8003
Epoch 9/200
8/8      20s 3s/step - accuracy: 0.6830 - loss: 0.9021 - val_accuracy: 0.8361 - val_loss: 0.7451
Epoch 10/200
8/8      20s 3s/step - accuracy: 0.5753 - loss: 1.0013 - val_accuracy: 0.8689 - val_loss: 0.6923
Epoch 11/200
8/8      20s 2s/step - accuracy: 0.6350 - loss: 0.9056 - val_accuracy: 0.8689 - val_loss: 0.6439
Epoch 12/200
8/8      20s 2s/step - accuracy: 0.7048 - loss: 0.8313 - val_accuracy: 0.9016 - val_loss: 0.5974
Epoch 13/200
...
Epoch 70/200
8/8      20s 2s/step - accuracy: 0.9098 - loss: 0.2728 - val_accuracy: 0.9672 - val_loss: 0.1865
Epoch 71/200
8/8      19s 2s/step - accuracy: 0.8717 - loss: 0.2742 - val_accuracy: 0.9344 - val_loss: 0.2094

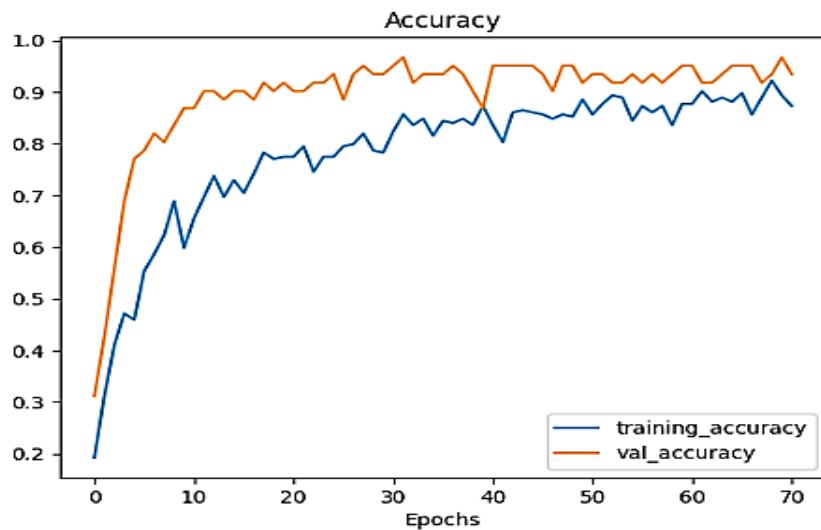
```

Gambar 3. Pelatihan Model

Pada gambar 1 merupakan tahap pelatihan model dengan menggunakan data latih dengan akurasi awal sebesar 19.26%, yang kemudian setiap proses pelatihan berjalan mengalami peningkatan secara bertahap sehingga mendapatkan akurasi tertinggi 93.03%. Pada saat yang sama nilai loss awal pelatihan menunjukkan penurunan dari 1.5669 menjadi 0.1861. sedangkan pada data validasi nilai akurasi awal sebesar 49.54 dan seiring berjalannya pelatihan akurasi terus meningkat hingga mencapai 95.08%. penurunan nilai loss pada awal pelatihan pada data validasi juga mengalami penurunan dari semula 1.3610 hingga mencapai 0.2258.

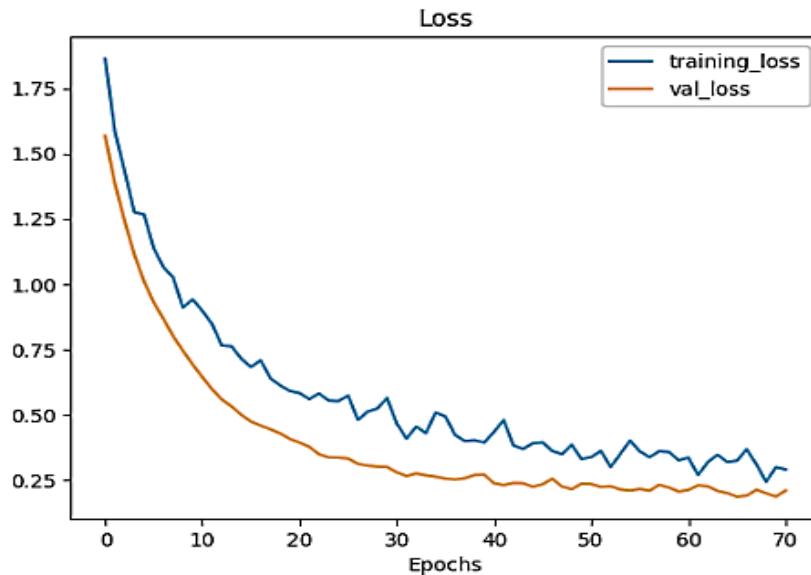
### 3.2 Visualiasi Pelatihan Model

Dari hasil pelatihan model menggunakan data latih dan data validasi, dapat dilakukan perbandingan antara nilai loss dan akurasi untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan.



Gambar 4. Akurasi Training dan Validasi

Pada gambar 4 menunjukkan hasil pelatihan model dari data latih akurasi tertinggi 93% dan validasi akurasi tertinggi 95% dengan epoch 71 dengan batch size 32.



Gambar 5. Loss Training dan Validasi

Pada gambar 5 menunjukkan hasil pelatihan model dari data latih dan validasi akurasi dengan epoch 71 dengan batch size 32.

### 3.3 Hasil Pengujian dan Analisis

Pengujian ini dilakukan bertujuan untuk mengetahui seberapa akurat model dalam mengenali jenis hama maupun penyakit pada tanaman bawang merah. Melalui proses ini, model diuji menggunakan data yang belum pernah digunakan selama pelatihan untuk mengukur tingkat akurasi dan kemampuan generalisasi terhadap data baru.



Gambar 6. Hasil Prediksi

Pada gambar 6 merupakan pengujian model dengan melakukan klasifikasi gambar tanaman bawang merah di luar data latih. Gambar baru dengan membandingkan gambar yang ada background dengan tidak ada untuk mengetahui model melakukan prediksi dengan tepat pada hasil prediksi gambar yang ada background putih berhasil prediksi jamur daun dengan akurasi 88,19% sedangkan gambar tanpa ada backgroud prediksi normal dengan tepat mendapatkan akurasi 80,37% menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik

Hasil pelatihan selesai dilakukan, model diuji menggunakan dataset uji yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan untuk menilai sejauh mana kemampuan model dalam mengenali jenis hama dan penyakit pada tanaman tanaman bawang merah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik, dengan tingkat akurasi mencapai sekitar 95%, yang berarti sebagian besar prediksi model sesuai dengan label sebenarnya.

Evaluasi lebih lanjut dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui nilai precision, recall, f1-score pada kelas busuk bawang, normal, jamur daun, kaper, dan ulat hasil menujukkan kelas kaper dengan normal mendapatkan skor 100% sedangkan dengan kelas busuk bawang, jamur daun, dan ulat nilai skor antara 84% hingga 96% Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 95%. Berdasarkan matriks tersebut, model mampu membedakan sebagian besar kelas hama dan penyakit, meskipun masih ditemukan beberapa prediksi yang keliru pada gejala yang tampak serupa antar kelas.

## IV. KESIMPULAN

Penelitian dalam membangun model klasifikasi hama dan penyakit tanaman bawang merah menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dari hasil pelatihan dan pengujian dari 305 data citra bawang merah dengan 5 jenis hama dan penyakit busuk bawang, jamur daun, kaper, ulat, dan normal dengan tingkat nilai akurasi 95%. Hal ini menunjukkan bahwa metode

CNN dengan arsitektur MobileNetV2 efektif digunakan dalam mendeteksi gejala hama dan penyakit pada tanaman secara otomatis, dengan model menunjukkan performa cukup baik untuk diintegrasikan dalam aplikasi berbasis android atau web guna membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit secara cepat.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Singgih Wibowo. (1994). *Budi Daya Bawang. Penebar Swadaya*. Dinas Perpustakaan Dan Kearsipan Provinsi Kepulauan Riau. <https://dpk.kepriprov.go.id/opac/detail/zq72v>
- [2] Fikriah, F. K., Burhanis Sulthan, M., Mujahidah, N., & Khoirur Roziqin, M. (2022). Naïve Bayes untuk Klasifikasi Penyakit Daun Bawang Merah Berdasarkan Ekstraksi Fitur Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM). *Jurnal Komtika (Komputasi Dan Informatika)*, 6(2), 133–141. <https://doi.org/10.31603/komtika.v6i2.7925>
- [3] Ley Kharismatara, Z., & Maruf, A. (2020). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Bawang Dengan Menggunakan Certainty Factor. *Information System Journal*, 3(1), 25–29. <https://doi.org/10.24076/infosjournal.2020v3i1.214>
- [4] Zalvadila, A. (2023). Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(3), 255–260. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5341>
- [5] Rijal, M., Yani, A. M., & Rahman, A. (2024). Deteksi Citra Daun untuk Klasifikasi Penyakit Padi menggunakan Pendekatan Deep Learning dengan Model CNN. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 10(1), 56–62. <https://doi.org/10.54914/jtt.v10i1.1224>
- [6] Manalu, D. R., Sebayang, J., & Manullang, H. G. (2023). Klasifikasi Penyakit Bawang Merah Melalui Citra Daun Dengan Metode K-Means. *METHOMIKA Jurnal Manajemen Informatika Dan Komputerisasi Akuntansi*, 7(1), 150–157. <https://doi.org/10.46880/jmika.vol7no1.pp150-157>
- [7] Anam, F. S., Muttaqin, M. R., & Ramadhan, Y. R. (2023). Klasifikasi Penyakit Pada Daun dan Buah Jambu Menggunakan Convolutional Neural Network. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 8(3), 115. <https://doi.org/10.31328/jointecs.v8i3.4823>
- [8] Rahmanita, E., Negara, Y. D. P., Kustiyahningsih, Y., Sasmeka, V., & Khotimah, B. K. (2023). Implementasi Metode Naïve Bayes dan Information Gain Untuk Klasifikasi Penyakit dan Hama Tanaman Jagung. *Teknika*, 12(3), 198–204. <https://doi.org/10.34148/teknika.v12i3.684>
- [9] Eka Putra, W. S. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1). <https://doi.org/10.12962/j23373539.v5i1.15696>
- [10] Fahcuroji, A. R., Madona Yunita Wijaya, & Irma Fauziah. (2024). Implementasi Algoritma Cnn Mobilenet Untuk Klasifikasi Gambar Sampah Di Bank Sampah. *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset Dan Observasi Sistem Komputer*, 11(1), 45–51. <https://doi.org/10.30656/prosisko.v11i1.8101>