

Penerapan Arsitektur Mobilenet Dalam Cnn Pada Klasifikasi Penyakit Daun Cabai

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

^{1*}Muhamad Misbahul Munir, ²Patmi Kasih, ³Ardi Sanjaya
¹⁻³Universitas Nusantara PGRI Kediri
amadngluyua6@gmail.com, patmikasih@unpkediri.ac.id, dersky@gmail.com

Abstrak—Tanaman cabai adalah salah satu tanaman hortikultura paling produktif, dengan hasil sangat besar dikalangan petani. Tanaman cabai dalam perawatannya cukup rumit dikarenakan mudah terserang penyakit khususnya pada daun cabai. Hal itu disebabkan kurangnya pemahaman sebagian besar petani terhadap penyakit daun cabai. Penelitian ini bertujuan untuk Mengklasifikasikan penyakit pada daun cabai menggunakan pengolahan citra digital. Sistem dapat membantu para petani dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai dengan akurat. Penelitian ini juga membahas hasil akurasi menggunakan metode *MobileNet*. Hasil klasifikasi yang diperoleh pada pelatihan data dengan epoch 10 memiliki hasil yang cukup baik yaitu 0,9722%.

Kata Kunci—Cabai;MobileNet;Pengolahan Citra;CNN

Abstract—Chili plants are one of the most productive horticultural crops, with very large yields among farmers. Chili plants are quite complicated to care for because they are easily attacked by diseases, especially on chili leaves. This is due to the lack of understanding of most farmers about chili leaf diseases. This study aims to Classify diseases in chili leaves using digital image processing. The system can help farmers classify chili leaf diseases accurately. This study also discusses the accuracy results using the MobileNet method. The classification results obtained in data training with epoch 10 have quite good results, namely 0.9722%.

Keywords—Chili;MobileNet;Image Processing;CNN

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



Penulis Korespondensi:

Muhamad Misbahul Munir
Universitas Nusantara PGRI Kediri
Email: amadngluyua6@gmail.com
ID Orcid: [<https://orcid.org/register>]
Handphone: 081217082914

I. PENDAHULUAN

Kecerdasan buatan atau Artificial Intelligent (AI) merupakan cabang ilmu komputer yang dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang[1]. Tanaman cabai adalah salah satu tanaman holtikultura dengan hasil sangat besar kalangan petani dan sangat menjanjikan, tetapi tanaman cabai dalam perawatannya cukup rumit[2]. selain serangan hama, kesuburan tanah sangat perlu diperhatikan, karena tanaman cabai merupakan tanaman yang mudah terserang penyakit, kesuburan tanah merupakan faktor penentu untuk seorang petani agar mendapatkan hasil yang sesuai keinginan[3]. Beberapa gejala penyakit yang dipengaruhi oleh kondisi dan cuaca merujuk pada penyakit buah cabai, batang cabai, dan daun cabai. Salah satu kendala yang sering dialami adalah pencegahan penyakit daun pada tanaman cabai[4]. Mayoritas petani melakukan penanganan setelah terdampak penyakit tanpa mengetahui gejala – gejala yang dialami sebelumnya. 2 Hal tersebut dikarenakan kurangnya pengetahuan petani mengenai gejala – gejala penyakit pada daun tanaman cabai[5]. Maka dari itu dibutuhkan sebuah sistem untuk mendeteksi penyakit daun tanaman cabai agar mempermudah proses penanganan sejak dini. Citra deteksi objek merupakan salah satu media alternatif yang cocok untuk melakukan deteksi penyakit pada daun tanaman cabai karena dapat mengklasifikasikan penyakit berdasarkan ciri fisiknya[6]. Penelitian pernah dilakukan oleh Putra Bagas Julianto, Intan Nur Farida (2021) yaitu “Klasifikasi Penyakit Pada daun padi menggunakan metode Convolutional Neural Networks” bahwa Convolutional Neural Networks (CNN) dapat digunakan dalam identifikasi 4 penyakit daun padi. metode cnn digunakan untuk memprediksi penyakit yang menyerang daun padidengan menggunakan 1200 citra dan menghasilkan akurasi sebesar 87%[7]. Penelitian terkait lainnya dilakukan oleh Chrisno R. Kotta, dkk (2022) yaitu “Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Penyakit pada Citra Daun Tomat” Berdasarkan pengujian normal yang dilakukan dengan mengambil lima sampel untuk setiap kelas menghasilkan tingkat akurasi yang baik, yaitu 94%[8]. Penelitian pernah dilakukan Fiviana Sulistiyana, Sri Anardani (2023) yaitu “Aplikasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Dengan Convolutional Neural Network dan Support Vector Machine” bahwa Peneliti berhasil merancang dan membangun aplikasi deteksi penyakit daun jagung melalui citra daun. Peneliti telah melakukan pengujian pada metode Support Vector Machine (SVM) dan Convolutional Neural Network (CNN) dengan meload hasil training dari masing-masing model. Tingkat akurasi metode Support Vector Machine dan Convolutional Neural Network diukur dengan menggunakan confusion matriks. Metode SVM memperoleh hasil akurasi sebesar 87% dan CNN memperoleh hasil akurasi 98%[9]. Sebagai alternatif untuk mempermudah para petani dalam mengatasi penyakit daun tanaman cabai. Gambaran solusi yang akan diusulkan yaitu merancang sebuah sistem bantu yang dapat mempermudah petani dalam

mengklasifikasi penyakit pada daun cabai berbasis citra deteksi object. Untuk sistem bantu yang direncanakan akan dirancang menggunakan Arsitektur MobileNet Convolutional Neural Network (CNN).

II. METODE

A. Persiapan data.

Pada tahap ini terdapat dua proses yaitu pengumpulan data, *praprocessing data* dan studi literatur[10]. Data yang diambil berupa foto daun cabai rawit menggunakan kamera *handphone* dengan jarak 1 meter. Data tersebut dibagi menjadi 3 kelas yaitu daun sehat, daun keriting, bercak daun, kemudian data tersebut dilakukan proses *resize* untuk menentukan ukuran dan penghapusan latar belakang menggunakan algoritma *grab cut*[11]. Data yang diambil berjumlah 100 citra daun cabai. Studi literatur bertujuan untuk mempelajari dasar teori dan teori pendukung tentang klasifikasi, penyakit pada daun kentang, CNN, dan MobileNet. Dasar teori berupa referensi seperti buku, jurnal, skripsi, website dan sumber lainnya[12].

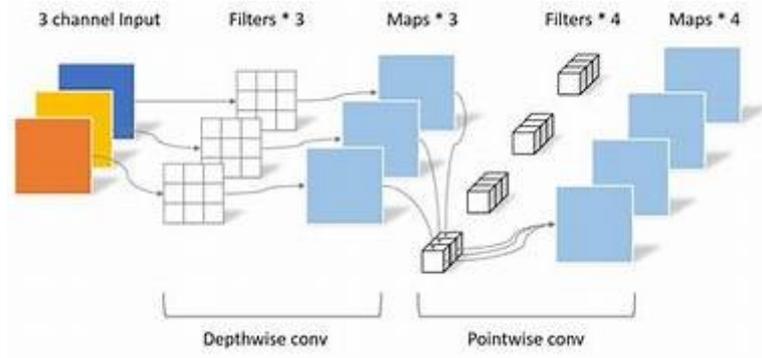


Gambar 1. *Resize dan foreground* Daun Cabai

B. Arsitektur Algoritma

Proses ini dilakukan menggunakan arsitektur MobileNet dalam CNN. Convolutional Neural Network(CNN) adalah salah satu metode klasifikasi yang termasuk ke dalam kelompok deep learning yang menggunakan layer konvolusi untuk mengonvolusi suatu input dengan filter. CNN memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur secara unsupervised yang membedakan metode ini dengan metode machine learning lainnya yang membutuhkan fitur yang sebelumnya harus ditentukan[13]. MobileNet merupakan salah satu arsitektur

Convolutional Neural Network(CNN) yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan computing data dalam jumlah yang besar. Perbedaan mendasar antara arsitektur MobileNet dan arsitektur CNN pada umumnya adalah penggunaan lapisan atau layer konvolusi dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image MobileNet membagi konvolusi menjadi depthwise convolution dan pointwise convolution[14].



Gambar 2. Arsitektur *MobileNet*

C. Pelatihan Model.

Pada proses ini dilakukan 3 pelatihan epoch pada model arsitektur MobileNet. Hal ini digunakan untuk melatih hasil akurasi dimana semakin besar nilai epoch pada pelatihan semakin tinggi juga tingkat keakuratan akurasinya[15].

```
epochs =10
history=model.fit(x=train_gen, epochs=epochs, validation_data=valid_gen)

Epoch 1/10
1/1 [=====] - 4s 4s/step - loss: 1.6330 - accuracy: 0.4167 - val_loss: 6.9794 - val_accuracy: 0.
Epoch 2/10
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 4.2500 - accuracy: 0.5000 - val_loss: 2.1017 - val_accuracy: 0.
Epoch 3/10
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 1.3234 - accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.0702 - val_accuracy: 0.
Epoch 4/10
1/1 [=====] - 1s 981ms/step - loss: 2.3876 - accuracy: 0.6111 - val_loss: 0.8037 - val_accuracy:
Epoch 5/10
1/1 [=====] - 1s 980ms/step - loss: 0.8141 - accuracy: 0.7222 - val_loss: 0.8013 - val_accuracy:
Epoch 6/10
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 0.6355 - accuracy: 0.7778 - val_loss: 1.0773 - val_accuracy: 0.
Epoch 7/10
1/1 [=====] - 2s 2s/step - loss: 0.3999 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 1.5121 - val_accuracy: 0.
Epoch 8/10
1/1 [=====] - 2s 2s/step - loss: 0.3096 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 1.9559 - val_accuracy: 0.
Epoch 9/10
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 0.2651 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 2.1607 - val_accuracy: 0.
Epoch 10/10
1/1 [=====] - 1s 980ms/step - loss: 0.1318 - accuracy: 0.9722 - val_loss: 2.3736 - val_accuracy:
```

Gambar 3. Percobaan *Epoch 1*

```
Epoch 11/20  
1/1 [=====] - 1s 880ms/step - loss: 0.0056 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 12/20  
1/1 [=====] - 1s 948ms/step - loss: 0.0240 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 13/20  
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 0.0030 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 14/20  
1/1 [=====] - 1s 967ms/step - loss: 0.0306 - accuracy: 0.9722 - v  
Epoch 15/20  
1/1 [=====] - 1s 920ms/step - loss: 0.0028 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 16/20  
1/1 [=====] - 1s 893ms/step - loss: 0.0025 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 17/20  
1/1 [=====] - 1s 919ms/step - loss: 0.0030 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 18/20  
1/1 [=====] - 1s 898ms/step - loss: 0.0525 - accuracy: 0.9722 - v  
Epoch 19/20  
1/1 [=====] - 1s 898ms/step - loss: 0.0074 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 20/20  
1/1 [=====] - 1s 892ms/step - loss: 0.0449 - accuracy: 0.9722 - v
```

Gambar 4. Percobaan Epoch 2

```
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 0.1841 - accuracy: 0.9444 - v  
Epoch 21/30  
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 0.1388 - accuracy: 0.9722 - v  
Epoch 22/30  
1/1 [=====] - 2s 2s/step - loss: 0.1173 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 23/30  
1/1 [=====] - 1s 1s/step - loss: 0.0763 - accuracy: 0.9722 - v  
Epoch 24/30  
1/1 [=====] - 1s 890ms/step - loss: 0.0479 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 25/30  
1/1 [=====] - 1s 931ms/step - loss: 0.0799 - accuracy: 0.9444 - v  
Epoch 26/30  
1/1 [=====] - 1s 927ms/step - loss: 0.1056 - accuracy: 0.9444 - v  
Epoch 27/30  
1/1 [=====] - 1s 856ms/step - loss: 0.1111 - accuracy: 0.9722 - v  
Epoch 28/30  
1/1 [=====] - 1s 930ms/step - loss: 0.0421 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 29/30  
1/1 [=====] - 1s 890ms/step - loss: 0.0450 - accuracy: 1.0000 - v  
Epoch 30/30  
1/1 [=====] - 1s 884ms/step - loss: 0.1396 - accuracy: 0.9444 - v
```

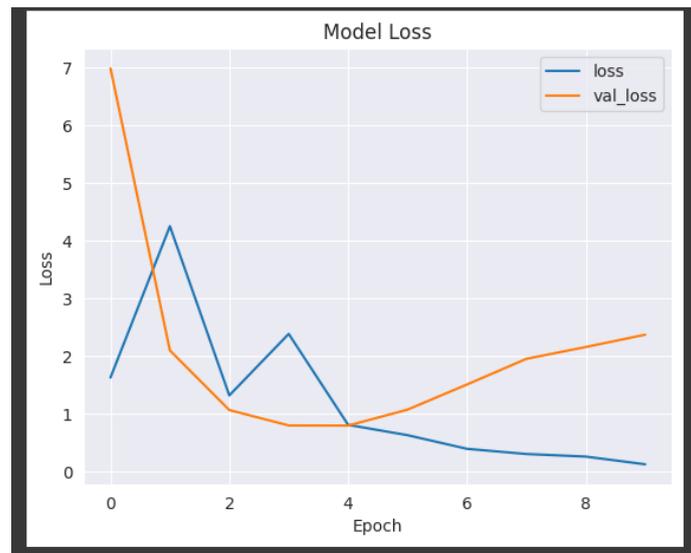
Gambar 5. Percobaan Epoch 3

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian pada sistem ini dilakukan untuk mendapatkan hasil performa terbaik pada klasifikasi citra penyakit daun cabai menggunakan arsitektur MobileNet dengan melihat nilai parameter akurasi, loss. Penelitian dilakukan dengan menggunakan dataset sebanyak 100 citra daun yang terdiri dari tiga kelas yaitu, daun sehat, daun keriting dan bercak daun. Pada percobaan kali ini dilakukan pengujian akurasi arsitektur MobileNet pada klasifikasi penyakit daun cabai.



Gambar 7. Model Accuracy



Gambar 6, Model loss

IV. KESIMPULAN

Setelah melakukan penelitian, dapat disimpulkan bahwa model yang menggunakan arsitektur MobileNet pada pelatihan dengan 4 percobaan *epoch* memiliki hasil yang cukup baik. Dimana semakin banyak nilai *epoch* maka semakin tinggi tingkat keakuratannya. Untuk penelitian selanjutnya, dapat dicoba menggunakan data yang lebih banyak dari berbagai sumber dan mencoba komposisi tuning yang berbeda untuk melihat pengaruhnya terhadap hasil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fahmi Chairulloh Widia Sumantri and Sutisna, "Pengolahan Citra Digital Plat Nomor Kendaraan Bermotor Menggunakan K-Nn," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 4, no. 2, pp. 101–104, 2022, doi: 10.51401/jinteks.v4i2.1999.
- [2] S. S. Zuain, H. Fitriyah, and R. Maulana, "Deteksi Penyakit pada Daun Cabai berdasarkan Fitur HSV dan GLCM menggunakan Algoritma C4.5 berbasis

- Raspberry Pi,” *Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 9, pp. 3934–3940, 2021.
- [3] A. Berna and L. Lelah, “Penerapan Algoritma Simple Additive Weigthing Menentukan Lahan Pertanian untuk Budidaya Tanaman Cabai,” *J. Tek. Inform. Unika ST. Thomas*, vol. 07, pp. 266–271, 2022.
- [4] Y. B. Sumardiyono, S. Hartono, and S. Sulandari, “Epidemi Penyakit Daun Keriting Kuning Cabai,” *Jurnal Perlindungan Tanaman Indonesia*, vol. 9, no. 1, pp. 1–3, 2003.
- [5] J. Permadi and A. Harjoko, “Identifikasi Penyakit Cabai Berdasarkan Gejala Bercak Daun dan Penampakan Conidia Menggunakan Probabilistic Neural Network,” *Semnaskit 20152*, pp. 49–53, 2015.
- [6] P. C. C. Siswipraptini, A. Haris, and W. N. Sari, “Klasifikasi Citra Penyakit Daun Cabai Menggunakan Algoritma Learning Vector Quantization,” *Fakt. Exacta*, vol. 16, no. 2, pp. 119–125, 2023, doi: 10.30998/faktorexacta.v16i2.15900.
- [7] B. Julianto, I. N. Farida, and M. A. D. W. Dara, “Implementasi Metode CNN Pada Aplikasi Android Untuk Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Penulis Korespondensi,” *Inotek*, vol. 7, pp. 2549–7952, 2023, [Online]. Available: <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/>
- [8] S. R. I. Rahayu, U. Nusantara, and P. Kediri, “DETEKSI PENYAKIT CABAI RAWIT (*Capsicum frutescens* L.),” 2023.
- [9] F. Sulistiyana and S. Anardani, “Aplikasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Dengan Convolutional Neural Network dan Support Vector Machine,” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komunikasi-2023*, pp. 423–432, 2023.
- [10] Muhammad Taufik *et al.*, “Sebaran Penyakit Daun Keriting Kuning pada Pertanaman Cabai di Sulawesi Tenggara dan Identifikasi Penyebabnya,” *J. Fitopatol. Indones.*, vol. 19, no. 3, p. 90, 2023, doi: 10.14692/jfi.19.3.
- [11] D. Avianto and I. E. Handayani, “Klasifikasi Penyakit Antraknosa Pada Cabai Merah Teropong ”Inko Hot” Dengan Metode Convolutional Neural Network,” *SINTECH (Science Inf. Technol. J.*, vol. 6, no. 2, pp. 76–88, 2023, doi: 10.31598/sintechjournal.v6i2.1377.
- [12] A. T. R. Dzaky, “Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 3039–3055, 2021, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/14701/14478>
- [13] F. A. A. Harahap, A. N. Nafisa, E. N. D. B. Purba, and N. A. Putri, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model Mobilenetv2 Dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary Dan Meningioma,” *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTIKA)*, vol. 5, no. 1, pp. 53–61, 2023, doi: 10.29303/jtika.v5i1.234.
- [14] N. Hardi, “Komparasi Algoritma MobileNet Dan Nasnet Mobile Pada Klasifikasi Penyakit Daun Teh,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 3, no. 1, pp. 50–55, 2022, doi: 10.31294/reputasi.v3i1.1313.
- [15] MEJILLÓN GONZÁLEZ YURI LISBETH TUTOR:, “No Titleהכי קשה לראות את הציורים, מה שבאמת לנגד העיניים,” *הארץ*, vol. 2, no. 8.5.2017, pp. 2003–2005, 2022.