



## IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK DIAGNOSA PENYAKIT TANAMAN CABAI PADA CITRA DAUN

Syeda Aliya Bukhari

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Ponorogo  
aliyaaliyaa490@gmail.com

### Abstrak

Penelitian ini telah mengimplementasikan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendiagnosis penyakit pada tanaman cabai melalui citra daun. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk mengembangkan model yang mampu mengidentifikasi berbagai jenis penyakit daun cabai dengan akurasi tinggi. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 400 citra daun cabai yang terbagi dalam empat kategori penyakit dan satu kategori sehat. Metodologi yang diterapkan meliputi pre-processing citra, pelabelan, dan pelatihan model menggunakan arsitektur AlexNet. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai akurasi 100% untuk penyakit Leaf Curl dan Leaf Spot, 90% untuk Whitefly, 80% untuk kategori Healthy, dan 70% untuk Yellowish. Temuan ini menunjukkan bahwa model CNN efektif dalam mendeteksi penyakit pada tanaman cabai, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan pada beberapa kategori. Penelitian ini menawarkan solusi efektif untuk diagnosa penyakit tanaman cabai dan memiliki potensi untuk diterapkan di sektor pertanian.

**Kata kunci:** Convolutional Neural Network; Penyakit Tanaman Cabai; Diagnosa Citra Daun; Alexnet; Deteksi Penyakit Tanaman;

### Abstract

*This study implemented the Convolutional Neural Network (CNN) method to diagnose diseases in chili plants through leaf imagery. The primary goal was to develop a model capable of identifying various types of chili leaf diseases with high accuracy. The data used in this study consisted of 400 images of chili leaves divided into four disease categories and one healthy category. The methodology included image pre-processing, labeling, and model training using the AlexNet architecture. The results showed that the CNN model achieved 100% accuracy for Leaf Curl and Leaf Spot diseases, 90% for Whitefly, 80% for the Healthy category, and 70% for Yellowish. These findings indicate that the CNN model is effective in detecting diseases in chili plants, although there is room for improvement in some categories. This study provides an effective solution for diagnosing chili plant diseases and has the potential for application in the agricultural sector.*

**Keywords:** Convolutional Neural Network; chili plant diseases; leaf image diagnosis; AlexNet; plant disease detection;

### 1. Pendahuluan

Diagnosa penyakit pada tanaman merupakan salah satu aspek yang sangat penting dalam upaya pemeliharaan dan perawatan tanaman. Penyakit yang tidak terdeteksi dan tidak segera ditangani dapat menyebabkan kerusakan pada tanaman tersebut. Hal ini menjadi lebih krusial jika tanaman yang dirawat adalah tanaman pangan. Kerusakan pada



tanaman pangan dapat menurunkan kualitas atau kuantitas hasil panen. Penurunan hasil panen ini bisa berimbas pada kondisi ekonomi. Berbagai penelitian telah dilakukan untuk memahami berbagai jenis penyakit tanaman. Melalui penelitian-penelitian ini, perawatan tanaman menjadi lebih mudah karena kita dapat mengenali ciri-ciri setiap penyakit, sumber penyakit, metode pengobatan, serta cara-cara pencegahan agar penyakit tersebut tidak menyerang tanaman [1].

Selain itu, penelitian ini juga dilakukan berdasarkan data dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (2021), yang menunjukkan bahwa harga cabai di pasar tradisional secara nasional mengalami kenaikan sebesar 1,11% dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Kenaikan harga ini menyebabkan beberapa konsumen, seperti ibu rumah tangga dan pelaku usaha makanan, mengurangi penggunaan cabai. Akibatnya, pendapatan penjual cabai dan pelaku usaha makanan yang menggunakan cabai dapat menurun [5].

Hama dan penyakit yang sering dijumpai pada berbagai tanaman sudah menjadi hal biasa bagi para petani. Namun, yang menjadi masalah adalah apakah hama atau penyakit tersebut menyebabkan kerugian atau tidak. Ini merupakan kendala yang sering dihadapi oleh para petani. Kegagalan panen, terutama pada tanaman sayuran termasuk cabai, dapat disebabkan oleh bencana alam di daerah tertentu serta serangan hama dan penyakit. Sebagian besar kegagalan panen umumnya disebabkan oleh serangan hama dan penyakit. Terkadang, meskipun petani menyadari bahwa tanaman mereka diserang hama atau penyakit, mereka tidak tahu jenis hama atau penyakit yang menyerang. Penyuluh pertanian juga sering kesulitan dalam mengidentifikasi jenis hama dan penyakit tersebut, meskipun ada perubahan yang terlihat pada tanaman [2]. Dalam upaya tersebut, teknologi citra digital dan pengolahan citra menjadi semakin penting. Salah satu metode yang saat ini sedang berkembang untuk diagnosa penyakit tanaman adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang memiliki kemampuan untuk melakukan klasifikasi citra dengan tingkat akurasi yang tinggi [3].

Salah satu pendekatan *deep learning* yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk memecahkan masalah dengan mempelajari data sebelumnya adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN sangat efektif dalam pengenalan citra digital karena didasarkan pada sistem pengenalan citra di *cortex* manusia. CNN mampu menganalisis fitur secara tanpa pengawasan (*unsupervised*), yang membedakannya dari metode pembelajaran mesin lainnya. Metode ini dapat mengklasifikasikan dengan tingkat akurasi tinggi karena mampu menangani perubahan pada gambar, seperti rotasi, skala, dan translasi, serta mengurangi jumlah parameter bebas. Komponen utama dalam arsitektur CNN meliputi *image input*, *convolution*, *relu*, *maxpool*, *fully connected*, *softmax*, dan *class output*. Setiap neuron dan bagiannya dalam CNN dipresentasikan dalam bentuk tiga dimensi, membuat CNN sangat cocok untuk pemrosesan gambar [4].

Hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah memberikan gambaran tentang klasifikasi citra penyakit daun cabai secara digital menggunakan *Convolutional Neural Network*. Diharapkan temuan ini bermanfaat bagi penulis serta sektor pertanian, khususnya komoditas hortikultura.

## 2. Tinjauan Pustaka

## 2.1. Penelitian Terdahulu

Didit Iswanto dan timnya (2022) telah melakukan penelitian berjudul "Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan *Metode Convolutional Neural Network (CNN)*". Penelitian ini memfokuskan pada dua jenis penyakit tanaman jagung, yaitu hawar daun dan karat daun, dengan menggunakan dataset yang terdiri dari 2000 gambar penyakit jagung. Algoritma CNN digunakan untuk mengklasifikasikan jenis-jenis penyakit tersebut, sebagai bagian dari metode *Deep Learning* yang memiliki kemampuan tinggi dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek citra digital. Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan *framework TensorFlow* untuk melatih dan menguji data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit tanaman jagung menggunakan metode CNN mencapai akurasi 97,5% pada data pelatihan, 100% pada data validasi, dan 94% pada data pengujian dengan data baru [6].

Putra Aprilian Prastianing Huda dan timnya (2021) juga telah melakukan penelitian berjudul "Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Buah Menggunakan *Convolutional Neural Networks*". Dalam penelitian ini, *Convolutional Neural Networks (CNN)* digunakan untuk mengidentifikasi enam jenis penyakit daun dan dua jenis daun sehat. Sebelum penerapan CNN, dilakukan penyetelan parameter model untuk meningkatkan akurasi. Berdasarkan perhitungan akurasi menggunakan rumus *Confusion Matrix*, didapatkan nilai akurasi rata-rata sebesar 79,25% dan akurasi terbaik sebesar 94,767% [7].

## 2.2. Penyakit Tanaman Cabai

### 2.2.1. *Leaf Curl*

Penyakit *leaf curl* pada tanaman cabai, disebabkan oleh *geminivirus*. Gejala khas penyakit ini meliputi penebalan tulang daun, penggulungan tepi daun ke atas, dan perubahan warna daun menjadi kuning cerah. Serangan *geminivirus*, yang dipercayai ditularkan oleh kutu kebul tembakau *Bemisia tabaci*, mengakibatkan gagal panen dan pemusnahan tanaman cabai di berbagai sentra produksi. Geminivirus merupakan kelompok virus tanaman dengan genom berupa DNA utas tunggal, yang umumnya ditularkan oleh serangga vektor *B. tabaci*, dan telah melanda tanaman cabai serta tomat di berbagai belahan dunia sejak tahun 1990-an. Di Indonesia, serangan *geminivirus* tercatat terjadi sejak tahun 1999, dan kasus-kasus serupa juga dilaporkan di berbagai negara seperti Meksiko, Amerika Serikat, Costa Rica, dan Thailand. Gejala awal serangan *geminivirus* pada cabai mencakup penjernihan tulang daun yang kemudian berkembang menjadi warna kuning cerah, penebalan tulang daun, dan penggulungan daun, yang pada tahap lanjut dapat menyebabkan daun-daun mengecil dan tanaman menjadi kerdil [8].



Gambar 1. Penyakit *Leaf Curl*

### 2.2.2. *Leaf Spot*

Penyakit bercak daun pada tanaman cabai disebabkan oleh jamur *Cercospora capsici*. Gejalanya berupa bercak bundar berwarna abu-abu dengan tepi coklat pada daun. Pada tingkat serangan yang parah, daun bisa berubah menjadi kuning dan akhirnya rontok. Biasanya penyakit ini muncul saat musim hujan dengan tingkat kelembaban yang tinggi. Penyakit ini menyebar melalui spora jamur yang bisa dibawa oleh angin, air hujan, hama vektor, dan peralatan pertanian. Spora jamur juga dapat terbawa oleh benih atau biji cabai. Pencegahan terhadap penyakit ini dapat dilakukan dengan memilih benih yang sehat dan bebas dari patogen. Mengatur jarak tanam juga berguna untuk mengurangi serangan, sehingga lingkungan tidak terlalu lembab. Pengendalian teknis bisa dilakukan dengan memusnahkan tanaman yang terinfeksi melalui pembakaran. Jika serangan sudah parah, pemberian fungisida juga bisa menjadi solusi [9].



Gambar 2. Penyakit *Leaf Spot*

#### 2.2.3. *Whitefly*

Hama ini, yang termasuk dalam keluarga serangga *Coccoidea*, umumnya menyerang tanaman hias dan tanaman halaman rumah. Menurut informasi dari *Gardening Know How*, ukuran kutu putih (*whitefly*) bervariasi antara 1 hingga 4 milimeter, tergantung pada usia dan spesiesnya. Pada tanaman di halaman rumah, kutu putih biasanya membentuk koloni. Kutu putih betina sering terlihat menyerupai kapas kecil, terutama saat sedang bertelur, sementara kutu putih jantan dewasa yang pendek umurnya sering kali mirip dengan lalat bersayap dua dan jarang terlihat. Nimfa yang baru menetas memiliki beragam warna, mulai dari kuning hingga merah muda. Kutu putih dapat melemahkan tanaman di halaman, terutama ketika populasi mereka yang besar menyerap getah dari daun dan batang tanaman. Saat menghisap getah, kutu putih mengeluarkan madu kotoran yang manis, yang kemudian menjadi tempat tumbuhnya jamur jelaga. Hal ini mengganggu kemampuan tanaman untuk fotosintesis, yang pada akhirnya dapat menyebabkan kematian pada daun dan bagian tanaman yang terinfeksi [10].



Gambar 3. Penyakit *Whitefly*

#### 2.2.4. *Yellowish*

Ini adalah penyakit yang menyerang daun tanaman cabai, disebabkan oleh virus *Gemini*. Gejalanya dimulai dengan penjernihan pada tulang daun, diikuti perubahan warna

daun menjadi kuning, pembengkakan pada tulang daun, dan penggulungan daun ke atas. Penyakit ini ditularkan oleh kutu kebul yang sebelumnya menginfeksi tanaman yang terjangkit, sehingga peningkatan populasi kutu kebul dapat memperburuk perkembangan penyakit ini. Selain itu, infeksi juga bisa disebabkan oleh bibit yang sudah terinfeksi [1].

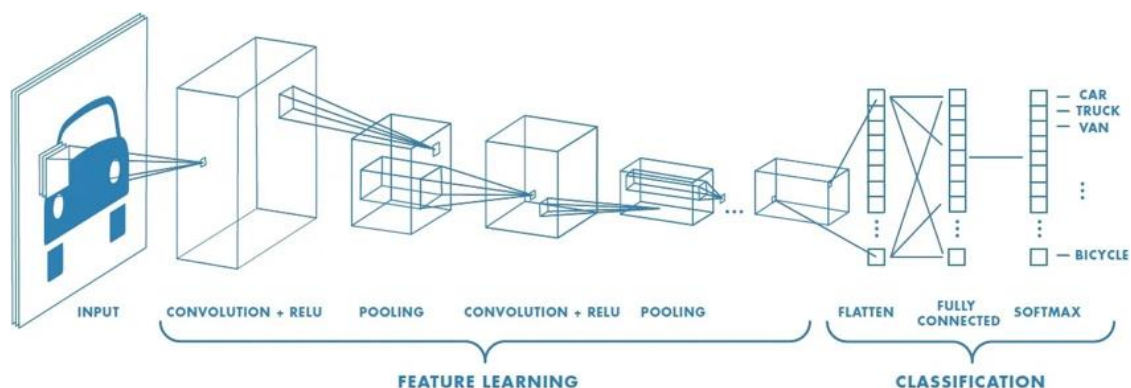


Gambar 4. Penyakit *Yellowish*

### 2.3. Metode *Convolutional Neural Network*

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) awalnya ditemukan oleh Hubel dan Wiesel dalam penelitian mereka tentang korteks visual pada indera penglihatan kucing. Secara teknis, CNN adalah suatu arsitektur yang dapat dilatih, terdiri dari beberapa tahap, yaitu input dan output [11].

Dalam pelatihan dan pengujian, setiap gambar input melewati serangkaian proses, termasuk lapisan konvolusi yang diikuti oleh proses *pooling* untuk mengekstraksi fitur secara bertahap dari gambar input. Setelah proses *pooling*, citra di-*flatten* dan kemudian dimasukkan ke dalam lapisan *fully connected* untuk melakukan tugas klasifikasi. Arsitektur yang menjelaskan proses-proses ini dalam metode CNN dapat dilihat pada Gambar 5 [12].



Gambar 5. Arsitektur Model *Convolutional Neural Network* (CNN)

## 3. Metodologi

### 3.1. Pengumpulan Data

Pada langkah ini, digunakan dataset citra yang terdiri dari penyakit pada daun cabai sebanyak 400 data penyakit daun dan 100 data daun yang sehat yang diperoleh dari *Kaggle*. Dataset tersebut akan melalui proses pelatihan dan pengujian. Langkah awal dalam menyelesaikan penelitian ini adalah dengan mengumpulkan data yang diperlukan, yang melibatkan tahap pelatihan. Selanjutnya, data latih dimasukkan dan *pre-processing* dilakukan dengan memberikan label pada setiap data serta menyesuaikan ukuran citra. Kemudian, CNN dirancang dan bobotnya dioptimalkan. Tahap berikutnya adalah



pengujian, di mana data uji dimasukkan, dan *pre-processing* serta pengujian CNN dilakukan. Hasil klasifikasi CNN kemudian dievaluasi menggunakan bobot optimal yang diperoleh dari tahap pelatihan.

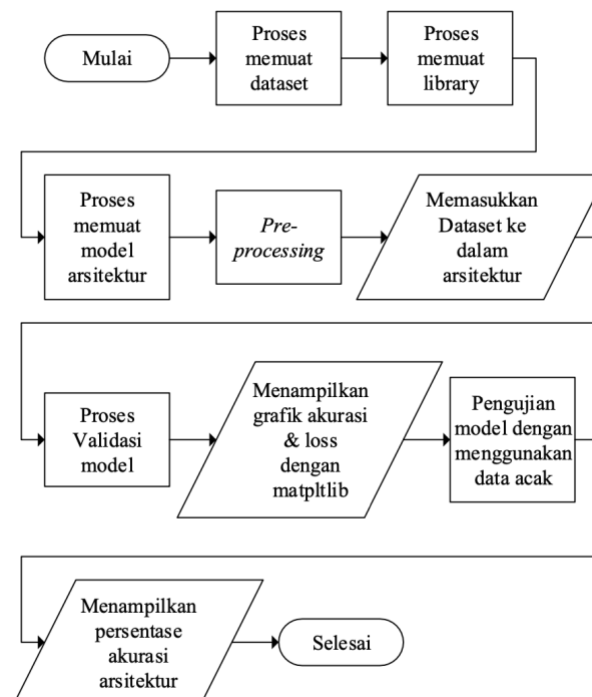
Tabel 1. Data Penyakit Tanaman Cabai

| No    | Nama penyakit    | Jumlah data |
|-------|------------------|-------------|
| 1     | <i>Leaf Curl</i> | 100         |
| 1     | <i>Leaf Spot</i> | 100         |
| 3     | <i>Whitefly</i>  | 100         |
| 4.    | <i>Yellowish</i> | 100         |
| Total |                  | 400         |

### 3.2. *Pre-processing*

Sebelum memulai proses klasifikasi, langkah pertama adalah pra-proses (*pre-processing*). Pada tahap ini, dilakukan penyesuaian ukuran citra menjadi simetris serta pelabelan data. Semakin besar ukuran citra, semakin tinggi kompleksitas prosesnya, namun ukuran gambar yang lebih besar juga memiliki dampak besar terhadap akurasi hasil klasifikasi. Dalam penelitian ini, gambar-gambar digunakan dengan ukuran 128 x 128 piksel untuk mengevaluasi kemampuan dalam mengidentifikasi hasil dari gambar tersebut.

### 3.2. Desain Model *Convolutional Neural Network*



Gambar 6. Desain Model CNN



Gambar 1 menjelaskan proses tahap dari CNN. Tahapan pertama adalah memuat dataset dan library yang akan digunakan, diikuti dengan proses memuat model. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *SqueezeNet* dan *AlexNet*, dengan masing-masing memiliki 512 neuron dan 5 kelas. Sebelum memulai proses pelatihan, diperlukan tahap *pre-processing* untuk menyiapkan data, yang kemudian diikuti oleh proses pelatihan model CNN. Setelah itu, dilakukan proses validasi model, di mana grafik akurasi dan grafik *loss* ditampilkan menggunakan *matplotlib*.

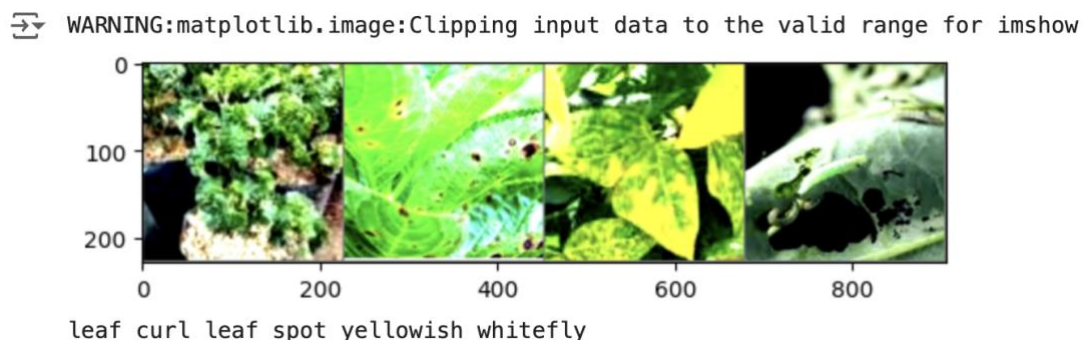
#### 4. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini, dilakukan analisis terhadap penelitian dan temuan-temuan terkini. Hasil dari percobaan atau eksperimen tersebut dievaluasi untuk menilai kesesuaiannya dengan hipotesis yang telah ditetapkan (jika ada). Pembahasan hasil tersebut juga dilakukan dengan merujuk pada referensi-referensi yang telah digunakan.



Gambar 7. Dataset Yang Berhasil Dimuat

Dataset berhasil dimuat ke dalam *Google Colab* dan kemudian diubah ukurannya menjadi 256 x 256 piksel. Setelah itu, data tersebut diberi label berdasarkan jenis penyakitnya, seperti yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini.



Gambar 8. Hasil Gambar Dengan Ukuran 256x256 Piksel



Tahap berikutnya adalah menginisialisasi model menggunakan *AlexNet* dengan bobot yang telah dilatih sebelumnya pada dataset *ImageNet*. Perintah `'AlexNet_model' = torch.hub.load('pytorch/vision:v0.10.0', 'alexnet', pretrained=True)` digunakan untuk memuat model *AlexNet* dari repositori *PyTorch* dengan bobot yang telah dilatih sebelumnya. Fungsi `'AlexNet_model.eval()'` mengatur model ke mode evaluasi, yang memastikan bahwa lapisan seperti dropout dan batch normalization berperilaku sesuai saat melakukan inferensi.

Kemudian, lapisan terakhir dari classifier model diubah untuk menyesuaikan dengan jumlah kelas yang ada pada dataset yang sedang digunakan, dengan perintah `'AlexNet_model.classifier[6] = nn.Linear(4096, len(classes))'`. Ini menggantikan lapisan terakhir dari *classifier* dengan lapisan yang memiliki jumlah keluaran yang sesuai dengan jumlah kelas pada dataset baru. Setelah itu, model diatur kembali ke mode evaluasi dengan `'AlexNet_model.eval()'`, sehingga siap digunakan untuk inferensi atau evaluasi lebih lanjut. Model yang diinisialisasi ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan gambar berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi oleh lapisan-lapisan *AlexNet* yang telah dilatih sebelumnya.

```
AlexNet(
  (features): Sequential(
    (0): Conv2d(3, 64, kernel_size=(11, 11), stride=(4, 4), padding=(2, 2))
    (1): ReLU(inplace=True)
    (2): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    (3): Conv2d(64, 192, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1), padding=(2, 2))
    (4): ReLU(inplace=True)
    (5): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    (6): Conv2d(192, 384, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (7): ReLU(inplace=True)
    (8): Conv2d(384, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (9): ReLU(inplace=True)
    (10): Conv2d(256, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (11): ReLU(inplace=True)
    (12): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
  )
  (avgpool): AdaptiveAvgPool2d(output_size=(6, 6))
  (classifier): Sequential(
    (0): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (1): Linear(in_features=9216, out_features=4096, bias=True)
    (2): ReLU(inplace=True)
    (3): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (4): Linear(in_features=4096, out_features=4096, bias=True)
    (5): ReLU(inplace=True)
    (6): Linear(in_features=4096, out_features=5, bias=True)
  )
)
```

Gambar 9. Hasil Inisialisasi Model

Gambar di atas menunjukkan penggunaan fungsi aktivasi dalam pelatihan model CNN untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman cabai melalui gambar daun. Fungsi aktivasi yang diterapkan adalah Rectification Linear Unit (ReLU). Pelatihan model CNN untuk tugas ini membutuhkan total 57.024.325 parameter. Banyaknya parameter ini menyebabkan proses perhitungan menjadi sangat kompleks dan memakan banyak waktu serta tenaga jika dilakukan oleh manusia, namun mesin dapat melakukannya dengan cepat dan efisien.





```
▶ total_params = sum(p.numel() for p in AlexNet_model.parameters())  
print(f"Total Parameters: {total_params}")  
  
total_trainable_params = sum(p.numel() for p in AlexNet_model.parameters()  
print(f"Total Trainable Parameters: {total_trainable_params}")  
  
⇒ Total Parameters: 57024325
```

Gambar 10. Total Parameter Model

Akurasi validasi model pada setiap kategori penyakit adalah sebagai berikut: 80% untuk kategori sehat, 100% untuk kategori *leaf curl*, 100% untuk kategori *leaf spot*, 90% untuk kategori *whitefly*, dan 70% untuk kategori *yellowish*. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik dalam mendeteksi *leaf curl* dan *leaf spot*, dengan tingkat akurasi sempurna. Akurasi untuk kategori *whitefly* juga tinggi, mencapai 90%. Namun, akurasi untuk kategori sehat dan *yellowish* lebih rendah, masing-masing 80% dan 70%, menunjukkan bahwa model memiliki tantangan lebih besar dalam mengklasifikasikan kategori-kategori ini. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model berfungsi dengan baik tetapi ada ruang untuk perbaikan, terutama pada kategori sehat dan *yellowish*.

```
▶ #Testing classification accuracy for individual classes.  
class_correct = list(0. for i in range(10))  
class_total = list(0. for i in range(10))  
with torch.no_grad():  
    for data in testloader:  
        images, labels = data[0].to(device), data[1].to(device)  
        outputs = AlexNet_model(images)  
        _, predicted = torch.max(outputs, 1)  
        c = (predicted == labels).squeeze()  
        for i in range(len(labels)):  
            label = labels[i]  
            class_correct[label] += c[i].item()  
            class_total[label] += 1  
  
for i in range(len(classes)):  
    print('Accuracy of %5s : %2d %%' % (  
        classes[i], 100 * class_correct[i] / class_total[i]))  
  
⇒ Accuracy of healthy : 80 %  
Accuracy of leaf curl : 100 %  
Accuracy of leaf spot : 100 %  
Accuracy of whitefly : 90 %  
Accuracy of yellowish : 70 %
```

Gambar 11. Hasil Uji Klasifikasi Akurasi

## 5. Simpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendiagnosis penyakit tanaman cabai melalui citra daun, dengan hasil yang menunjukkan performa yang baik pada beberapa kategori penyakit. Model yang dikembangkan mencapai akurasi 100% dalam mengidentifikasi penyakit *Leaf Curl* dan *Leaf Spot*, serta 90% untuk *Whitefly*, menandakan bahwa model ini sangat andal dalam



mendeteksi penyakit-penyakit tersebut. Namun, akurasi untuk kategori *Healthy* dan *Yellowish* masing-masing hanya mencapai 80% dan 70%, menunjukkan adanya tantangan dalam mengklasifikasikan kedua kategori ini secara akurat. Temuan ini menjawab tujuan penelitian dengan menunjukkan efektivitas CNN dalam diagnosa penyakit tanaman cabai, meskipun terdapat ruang untuk perbaikan.

Untuk pengembangan ke depan, direkomendasikan untuk melakukan optimisasi lebih lanjut pada model guna meningkatkan akurasi klasifikasi untuk kategori *Healthy* dan *Yellowish*, serta mengeksplorasi teknik augmentasi data dan *fine-tuning* model untuk mengatasi masalah ini. Implementasi metode ini memiliki potensi besar untuk diterapkan di sektor pertanian guna mendeteksi penyakit tanaman secara lebih efektif dan efisien.

## Daftar Referensi

- [1] A. T. R. Dzaky, "Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 3039-3055, 2021.
- [2] J. Vicky, F. Ayu dan B. Julianto, "Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Alpukat Menggunakan Metode CNN," *PROSIDING SEMINAR NASIONAL TEKNOLOGI DAN SAINS*, vol. 2, pp. 155-162, 2023.
- [3] I. E. Handayani dan D. Avianto, "Klasifikasi Penyakit Antraknosa Pada Cabai Merah Teropong "Inko Hot" Dengan Metode Convolutional Neural Network," *Science And Information Technology Journal*, vol. 6, no. 2, pp. 76-88, 2023.
- [4] M. Setiono dan S. , "Klasifikasi Penyakit Antraknosa Citra Cabai Rawit Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 11, no. 2, pp. 308-320, 2024.
- [5] D. S. Anggraeni, A. Widayana, P. D. Rahayu dan C. Rozikin, "Metode Algoritma Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai," *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)* vol. 7, no. 1, pp. 73-78, 2022.
- [6] D. Iswanto dan D. H. UN, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, pp. 900-905, 2022.
- [7] P. A. P. Huda, A. A. Riadi dan E. , "Klasifikasi Penyakit Tanaman Pada Daun Apel Dan Anggur Menggunakan Convolutional Neural Networks," *Jurnal Manajemen Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 10-17, 2021.
- [8] S. Sulandari, R. Suseno, S. H. Hidayat, J. Harjosudarmo dan S. Sosromarsono, "Deteksi dan Kajian Kisaran Inang Virus Penyebab Penyakit Daun Keriting Kuning Cabai," *Hayati*, vol. 13, no. 1, pp. 1-6, 2006.
- [9] A. Dinas Pertanian, "Mengenal Hama Dan Penyakit Tanaman Cabai," Dinas Pertanian Pemerintah Kabupaten Buleleng, 18 September 2020. [Online]. Available: <https://distan.bulelengkab.go.id/informasi/detail/artikel/mengenal-hama-dan-penyakit-tanaman-cabai-20#:~:text=Penyakit%20bercak%20daun%20yang%20menyerang,berwarna%20kuning%20dan%20akhirnya%20berguguran..> [Diakses 18 Juni 2024].
- [10] A. R. Farmita, "Cara Basmi Hama Kutu Putih pada Tanaman Cabai Pakai Pestisida Alami Artikel ini telah tayang di Kompas.com dengan judul "Cara Basmi Hama Kutu Putih pada Tanaman Cabai Pakai Pestisida Alami," KOMPAS.com, 25 September 2021. [Online]. Available: <https://www.kompas.com/tren/read/2021/09/25/162424865/cara-basmi-hama-kutu-putih-pada-tanaman-cabai-pakai-pestisida-alami?page=all>. [Diakses 18 Juni 2024].
- [11] A. Escontrela, "Convolutional Neural Networks from the ground up," Towards Data Science, 17 Juni 2018. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-networks-from-the-ground-up-c67bb41454e1>. [Diakses 14 Juni 2024].
- [12] P. Raghav, "Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) — Deep Learning," Medium.com, 4 Maret 2018. [Online]. Available: <https://medium.com/@RaghavPrabhu/understanding-of-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-99760835f148>. [Diakses 18 Juni 2024].

