

PEMANFAATAN RESNET-50 DAN STREAMLIT UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT ANTRAKNOSA DAN BUSUK PADA CABAI RAWIT

^{1*}M Afiv Hidayatulloh, ²Resty Wulanningrum, ³Rizky Aswi Ramadhani

^{1,2,3} Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI
Kediri

E-mail: *mafivhidayatulloh@gmail.com, restyw@unpkdr.ac.id, riskyaswiramadhani@gmail.com

Penulis Korespondens : M Afiv Hidayatulloh

Abstrak— Cabai rawit (*Capsicum frutescens*) merupakan komoditas hortikultura potensial yang banyak dibudidayakan di Indonesia. Namun, produksi cabai rawit seringkali terganggu oleh penyakit, terutama antraknosa yang disebabkan oleh jamur *Colletotrichum* dan busuk buah yang disebabkan oleh larva lalat buah (*Bactrocera* spp.). Penyakit ini menyebabkan penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi penyakit antraknosa dan busuk buah pada cabai menggunakan metode Deep Learning dengan arsitektur ResNet-50 pada Convolutional Neural Network (CNN). Data penelitian terdiri dari gambar cabai sehat dan terinfeksi yang dikumpulkan langsung dari lahan pertanian. Dataset diproses menggunakan teknik augmentasi, seperti Rescaling, rotasi, Zoom, dan flipping untuk meningkatkan kualitas model. Model ResNet-50 dipilih karena efisiensinya dalam lingkungan dengan daya komputasi terbatas. Pelatihan dilakukan selama 50 Epoch dengan hasil akurasi tinggi sebesar 0.9937 pada Dataset pelatihan dan 1.000 pada dataset validasi. Grafik akurasi dan Loss menunjukkan performa model yang stabil dengan overfitting minimal. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur ResNet-50 efektif dalam mendeteksi penyakit antraknosa dan busuk buah pada cabai rawit. Meskipun demikian, kesalahan klasifikasi pada beberapa gambar menekankan pentingnya penambahan Dataset yang lebih beragam, khususnya untuk penyakit busuk buah. Implementasi model ini diharapkan dapat membantu petani mendeteksi penyakit secara cepat dan meningkatkan produktivitas cabai rawit di Indonesia.

Kata Kunci— antraknosa, busuk buah, ResNet-50, Deep Learning

Abstract— Chili pepper (*Capsicum frutescens*) is a potential horticultural commodity widely cultivated in Indonesia. However, chili pepper production is often disrupted by diseases, especially anthracnose caused by *Colletotrichum* fungus and fruit rot caused by fruit fly larvae (*Bactrocera* spp.). These diseases cause a decrease in the quality and quantity of the harvest. This study aims to detect anthracnose and fruit rot in chili peppers using a Deep Learning method with the ResNet-50 architecture on a Convolutional Neural Network (CNN). The research data consists of images of healthy and infected chili peppers collected directly from agricultural fields. The Dataset is processed using augmentation techniques, such as Rescaling, Rotation, Zooming, and flipping to improve model quality. The ResNet-50 model was chosen because of its efficiency in environments with limited computing power. Training was carried out for 50 Epochs with high accuracy results of 0.9937 on the Training Dataset and 1.000 on the Validation Dataset. Accuracy and Loss graphs show stable model performance with minimal Overfitting. The results of this study demonstrate that the ResNet-50 architecture is effective in detecting anthracnose and fruit rot in cayenne pepper. However, misclassification errors in some images highlight the importance of adding a more diverse Dataset, particularly for fruit rot. Implementation of this model is expected to help farmers detect diseases quickly and increase cayenne pepper productivity in Indonesia.

Keywords— anthracnose, fruit rot, ResNet-50, deep learning

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



I. PENDAHULUAN

Cabai rawit (*Capsicum frutescens*) merupakan salah satu komoditas hortikultura dari famili Solanaceae yang banyak dibudidayakan oleh petani di Indonesia, tanaman cabai rawit ini termasuk kedalam komoditas yang potensial dan menguntungkan untuk dikembangkan[1]. Pada musim penghujan petani seringkali mengalami gagal panen yang diakibatkan oleh banyaknya penyakit yang menyerang tanaman cabai[2]. Terdapat dua penyakit yang menyerang tanaman cabai khususnya pada buahnya, berikut merupakan penyakit pada buah cabai (1) Antraknosa (2) Busuk Buah

Antraknosa adalah penyakit yang disebabkan oleh jamur dari genus *Colletotrichum*, yang dapat menyerang berbagai tanaman, termasuk cabai, kakao, dan tomat[3]. Penyakit ini dapat menyebabkan kerugian signifikan dalam produksi tanaman, terutama ketika infeksi terjadi pada buah yang masih muda atau matang[4]. Busuk buah yang disebabkan oleh lalat buah biasanya terjadi akibat infeksi dari larva lalat buah yang memasuki buah dan merusak jaringan. Lalat buah, seperti *Bactrocera* spp, bertelur di dalam buah, dan setelah menetas, larva akan memakan daging buah, menyebabkan pembusukan. Selain mengurangi kualitas dan kuantitas hasil panen, serangan lalat buah juga meningkatkan kerentanan terhadap infeksi jamur sekunder, seperti antraknosa[5][6].

Dengan meningkatkan ketepatan dan efisiensi dalam mendeteksi penyakit Antraknosa dan Busuk Buah, implementasi *Deep Learning* dengan pendekatan CNN dibutuhkan untuk membantu petani mendeteksi penyakit Antraknosa dan Busuk Buah. Arsitektur CNN yang digunakan dalam mendeteksi penyakit buah cabai adalah ResNet-50, arsitektur ResNet-50 dipilih karena memiliki keunggulan terletak pada kemampuannya untuk beroperasi dengan baik di lingkungan dengan keterbatasan komputasi[7], sehingga memungkinkan implementasi di perangkat mobile. Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan ResNet-50 dalam klasifikasi citra tanaman dapat mencapai akurasi tinggi, bahkan dengan *Dataset* yang tidak terlalu besar[8].

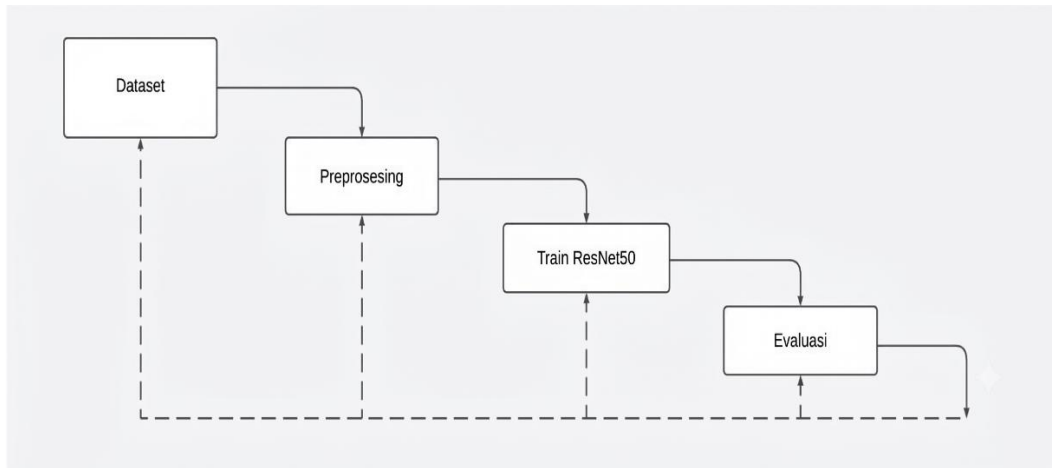
Adapun beberapa penelitian yang dilakukan oleh Setiono Mukti dan Supratman berjudul “Klasifikasi Penyakit Antraknosa Citra Cabai Rawit Dengan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)*” [9]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Ningrum Cahya Tri dkk berjudul “Implementasi *Deep Learning* Untuk Pengenalan Penyakit Antraks Pada Buah Cabai” [8]. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *Deep Learning* mampu memberikan hasil klasifikasi penyakit tanaman dengan tingkat akurasi yang tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan arsitektur ResNet-50 untuk meningkatkan performa klasifikasi penyakit antraknosa dan busuk buah pada cabai rawit.

Berdasarkan permasalahan diatas maka peneliti membuat penelitian tentang implementasi *Deep Learning* dengan menggunakan Arsitektur *ResNet-50* pada metode CNN. Arsitektur ResNet-50 digunakan untuk mengukur akurasi model, grafik akurasi pada data pelatihan dan validasi ditampilkan selama proses pelatihan model. Data buah cabai yang terinfeksi dan tidak terinfeksi diambil secara langsung pada lahan pertanian, dan diolah dalam *ImageDataGenerator* dari TensorFlow, yang didalamnya mencakup *Rescale*, *Rotation*, *Zoom*, dan *Horizontal*. Selain itu data juga di *Resize* agar semua data memiliki ukuran yang sama. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat mendeteksi penyakit Antraknosa dan Busuk buah.

II. METODE

A. Metode Penelitian

Pada Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian yang digunakan dalam proses klasifikasi penyakit antraknosa dan busuk buah pada cabai rawit. Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan *Dataset*, dilanjutkan dengan proses *Preprocessing*, pelatihan model ResNet-50, hingga evaluasi performa model. Setiap tahapan dilakukan secara berurutan untuk menghasilkan model klasifikasi yang optimal. Alur penelitian ini digunakan sebagai pedoman dalam pelaksanaan penelitian.[10].



Gambar 1 Tahapan Penelitian

B. Dataset

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui pendekatan data primer dan sekunder untuk membangun *Dataset* yang komprehensif. Data primer diperoleh secara langsung melalui observasi di lahan pertanian Desa Jatigreges dengan mengambil gambar buah cabai menggunakan kamera handphone 48 mp, serta melakukan wawancara dengan pemilik lahan dan pakar untuk memvalidasi label penyakit antraknosa, busuk buah, dan kondisi sehat. Sementara itu, data sekunder dikumpulkan dari platform Roboflow Universe untuk memperkaya variasi data dalam desain eksperimen. Seluruh data yang terkumpul, termasuk koleksi hingga 1.071 gambar untuk eksperimen, difokuskan pada objek citra buah cabai rawit berformat .jpg atau .png guna membantu subjek utama penelitian, yaitu petani, dalam mengidentifikasi penyakit secara cepat dan akurat

C. Preprocessing

Tahapan *preprocessing* data dilakukan untuk memastikan seluruh *dataset* gambar tetap konsisten dan siap diproses oleh model pelatihan menggunakan arsitektur CNN ResNet-50. Pada tahap ini, *Dataset* dibagi menjadi tiga kategori, yaitu data *Training*, *testing*, dan *validation*. Selanjutnya dilakukan *augmentasi data* untuk meningkatkan variasi citra sehingga model dapat menggeneralisasi data dengan lebih baik dan mengurangi risiko *overfitting*. Tahapan ini sangat penting karena kualitas data yang baik akan berpengaruh langsung terhadap performa model klasifikasi yang dihasilkan [11]. Selain itu, proses *preprocessing* juga membantu meningkatkan stabilitas model dalam mengenali pola penyakit pada citra cabai secara lebih akurat dan konsisten.

D. Train ResNet50

Pelatihan model dalam penelitian ini menerapkan arsitektur *Residual Network* ResNet-50 dengan teknik *Transfer Learning* untuk mengklasifikasikan penyakit antraknosa, busuk buah, serta kondisi sehat pada buah cabai rawit. Proses pelatihan menggunakan 70% dari total *Dataset* (1071 gambar) dengan input berupa citra RGB berukuran 600x600 piksel. Secara teknis, model ini memproses data melalui tahapan *Initial Convolution*, *Bottleneck Block* yang melibatkan *Pointwise* dan *depthwise convolution*, *batch normalization*, aktivasi *ReLU*, serta *global average pooling* untuk menghasilkan prediksi probabilitas melalui lapisan *Softmax*. Pengembangan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan library TensorFlow dan Keras, di mana peneliti dapat menyesuaikan parameter seperti jumlah *epoch* dan ukuran kernel guna meminimalkan risiko *overfitting*. Penggunaan arsitektur ResNet-50 dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi fitur citra secara mendalam melalui mekanisme *skip connection* sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, penerapan *Transfer Learning* memungkinkan proses pelatihan menjadi lebih efisien karena model telah memanfaatkan pengetahuan dari hasil pelatihan sebelumnya pada *Dataset* yang lebih besar.

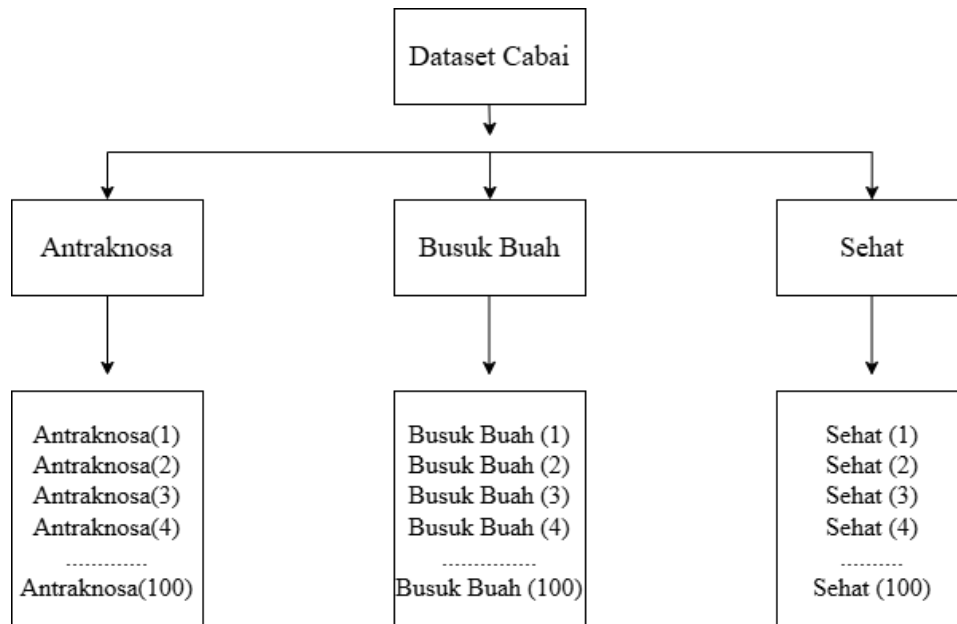
E. Evaluasi

Setelah dilakukan *Train* untuk melatih *Dataset* gambar buah cabai, kemudian model akan dievaluasi menggunakan data *Testing* dan hasil dari evaluasi akan ditampilkan dalam bentuk *Confusion Matrix* dan *Classification Report*. *Confusion Matrix* akan menampilkan jumlah True Positif, False Positif, True Negatif, False Negatif dari setiap kelas. *Classification Report* akan menampilkan rangkuman hasil Akurasi, Presisi, Recall, serta F1-Score dari setiap kelas yang diprediksi, setelah dilakukan *Testing*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

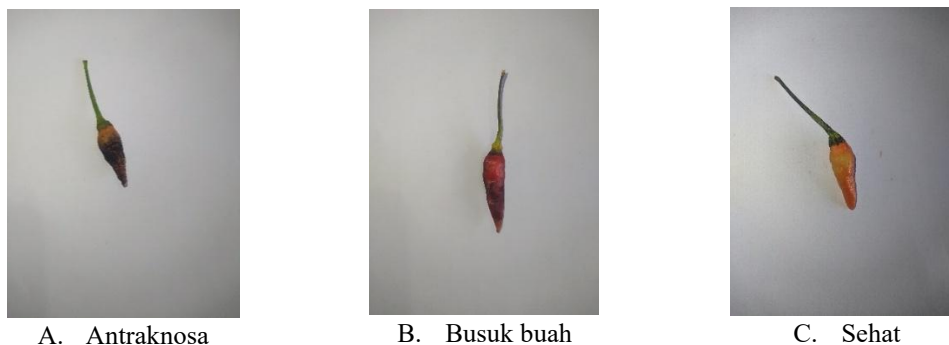
A. Dataset

Dataset ini diambil dengan cara peneliti melakukan observasi di lahan pertanian selanjutnya mencari buah cabai yang terkena penyakit antraknosa dan busuk buah yang dipetik dan dikumpulkan, setelah itu buah cabai yang sudah dikumpulkan tersebut akan diambil citra gambarnya dengan menggunakan kamera handphone, ketika melakukan pengambilan citra gambar tersebut juga memperhatikan jarak antar objek dan kamera, pada penelitian ini jarak antara objek dan kamera berada sekitar 10 cm sampai dengan 15 cm. Sementara itu, *Dataset* sekunder merupakan *Dataset* yang diambil pada Roboflow Universe.



Gambar 2 *Dataset* cabai

Gambar 2 merupakan *Dataset* buah cabai yang dibedakan menjadi 3 kelas bagian yaitu Antraknosa, busuk buah, dan sehat yang di mana setiap masing-masing kelas terdapat 357 data gambar cabai, untuk total keseluruhan data cabai 1071 data gambar cabai



Gambar 3 Sampel data buah cabai

Gambar 3 merupakan gambar dataset buah cabai yang digunakan dalam penelitian ini. Pada gambar A, ditunjukkan buah cabai yang terserang antraknosa yang ditandai dengan bercak cokelat kehitaman yang membentuk lesi cekung serta menyebabkan buah mengering dan mengerut. Penyakit ini umumnya disebabkan oleh jamur *Colletotrichum* spp. yang berkembang pada kondisi lembap. Gambar B menunjukkan buah cabai yang mengalami busuk buah, ditandai dengan perubahan warna menjadi kecokelatan hingga kehitaman, munculnya bercak berair, dan tekstur buah yang lunak akibat infeksi jamur atau bakteri. Sementara itu, gambar C menunjukkan buah cabai yang sehat dengan warna cerah merata, permukaan kulit yang mulus tanpa bercak atau luka, serta tekstur yang padat dan segar, menandakan buah tidak terinfeksi penyakit.

B. Preprocessing.

Tahap *Preprocessing* dalam penelitian ini dilakukan untuk menyiapkan dan menyelaraskan *dataset* gambar buah cabai rawit agar konsisten sebelum diproses oleh model pelatihan ResNet50. Langkah-langkah utamanya meliputi pengubahan ukuran gambar (*resizing*) menjadi 600 x 600 piksel, augmentasi data menggunakan teknik *Rotation*, *Zoom range*, dan *horizontal flip* untuk meningkatkan variasi, serta pelabelan citra ke dalam tiga kategori: sehat, antraknosa, dan busuk buah. Selain itu, data diproses melalui konversi warna dari BGR ke RGB, normalisasi tipe data piksel menjadi floating-point, dan pembagian *dataset* menjadi data pelatihan (70%), validasi (20%), serta pengujian (10%) untuk mengoptimalkan performa model dan mencegah *overfitting*.

Tabel 1 *Augmentasi* Data dan *Preprocessing*

Augmentasi	
RandomCrop(224)	Potong acak dari 256×256
RandomHorizontalFlip(0.5)	Cermin horizontal
RandomVerticalFlip(0.3)	Cermin vertikal
RandomRotation(30°)	Rotasi acak ±30°
ColorJitter(0.3)	Variasi brightness/contrast/saturation
Normalize(ImageNet)	Normalisasi mean & std ImageNet

Tabel 1 merupakan strategi pra-pemrosesan dan *augmentasi* data yang mutlak diperlukan untuk meningkatkan generalisasi model. Dengan menerapkan manipulasi geometris (potong, balik, rotasi) dan manipulasi warna (kecerahan & normalisasi), model akan menjadi lebih tangguh (*robust*), tidak mudah mengalami *overfitting* (kondisi di mana model hanya mampu mengenali data pelatihan namun memiliki kemampuan generalisasi yang rendah terhadap data baru), serta siap menerima input berskala standar internasional untuk arsitektur deep learning

C. Train ResNet50

Model yang sudah dibuat sebelumnya selanjutnya dilakukan percobaan *epoch* dengan 50 kali dengan *batch size* 168 untuk *dense* atau keluaran modelnya. Berikut ini merupakan gambar dilakukannya ujicoba model dengan *epoch* 50 kali.

```
Epoch [003/050]
Train → Loss: 0.5013 | Acc: 0.8902
Val → Loss: 0.4374 | Acc: 0.9371
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [004/050]
Train → Loss: 0.4610 | Acc: 0.9210
Val → Loss: 0.4147 | Acc: 0.9560
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [005/050]
Train → Loss: 0.4294 | Acc: 0.9317
Val → Loss: 0.4054 | Acc: 0.9560
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [006/050]
Train → Loss: 0.4042 | Acc: 0.9545
Val → Loss: 0.3915 | Acc: 0.9434
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [007/050]
Train → Loss: 0.4052 | Acc: 0.9505
Val → Loss: 0.3785 | Acc: 0.9686
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [008/050]
Train → Loss: 0.4150 | Acc: 0.9478
Val → Loss: 0.3516 | Acc: 0.9811
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [009/050]
Train → Loss: 0.3879 | Acc: 0.9598
Val → Loss: 0.3451 | Acc: 0.9874
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [015/050]
Train → Loss: 0.3529 | Acc: 0.9786
Val → Loss: 0.3218 | Acc: 0.9874
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [016/050]
Train → Loss: 0.3438 | Acc: 0.9880
Val → Loss: 0.3150 | Acc: 1.0000
LR: 1.00e-04
✓ Model terbaik disimpan → ./models\resnet50_cabai_best.pth

Epoch [017/050]
Train → Loss: 0.3549 | Acc: 0.9692
Val → Loss: 0.3251 | Acc: 0.9748
LR: 1.00e-04
▲ Early stop counter: 1/10

Epoch [018/050]
Train → Loss: 0.3530 | Acc: 0.9813
Val → Loss: 0.3768 | Acc: 0.9623
LR: 1.00e-04
▲ Early stop counter: 2/10

Epoch [019/050]
Train → Loss: 0.3550 | Acc: 0.9786
Val → Loss: 0.3328 | Acc: 0.9811
LR: 1.00e-04
▲ Early stop counter: 3/10

Epoch [020/050]
Train → Loss: 0.3363 | Acc: 0.9906
Val → Loss: 0.3403 | Acc: 0.9811
LR: 1.00e-04
▲ Early stop counter: 4/10

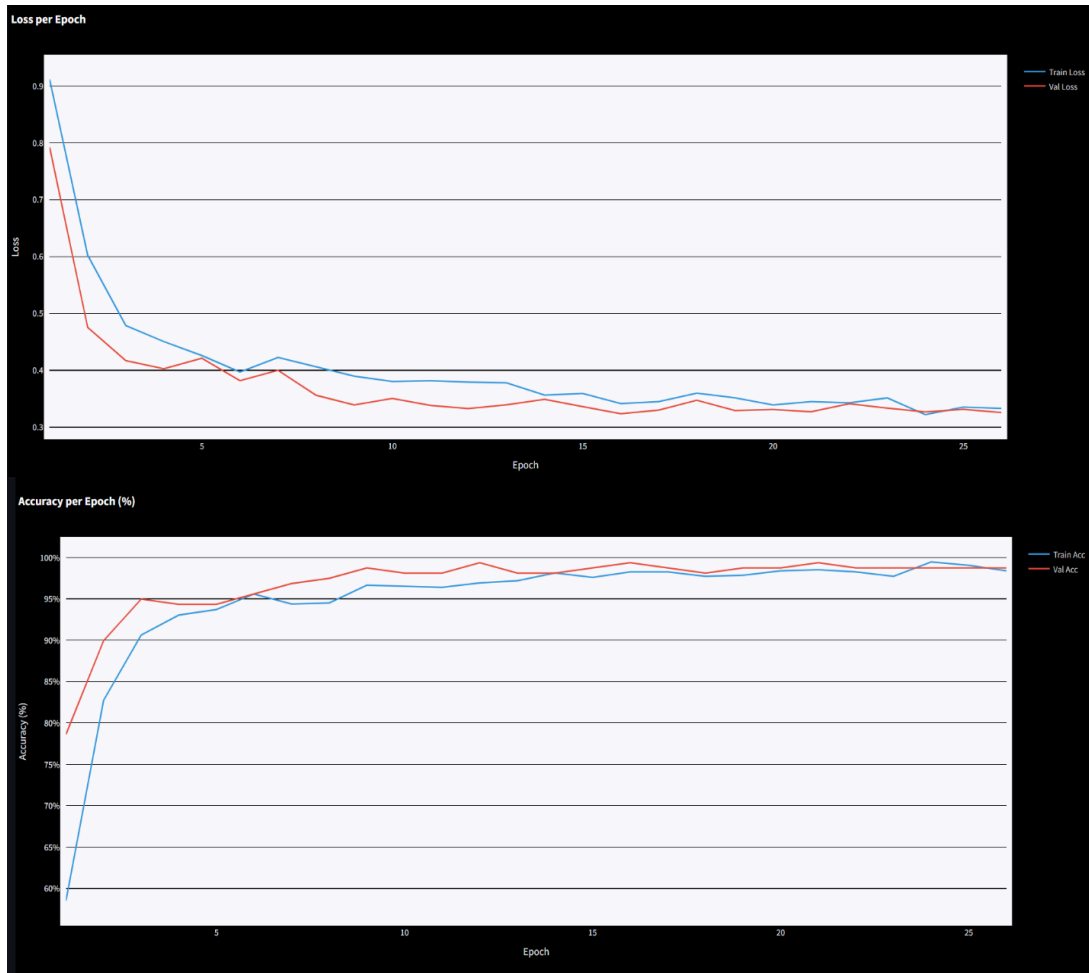
Epoch [021/050]
Train → Loss: 0.3419 | Acc: 0.9866
Val → Loss: 0.3326 | Acc: 0.9874
LR: 1.00e-04
▲ Early stop counter: 5/10
```

Gambar 4 Ujicoba *Epoch*

Hasil proses pelatihan model menggunakan 50 *Epoch* ditampilkan pada Gambar 4. Gambar tersebut menunjukkan proses pelatihan model ResNet-50 beserta nilai akurasi dan *loss* yang diperoleh selama proses pelatihan berlangsung. Pelatihan model dengan *epoch* 50 kali didapatkan hasil untuk akurasi sebesar 0.9937 dengan *Loss* sebesar 0.3150 untuk *dataset train*, sedangkan untuk *dataset validation* mendapatkan nilai akurasi sebesar 1.000 . Hasil pada nilai akurasi yang didapat pada *dataset train* dan *validation* menunjukkan performa yang bagus dan stabil. Nilai akurasi tersebut didapatkan dengan *dataset* yang berjumlah 155 data gambar, termasuk data gambar buah cabai sehat, busuk, dan antraknosa

D. Evaluasi

Evaluasi dalam penelitian ini dilakukan untuk mengukur performa model *deep learning* ResNet-50 dan fungsionalitas sistem berbasis web Streamlit melalui beberapa metode pengujian. Performa model dianalisis menggunakan metrik standar seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta penggunaan *Confusion Matrix* untuk membandingkan label prediksi dengan label sebenarnya. Selain itu, dilakukan pengujian fungsional melalui metode white box untuk mengevaluasi struktur internal model CNN dan black box untuk memastikan sistem secara keseluruhan dapat menghasilkan output deteksi penyakit yang tepat dari input gambar yang diberikan. Evaluasi sistem berbasis web difokuskan pada aspek kecepatan, ketepatan deteksi, dan kemudahan penggunaan antarmuka bagi petani. Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem mampu memberikan hasil prediksi dalam waktu yang singkat. Selain itu, antarmuka yang dirancang harus mudah dipahami oleh pengguna tanpa memerlukan pengetahuan teknis yang mendalam. Dengan demikian, sistem diharapkan dapat digunakan secara efektif dalam membantu petani mendeteksi penyakit pada buah cabai.



Gambar 5 Grafik Akurasi dan *Loss*

Grafik pada Gambar 5 diperoleh dari hasil proses pelatihan model menggunakan data *Training* dan *validation* yang divisualisasikan menggunakan *Matplotlib*. grafik tersebut menampilkan perubahan nilai akurasi dan *loss* selama proses pelatihan berlangsung. Berdasarkan grafik tersebut dapat diamati performa model pada setiap *epoch*. Analisis grafik dilakukan untuk mengetahui stabilitas model serta mendeteksi kemungkinan terjadinya *overfitting*. Pada grafik *loss* dapat dilihat pada *training loss* yang ditandai dengan warna biru menunjukkan penurunan grafik nilai secara konsisten dari awal hingga *epoch* ke-26 dan nilai cukup konsisten hingga akhir yaitu *epoch* ke-50. Selanjutnya untuk *loss validation* yang ditunjukkan dengan garis grafik berwarna merah juga menurun secara konsisten mulai *epoch* ke-20 hingga ke *epoch* 50 dan mengidentifikasi sedikit *overfitting*. *epoch* terbaik terjadi pada *epoch* ke-26 yang menunjukkan bahwa model bekerja dengan baik dan pada data *validation*. Pada grafik akurasi dapat dilihat pada *training* akurasi yang meningkat pesat hingga mendekati 1.0 (50%) dalam beberapa *epoch* pertama, yang menunjukkan model bekerja dengan baik untuk data *train*. Pada akurasi *validation* yang ditunjukkan dengan garis berwarna merah juga meningkat dengan cepat dan terjadi sedikit fluktuasi nilai setelah mencapai akurasi tinggi sekitar 0.26 sampai dengan 1.0, fluktuasi ini menunjukkan jika model sedikit mengalami kesulitan pada data tertentu. Akurasi terbaik diperoleh pada *epoch* ke-16 yang menunjukkan tidak adanya *overfitting*.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menjelaskan bagaimana implementasi metode *deep learning* menggunakan arsitektur ResNet-50 pada *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mendeteksi penyakit antraknosa dan busuk buah pada cabai rawit (*Capsicum frutescens*). Berdasarkan hasil pelatihan menggunakan *dataset* gambar cabai sehat dan terinfeksi, model memperoleh akurasi tinggi sebesar 0.9937 pada *dataset* pelatihan dan 1.000 pada *dataset* validasi, dengan nilai kerugian masing-masing sebesar 0.3150.

Pelatihan dijalankan selama 50 *Epoch*, dan grafik menunjukkan penurunan *loss* yang konsisten serta peningkatan akurasi pada data pelatihan dan validasi. variasi kecil dalam akurasi validasi menunjukkan beberapa tantangan dalam menggeneralisasi model ke data tertentu. Nilai *loss* terbaik diperoleh pada *epoch* ke-26 dan akurasi terbaik diperoleh pada *epoch* ke-16. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model menunjukkan performa yang stabil tanpa *overfitting* yang signifikan.

Arsitektur ResNet-50 terbukti efektif dalam mendeteksi penyakit buah cabai, terutama karena efisiensinya dalam lingkungan dengan daya komputasi terbatas. Model dilatih menggunakan teknik penskalaan, rotasi, *Zoom*, dan flip horizontal pada kumpulan data yang diperluas untuk meningkatkan generalisasi. Pengenalan metode ini bertujuan agar petani dapat mendeteksi penyakit dengan cepat dan efisien serta meningkatkan produksi cabai rawit.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa teknologi *deep learning* dengan arsitektur ResNet-50 mempunyai potensi besar untuk mendukung sektor pertanian, khususnya dalam deteksi penyakit tanaman secara otomatis dan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Saranani, "Pengendalian Hama Tanaman Cabai Rawit Dan Dampaknya Terhadap Pendapatan Petani Di Desa Lalopisi Kecamatan Meluhu," *J. Ris. Rumpun Ilmu Tanam.*, vol. 2, no. 2, pp. 115–126, 2023.
- [2] M. Anwar, Y. Kristian, and E. Setyati, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Rawit Dilengkapi Dengan Segmentasi Citra Daun dan Buah Menggunakan Yolo v7," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 540–548, 2023, doi: 10.31539/intecom.s.v6i1.6071.
- [3] E. Widianingsih, S. Isminingsih, E. Sulistyorini, and A. Saylendra, "PENYAKIT ANTRAKNOSA PADA BUAH CABAI MERAH (*Capsicum annum* L .) SECARA IN VIVO," *J. Ilm. Membangun Desa dan Pertan.*, vol. 10, no. 2, pp. 202–211, 2025.
- [4] A. Zafar *et al.*, "Convolutional Neural Networks: A Comprehensive Evaluation and Benchmarking of Pooling Layer Variants," *Symmetry (Basel)*, vol. 16, no. 11, 2024, doi: 10.3390/sym16111516.
- [5] A. Chairudin, S. Nugroho, and O. Suria, "KLASIFIKASI ANTRAKNOSA DAN BUAH BUSUK PADA CITRA CABAI RAWIT PENDAHULUAN Cabai rawit tumbuhan yang dikenal dengan nama ilmiah *Capsicum frutescens* L . adalah tanaman yang banyak dibudidaya oleh petani Indonesia . Permintaan pasar yang tinggi terhadap cabai," vol. 10, no. 2, pp. 657–666, 2025.
- [6] Ahmad Fariz Fuady, Dwiky Oldi Amsyah, Muhammad Farhan, Rusma Riansyah, and M. Dayyan Dhiyaul Haq, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk Pengenalan dan Klasifikasi Buah Berdasarkan Citra Digital," *J. Publ. Ilmu Komput. dan Multimed.*, vol. 4, no. 2, pp. 148–159, 2025, doi: 10.55606/jupikom.v4i2.4116.
- [7] R. Prastya, I. N. Farida, and R. Firliana, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network Untuk Mendeteksi Jamur Patogen pada Tanaman Cabai," vol. 4, pp. 94–101, 2025.
- [8] B. N. T. C. Ningrum, E. N. Ni'mah, M. P. Arifin, and M. A. D. W. Dara, "KLASIFIKASI DAN PENGENALAN POLA PENYAKIT CABAI DENGAN METODE CNN (Convolution Neural Network)," *Semin. Nas. Teknol. Sains*, vol. 3, no. 1, pp. 125–132, 2024, doi: 10.29407/stains.v3i1.4137.
- [9] M. Setiono and Supatman, "Klasifikasi Penyakit Antraknosa Citra Cabai Rawit Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 11, no. 2, pp. 308–320, 2024.
- [10] M. A. Wahed, M. Alqaraleh, M. Salem Alzboon, and M. Subhi Al-Batah, "Evaluating AI and Machine Learning Models in Breast Cancer Detection: A Review of Convolutional Neural Networks (CNN) and Global Research Trends," *LatIA*, vol. 3, 2025, doi: 10.62486/latia2025117.
- [11] F. A. Prayogi, F. H. Arvianto, D. R. Pratama, and S. Sugiyanto, "Mushroom Classification Using Convolutional Neural Network MobileNetV2 Architecture for Overfitting Mitigation and Enhanced Model Generalization," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 4, pp. 1770–1777, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i4.10183.