

**ANALISIS DAN PERBANDINGAN ARSITEKTUR VGG16 DAN MOBILENETV2
UNTUK KLASIFIKASI DAN IDENTIFIKASI PENYAKIT DAUN PADA TANAMAN
CABAI MENGGUNAKAN CNN****Elinda Lusyana Puji Ristanti¹⁾**

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Ponorogo,
Jl.Budi Utomo No.10, Ronowijayan, Kec.Ponorogo, Kabupaten Ponorogo, Jawa Timur
e-mail: elindalusy@gmail.com

Abstract (English)

Indonesia is an agrarian country with a significant agricultural and plantation sector, including chili cultivation as a prominent commodity. However, pests and diseases often cause a decline in chili production and an increase in market prices. This research aims to develop a classification and identification system for chili plant leaf diseases using Convolutional Neural Networks (CNN), comparing the effectiveness of two CNN architectures, VGG16 and MobileNetV2. The study was conducted in Tranjang Village, Siman District, Ponorogo Regency, utilizing a combined dataset from field observations and public datasets. The results show that the MobileNetV2 architecture performs better with an accuracy of 92% compared to VGG16 with an accuracy of 74%. Evaluation was conducted using test data, and the results indicate that MobileNetV2 is more reliable in classifying chili leaf diseases with a lower error rate. In conclusion, MobileNetV2 is more effective for detecting and classifying chili plant leaf diseases, providing a significant contribution to agriculture by improving efficient plant disease management.

Article History*Submitted: 2 July 2024**Accepted: 7 July 2024**Published: 8 July 2024***Key Words**

Machine learning, CNN,
VGG16, MobileNetV2.

Abstrak (Indonesia)

Indonesia merupakan negara agraris dengan sektor pertanian dan perkebunan yang signifikan, termasuk budidaya cabai sebagai komoditas unggulan. Namun, serangan hama dan penyakit cabai sering kali menyebabkan penurunan produksi dan peningkatan harga di pasaran. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi dan identifikasi penyakit daun pada tanaman cabai menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), dengan membandingkan efektivitas dua arsitektur CNN, yaitu VGG16 dan MobileNetV2. Penelitian dilakukan di Desa Tranjang, Kecamatan Siman, Kabupaten Ponorogo, menggunakan dataset gabungan dari pengamatan lapangan dan dataset publik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 memiliki kinerja yang lebih baik dengan akurasi 92% dibandingkan dengan VGG16 yang memiliki akurasi 74%. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji, dan hasil menunjukkan bahwa MobileNetV2 lebih andal dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah. Kesimpulannya, MobileNetV2 lebih efektif untuk digunakan dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit daun cabai, memberikan kontribusi penting bagi pertanian dalam meningkatkan pengelolaan penyakit tanaman secara efisien.

Sejarah Artikel*Submitted: 2 Juli 2024**Accepted: 7 Juli 2024**Published: 8 Juli 2024***Kata Kunci**

Machine learning, CNN,
VGG16, MobileNetV2.

Pendahuluan

Indonesia merupakan salah satu negara agraris yang bekerja di sektor pertanian dan perkebunan menurut Badan Pusat Statistik (BPS) mencapai 40,64 juta orang bekerja di sektor pertanian[1]. Salah satu komoditas pangan di Indonesia yang merupakan salah satu komoditas unggulan di sektor hortikultura adalah cabai, bahkan cabai bisa ditetapkan sebagai bahan pangan

pokok selain beras dan jagung. Kegemaran masyarakat Indonesia meningkat. Dapat dilihat dari data Badan Pusat Statistik (BPS) menunjukkan konsumsi cabai di Indonesia menembus sampai 596,14 ribu ton pada tahun 2021. Angka tersebut meningkat sebesar 6.78% atau mencapai 636,56 ribu ton cabai pada tahun 2022[2]. Budidaya tanaman cabai merupakan kegiatan usaha tani yang menjanjikan keuntungan yang besar sehingga banyak orang Indonesia yang berlomba – lomba budidaya cabai. BPS juga menjelaskan bahwa produksi cabai pada tahun 2022 mencapai 1,48 juta ton yang mana angka ini naik sebesar 8,47% daripada tahun 2021 yang sebesar 115,25 ribu ton[2]. Budidaya cabai tidak terlepas dari yang namanya hama dan penyakit. Tetapi sebagian besar petani cabai tidak melakukan penyemprotan bahan kimia karena biayanya yang sangat tinggi sehingga kondisi tersebut membuat populasi predator alami atau hama semakin meningkat akibatnya kerugian produksi cabai menjadi kondisi yang wajar hal itu juga yang mengakibatkan mahalnnya harga cabai di pasaran. Agar para petani cabai memiliki untung yang lebih lagi maka ada baiknya para petani cabai mengenal hama dan penyakit cabai serta cara penanganannya. Akan tetapi banyak para petani cabai yang tidak mengetahui cara penanganan bahkan tak jarang yang tidak mengetahui hama penyakit yang menyerang tanaman cabai yang menyerang sehingga kerugian yang timbul bahkan melampaui biaya produksi pada petani cabai[3]. Penelitian ini dilakukan di Desa Tranjang, Kecamatan Siman, Kabupaten Ponorogo. Dari 5 petani yang diwawancarai, 4 orang setuju bahwa hama merupakan faktor utama anjloknya produksi cabai, sedangkan 1 orang berpendapat bahwa faktor utamanya adalah musim. Menariknya, semua petani yang diwawancarai sepakat bahwa serangan hama di satu tempat dapat memengaruhi area di sekitarnya. Selain itu, mereka juga sepakat bahwa anjloknya produksi cabai berakibat pada kenaikan harga cabai di pasaran. Kesimpulannya menunjukkan bahwa serangan hama dan penyakit sangat berpengaruh terhadap naiknya harga cabai di pasaran.

Adapun beberapa penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya yang pertama adalah Bella Nurbuana Cahya Ningrum dan rekan-rekan dari Universitas Nusantara PGRI Kediri, dalam penelitiannya pada tahun 2024, berhasil mengidentifikasi penyakit cabai seperti lalat bercak abu, virus kuning, dan layu bakteri menggunakan algoritma CNN. Meskipun mereka mencapai akurasi 100% dengan 162 citra, akurasi menurun drastis menjadi 45% saat data diperbanyak menjadi 236 citra, yang menunjukkan tantangan dalam generalisasi model terhadap data baru[4]. Yang kedua adalah penelitian Athallah Tsany Rakha Dzaky dari Universitas Telkom Bandung pada tahun 2021 juga menggunakan CNN untuk mendeteksi penyakit daun cabai seperti virus kuning, keriting mosaik, dan layu, dengan mencapai akurasi 90% dari 461 gambar data[5]. Selanjutnya, penelitian oleh Mukti Setiono dan tim dari Universitas Mercu Buana Yogyakarta pada tahun 2024 memfokuskan pada klasifikasi cabai sehat dan terinfeksi antraknosa, menggunakan 1000 gambar yang menghasilkan akurasi sebesar 93.25%[6]. Penelitian Fahmi Anugrah Danendra dari Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur pada tahun 2023 menggunakan arsitektur AlexNet dan SqueezeNet untuk klasifikasi penyakit daun cabai rawit, dengan hasil akurasi 85% untuk SqueezeNet dan 90% untuk AlexNet dari 1000 gambar data[7]. Selain itu, penelitian oleh Mohammad Gugus Azhari dari Universitas Darul Ulum Jombang dan Universitas

Yudharta Pasuruan pada tahun 2023 menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur EfficientNet dengan teknik transfer learning dapat mencapai akurasi 97% dalam mendeteksi penyakit daun cabai dari 619 gambar data[8].

Berdasarkan permasalahan yang telah disebutkan diatas maka penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi dan identifikasi penyakit daun pada tanaman cabai menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Fokus utama penelitian adalah membandingkan efektivitas dua arsitektur CNN, yaitu VGG16 dan MobileNetV2, dalam membedakan jenis-jenis penyakit daun cabai. Diharapkan hasil penelitian dapat memberikan wawasan yang jelas mengenai model mana yang lebih optimal digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman cabai, memberikan kontribusi penting bagi pertanian dalam meningkatkan pengelolaan penyakit tanaman secara efisien dan tepat waktu.

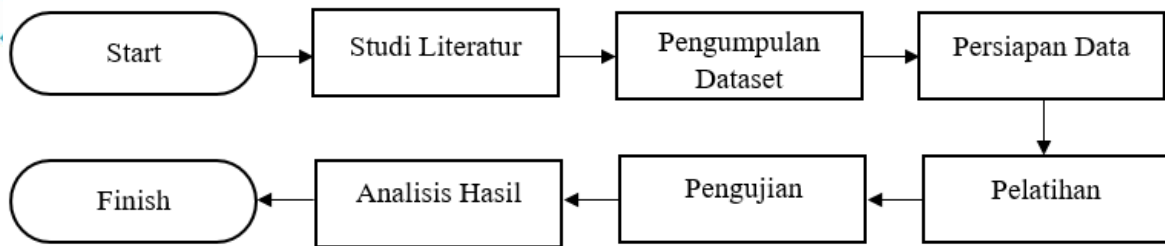
Metode Penelitian

Waktu dan tempat penelitian

Penelitian ini dilaksanakan selama kurang lebih 3 bulan yang dimulai pada bulan april 2024 hingga juli 2024 proses penelitian melalui beberapa tahap yaitu pengumpulan dataset, pembuatan sistem, dan evaluasi dan analisis hasil. Pengumpulan dataset dilakukan pada bulan april 2024 dimana pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan gambar daun tanaman cabai yang menunjukkan gejala penyakit. Tahap selanjutnya adalah pembuatan sistem yang dilakukan pada bulan april sampai juni dimana pada pembuatan sistem tersebut data yang telah dikumpulkan tersebut diproses untuk mempersiapkan dataset yang akan digunakan dalam pelatihan model CNN, selanjutnya model CNN dikembangkan dan dilatih menggunakan dataset yang telah diproses. Pada tahap terakhir adalah evaluasi dan analisis hasil yang dilakukan pada juli 2024 tahap penelitian ini meliputi evaluasi model yang telah dikembangkan dan analisis hasil yang diperoleh. Hasil evaluasi digunakan untuk menilai kinerja model.

Tempat pada penelitian ini dilakukan di ladang milik Ibu Tina yang berada di desa Tranjang Kecamatan Siman Kabupaten Ponorogo. Pengambilan gambar dilakukan pada malam hari sekitar jam 19.00-20.00 dimana pada pengambilan data tersebut hanya diperoleh 2 kondisi pada tanaman cabai yaitu sehat dan leaf curl. Selain dari ladang milik Ibu Tina saya juga melakukan pengambilan data pada ladang Bapak Sumani yang berada di desa Tranjang Kecamatan Siman Ponorogo. Pengambilan gambar dilakukan pada malam hari sekitar jam 21.00-21.30 dimana pada pengambilan data tersebut diperoleh 3 kondisi pada tanaman cabai yaitu sehat, leaf curl, dan yellowish. Selain 2 ladang tersebut saya juga melakukan pengambilan foto random yang ada di pinggir jalan seperti di kolam renang Tirta Husada yang berada pada Kecamatan Pulung Kabupaten Ponorogo dan juga pada pinggir sawah yang tidak diketahui pemiliknya.

Alur penelitian



Gambar 1 Alur Penelitian

Alur pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahap yaitu:

1. Studi Literatur
Studi Literatur dilakukan dengan tujuan memahami konsep dasar, metode yang digunakan dalam penelitian sebelumnya, serta menemukan celah penelitian yang sebelumnya sehingga dapat dikembangkan pada penelitian ini.
2. Pengumpulan Dataset
Pengumpulan Data dilakukan dengan tujuan untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan untuk mencapai tujuan dari penelitian. Pengumpulan dataset pada penelitian ini berupa gambar daun dari tanaman cabai yang sehat maupun menunjukkan gejala penyakit.
3. Persiapan Data
Pada Persiapan Data dilakukan persiapan kepada data yang telah dikumpulkan tahap ini dilakukan serangkaian penyesuaian agar gambar dalam format yang sesuai untuk pemodelan.
4. Pelatihan
Pada tahap Pelatihan, data yang telah disiapkan dan telah sesuai dengan format pemodelan dilakukan pelatihan dengan menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) proses pelatihan melibatkan pemilihan arsitektur model yang sesuai, penyesuaian parameter, dan iterasi yang digunakan untuk meningkatkan kinerja model. Arsitektur yang digunakan didalam penelitian ini menggunakan arsitektur VGG16 dan MobileNetV2
5. Pengujian
Setelah tahap Pelatihan data melalui tahap pengujian dimana pada tahap ini akan dilakukan pengujian untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan data uji. Hasil pengujian dapat digunakan untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan lain sebagainya.
6. Analisis Data
Pada tahap terakhir adalah analisis hasil pengujian dimana dari hasil pengujian tersebut dievaluasi untuk mengetahui apakah tujuan penelitian tersebut tercapai. Analisis juga mencakup interpretasi nilai, kekuatan serta kelemahan model serta rekomendasi terhadap penelitian selanjutnya.

Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian yang saya lakukan saya membuat satu sistem dimana didalam sistem tersebut terdapat 2 arsitektur yang berbeda, yang pertama adalah arsitektur VGG16 dan yang kedua adalah arsitektur MobileNetV2 dimana pada sistem tersebut tersebut dalam proses pengumpulan dataset, persiapan data, dan pengujian data menggunakan teknik yang sama. Berikut adalah hasil kerjanya:

A. PENGUMPULAN DATASET

Pengumpulan data dilakukan dengan 2 metode yaitu dengan cara Data Statistik dan juga observasi. Data Statistik dilakukan dengan menggunakan data yang telah tersedia yang biasanya telah dikumpulkan oleh pihak ke-3. Cara ini lebih cepat karena yang dibutuhkan peneliti hanyalah mengakses dataset. Pengumpulan data juga dilakukan dengan melakukan observasi di lapangan. Observasi dilakukan pada ladang Ibu Tina, Bapak Sumani, yang berlokasi di Tranjang Siman Ponorogo dimana pada observasi tersebut peneliti mendapatkan hasil ladang tersebut dengan kondisi berpenyakit leaf curl, yellowish dan ada juga yang berkondisi sehat. Sedangkan penyakit yang lain seperti leaf spot, dan whitefly menggunakan dataset yang ada di platform Kaggle. Dari gabungan baik dari observasi maupun dari Kaggle mendapatkan data sebanyak 500 buah gambar daun cabai yang memiliki kondisi antara lain sehat, leaf curl, leaf spot, whitefly, dan yellowish.



Gambar 2 Klasifikasi Penyakit Daun Cabai

B. PERSIAPAN DATA

Dalam tahap persiapan data terdapat serangkaian langkah untuk mempersiapkan dataset sebelum dilanjutkan

dalam pelatihan dan pengujian. Pada tahap ini dataset melalui tahap normalisasi nilai piksel gambar menjadi rentang 0 sampai 1, rotasi gambar hingga 20 derajat, menggeser gambar secara horisontal hingga 20% dari lebar gambar, menggeser gambar secara vertikal hingga 20% dari tinggi gambar, menerapkan transformasi geser pada gambar, memperbesar atau memperkecil gambar hingga 20%, membalik gambar secara horizontal, mengisi piksel kosong setelah transformasi dengan nilai piksel terdekat, dan mengubah gambar menjadi ukuran 224x224 piksel. Langkah – langkah yang telah dilakukan ini memastikan agar semua gambar yang digunakan memiliki format dan skala yang konsisten hal ini memungkinkan model untuk menganalisis dan membuat akurasi yang tinggi.

C. PELATIHAN DATA

Proses pelatihan dataset pada sistem ini dimulai dengan membangun 2 buah model CNN dengan arsitektur VGG16 dan MobileNetV2 yang masing masing dari arsitektur dilengkapi dengan pre-trained dari dataset ImageNet awalnya selua lapisan dari model dasar dibuat tidak dapat dilatih untuk menjaga fitur pre-trained, kemudian lapisan ditambahkan di atas model dasar yang mencakup global average pooling, dense layer dengan 1024 unit dengan aktivasi ReLU, serta output layer dengan 5 unit dengan aktivasi softmax untuk klasifikasi 5 kelas. Model tersebut kemudian dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0.0001, dan menggunakan categorical crossentropy sebagai fungsi loss dan metrik akurasi.

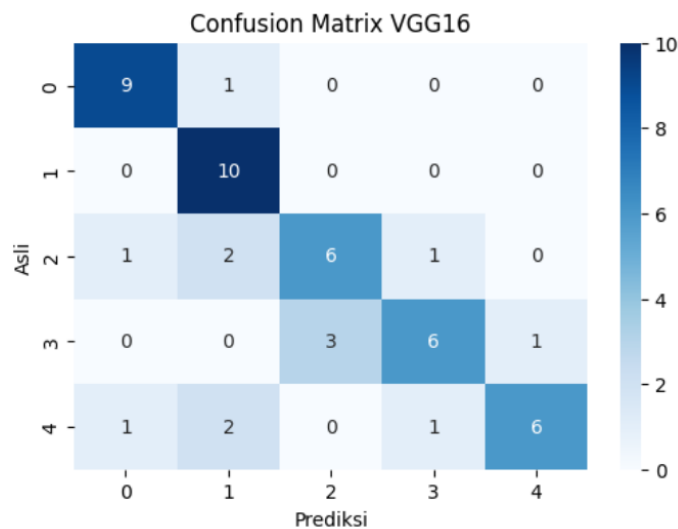
Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan data gambar yang telah diproses oleh generator data gambar. Untuk setiap model, proses pelatihan dijalankan selama 10 epoch, di mana pada setiap epoch, model akan melakukan pembaruan bobot berdasarkan data pelatihan dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan data validasi. Langkah-langkah ini melibatkan perhitungan forward pass dan backward pass, di mana prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung loss, dan gradien dari loss digunakan untuk memperbarui bobot model. Proses ini diulang hingga mencapai jumlah epoch yang telah ditentukan.

D. PENGUJIAN DATA

Pada proses pengujian data model yang telah dilatih (baik VGG16 maupun MobileNetV2) kemudian dievaluasi menggunakan data pengujian ini. Proses evaluasi melibatkan perhitungan prediksi model terhadap gambar-gambar pengujian, di mana setiap prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung metrik kinerja seperti loss dan akurasi. Hasil evaluasi memberikan nilai numerik yang mencerminkan seberapa baik model mampu menggeneralisasi pengetahuannya dari data pelatihan ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

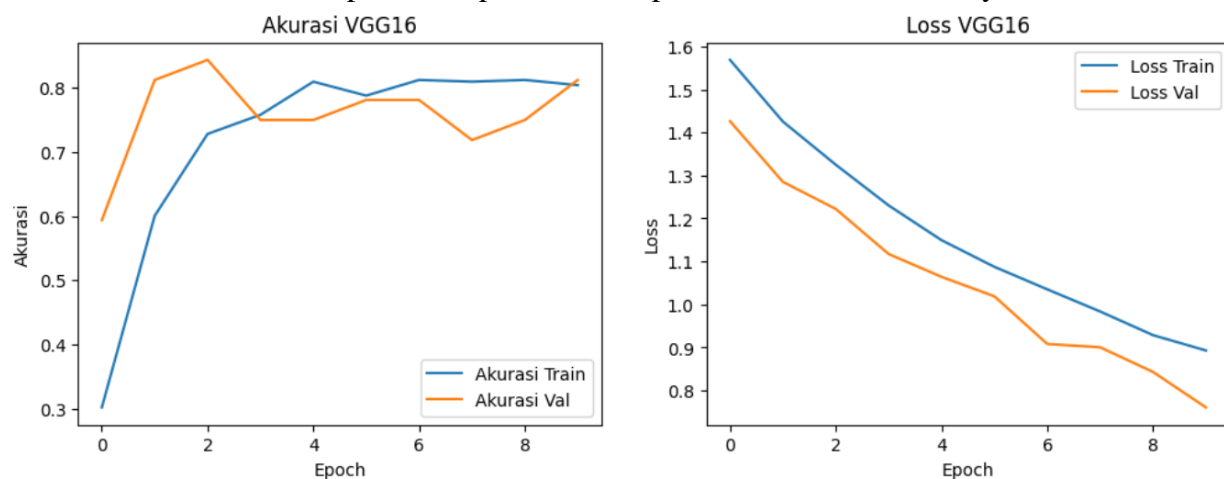
E. ANALISIS HASIL

Dari Penelitian yang telah dilakukan secara runtut mulai dari Studi Literatur, Pengumpulan Dataset, Persiapan Dataset, Pelatihan Dataset, Pengujian Dataset didapatkan hasil yang baik dimana pada pelatihan dataset didapatkan hasil epoch terakhir dimana pada arsitektur VGG16 mendapatkan akurasi sebesar 74% sedangkan pada arsitektur MobileNetV2 mendapatkan hasil sebesar 92%. Dari penelitian yang telah dilakukan didapatkan hasil confusion matrix seperti pada gambar dibawah



Gambar 3 Confusion Matriks Arsitektur VGG16

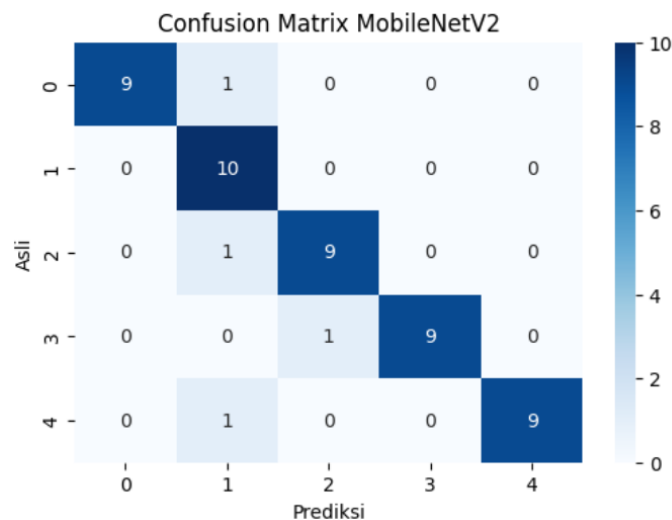
Gambar di atas merupakan confusion matriks arsitektur VGG16 dimana pada sumbu Y, menampilkan kelas sebenarnya dari data pengujian, sementara pada sumbu X menampilkan kelas yang diprediksi oleh model. Setiap nilai dalam matriks menunjukkan nilai instance yang dimana gambar yang termasuk dalam kombinasi kelas sebenarnya dan kelas prediksi tertentu. Diagonal utama matriks menunjukkan jumlah prediksi yang benar, di mana kelas prediksi sesuai dengan kelas sebenarnya sedangkan di luar diagonal utama, terdapat elemen-elemen yang menunjukkan jumlah prediksi yang salah, di mana kelas prediksi berbeda dari kelas sebenarnya. Dari hal itu dapat disimpulkan bahwa bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi untuk kelas 0 dan kelas 1, namun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi untuk kelas lainnya.



Gambar 4 Gambar Akurasi dan Loss Pada Arsitektur VGG16

Gambar diatas merupakan grafik performa dari arsitektur VGG16 yang mana grafik pertama (kiri) menunjukkan akurasi model terhadap data pelatihan dan validasi, dengan sumbu Y sebagai nilai akurasi dan sumbu X sebagai jumlah epoch atau iterasi pelatihan pada grafik terdapat

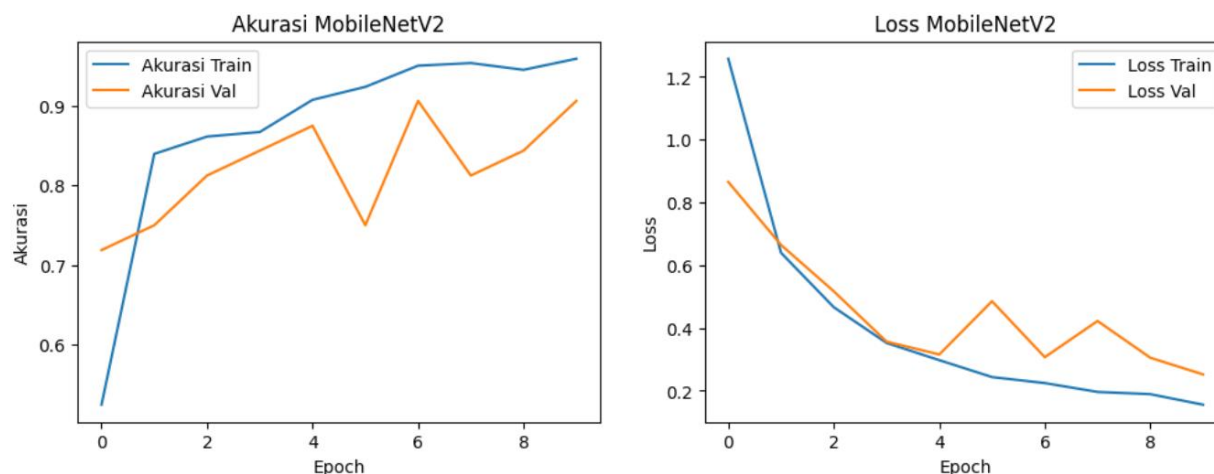
kurva biru mewakili akurasi pada data pelatihan yang meningkat tajam dari awal hingga mencapai sekitar 0.8, sementara itu kurva oranye mewakili akurasi pada data validasi yang juga meningkat cepat pada awalnya, tetapi mengalami beberapa fluktuasi sebelum akhirnya stabil. Pada Grafik kedua (kanan) menunjukkan nilai loss (kerugian) model terhadap data pelatihan dan validasi, dengan sumbu Y sebagai nilai loss dan sumbu X sebagai jumlah epoch. Kedua kurva ini menunjukkan penurunan yang konsisten, dengan loss pada data pelatihan dan validasi yang menurun seiring dengan bertambahnya epoch, menandakan bahwa model semakin sedikit membuat kesalahan dalam prediksinya. Penurunan yang lebih cepat pada loss validasi dibandingkan dengan loss pelatihan pada awal pelatihan menunjukkan bahwa model cepat belajar dari data awal, meskipun ada fluktuasi pada akurasi validasi yang mengindikasikan potensi overfitting atau underfitting pada beberapa titik. Namun, pada akhirnya, stabilitas yang dicapai menunjukkan bahwa model berhasil menemukan keseimbangan yang baik antara belajar dari data pelatihan dan generalisasi ke data yang tidak terlihat sebelumnya. Secara keseluruhan, grafik ini mengindikasikan bahwa model VGG16 berhasil meningkatkan kemampuannya dalam mengklasifikasikan gambar dengan baik selama proses pelatihan.



Gambar 5 Confusion Matriks MobileNetV2

Gambar di atas merupakan confusion matriks MobileNetV2 dimana pada sumbu Y, menampilkan kelas sebenarnya dari data pengujian, sementara pada sumbu X menampilkan kelas yang diprediksi oleh model. Setiap sel dalam matriks menunjukkan jumlah instance (data) yang termasuk dalam kategori tertentu. Angka-angka yang berada pada diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah) menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas (9, 10, 9, 9, 9), sementara angka-angka di luar diagonal menunjukkan prediksi yang salah. Warna dalam sel mencerminkan intensitas jumlah prediksi, dengan warna yang lebih gelap menunjukkan jumlah yang lebih besar. Matriks kebingungan ini menunjukkan bahwa model

MobileNetV2 memiliki kinerja yang baik dengan banyak prediksi yang benar, tetapi masih ada beberapa kesalahan prediksi yang perlu diperhatikan.



Gambar 6 Gambar Akurasi dan Loss Pada Arsitektur MobileNetV2

Gambar diatas merupakan grafik performa dari arsitektur MobileNetV2 yang mana grafik pertama di sebelah kiri menampilkan perubahan akurasi model, dengan sumbu horizontal (X) mewakili jumlah epoch atau iterasi pelatihan, dan sumbu vertikal (Y) menunjukkan nilai akurasi. Garis biru merepresentasikan akurasi pada data pelatihan, sementara garis oranye menunjukkan akurasi pada data validasi. Dari grafik ini, terlihat bahwa akurasi model pada data pelatihan terus meningkat seiring bertambahnya jumlah epoch, mencapai sekitar 0.9 atau 90%. Akurasi pada data validasi juga meningkat meskipun terdapat beberapa fluktuasi, dan akhirnya mencapai nilai yang mendekati akurasi pelatihan. Grafik kedua di sebelah kanan menunjukkan perubahan nilai loss model, dengan sumbu horizontal (X) juga mewakili jumlah epoch, dan sumbu vertikal (Y) menunjukkan nilai loss, yang merupakan ukuran kesalahan prediksi model. Garis biru menunjukkan loss pada data pelatihan, sementara garis oranye menunjukkan loss pada data validasi. Grafik ini menunjukkan bahwa nilai loss pada data pelatihan terus menurun secara konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch, menandakan bahwa model semakin baik dalam memprediksi data pelatihan. Nilai loss pada data validasi juga mengalami penurunan, meskipun ada beberapa fluktuasi, yang menunjukkan bahwa model umumnya semakin baik dalam memprediksi data yang tidak terlihat selama pelatihan. Secara keseluruhan, kedua grafik ini mengindikasikan bahwa model MobileNetV2 mengalami peningkatan kinerja baik dari segi akurasi maupun penurunan loss selama proses pelatihan, meskipun terdapat beberapa variabilitas pada data validasi.

Tabel 1 Hasil Percobaan Sistem

No. Percobaan	VGG16	MobileNetV2	Actual
Percobaan-1	Leaf Curl	Healty	Healty
Percobaan-2	Healty	Healty	Healty
Percobaan-3	Healty	Healty	Healty
Percobaan-4	Healty	Healty	Healty
Percobaan-5	Healty	Healty	Healty
Percobaan-6	Leaf Curl	Leaf Curl	Leaf Curl
Percobaan-7	Leaf Curl	Leaf Curl	Leaf Curl
Percobaan-8	Leaf Curl	Leaf Curl	Leaf Curl
Percobaan-9	Leaf Curl	Leaf Curl	Leaf Curl
Percobaan-10	Leaf Curl	Leaf Curl	Leaf Curl
Percobaan-11	Leaf Curl	Leaf Curl	Leaf Sport
Percobaan-12	Leaf Sport	Leaf Sport	Leaf Sport
Percobaan-13	Leaf Sport	Leaf Sport	Leaf Sport
Percobaan-14	Healty	Leaf Sport	Leaf Sport
Percobaan-15	Leaf Sport	Leaf Sport	Leaf Sport
Percobaan-16	Whitefly	Whitefly	Whitefly
Percobaan-17	Whitefly	Leaf Sport	Whitefly
Percobaan-18	Whitefly	Whitefly	Whitefly
Percobaan-19	Leaf Sport	Whitefly	Whitefly
Percobaan-20	Whitefly	Whitefly	Whitefly
Percobaan-21	Leaf Curl	Leaf Curl	Yellowish
Percobaan-22	Leaf Curl	Yellowish	Yellowish
Percobaan-23	Yellowish	Yellowish	Yellowish
Percobaan-24	Yellowish	Yellowish	Yellowish
Percobaan-25	Healty	Yellowish	Yellowish
Total prediksi benar arsitektur VGG16			18
Total prediksi benar arsitektur MobileNetV2			22

Dari tabel diatas didapatkan hasil dari 25 kali percobaan dengan menggunakan gambar yang sama dimana dari masing – masing kelas menggunakan data sebanyak 5 sehingga total data yang digunakan adalah 25, dari hasil percobaan didapatkan hasil arsitektur VGG16 mendapatkan kesalahan sebanyak 7 kali dari 25 kali percobaan, sedangkan pada arsitektur MobileNetV2 mendapatkan kesalahan sebanyak 3 kali dari 25 kali percobaan.

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 lebih efektif dibandingkan VGG16 dalam mengidentifikasi penyakit daun pada tanaman cabai, dengan akurasi yang lebih tinggi dan tingkat kesalahan yang lebih rendah. Dari 25 kali percobaan, MobileNetV2

hanya mengalami 3 kesalahan, sedangkan VGG16 mengalami 7 kesalahan. Kesimpulannya, MobileNetV2 lebih andal dalam klasifikasi penyakit daun cabai, sehingga direkomendasikan untuk digunakan dalam aplikasi pengelolaan penyakit tanaman.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk:

1. Menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam untuk meningkatkan generalisasi model.
2. Menguji arsitektur CNN lainnya yang mungkin lebih efisien dan akurat.
3. Mengembangkan aplikasi berbasis mobile atau web yang dapat digunakan oleh petani untuk mendeteksi penyakit daun cabai secara real-time.
4. Melakukan penelitian lebih lanjut untuk mengoptimalkan model dalam kondisi lingkungan yang berbeda.

Referensi

- [1] admin bakti, “Mendekatkan Anak Muda dengan Pertanian | BaKTI.” Diakses: 18 Juni 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://bakti.or.id/berita/mendekatkan-anak-muda-dengan-pertanian>
- [2] erlina santika, “Konsumsi Cabai Besar dan Rawit 2022 Sudah Melampaui Capaian Sebelum Pandemi | Databoks.” Diakses: 18 Juni 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/06/22/konsumsi-cabai-besar-dan-rawit-2022-sudah-melampaui-capaian-sebelum-pandemi>
- [3] H. A. Fatta dan U. Amikom, *Analisis dan Perancangan Sistem Informasi untuk Keunggulan Bersaing Perusahaan dan Organisasi Modern*. Penerbit Andi.
- [4] B. N. T. C. Ningrum, E. N. Ni'mah, M. P. Arifin, dan 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, Art. no. 1, Jan 2024, doi: 10.29407/stains.v3i1.4137.
- [5] A. T. R. Dzaky dan W. F. A. Maki, “Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *EProceedings Eng.*, vol. 8, no. 2, Art. no. 2, Apr 2021, Diakses: 5 Juli 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/14701>
- [6] M. Setiono, “Klasifikasi Penyakit Antraknosa Citra Cabai Rawit Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *JATISI J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 11, no. 2, Art. no. 2, Jun 2024, doi: 10.35957/jatisi.v11i2.8039.
- [7] F. A. Danendra, F. T. Anggraeny, dan H. Maulana, “Klasifikasi Citra Penyakit Daun Cabai Rawit Dengan Menggunakan CNN Arsitektur AlexNet dan SqueezeNet,” *Syntax J. Inform.*, vol. 12, no. 01, Art. no. 01, Mei 2023.
- [8] M. G. Azhari, M. A. Husain, dan M. Lutfi, “TRANSFER LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN ARSITEKTUR EFFICIENTNET UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT DAUN CABAI,” *JATI J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 5, Art. no. 5, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i5.7791.