

Kinerja Model Transfer Learning dengan Arsitektur ResNet152v2 dalam Klasifikasi Penyakit Daun Pepaya

Aji Aris Nasution¹, Davit Irawan², Fido Rizki³

^{1,2} Universitas Bina Insan

e-mail: ajiarisnasution21@gmail.com¹, davit_irawan@univbinainsan.ac.id²,
fidorizki@univbinainsan.ac.id³

Abstrak

Penelitian ini membahas penggunaan model transfer learning ResNet152v2 Untuk klasifikasi penyakit daun pepaya, metode tradisional dalam mengidentifikasi penyakit tanaman seringkali bersifat subjektif dan bergantung pada pengalaman manusia, yang dapat menyebabkan inkonsistensi dan ketidakakuratan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi yang efisien dan andal. Dataset yang digunakan terdiri dari tiga kelas : healthy (Sehat), Ringspot (Virus), dan Curl (Keriting pada daun pepaya). Citra pada dataset ini telah melalui tahap preprocessing dan augmentasi guna meningkatkan keragaman data. Model dilatih menggunakan pendekatan transfer learning dengan arsitektur ResNet152v2, dan hasil pelatihan dianalisis berdasarkan metrik akurasi, loss, serta Confusion matrix. Hasil menunjukkan model mampu menunjukkan bahwa model mencapai akurasi pelatihan sebesar 96% dan akurasi validasi sebesar 75% setelah 20 epoch, Untuk kategori Curl, model mencatatkan presisi sebesar 89% dan recall 97%, sedangkan kategori Ringspot menunjukkan presisi 80% dan recall 100%. Namun, recall kategori healthy relatif lebih rendah, yaitu 63%, akibat kesalahan klasifikasi. Akurasi keseluruhan pada pengujian adalah 87%. Penelitian ini menunjukkan potensi Transfer learning dalam klasifikasi penyakit tanaman, meskipun ada tantangan pada keterbatasan dan kesalahan klasifikasi. Rekomendasi untuk penelitian selanjutnya mencakup peningkatan variasi dataset, pengoptimalan hyperparameter, serta eksplorasi arsitektur deep learning lain untuk memperbaiki performa klasifikasi, selain itu pengembangan aplikasi berbasis web atau seluler dapat meningkatkan penerapan model ini dalam praktik pertanian

Kata kunci: Pembelajaran Transfer; ResNet152v2; Penyakit daun pepaya; Klasifikasi Gambar; Deep Learning.

Abstract

This study discusses the use of the ResNet152v2 transfer learning model for papaya leaf disease classification, traditional methods of identifying plant diseases are often subjective and rely on human experience, which can lead to inconsistencies and inaccuracies. This study aims to develop an efficient and reliable classification model. The dataset used consists of three classes: healthy, Ringspot (Virus), and Curl (Curly on papaya leaves). The images in this dataset have gone through preprocessing and augmentation stages to increase data diversity. The model was trained using a transfer learning approach with the ResNet152v2 architecture, and the training results were analyzed based on accuracy, loss, and Confusion matrix metrics. The results show that the model is able to demonstrate that the model achieves a training accuracy of 96% and a validation accuracy of 75% after 20 epochs. For the Curl category, the model recorded a precision of 89% and a recall of 97%, while the Ringspot category showed a precision of 80% and a recall of 100%. However, the recall of the healthy category is relatively lower, which is 63%, due to misclassification. The overall accuracy of the test was 87%. This study shows the potential of Transfer Learning in plant disease classification, despite challenges in terms of limitations and classification errors. Recommendations for further research include increasing the variety of datasets, optimizing hyperparameters, and exploring other deep learning architectures to improve classification performance, in addition to developing web or mobile-based applications to improve the application of this model in agricultural practices.

Keywords: Transfer Learning; ResNet152v2; Pepaya leaf disease; Image Classification; Deep Learning.

1. Pendahuluan

Pepaya *Calina* adalah buah pepaya yang paling populer di Indonesia karena rasanya yang manis dan warnanya yang merah kekuningan apabila sudah matang. Buah ini penuh kaya manfaat, seperti meningkatkan daya imun tubuh dan mendukung fungsi pencernaan. Namun budidaya pepaya *Calina* menghadapi berbagai masalah. Yaitu berupa penyakit pada daun pepaya yang dapat menurunkan kesehatan pada tanaman ini. Virus VRSP (*Virus Resisten Serangan Penyakit*) adalah salah satu penyakit yang paling sering menyerang. Ini dapat menyebabkan kerusakan pada daun dan buah dan mengganggu proses fotosintesis (Wijayanti, 2024).

Hama seperti *Whiflies* juga dapat merusak banyak. Selain itu, infeksi bakteri dapat menyebabkan tanaman busuk dan rusak. Pendapat petani bisa terancam jika masalah ini dibiarkan terus menerus dan tidak ditangani secara cepat. Para petani selama ini masih menggunakan metode tradisional yang mana metode tersebut masih kurang efektif untuk klasifikasi penyakit pada daun pepaya. Metode tradisional ini cuman melandaskan dari hasil perkiraan sendiri, situasi ini dapat menyebabkan kerusakan pada tanaman bahkan bisa mengakibatkan kualitas buah menjadi buruk. Oleh sebab itu, untuk menjadi hasil yang lebih akurat dan ringkas dalam klasifikasi penyakit pada daun pepaya, kemajuan teknologi pada bidang pertanian pengolahan citra digital mampu berfokus dalam manipulasi gambar berdasarkan citra. Penggunaan *transfer learning* dalam pengenalan citra adalah salah satu pendekatan baru yang potensial.

Model pembelajaran mesin yang telah dilatih pada dataset besar memungkinkan untuk diterapkan pada masalah yang lebih spesifik pada dataset yang lebih kecil. Metode ini sangat membantu dalam klasifikasi untuk masing-masing penyakit tanaman (Suparman, dkk., 2023). Salah satu jenis *Convolutional Neural Network* (CNN), Arsitektur *ResNet 152v2*, telah terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola dan fitur kompleks dalam gambar menjadikannya sangat ideal untuk mengklasifikasi penyakit pada daun pepaya. Sebagai upaya mengklasifikasikan penyakit pada daun pepaya *Calina*, penelitian ini menganalisis penerapan *transfer learning* menggunakan arsitektur *ResNet152v2*

(Razavi dkk., 2024). Diharapkan penelitian ini akan memberikan wawasan lebih dalam mengenai hasil teknologi ini dalam sektor pertanian dengan menganalisis kemampuan model dalam mengidentifikasi masing-masing jenis penyakit. Selain itu, penelitian ini juga akan mengevaluasi tingkat akurasi klasifikasi untuk setiap masing-masing jenis penyakit. Dengan memanfaatkan pendekatan arsitektur *ResNet152v2*.

Melakukan studi pada hasil penelitian terdahulu yang relevan. Pertama, penelitian oleh Rozaki dkk., (2021) dengan judul "implementasi transfer learning pada algoritma convolutional neural network untuk identifikasi penyakit daun kentang", menjelaskan bahwa; pertanian kentang memiliki masalah berupa penyakit yang menyerang pada daun. Penyakit pada daun kentang yang sering ditemui adalah early blight dan late blight. Image processing adalah metode yang dapat digunakan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi penyakit pada daun kentang dengan memanfaatkan citra daun. Berdasarkan hasil dari percobaan proses klasifikasi penyakit daun tanaman, disimpulkan bahwa klasifikasi citra daun kentang dengan menggunakan arsitektur CNN yang sederhana menghasilkan performa model klasifikasi yang overfitting.

Kedua, penelitian oleh Suharso dkk., (2022) dengan judul "penerapan metode residual network (resnet) dalam klasifikasi penyakit pada daun gandum", menjelaskan bahwa; salah satu faktor yang menghambat produksi gandum adalah kegagalan panen akibat penyakit atau hama. Penyakit yang umum pada tanaman gandum adalah Septoria dan *Stripe Rust*. Penyakit tersebut dapat diidentifikasi melalui warna dan bercak daun. Metode *residual network* (ResNet) dapat melakukan klasifikasi penyakit dengan nilai akurasi lebih dari 95% dengan pemisahan data yang berbeda. Hasil akurasi terbaik terdapat pada skenario 2 karena memiliki nilai akurasi dan confusion matrix yang lebih tinggi dibandingkan skenario lainnya.

Ketiga, penelitian oleh Dicky dkk., (2023) dengan judul penelitian "algoritma resnet 152v2 dalam melakukan klasifikasi penyakit pada daun tanaman tomat", menjelaskan bahwa; Penyakit daun pada tanaman tomat bukanlah masalah sepele. Namun, dalam pertanian penyakit ini dapat mengakibatkan kerugian ekonomi yang substansial bagi para petani yang

bergantung pada hasil panen tomat mereka. berdasarkan hasil klasifikasi citra untuk penyakit pada daun tanaman tomat dan hasil pengujian terhadap klasifikasi dengan menggunakan algoritma ResNet152V2, maka dapat dihasilkan nilai akurasi sekitar 97%, sehingga model yang dibangun relatif mampu dan efektif.

Keempat, penelitian oleh Gultom dkk., (2020) dengan judul penelitian "klasifikasi citra klon teh seri gmb menggunakan convolutional neural network (CNN) dengan arsitektur resnet, vgg net, dan alexnet", menjelaskan bahwa; keterbatasan petani teh untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi kualitas daun teh yang baik dengan akurat masih minim dan membutuhkan waktu yang lama dan tentu mempengaruhi perekonomian Indonesia dalam produktivitas teh ke pasar dunia. Pada dataset 2860 atau data augmentasi didapat skenario terbaik dari berbagai parameter yang ditentukan. Hasil dari pelatihan menggunakan parameter tersebut mendapatkan nilai training accuracy 0,9871 dan testing accuracy sebesar 0,9818. Kemudian untuk training loss nya mendapatkan nilai sebesar 0,0444 dengan nilai testing loss yang didapat sebesar 0,0936. Grafik yang didapat dari hasil proses pelatihan dan pengujian untuk data augmentasi sudah optimal karena proses pelatihan sudah sesuai dengan proses pengujian.

Kelima, penelitian oleh Febrywinata dkk., (2024) dengan judul "pengenalan dan klasifikasi jenis buah menggunakan metode cnn secara sederhana dengan menggunakan google colab" menjelaskan bahwa; pengenalan jenis buah merupakan faktor yang cukup penting bagi masyarakat yang baru mengenal beberapa jenis buah yang jarang ditemui tentunya membuat bertanya tanya. Pada kasus kali ini dibuatnya sistem ini bertujuan untuk mempermudah masyarakat untuk mengenal jenis buah. Program yang dilatih untuk memprediksi gambar berjalan sesuai dengan jenis buah yang telah diujikan. menggunakan CNN berhasil mencapai akurasi sebesar 85,31%. Model yang dibangun juga memiliki nilai rata-rata antara presisi dan sensitivitas yang baik, yaitu 89,92% dan 86,49%.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode Eksplorasi, Eksplorasi adalah sebagai kegiatan ilmiah yang bertujuan memahami area, daerah, atau kondisi yang sebelumnya tidak diketahui. Eksplorasi ini tidak terbatas pada area tertentu saja, melainkan bisa dilakukan di berbagai lingkungan, bahkan dalam pemahaman batin manusia. Secara umum, eksplorasi ini dapat diartikan sebagai penjelajahan lapangan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih luas (Mayr & Walter, 2007).

Langkah yang digunakan pada penelitian ini menggunakan pendekatan *Transfer Learning* dengan metode eksplorasi untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit pada daun pepaya, Proses ini menggunakan teknik *transfer learning* dengan arsitektur *ResNet 152v2*, Langkah-langkah mulai dari pengumpulan dan pengolahan data, pembangunan model, hingga evaluasi kinerja model yang telah dikembangkan.

Lokasi penelitian dilakukan di lahan pertanian sebagai lokasi utama untuk mengamati dan mengumpulkan data tentang penyakit daun pepaya, di rumah pribadi untuk proses analisis data dan simulasi model menggunakan perangkat komputer pribadi, ataupun bisa melalui simulasi lingkungan virtual memanfaatkan platform seperti google colab untuk melatih dan menguji model.

Detail lokasi berada di lingkungan Kelurahan Siring Agung, yang terletak di Kecamatan Lubuklinggau Selatan II Kota Lubuklinggau Sumatera Selatan. Yang Rata-Rata Penduduknya berprofesi sebagai petani. Baik itu pertanian Padi, Karet dan Sayuran

Terdapat dua jenis data dalam penelitian ini, yang mencakup data primer dan sekunder. Bentuk data primer merupakan data hasil observasi lapangan yang menunjukkan detail dan klasifikasi penyakit daun pepaya dan hasil wawancara. Sedangkan data sekunder merupakan data hasil penelitian terdahulu, yang didapat melalui kegiatan *literature review*.

Data primer, menentukan kebutuhan dataset, menentukan jenis penyakit daun pepaya yang akan diklasifikasikan, seperti daun yang sehat *healthy*, *prsv*, *whiteflies*. Setiap kelas penyakit memiliki jumlah gambar yang memadai untuk proses pelatihan validasi dan pengujian model.

Pengambilan data set gambar dilakukan secara langsung, dengan terjun ke Lokasi peneliti di perkebunan petani, setelah gambar terkumpul, klasifikasikan gambar secara manual berdasarkan karekteristik visual dari penyakit. Hasil pengamatan menunjukkan bahwa;

Tabel 1. Hasil Pengamatan.

Jenis Penyakit	Ciri-ciri
<i>Healthy</i>	Dimana kondisi daun pepaya tidak menunjukkan gejala atau tanda penyakit pada daun pepaya yang sehat adalah warna yang hijau dan segar.
<i>Curl</i>	Dimana Kondisi daun pepaya keriting daun nya berbentuk ke dalam dan keluar.
<i>Rinspot</i>	Dimana kondisi daun menguning dan ada bercak kuning virus.

Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Adapun data sekunder, yang diperoleh dari bahan perpustakaan dan peneliti secara tidak langsung melalui media perantara. Peneliti menggunakan artikel ilmiah dan buku sebagai rujukan.

Tabel 2. Data Set.

Jenis Penyakit	Jumlah Foto	Pelatihan 70%	Validasi 15%	Pengujian 15%
Healthy	233	163	35	35
Curl	233	163	35	35
PRSV	233	163	35	35
Total	699	489	105	105

Sumber: Febrywinata dkk., 2024.

Dalam melakukan penelitian *transfer learning* dalam model klasifikasi penyakit pada daun pepaya dengan pendekatan arsitektur *ResNet152v2*. Diperlukan beberapa alat dan bahan, adapun alat dan bahannya yang digunakan adalah sebagai berikut:

2.1. Alat

- 1) Perangkat Komputer.
- 2) Google Collab.
- 3) Jaringan
- 4) Google Drive.
- 5) Python dan Pustaka Pendukung.

2.2. Bahan

- 1) Data set.
- 2) Model Pre-trained Resnet152v2.
- 3) Augmentasi Gambar.

Analisis kebutuhan dalam penelitian ini terdiri dari 3 kelas utama, yang mencakup; *Healthy*, *Curl*, dan *Ringspot*. Data diperoleh melalui lahan pertanian langsung pengambilan data secara langsung kumpulkan data set gambar secara langsung terjun ke Lokasi peneliti di perkebunan petani, Setelah gambar terkumpul, klasifikasikan gambar secara manual berdasarkan karakteristik visual dari penyakit.

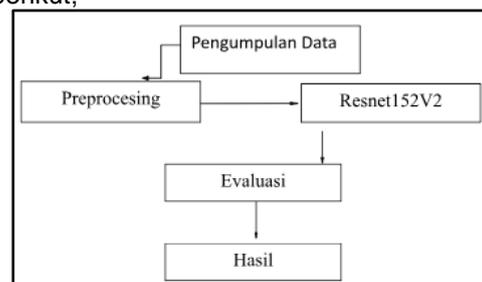
Analisis sistem, untuk memastikan sistem dapat beroperasi dengan baik, dibutuhkan perangkat keras dan perangkat lunak yang memadai. Kebutuhan perangkat keras mencakup; SSD 125GB, RAM 4GB, CPU PROSESOR INTEL CELERON. Kemudian kebutuhan perangkat lunak mencakup; penggunaan sistem operasi Windows 11 digunakan sebagai platform untuk menjalankan Python.

Model pengujian dalam penelitian ini dilakukan untuk menilai efektivitas model klasifikasi Penyakit daun pepaya yang dikembangkan menggunakan arsitektur Resnet152v2 tahapan pengujian terdiri dari;

1. Pembagian data set : data set dipecah menjadi tiga bagian : Data validasi, data uji, data pelatihan.
2. Evaluasi Model : kinerja model.
3. Akurasi: Mengukur presentase gambar.
4. *Precision, Recall, dan F1-Score* : menilai kekuatan deteksi.
5. *Confusion Matrix* : Matriks yang menggambarkan kinerja.

Tahap ini bertujuan untuk memastikan model yang telah dibangun memiliki performa yang optimal, proses pengujian menggunakan data uji yang telah dipisah dari data sebelumnya, hasil pengujian model akan dievaluasi dengan menggunakan berbagai matriks tertentu, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score.

Terakhir, sistematika rancangan sistem dalam kegiatan penelitian ini, dapat dilihat melalui **Gambar 1** sebagai berikut;



Gambar 1. Rancangan Sistem.

Sumber: Olahan data peneliti, 2024

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengambilan dataset

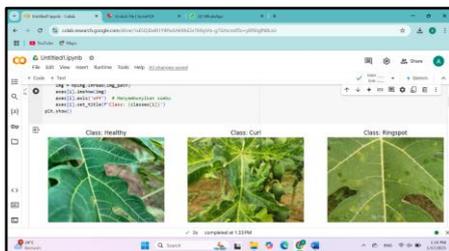
Sumber data diambil dari petani pepaya secara langsung di kelurahan Siring agung, dan berdasarkan hasil observasi dan wawancara antara peneliti dengan petani pepaya serta berkonsultasi kepada yang ahlinya di dalam bidang pertanian, khususnya pertanian pepaya, maka disini peneliti memperoleh data berupa 3 kelas, yang mana 1 kelas *Healthy* (Sehat), *Ringspot* (Virus) dan *Curl* (Keriting), Bisa Dilihat **Gambar 2** Dibawah Ini :



Gambar 2. penyakit daun pepaya.
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

3.2. Preprocessing

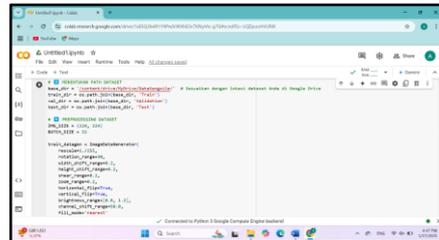
Pelabelan gambar 2 dilakukan pada *gogle collab phyton*, pelabelan sendiri merupakan pemberian nama pada gambar yang nantinya akan diperlukan sebagai data set, dalam penelitian ini peneliti memberi nama dengan 3 nama, yaitu *Healthy*, *Ringspot*, *Curl*, Pelabelan Yang akurat sangat penting agar model dapat belajar dengan benar dan *mengklasifikasikan* yang baik, jika terjadi kesalahan dalam pelabelan, model bisa mengalami penurunan akurasi atau salah dalam *mengklasifikasikan* gambar.



Gambar 3. Labeling.
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Resize gambar adalah proses mengubah ukuran gambar tanpa mengubah kontennya, dalam penelitian ini, *resize* gambar dilakukan agar semua gambar dalam dataset memiliki ukuran yang seragam sebelum digunakan untuk melatih model ResNet152v2 Gambar yang sudah

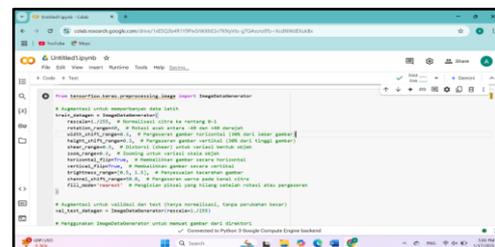
melalui proses *labeling* kemudian akan kita lakukan *resize* gambar, *resize* sendiri merupakan proses mengubah ukuran gambar menjadi 224 x 224 sesuai dengan model ResNet152v2 dengan bantuan *Google collab Phyton*.



Gambar 4. Resize Gambar.
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Fungsi *resize* sendiri agar memudahkan proses *training* dataset, karena jika ukuran *pixel* berbeda beda maka mesin akan kesulitan dalam melakukan proses *training* dataset.

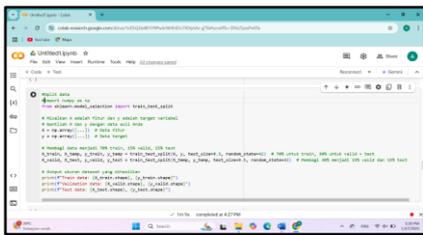
Setelah kita melakukan proses *resize* gambar maka langkah selanjutnya yaitu *augmentasi* gambar. *Augmentasi* gambar merupakan proses memperbanyak data gambar dengan berbagai jenis model gambar, Proses ini kita lakukan di google colab dengan terhubungnya ke *google drive*.



Gambar 5. Augmentations.
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

3.3. Split Data

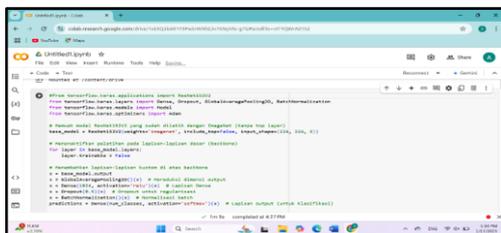
Split data merupakan proses pembagian antara data *train* dan data tes dan data valid , proses ini kita lakukan di Collab, Pembagian data bisa melalui collab atau bisa dengan manual , pembagian ini kita gunakan dengan *persentase 70 % train*, *15% validation*, *15% Test*.



Gambar 6. Split data.
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

3.4. Transfer Learning

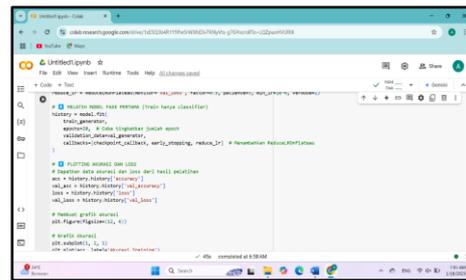
Setelah melakukan *split* data, maka kita akan melatih model dengan *arsitektur ResNet152v2* dengan pendekatan *Teknik Transfer learning*, Menggunakan dataset *Imagenet* Digunakan Sebagai Fondasi.



Gambar 7. Liberty Resnet152v2.
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

3.5. Proses Pelatihan Model

Setelah Melakukan proses *penyiapan liberty transfer learning*, maka kita akan melatih model *Resnet 152V2*, yang nanti nya akan akan dijalankan di *google colab* dengan menggunakan *python*, Pada tahap ini Peneliti disini menggunakan 20 epoch , Bisa dilihat gambar dibawah ini :



Gambar 8. Melatih Model.
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Setelah melakukan proses melatih model maka kita akan akan melihat akurasi dan loss selama pelatihan yang akan ditampilkan setiap epoch yang dihasilkan dari epoch pertama dan terakhir, Bisa di lihat di gambar berikut:

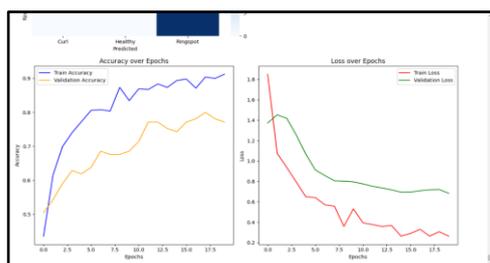
Epoch	1/20	333s	19s/step	accuracy: 0.3861	loss: 2.0392	val_accuracy: 0.5048	val_loss: 1.3722
Epoch	2/20	276s	16s/step	accuracy: 0.6051	loss: 1.0940	val_accuracy: 0.5429	val_loss: 1.4525
Epoch	3/20	263s	16s/step	accuracy: 0.6844	loss: 0.9425	val_accuracy: 0.5905	val_loss: 1.4479
Epoch	4/20	304s	19s/step	accuracy: 0.7669	loss: 0.6891	val_accuracy: 0.6286	val_loss: 1.2845
Epoch	5/20	267s	16s/step	accuracy: 0.7789	loss: 0.6569	val_accuracy: 0.6190	val_loss: 1.0675
Epoch	6/20	273s	17s/step	accuracy: 0.8049	loss: 0.6228	val_accuracy: 0.6381	val_loss: 0.9117
Epoch	7/20	314s	17s/step	accuracy: 0.8255	loss: 0.4522	val_accuracy: 0.6857	val_loss: 0.8567
Epoch	8/20	325s	16s/step	accuracy: 0.8103	loss: 0.5441	val_accuracy: 0.6762	val_loss: 0.8054
Epoch	9/20	304s	19s/step	accuracy: 0.8759	loss: 0.3126	val_accuracy: 0.6762	val_loss: 0.8017
Epoch	10/20	285s	16s/step	accuracy: 0.8172	loss: 0.5572	val_accuracy: 0.6857	val_loss: 0.7949
Epoch	11/20	269s	16s/step	accuracy: 0.8827	loss: 0.3608	val_accuracy: 0.7143	val_loss: 0.7750
Epoch	12/20	357s	19s/step	accuracy: 0.8728	loss: 0.3727	val_accuracy: 0.7714	val_loss: 0.7516
Epoch	13/20	271s	16s/step	accuracy: 0.8835	loss: 0.3554	val_accuracy: 0.7714	val_loss: 0.7353
Epoch	14/20	267s	16s/step	accuracy: 0.8854	loss: 0.3715	val_accuracy: 0.7524	val_loss: 0.7172
Epoch	15/20	306s	19s/step	accuracy: 0.8825	loss: 0.2963	val_accuracy: 0.7429	val_loss: 0.6938
Epoch	16/20	288s	17s/step	accuracy: 0.8882	loss: 0.2702	val_accuracy: 0.7714	val_loss: 0.6943
Epoch	17/20	314s	16s/step	accuracy: 0.8420	loss: 0.3571	val_accuracy: 0.7810	val_loss: 0.7080
Epoch	18/20	358s	19s/step	accuracy: 0.8976	loss: 0.2528	val_accuracy: 0.8000	val_loss: 0.7173
Epoch	19/20	284s	16s/step	accuracy: 0.9058	loss: 0.2725	val_accuracy: 0.7810	val_loss: 0.7204
Epoch	20/20	280s	17s/step	accuracy: 0.9127	loss: 0.2608	val_accuracy: 0.7714	val_loss: 0.6830

Gambar 9. Perhitungan Epoch
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Perkembangan akurasi dan Los selama epoch, Akurasi *Training*: 38.61% *Loss Training*: 2.0392 Akurasi *Validation*: 50.48% *Loss Validation*: 1.3722 Pada *epoch* pertama, model menunjukkan akurasi yang relatif rendah baik pada data *training* maupun *validation*. *Loss* juga masih tinggi, yang menandakan model belum sepenuhnya belajar dari data.

3.6. Grafik Akurasi dan Loss, Training Validation los

Setelah Kita melakukan pelatihan per *epoch* maka kita akan melihat hasil dari setiap *epoch* yang berjalan baik berbentuk angka atau grafik Akurasi dan los *training validation loss*, bisa dilihat gambar di bawah ini :



Gambar 10. Grafik akurasi dan los
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

3.7. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan berdasarkan metrik akurasi dan *loss* selama pelatihan, Grafik akurasi menunjukkan bagaimana model belajar dari data pelatihan dan validasi, sedangkan grafik *loss* menggambarkan seberapa baik model dalam meminimalkan kesalahan prediksi.

Epoch 2 Akurasi Training: 60.51% Loss Training: 1.0940 Akurasi Validation: 54.29% Loss Validation: 1.4525 Terjadi peningkatan signifikan pada akurasi *training*, yang menunjukkan model mulai belajar pola dari data. Namun, akurasi pada *validation* set belum menunjukkan peningkatan yang sebanding, dan *loss validation* malah sedikit meningkat.

Epoch 3 Akurasi Training: 68.44% Loss Training: 0.9425 Akurasi Validation: 59.05% Loss Validation: 1.4179 Model terus menunjukkan peningkatan pada akurasi *training*, namun akurasi *validation* masih naik perlahan. Hal ini menunjukkan model mulai mengenali fitur data lebih baik, meskipun belum optimal pada data *validation*.

Epoch 4 Akurasi Training: 76.69% Loss Training: 0.6891 Akurasi Validation: 62.86% Loss Validation: 1.2545 Terdapat peningkatan yang signifikan pada kedua metrik (akurasi dan *loss*) di kedua set, *training* dan *validation*. Model mulai mencapai kinerja yang lebih stabil.

Epoch 5 Akurasi Training: 77.89% Loss Training: 0.6569 Akurasi Validation: 61.90% Loss Validation: 1.0675 Pada epoch ini, ada sedikit penurunan pada akurasi *validation* dan *loss validation*, namun akurasi *training* masih meningkat, menunjukkan bahwa model masih beradaptasi dengan data.

Epoch 6 Akurasi Training: 80.49% Loss Training: 0.6228 Akurasi Validation: 63.81% Loss Validation: 0.9117 Model menunjukkan peningkatan yang baik pada data *training* dan *validation*, dengan *loss validation* yang

semakin menurun, mengindikasikan model mulai lebih baik dalam generalisasi.

Epoch 7 Akurasi Training: 82.55% Loss Training: 0.4522 Akurasi Validation: 68.57% Loss Validation: 0.8567 Peningkatan signifikan terlihat pada *validation accuracy*, yang mencapai 68.57%. *Loss validation* juga menurun, menunjukkan bahwa model semakin mampu menggeneralisasi pola dari data.

Epoch 8 Akurasi Training: 81.03% Loss Training: 0.5441 Akurasi Validation: 67.62% Loss Validation: 0.8054 Meskipun akurasi *training* sedikit menurun, namun akurasi *validation* tetap stabil. Ini menunjukkan bahwa model semakin stabil dalam memprediksi data validasi.

Epoch 9 Akurasi Training: 87.59% Loss Training: 0.3126 Akurasi Validation: 67.62% Loss Validation: 0.8017 Akurasi *training* terus meningkat secara signifikan, mencapai 87.59%, namun akurasi *validation* tetap stagnan. Hal ini mengindikasikan model mungkin mulai mengalami *overfitting*, meskipun performa di data *training* sangat baik.

Epoch 10 Akurasi Training: 81.72% Loss Training: 0.5572 Akurasi Validation: 68.57% Loss Validation: 0.7949 Terjadi sedikit fluktuasi dalam akurasi *training* dan *validation*. Hal ini bisa menunjukkan proses adaptasi model yang mulai stabil setelah mengalami peningkatan signifikan.

Epoch 11 Akurasi Training: 88.27% Loss Training: 0.3608 Akurasi Validation: 71.43% Loss Validation: 0.7750 Pada epoch ini, akurasi *validation* menunjukkan peningkatan yang signifikan menjadi 71.43%. *Loss validation* juga semakin menurun, menandakan peningkatan kinerja model dalam memprediksi data validasi.

Epoch 12 Akurasi Training: 87.28% Loss Training: 0.3727 Akurasi Validation: 77.14% Loss Validation: 0.7516 Akurasi *validation* terus meningkat, dan *loss validation* terus menurun, menunjukkan bahwa model semakin mampu mengatasi tantangan generalisasi.

Epoch 13 Akurasi Training: 88.35% Loss Training: 0.3554 Akurasi Validation: 77.14% Loss Validation: 0.7353 Tidak ada perubahan signifikan dalam akurasi *validation*, tetapi model tetap menunjukkan stabilitas dalam kinerjanya dengan akurasi *training* yang tinggi.

Epoch 14 Akurasi Training: 86.54% Loss Training: 0.3715 Akurasi Validation:

75.24% Loss Validation: 0.7172 Meskipun terjadi penurunan sedikit pada akurasi training, akurasi validation menunjukkan penurunan loss yang stabil, mengindikasikan model cukup baik dalam menjaga kinerja pada data yang tidak terlihat.

Epoch 15 Akurasi Training: 88.25% Loss Training: 0.2963 Akurasi Validation: 74.29% Loss Validation: 0.6938 Pada epoch ini, model menunjukkan penurunan loss training dan stabilitas dalam akurasi validation, meskipun ada sedikit penurunan dibandingkan epoch sebelumnya.

Epoch 16 Akurasi Training: 88.82%vLoss Training: 0.2702vAkurasi Validation: 77.14%vLoss Validation: 0.6943 Model menunjukkan peningkatan dalam akurasi training, meskipun ada sedikit fluktuasi pada akurasi validation. Loss validation tetap stabil, yang menunjukkan model tidak overfitting secara drastis.

Epoch 17 Akurasi Training: 84.20% Loss Training: 0.3571 Akurasi Validation: 78.10% Loss Validation: 0.7080 Terjadi penurunan kecil pada akurasi training, namun akurasi validation terus menunjukkan peningkatan. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat menggeneralisasi lebih baik pada data validation.

Epoch 18 Akurasi Training: 89.76% Loss Training: 0.2528 Akurasi Validation: 80.00% Loss Validation: 0.7173 Akurasi validation mencapai 80%, yang merupakan nilai tertinggi pada epoch ini. Meskipun ada sedikit penurunan pada loss validation, model menunjukkan peningkatan yang stabil.

Epoch 19 Akurasi Training: 90.58% Loss Training: 0.2725 Akurasi Validation: 78.10% Loss Validation: 0.7204 Terjadi penurunan kecil pada akurasi validation, yang menunjukkan adanya sedikit fluktuasi dalam kinerja model pada data yang tidak terlihat.

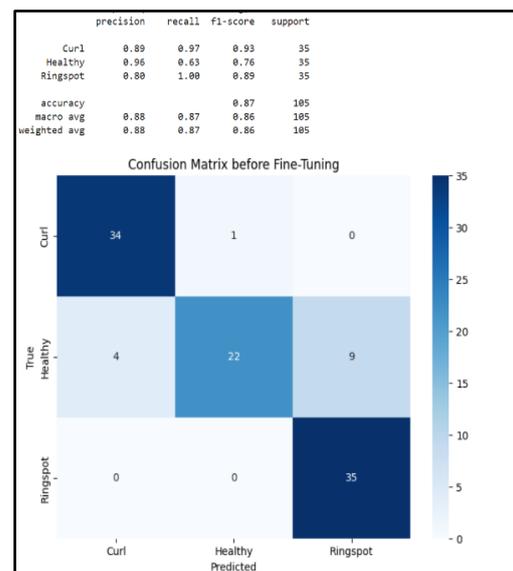
Epoch 20 Akurasi Training: 91.27% Loss Training: 0.2868 Akurasi Validation: 77.14%Loss Validation: 0.6830, model menunjukkan akurasi pelatihan hampir 96%, dan akurasi validasi mencapai 75%. Loss stabil dan sangat rendah, yang menunjukkan model memiliki performa yang sangat baik baik pada data pelatihan maupun validasi.

Model mengalami peningkatan yang signifikan dalam hal akurasi pelatihan dan validasi seiring bertambahnya epoch.

Akurasi pelatihan mencapai hampir 96%, dan akurasi validasi stabil pada sekitar 75% setelah 20 epoch. Loss pelatihan dan validasi menurun secara konsisten, dengan fluktuasi yang relatif kecil di data validasi. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang baik dalam menggeneralisasi ke data validasi setelah 20 epoch, meskipun ada fluktuasi pada beberapa titik (terutama untuk validasi).

3.8. Evaluasi model dengan *confusion matrix*

Confusion Matrix digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi model terhadap kelas yang sebenarnya, memberikan gambaran tentang performa model dalam mengklasifikasikan tiga kategori penyakit pada daun pepaya : *Curl*, *Healthy*, Dan *ringspot*, Bisa dilihat gambar di bawah ini :



Gambar 11. Confusion Matrix.

Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Pada gambar *confusion matrix* dan tabel prediksi diatas bisa dilihat setiap garis menunjukkan prediksi model *misclassification* pada kelas healthy sebanyak 4 sampel healthy diklasifikasikan sebagai Curl , dan 9 sampel diklasifikasikan Sebagai Ringspot, Hal ini menunjukkan bahwa fitur visual dari daun sehat mungkin terlihat beberapa kesamaan dengan daun yang terkena penyakit tertentu. Untuk Kelas Ringspot Tidak ada kesalahan.

3.9. Evaluasi Kinerja Model

Model dilatih dengan dataset yang terdiri dari tiga kelas : *Curl*, *Healthy*, dan *Ringspot*, Hasil Penelitian Menunjukkan Bahwa Model memiliki akurasi pelatihan 96% dan akurasi validasi 75%, Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang di atas tadi, yang menunjukkan bahwa kelas *curl* dan *ringspot* memiliki tingkat klasifikasi yang lebih tinggi dibandingkan kelas *healthy* yang masih sering salah diklasifikasikan.

3.10. Analisis Kesalahan Model

Berdasarkan *confusion matrix* kesalahan klasifikasi utama terjadi pada kelas *healthy*, dimana beberapa gambar diklasifikasikan sebagai *Curl* atau *ringspot*. Beberapa faktor yang mempengaruhi kesalahan ini adalah;

- Kemiripan Visual antar kelas, Membuat model sulit membedakan beberapa kategori.
- Dataset yang terbatas, Menyebabkan model kurang memiliki variasi data untuk belajar lebih baik.
- Potensi *Overfitting*, Karena model lebih akurat dalam pelatihan dibandingkan validasi.

3.11. Validasi dengan Data Uji

Model diuji menggunakan dataset testing yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil Pengujian menunjukkan Akurasi sebesar 87%, yang cukup baik meskipun masih ada beberapa kesalahan klasifikasi. Visualisasi hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar, namun masih perlu perbaikan lebih lanjut.

3.12. Keterbatasan dan Potensi Pengembangan.

Beberapa keterbatasan penelitian ini meliputi;

- Jumlah data set yang masih terbatas, khususnya pada kelas *Healthy*.
- Belum dilakukan *Fine-tuning* lebih lanjut, yang bisa meningkatkan akurasi.
- Beberapa kelas memiliki ciri visual yang mirip, menyebabkan kesalahan klasifikasi.
- Arsitektur Resnet152v2* model yang sangat dalam lapisannya

Potensi pengembangan untuk penelitian ini adalah :

- Meningkatkan jumlah data untuk memperkaya variasi gambar.

- Menggunakan teknik augmentasi yang lebih luas untuk memperbaiki generalisasi model.
- Menguji arsitektur *deep learning* lainnya untuk membandingkan performa model.

3.13. Pengujian Sistem

Pada bagian ini dilakukan pengujian terhadap sistem klasifikasi penyakit daun pepaya yang telah dibuat, Pengujian dilakukan dengan cara memasukkan gambar daun pepaya ke dalam model, kemudian melihat hasil prediksi yang diberikan.

Metode pengujian dilakukan dengan beberapa langkah seperti berikut;

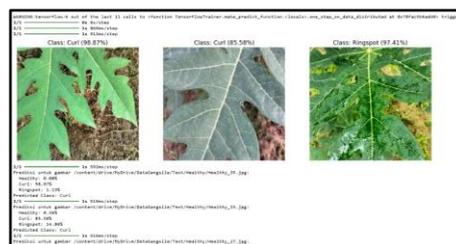
- Memasukkan gambar daun pepaya ke dalam sistem.
- Model melakukan prediksi, berdasarkan gambar yang diberikan.
- Hasil prediksi ditampilkan, termasuk label klasifikasi dan probabilitas keyakinan model.
- Menganalisis hasil prediksi dengan membandingkan tabel prediksi dengan label sebenarnya.

Bisa dilihat dilihat gambar 12 yang menunjukkan hasil klasifikasi gambar yang belum pernah dilihat:



Gambar 12. Hasil kualifikasi benar
Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Namun ada beberapa hasil klasifikasi yang menunjukkan label yang salah Klasifikasi seharusnya foto yang menunjukkan kelas *Healthy* Namun Klasifikasi menunjukkan 98,87 % kelas *Curl* dan 97,41 kelas *Ringspot* Bisa dilihat gambar di bawah ini:



Gambar 13. Klasifikasi salah

Sumber: Olahan data peneliti, 2024.

Berdasarkan hasil pengujian, model dapat mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar, Namun, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas *healthy*, yang sering diklasifikasikan sebagai kelas lain, Meskipun demikian, model tetap menunjukkan performa yang cukup baik dalam mendeteksi penyakit daun pepaya secara otomatis.

Evaluasi dilakukan berdasarkan akurasi model, *confusion matrix*, serta visualisasi hasil prediksi. Secara keseluruhan, sistem telah berfungsi sesuai dengan tujuan penelitian, meskipun masih memiliki keterbatasan dalam membedakan beberapa kelas yang memiliki kemiripan visual.

4. Kesimpulan

Dengan menggunakan dataset gambar yang terdiri dari dua 3 kelas yaitu *Healthy*, *Ringspot*, *curl*, diperoleh kesimpulan sebagai berikut; kinerja model *ResNet152v2* dapat digunakan untuk klasifikasi penyakit daun pepaya, dengan akurasi pengujian sebesar 87%. *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa model lebih akurat dalam mengenali kelas *Curl* dan *Ringspot*, tetapi mengalami kesulitan dalam membedakan kelas *health*. Analisis kesalahan, faktor utama yang mempengaruhi kesalahan klasifikasi adalah kemiripan visual antar kelas dan jumlah dataset yang terbatas. Model memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut, misalnya dengan memperbanyak data latih atau menggunakan teknik *fine-tuning* yang lebih optimal. Keunggulan metode *Transfer Learning*, arsitektur *resnet152v2* dengan teknik *transfer learning* terbukti dapat meningkatkan *efisiensi* dalam pelatihan model dengan jumlah data yang terbatas, model mampu belajar pola penting dan fitur gambar penyakit daun pepaya.

Keterbatasan penelitian; model ini masih memiliki potensi *overfitting*, terlihat dari perbedaan akurasi yang cukup signifikan antara data pelatihan dan data validasi pada beberapa epoch awal, Dataset yang digunakan masih terbatas, baik dari segi jumlah seperti sampel maupun variasi gambar, kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Tidak dilakukan *fine tuning* lebih lanjut, sehingga model mungkin belum mencapai performa *optimalny*. Dari

hasil ini, dapat disimpulkan bahwa penggunaan *transfer learning* dengan *ResNet152v2* cukup efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun pepaya, meskipun masih ada tantangan dalam meningkatkan akurasi, terutama pada kelas tertentu.

Referensi

- Auliasari, K. (2021). Feature Extraction And K-Means Clustering Approach To Classify The Covid-19 Lung Ct-Scan Image. *Ijiscs (International Journal Of Information System And Computer Science)*, 5(3), 171-183.
- Faturrahman, R., Hariyani, Y. S., & Hadiyoso, S. (2023). Klasifikasi Jajanan Tradisional Indonesia Berbasis Deep Learning Dan Metode Transfer Learning. *Elkomika: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(4), 945.
- Indriyani, N. L. P., & Affandi, S. D. (2008). Pengelolaan Kebun Pepaya Sehat. *Solok (ID): Balai Penelitian Tanaman Buah Tropika*.
- Mayr, P., & Walter, A. K. (2007). An exploratory study of Google Scholar. *Online information review*, 31(6), 814-830.
- Pratama, F., Nasir, M., & Sauda, S. (2020). Implementasi Metode Klasifikasi Dengan Algoritma Support Vector Machine Untuk Menentukan Stok Persediaan Barang Pada Koperasi Karyawan Pangan Utama. *Journal of Software Engineering Ampera*, 1(2), 71-81.
- Razavi, M., Mavaddati, S., Kobti, Z., & Koochi, H. (2024). Rice-ResNet: Rice classification and quality detection by transferred ResNet deep model. *Software Impacts*, 20, 100654.
- Rozaqi, A. J., Arief, M. R., & Sunyoto, A. (2021). Implementation of transfer learning in the convolutional neural network algorithm for identification of potato leaf disease. *Procedia of Engineering and Life Science*, 1(1).
- Setiawan, D., & Suryawijaya, T. (2023). Algoritma Resnet152v2 Dalam Melakukan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat. *Journal Of Computer Science And Technology (Jcs-Tech)*, 3(2), 37-42.

-
- Suparman, S., Gunawan, B., Apriliani, B., Sirait, D. D. C. P., Lestari, P., Anggreini, P., Rosalinda, A., ... & Zana, B. L. (2023). Tingkat Serangan Organisme Pengganggu Tanaman Berdasarkan Luas Lahan Petani Di Sumatera Selatan. In *Prosiding Seminar Nasional Pertanian Pesisir* (Vol. 2, No. 1, Pp. 548-550).
- Sutrawati, M., Parwito, P., Zarkani, A., Sariasih, Y., & Ganefianti, D. W. (2021). First report of Begomovirus infection on papaya in Bengkulu, Indonesia. *Jurnal Hama Dan Penyakit Tumbuhan Tropika*, 21(1), 49-55.
- Widyaya, J. E., & Budi, S. (2021). Pengaruh Preprocessing Terhadap Klasifikasi Diabetic Retinopathy dengan Pendekatan Transfer Learning Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(1).
- Wiyono, S. (2012). Penyakit Keriting Daun Pepaya yang Disebabkan oleh *Cladosporium cladosporioides*. *Jurnal Fitopatologi Indonesia*, 8(1), 28-28.
- Zahrotul Ilmi Wijayanti. (2024). Penerapan Teknologi CNN Dalam Proses Pendeteksi Kematangan Buah Stroberi. *Uranus : Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, Sains Dan Informatika*, 2(3), 01-12.