

Implementation of AlexNet and Xception Architectures for Disease Detection in Orange Plants

Venus Al Fatah¹, Moh. Ali Romli²
Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta
venuezalfatah@gmail.com¹, ali.romli@uty.ac.id²

Article Info

Article history:

Received 2024-10-15
Revised 2024-11-03
Accepted 2024-11-04

Keyword:

Orange Plants,
Disease Detection,
Convolutional Neural Network
(CNN),
AlexNet,
Xception.

ABSTRACT

Oranges are one of Indonesia's primary horticultural commodities, with production increasing each year. However, pest and disease infestations often go undetected, leading to significant reductions in crop yields. This study implements Convolutional Neural Network (CNN) technology to identify diseases in orange plants using two architectures: AlexNet and Xception. The implementation results show that the Xception architecture achieved a high accuracy of 96% after 100 training epochs, indicating its effectiveness in disease detection tasks. This research highlights the potential of integrating CNN technology, particularly the Xception model, into web-based systems for disease detection in orange plants. Such systems can assist farmers in maintaining crop health, improving productivity, and ensuring harvest quality.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Upaya peningkatan produktivitas pertanian untuk membantu petani mengoptimalkan hasil panen adalah dengan memanfaatkan salah satu teknologi yaitu Convolutional Neural Network (CNN) untuk identifikasi penyakit pada tanaman jeruk. Data milik BPS membuktikan bahwa hasil produksi jeruk di Indonesia dari tahun 2021 hingga 2023 selalu mengalami peningkatan hasil panen hingga 2.831.099 Kg, sehingga jeruk menjadi komoditas hortikultura [1] yang dapat di ekspor, namun ekspor jeruk di Indonesia masih didominasi dalam wujud olahan dari pada jeruk segar. Di Indonesia banyak jenis jeruk yang mudah dijumpai seperti jeruk keprok, jeruk bali atau pamelon, jeruk nipis, dan jeruk purut. Mayoritas jenis tanaman jeruk yang ditanam di Indonesia adalah jeruk siam dengan presentase sekitar 70-80% dan jeruk keprok sekitar 20-30%. Hal tersebut dapat membuktikan bahwa identifikasi penyakit pada tanaman jeruk memiliki kepentingan yang besar dalam berbagai aspek seperti, menjaga kesehatan tanaman supaya penyakit tidak menyebar lebih luas yang menyebabkan berkurangnya hasil panen buah jeruk, karena salah satu faktor utama penyebab menurunnya tingkat produksi jeruk yaitu serangan hama dan penyakit yang menyerang [2] sedangkan banyak petani yang tidak menyadari bahwa tanamannya telah terserang oleh penyakit. Identifikasi yang akurat berpengaruh pada kualitas

buah jeruk yang dihasilkan. Berdasarkan data BPS 2021 hingga 2023 hasil panen jeruk di Indonesia selalu meningkat, namun hasil panen yang meningkatkan menimbulkan tantangan dalam menjaga konsistensi hasil dari tahun sebelumnya, salah satu yang wajib diperhatikan adalah kesehatan dari tanaman jeruk karena sebagian besar petani tidak memahami bahwa tanamannya telah terserang penyakit.

Penelitian yang memanfaatkan Neural Network untuk mengidentifikasi jenis penyakit pada tanaman melalui analisis citra telah banyak dikaji. Dalam studi ini, identifikasi hama pada citra daun tanaman kopi dilakukan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur AlexNet. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 0,816, yang menunjukkan performa cukup baik dalam mendeteksi hama pada tanaman kopi [3]. Kemudian penelitian menggunakan CNN dengan arsitektur EfficientNet untuk deteksi penyakit pada daun jeruk siam yang datasetnya dibagi menjadi enam kelas hasil penelitian dengan skenario 10 epoch dan optimizer Adam menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 0,98 (98%) [4]. Penelitian klasifikasi penyakit pada tanaman kopi robusta dengan arsitektur ResNet-5 dengan citra daun menggunakan dua kasus yaitu binary class dan multiclass. Pada kedua kasus tersebut diukur menggunakan ResNet yang telah dilatih menghasilkan akurasi 92,68% untuk binary class dan 88,98% untuk kasus multiclass [5]. Selanjutnya penelitian yang membahas mengenai deteksi

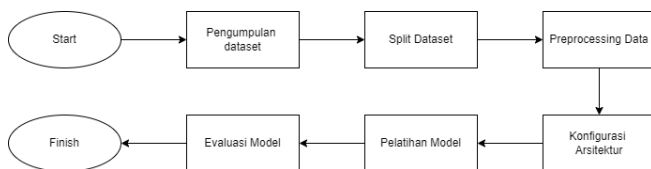
penyakit pada daun alpukat menggunakan metode CNN dengan arsitektur Inception yang menghasilkan akurasi sebesar 80% untuk pencocokan jenis penyakit pada daun alpukat [6]. Penelitian mengenai klasifikasi penyakit pada daun jagung menggunakan CNN, menghasilkan nilai akurasi 0,9990, nilai precision 0,9981, nilai recall 1 dan nilai F1 score 0,9990 dengan pembagian data uji 40% dan data testing 60% [7].

Metode Convolutional Neural Network (CNN) berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya membuktikan bahwa dapat digunakan dalam deteksi penyakit pada tumbuhan didasari citra daun. Pada penelitian deteksi penyakit pada tanaman jeruk metode yang dipilih yaitu Alexnet dan Xception. Arsitektur alexnet membagi lapisan kedalam dua bagian, Lima lapisan pertama terdiri dari lapisan konvolusional, yang kemudian diikuti oleh tiga lapisan fully-connected pada bagian kedua [8], kelebihan dari alexnet adalah sudah menggunakan teknik overlapping pooling yang dapat menurunkan kesalahan sebesar 0,5% [9]. Arsitektur model Xception mampu mengeliminasi lapisan fully-connected, sekaligus mengurangi secara signifikan jumlah parameter yang digunakan pada lapisan konvolusional [10], untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pengenalan pola model Xception memanfaatkan teknik depthwise separable convolution, sekaligus untuk mengurangi jumlah parameter yang dibutuhkan. [11].

Tujuan penelitian identifikasi penyakit pada tanaman jeruk adalah untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit pada tanaman jeruk dan membandingkan performa arsitektur Alexnet dan Xception sebagai metode image processing untuk deteksi penyakit pada daun jeruk, serta untuk menentukan arsitektur yang paling baik dalam nilai akurasi. Penelitian deteksi penyakit pada tanaman jeruk akan diterapkan dalam program deteksi penyakit berbasis website lokal.

II. METODE

Penelitian dilakukakn dengan beberapa tahap seperti, pengumpulan data, split data, preprocessing data, dan konfigurasi arsitektur Alexnet dan Xception sebagai arsitektur yang digunakan.

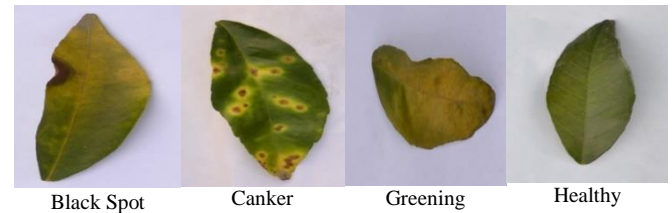


Gambar 1. Alur Penelitian.

A. Pengumpulan Data

Data citra daun jeruk untuk penelitian menggunakan data yang diperoleh dari website Kaggle yang dapat diakses secara publik, dengan 4 kondisi yaitu canker, greening, black spot, dan healthy dengan total 594 gambar yang terbagi menjadi 4 kondisi. Karakteristik gambar daun jeruk yang digunakan

adalah foto daun jeruk dengan kualitas yang baik dengan background yang tidak mencolok.



Gambar 2. Kondisi Daun

B. Split Dataset

Pada tahap pembagian dataset, digunakan sebanyak 594 gambar daun jeruk yang terbagi ke dalam data latih, data uji, dan data validasi untuk keperluan pemodelan dan evaluasi. Dataset ini dibagi secara proporsional dengan alokasi sebesar 80% dari total gambar, yaitu 475 gambar, sebagai data latih. Data latih ini berfungsi sebagai sumber pembelajaran utama bagi model untuk mengidentifikasi pola dan karakteristik dari masing-masing kategori daun jeruk. Sisanya, sebanyak 20% dari dataset atau sekitar 119 gambar, dialokasikan untuk keperluan pengujian dan validasi. Data ini kemudian dipecah kembali menjadi dua bagian yang seimbang, dengan masing-masing 10% dari keseluruhan dataset atau sekitar 59 gambar untuk data uji dan 60 gambar untuk data validasi. Pembagian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat dievaluasi secara obyektif terhadap data yang belum pernah dilihat selama pelatihan, baik pada tahap validasi maupun uji akhir. Data validasi digunakan selama proses pelatihan untuk menilai dan mengoptimalkan kinerja model secara bertahap, sedangkan data uji menyediakan evaluasi akhir yang menunjukkan generalisasi model terhadap data baru.

C. Preprocessing Data

Preprocessing dilakukan sebelum pelatihan ataupun pengujian model. untuk meningkatkan kualitas citra, mengurangi noise, dan menyesuaikan karakteristik citra preprocessing dibutuhkan supaya sesuai dengan model yang akan digunakan [12]. Preprocessing meliputi labeling untuk penamaan jenis kondisi daun jeruk pada dataset, cropping untuk penyesuaian yang bertujuan mengurangi noise pada citra, dan resize dilakukan untuk merubah ukuran citra sehingga setiap citra memiliki resolusi atau ukuran yang sama. Seluruh gambar diubah menjadi ukuran 128 x 128 pixel, selanjutnya citra diubah menjadi format RGB dan dinormalisasi dengan pembagian 255 setiap pixel akan memiliki nilai antara 0 dan 1.

D. Konfigurasi Model CNN

Arsitektur CNN terdiri dari dua bagian yaitu, feature extraction dan classification feature. Pada feature ekstraksi memuat konvolusi, ReLU dan Pooling layer [13]. Data latih digunakan untuk mengenali objek yang akan dilakukan pengujian arsitektur [14], ReLU bekerja pada masing-masing neuron hidden layer serta memfilter nilai 0 yang dihasilkan

pada proses forward pass, model akan dikompilasi menggunakan Optimizer Adam yang secara efektif menggabungkan aspek-aspek terbaik dari dua optimasi sebelumnya yaitu ReLU untuk mencapai konvergensi yang cepat dan efisien, serta menggunakan fungsi loss Categorical_Crossentropy. Proses pelatihan arsitektur yang digunakan dilakukan dengan susunan layer dan parameter disesuaikan untuk mendapatkan hasil akurasi yang baik, sebagaimana ditampilkan pada Tabel I.

TABEL I
ARSITEKTUR MODEL CNN

Layer	Output Shape	Parameter
conv2d_35 (Conv2D)	(None, 55, 55, 96)	34,944
max_pooling2d_21 (MaxPooling2D)	(None, 27, 27, 96)	0
conv2d_36 (Conv2D)	(None, 27, 27, 256)	614,656
max_pooling2d_22 (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 256)	0
conv2d_37 (Conv2D)	(None, 13, 13, 384)	885,120
conv2d_38 (Conv2D)	(None, 13, 13, 384)	1,327,488
conv2d_39 (Conv2D)	(None, 13, 13, 256)	884,992
max_pooling2d_23 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 256)	0
flatten_7 (Flatten)	(None, 9216)	0

Pada tabel I menggambarkan arsitektur jaringan konvolusi (CNN) dengan beberapa lapisan utama. Lapisan pertama adalah Conv2D dengan 96 filter berukuran 55x55, menghasilkan 34.944 parameter. Dilanjutkan dengan MaxPooling2D yang mengurangi dimensi menjadi 27x27 tanpa menambah parameter. Lapisan konvolusi kedua dan ketiga memperbesar jumlah filter hingga 256 dan 384, dengan parameter masing-masing 614.656 dan 885.120. Setelah beberapa lapisan konvolusi lainnya, output akhirnya direduksi oleh MaxPooling2D menjadi 6x6x256. Pada bagian akhir, data diratakan menggunakan lapisan Flatten, menghasilkan vektor satu dimensi dengan panjang 9.216, tanpa menambah parameter. Arsitektur ini menunjukkan struktur bertingkat untuk mengekstraksi fitur kompleks dari data input. Model CNN akan dilakukan menggunakan 100 epoch dan learning rate 0.001 untuk kedua model yang dilatih.

E. Evaluasi Model

Setelah dilakukan pelatihan pada arsitektur Alexnet dan Xception, dilakukan evaluasi hasil dari pelatihan model menggunakan confusion matrix yang memiliki beberapa nilai akurasi seperti precision, recall, dan f1-score [15]. Berikut rumus perhitungan untuk mengevaluasi model klasifikasi:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1-Score = 2 \frac{recall \times precision}{recall+precision} \quad (4)$$

Dimana:

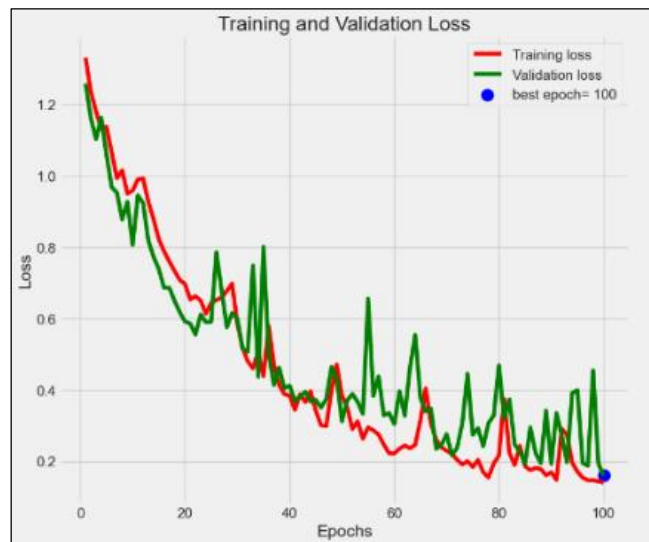
- TP : Benar Positif (True Positives)

- TN : Benar Negatif (True Negatives)
- FP : Positif Salah (False Positif)
- FN : Negatif Salah (False Negatives)

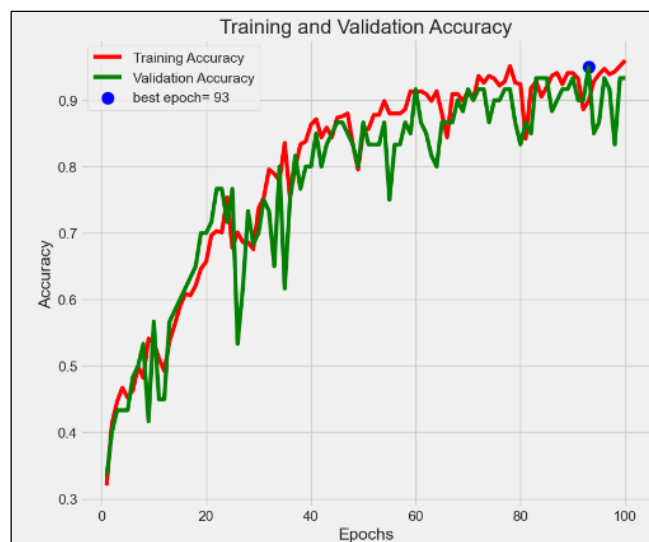
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Arsitektur Alexnet

Arsitektur alexnet digunakan sebagai metode untuk deteksi penyakit pada daun tanaman jeruk. Setelah pelatihan model hasil disajikan dalam grafik training accuracy dan training loss sebagai berikut.



Gambar 3. Grafik Loss Alexnet



Gambar 4. Grafik Training Akurasi

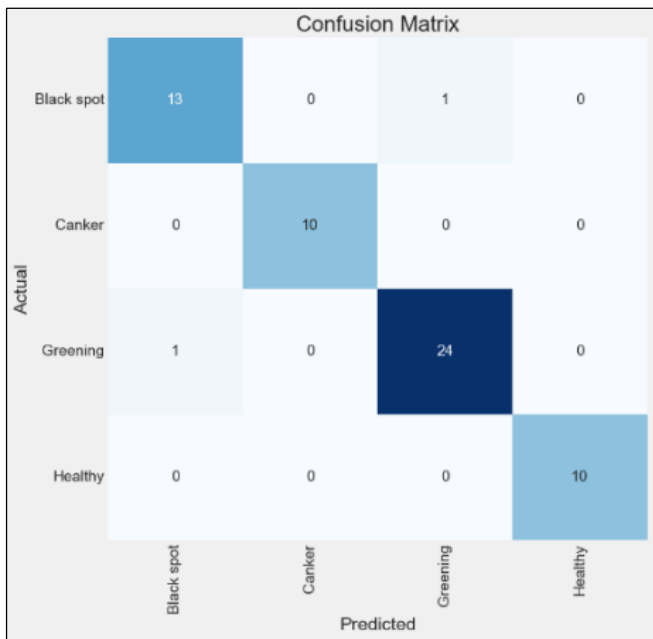
Pada gambar 3 training loss ditunjukkan epoch terbaik ada di epoch 100 dengan nilai loss 0,0702. Sedangkan untuk nilai training akurasi hasil terbaik dihasilkan oleh epoch 93 dengan nilai akurasi 0,9661. Pada model akurasi kurva validasi

meningkat tajam dari epoch ke 15 hingga 20, namun dari epoch ke 35 kurva training meningkat hingga epoch ke 100. Pada grafik model loss, training menunjukkan penurunan yang tajam pada epoch 10 hingga 30 dan mendekati 0 dari epoch ke 60. Pada kurva validasi juga menunjukkan penurunan tajam pada beberapa epoch pertama, namun nilainya masih lebih tinggi dibandingkan dengan kurva training. Hasil dari arsitektur alexnet menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi penyakit pada daun jeruk, untuk lebih detail dapat dilihat pada Tabel II nilai performa alexnet.

TABEL I
NILAI PERFORMA ALEXNET

Kelas	Precision	Recall	F1 Score	Support
Black Spot	0.93	0.93	0.93	14
Canker	1.00	1.00	1.00	10
Greening	0.96	0.96	0.96	25
Healthy	1.00	1.00	1.00	10

Berdasarkan hasil pelatihan model menunjukkan performa yang baik ditunjukkan dengan kondisi daun Canker dan Healthy mencapai nilai maksimal 1.00 untuk precision, recall, dan F1 score.

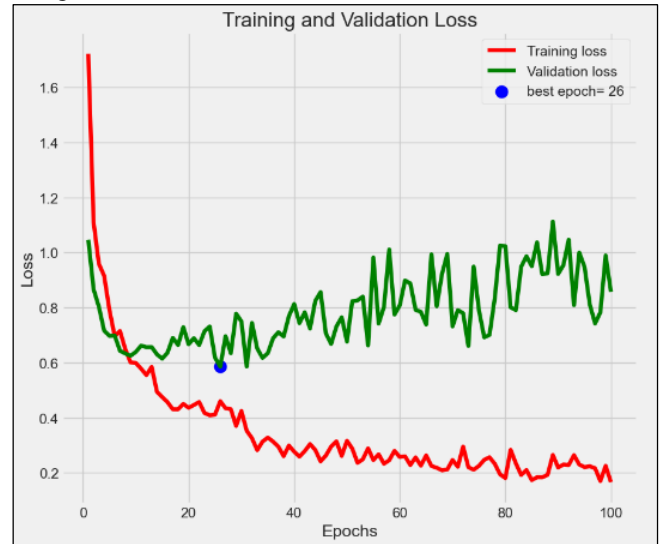


Gambar 5. Confusion Matrix Alexnet

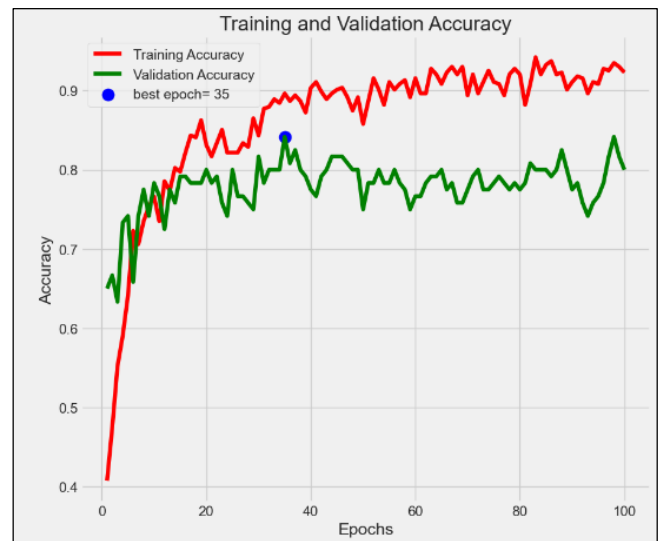
Selain itu terdapat evaluasi dengan confusion matrix menunjukkan performa model alexnet mampu mengklasifikasi seluruh kondisi daun pada dataset dengan benar, ditunjukkan oleh diagonal utama pada matrix. Namun, terdapat kesalahan pada kondisi black spot dan greening dimana satu black spot diidentifikasi sebagai greening dan satu greening diidentifikasi sebagai black spot seperti ditunjukkan pada Gambar 4.

B. Arsitektur Xception

Arsitektur yang digunakan selanjutnya adalah model Xception yang merupakan arsitektur CNN yang menggunakan metode konvolusi yang dapat dipisahkan secara mendalam, terdapat 36 lapisan konvolusi yang menjadi dasar dari jaringan ekstraksi [16] untuk deteksi penyakit pada daun jeruk, ditampilkan pada grafik kurva loss dan akurasi sebagai berikut.



Gambar 6. Grafik Loss Xception



Gambar 7. Grafik Akurasi Xception

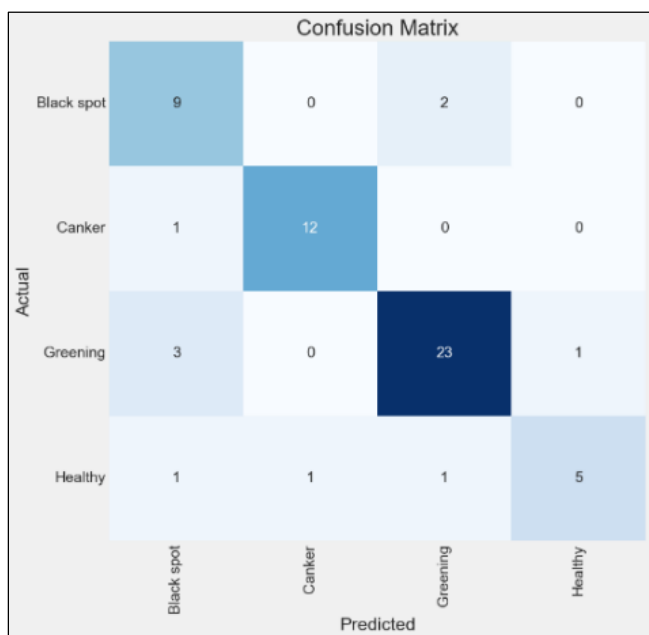
Pada grafik yang ditunjukkan Gambar 6 training loss turun secara tajam dari epoch ke 0 hingga ke epoch 20, namun pada kurva validasi cukup stabil walau turun cukup tajam di epoch awal, dan mendapatkan epoch terbaik yang ke 26 dengan nilai loss 0,7223. Untuk kurva grafik akurasi menunjukkan peningkatan tajam pada training akurasi kurva dari epoch ke 0 hingga epoch ke 20 setelah itu kurva berjalan cukup stabil sedangkan pada kurva validasi menunjukkan nilai yang stabil hingga epoch ke 100, pada grafik akurasi mendapatkan epoch

terbaik pada epoch ke 35 yang menghasilkan nilai akurasi 0,8305. Selain itu berikut ditunjukkan detail hasil dari arsitektur Xception.

TABEL III
NILAI PERFORMA XCEPTION

Kelas	Precision	Recall	F1 Score	Support
Black spot	0.64	0.82	0.72	11
Canker	0.92	0.92	0.92	13
Greening	0.88	0.85	0.87	27
Healthy	0.83	0.62	0.71	8

Tabel III performa nilai Xception menunjukkan hasil yang baik walaupun belum sebaik hasil dari arsitektur Alexnet, namun pada metode Xception hasil terbaik dengan nilai akurasi yang stabil dihasilkan oleh kondisi canker. Selanjutnya dilakukan uji performa dengan confusion matrix yang mana menunjukkan adanya indikasi overfitting ditandai dengan greening teridentifikasi black spot oleh model Xception, Black spot teridentifikasi Greening, dan black spot, greening, canker diidentifikasi sebagai kondisi healthy oleh model Xception sebagaimana ditunjukkan oleh Gambar 9.

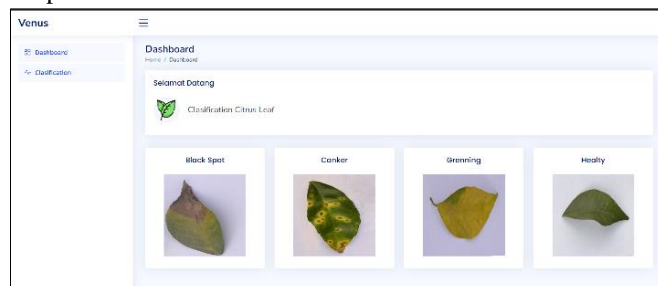


Gambar 8. Confusion Matrix Xception

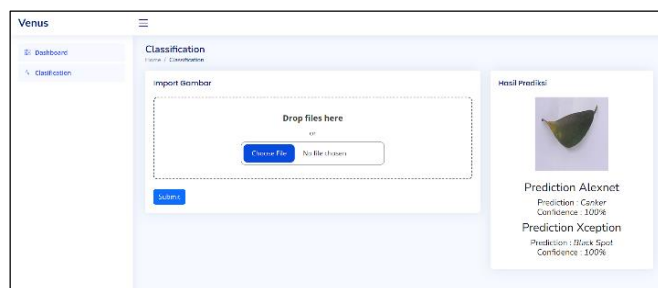
C. Implementasi Sistem

Implementasi penelitian identifikasi penyakit pada tanaman jeruk ditampilkan pada website berbasis lokal, aplikasi web yang dibangun menggunakan Flask, yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar dan melakukan klasifikasi menggunakan dua model pembelajaran mesin yang telah dilatih sebelumnya, yaitu AlexNet dan Xception. Aplikasi ini memuat model dari arsitektur CNN yang telah dilatih, memeriksa dan menyimpan gambar yang diunggah, serta memproses gambar tersebut sebelum

melakukan prediksi. Hasil klasifikasi, termasuk nama kelas dan tingkat kepercayaan untuk masing-masing model, ditampilkan di halaman web. dengan dua tampilan interface yang terdiri dari halaman dashboard dan halaman klasifikasi. Berikut tampilan halaman dashboard ditampilkan pada Gambar 8 untuk tampilan dashboard dan Gambar 9 untuk tampilan klasifikasi.



Gambar 9 Halaman Dashboard



Gambar 10 Halaman Klasifikasi

Halaman dashboard digunakan sebagai homepage dimana pengguna dapat melihat kondisi daun jeruk yang dapat diidentifikasi oleh sistem, Halaman klasifikasi digunakan untuk menginputkan gambar daun untuk diklasifikasi oleh sistem, gambar yang dimasukkan pada sistem harus jelas dengan background yang tidak ramai supaya program bisa mendapatkan hasil akurasi yang maksimal.

V. KESIMPULAN

Penelitian identifikasi penyakit tanaman jeruk melalui citra daun jeruk menggunakan arsitektur Alexnet dan Xception memberikan keberhasilan prediksi gambar dengan skenario pelatihan parameter menggunakan epoch 100 dengan activation ReLU, optimasi Adam, dan parameter loss categorical_crossentropy menghasilkan akurasi 96% pada arsitektur Alexnet sedangkan arsitektur Xception mendapatkan 83% nilai dengan akurasi yang dilatih sebanyak 100 epoch. Dengan masing-masing f1-score kelas yaitu Black Spot 72%, Canker 92%, Greening 87%, Healthy 71% untuk arsitektur Xception, hasil akurasi menunjukkan hasil yang tidak terlalu baik karena nilai akurasi mengalami fluktuasi pada setiap kelas. Arsitektur Alexnet mendapatkan nilai akurasi untuk Black spot 93%, Canker 100%, Greening 96%, Healthy 100% menunjukkan performa yang baik dan nilai akurasi yang dihasilkan lebih unggul dibandingkan arsitektur Xception. Hal tersebut dapat terjadi karena tidak

seimbangannya kelas kondisi daun sehingga model akan cenderung memprediksi kelas yang labelnya lebih banyak.

Arsitektur Xception lebih akurat dalam klasifikasi karena hasil dari prediksi yang dihasilkan lebih akurat dibandingkan dengan Alexnet dibuktikan dengan pengujian sistem dengan 4 kondisi daun jeruk, terdapat kondisi yang tidak terdeteksi dengan benar oleh arsitektur Alexnet. Hal tersebut dapat terjadi. Arsitektur Xception menggabungkan depthwise dan pointwise untuk membentuk blok residu yang memungkinkan informasi untuk mengalirkan melalui lapisan-lapisan secara lebih efisien, dimana jumlah parameter dan komputasi yang diperlukan lebih sedikit dibandingkan dengan arsitektur Alexnet.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Nabila, N. Apriani, D. Nur Trisni, and N. Agus Setiawan, "Pengaruh Teknik Pengemasan Pada Komoditas Hortikultura Buah Jeruk," 2024.
- [2] R. H. Ariesdianto, Z. E. Fitri, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Identifikasi Penyakit Daun Jeruk Siam Menggunakan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 1, no. 2, pp. 133–140, Nov. 2021, doi: 10.54082/jiki.14.
- [3] D. Irfansyah et al., "Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi," vol. 6, no. 2, 2021, [Online]. Available: <https://data.mendeley.com/datasets/c5yvn32dzg/2>.
- [4] B. S. Acarya, A. Muhaimin, and K. M. Hindrayani, "Identifikasi Penyakit Daun Jeruk Siam Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur EfficientNet," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 8, no. 2, pp. 1040–1048, Apr. 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i2.4120.
- [5] I. Awaludin et al., "Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta," *Jurnal Informatika*, vol. 9, no. 2, 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/ji>
- [6] J. Vicky, F. Ayu, and B. Julianto, "Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Alpukat Menggunakan Metode CNN."
- [7] A. Bagas Prakosa and dan Radius Tanone, "Implementasi Model Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Penyakit Daun Jagung Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman," 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/n>
- [8] D. I. Swasono, M. Abuemas, R. Wijaya, and A. Hidayat, "Klasifikasi Penyakit pada Citra Buah Jeruk Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan Arsitektur Alexnet," 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/jonathansilva2020/orange->
- [9] G. Thiodorus, A. Prasetia, L. A. Ardhani, and N. Yudistira, "Klasifikasi citra makanan/non makanan menggunakan metode Transfer Learning dengan model Residual Network," *Teknologi*, vol. 11, no. 2, pp. 74–83, Jul. 2021, doi: 10.26594/teknologi.v11i2.2402.
- [10] P. Musa, W. K. Anam, S. B. Musa, W. Aryunani, R. Senjaya, and P. Sularsih, "Pembelajaran Mendalam Pengklasifikasi Ekspresi Wajah Manusia dengan Model Arsitektur Xception pada Metode Convolutional Neural Network," *Rekayasa*, vol. 16, no. 1, pp. 65–73, Apr. 2023, doi: 10.21107/rekayasa.v16i1.16974.
- [11] E. Turnip and A. F. Rozi, "Analisis Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Jenis Penyakit Daun Padi," *Jurnal ProTekInfo |*, vol. 11, no. 2, 2024.
- [12] M. Farij Amrulloh et al., "Klasifikasi Penyakit Daun Bawang Menggunakan Algoritma CNN Xception Penulis Korespondensi," Online, 2024.
- [13] R. A. Putri et al., "Model Deep Learning Untuk Klasifikasi Objek Pada Gambar Fisheye," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 3, pp. 519–528, Jul. 2024, doi: 10.25126/jtiik.938047.
- [14] M. Ezar, A. Rivian, D. Alwyn, and G. Riyadi, "53-61 Dokumen diterima pada 08 Februari," 2021. [Online]. Available: <https://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/>
- [15] Y. Brianorman and R. Munir, "Perbandingan Pre-Trained CNN: Klasifikasi Pengenalan Bahasa Isyarat Huruf Hijaiyah," *J. Sistem Info. Bisnis*, vol. 13, no. 1, pp. 52–59, Jul. 2023, doi: 10.21456/vol13iss1pp52-59.
- [16] R. Kurniawan, P. B. Wintoro, Y. Mulyani, and M. Komarudin, "Implementasi Arsitektur Xception Pada Model Machine Learning Klasifikasi Sampah Anorganik," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 2, Apr. 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i2.3034.