

Klasifikasi Penyakit pada Citra Buah Jeruk Menggunakan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan Arsitektur Alexnet

Dwiretno Istiyadi Swasono*, Mohammad Abuemas Rizq Wijaya**, Muhamad Arief Hidayat***

* Fakultas Ilmu Komputer Universitas Jember

** Fakultas Ilmu Komputer Universitas Jember

*** Fakultas Ilmu Komputer Universitas Jember

*istiyadi@unej.ac.id, **mrizqwijaya@gmail.com, ***arief.hidayat@unej.ac.id

ABSTRAK

Citrus fruit is a plant that is very susceptible to disease. Diseases that often attack citrus fruits are usually in the form of spots on the fruit. Diagnostics of citrus fruit diseases are usually carried out by experts manually which can cause the results to be subjective. Not all farmers are experts in diagnosing citrus fruit diseases. Therefore, this study proposes a system for diagnosing citrus fruit diseases using computer vision based on deep learning. So that the model can be used on computers with limited resources, this study proposes the Alexnet model, which is relatively light but has proven excellent accuracy in classifying several datasets. The dataset used is citrus fruit disease images of 1790 images which are divided into 4 classes, namely blackspot, canker, greening, and healthy fruit. The best results achieved with a scenario of 90% training data and 10% validation data are with an accuracy of 94,34%, a precision of 93,0%, a recall of 94,0%, and an F1-score of 95,0%. The best results are obtained with a combination of dropout, batch normalization, and fully-connected layer scenarios in the classifier layers section.

Keyword: citrus diseases, classification, convolutional neural networks, AlexNet

1. Pendahuluan

Jeruk adalah buah tahunan yang berasal dari benua Asia. Jeruk adalah tumbuhan berbunga yang termasuk dalam genus *Citrus* dalam keluarga *Rutaceae* (suku *Citrus*). Anggotanya berbentuk pohon, buahnya berdaging dan rasanya asam segar, tetapi banyak yang rasanya manis. Rasa asam berasal dari jumlah asam sitrat yang dikandung semua anggotanya.

Jeruk termasuk tanaman yang sangat rentan terhadap serangan penyakit yang dapat dilihat dengan beberapa tanda bercak pada buah. Biasanya para petani bergantung pada ahli tanaman yang dapat melakukan pemeriksaan terhadap buah jeruk. Pemeriksaan dengan upaya tersebut memerlukan dana yang cukup mahal dan memiliki resiko kesalahan yang cukup besar [1]. Virus menjadi penyebab paling tinggi terhadap penyakit yang diterima oleh buah jeruk sehingga menjadi musuh bersama para petani. Salah satu penyakit buah jeruk yang sangat dikhawatirkan oleh para petani jeruk adalah *Citrus Vein Floem Degeneration* (CVPD) yang juga dikenal sebagai *silent killer* karena membunuh buah jeruk secara perlahan hingga tanaman tersebut punah. Permasalahan yang dihadapi adalah diagnosa penyakit buah jeruk masih dilakukan secara manual, hal ini menyebabkan akurasi yang kurang seragam dan subjektif. Perbedaan persepsi antar ahli tanaman dapat menyebabkan hasil diagnosa yang berbeda [2]. Sehingga dibutuhkan teknologi yang dapat membantu ahli tanaman untuk menganalisa foto penyakit buah jeruk dengan cepat dan akurat dengan penggunaan teknologi informasi berbasis komputer dan data seperti Kecerdasan Buatan atau *Artificial Intelligence* (AI).

Implementasi teknologi di bidang *Artificial Intelligence* (AI) telah banyak digunakan di berbagai bidang seperti peternakan [3], kedokteran [4], pertanian [5], dan lainnya. Salah satu teknologi yang paling memiliki dampak signifikan adalah *deep learning*, yang saat ini mengalami kemajuan yang sangat pesat di berbagai aspek seperti ekstraksi fitur, interaksi fitur, dan representasi data [6].

Deep learning adalah salah satu bagian dari *machine learning* berdasarkan jaringan saraf tiruan, dengan banyak lapisan tersembunyi yang mampu mempelajari representasi atau fitur data secara otomatis. Implementasi algoritma *Convolutional Neural Networks* (CNN) merupakan salah satu fitur canggih *deep learning* dalam *computer vision*. Tingkat popularitas algoritma CNN semakin meningkat dalam teknik *deep learning* karena beberapa faktor penting, seperti tidak perlu ekstraksi fitur secara manual, kemampuan untuk melatih ulang untuk tugas mengenali objek baru sehingga dapat dibangun di atas jaringan yang sudah ada, dan Algoritma CNN terdiri dari 3 jenis lapisan (atau blok penyusun): lapisan konvolusional (*convolutional layer*), lapisan *pooling* (*pooling layer*), dan diikuti lapisan terhubung penuh (*fully connected layer*) [7].

Penelitian yang menggunakan CNN terkait penyakit pada buah jeruk yang dilakukan oleh Dhiman, Kukreja, dan Kaur pada tahun 2021 [8]. Dalam penelitian tersebut, sampel buah jeruk yang memiliki citra normal dan cacat dikumpulkan dari sumber online. Total sampel citra berisi sampel dengan 1593 citra terinfeksi dan 1466 citra sehat yang digunakan pada penelitian ini. Dataset diperoleh dari website Kaggle. Penelitian ini melakukan final test accuracy dan didapatkan hasil training sebesar 93,75%. Penelitian tersebut membuktikan bahwa penyakit buah jeruk dapat diklasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN).

CNN terdiri dari banyak arsitektur. Salah satu arsitektur CNN yang populer dalam penelitian adalah AlexNet [9]. AlexNet adalah salah satu dari arsitektur CNN yang tercipta dari penelitian yang dilakukan oleh Alex Krizhevsky dkk dari University of Toronto. Dalam kompetisi ILSVRC (*ImageNet Large-Scale Visual Recognition Competition*) yang diselenggarakan oleh ImageNet pada tahun 2012, AlexNet memperoleh gelar kejuaraan dengan tingkat kesalahan 16,4%. Jaringan dari arsitektur AlexNet lebih dalam dari standar CNN yang terdiri atas 8 layer, dimana layer tersebut terbagi menjadi dua bagian. Lima layer pertama merupakan lapisan operasi konvolusional diikuti oleh tiga lapisan *fully-connected* layer pada layer kedua. Pada penelitian sebelumnya oleh Rafhan A. R. dan Suhaili B.K. yang dilakukan pada tahun 2021 [10], arsitektur AlexNet menghasilkan tingkat akurasi yang cukup tinggi yakni sebesar 91,43%. Sameer dkk [11] menggunakan Alexnet untuk mendeteksi hama dan penyakit pada tanaman menggunakan data citra daun tanaman. Data citra terdiri dari 32 kelas dengan total citra awal sebanyak 1609 kemudian ditingkatkan dan noise dihilangkan menjadi 7239 citra. Akurasi Alexnet yang didapatkan sebesar 90%. Irfansyah dkk [12] menggunakan arsitektur Alexnet untuk klasifikasi hama pada citra daun tanaman kopi dan menghasilkan akurasi 81,6% pada data uji. Hal ini menunjukkan kinerja Alexnet sangat bagus untuk beberapa kasus klasifikasi dan dataset tertentu.

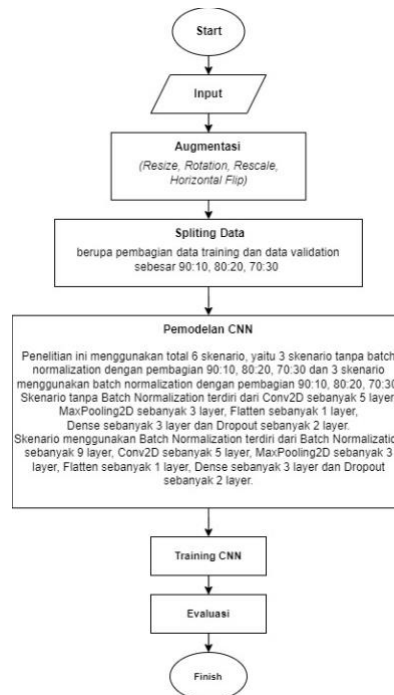
Berdasarkan penjelasan sebelumnya, peneliti akan menggunakan deep learning dengan metode yang sedang dikembangkan yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur AlexNet yang diharapkan memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi. Penelitian ini akan mengklasifikasi penyakit buah jeruk yaitu blackspot, canker, greening, dan buah yang sehat dengan menggunakan beberapa skenario pada arsitektur Alexnet untuk mendapatkan hasil terbaik.

2. Metode Penelitian

Program yang digunakan dalam penelitian ini secara umum dibagi menjadi 6 langkah. Langkah pertama adalah meng-input atau menambahkan dataset gambar atau citra ke dalam program. Langkah kedua adalah augmentasi yaitu untuk memodifikasi atau memanipulasi citra, sehingga citra asli dalam bentuk standar akan diubah bentuk dan posisinya. Pada penelitian ini menggunakan 4 (empat) jenis augmentasi yaitu *Resize*, *Rotation*, *Rescale* dan *Horizontal Flip*. Yang pertama yaitu *resize* untuk mengubah ukuran citra menjadi 227 x 227 pixel. Kemudian yang kedua *rotation* yaitu untuk melakukan rotasi pada citra sebesar 0.3 atau 30 derajat. Kemudian *rescale* yaitu untuk mengubah nilai *pixel* dari yang semula bernilai antara 1 hingga 255 menjadi 0 hingga 1. Berikutnya *horizontal flip* yaitu untuk membalik posisi suatu citra secara horizontal. Proses augmentasi ini dilakukan untuk menghasilkan banyak citra baru dengan posisi yang beragam sehingga memudahkan model dalam mengenali citra.

Langkah ketiga adalah *splitting* data yaitu untuk melakukan beberapa pembagian antara data *training* (latih) dan data *validation* (validasi). Pada penelitian ini menggunakan 3 (tiga) perbandingan yaitu 90% data training dan 10% data validation (90:10), 80% data training dan 20% data validation (80:20), 70% data training dan 30% data validation (70:30). Langkah keempat adalah Pemodelan CNN yaitu untuk menyusun arsitektur model CNN. Penelitian ini menggunakan total 6 (enam) skenario, yaitu 3 skenario tanpa *batch normalization* dengan pembagian 90:10, 80:20, 70:30 dan 3 skenario berikutnya menggunakan *batch normalization* dengan pembagian 90:10, 80:20, 70:30. Skenario tanpa *batch normalization* terdiri dari Conv2D sebanyak 5 layer, MaxPooling2D sebanyak 3 layer, *Flatten* sebanyak 1 layer, *Dense* sebanyak 3 layer dan *Dropout* sebanyak 2 layer. Kemudian pada skenario menggunakan *batch normalization* terdiri dari *batch normalization* sebanyak 9 layer, Conv2D sebanyak 5 layer, MaxPooling2D sebanyak 3 layer, *Flatten* sebanyak 1 layer, *Dense* sebanyak 3 layer, dan *Dropout* sebanyak 2 layer. Langkah kelima adalah melakukan training pada model yang telah disusun sebelumnya.

Kemudian langkah terakhir yaitu melakukan evaluasi terhadap model yang sudah di training untuk menguji keakuratan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasi citra. Flowchart program dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Implementasi arsitektur AlexNet.

2.1. Pengumpulan Data

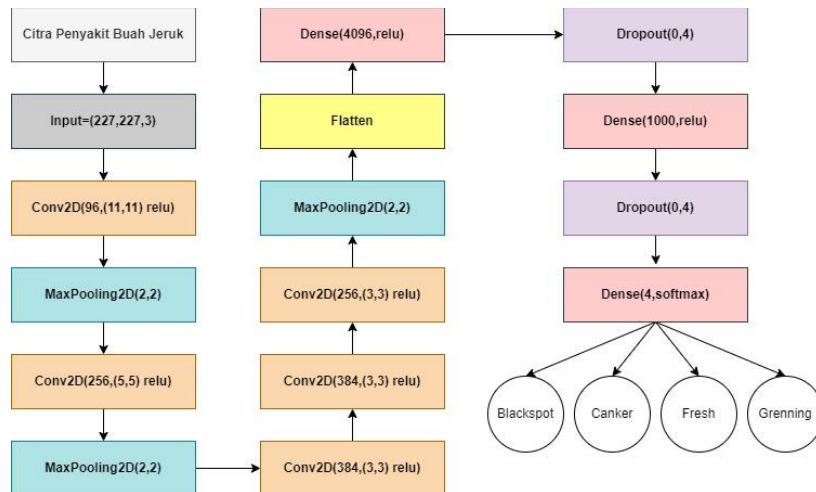
Penelitian ini melakukan pengumpulan dataset berupa citra buah jeruk yang berasal dari website Kaggle. Dataset ini [13] dapat diakses pada: <https://www.kaggle.com/datasets/jonathansilva2020/orange-diseases-dataset>. Dataset yang diperoleh merupakan gambar penyakit buah jeruk sebanyak 1790 citra yang dibagi menjadi 4 kelas, setiap kelasnya terdiri dari sebagai berikut: *fresh*, *blackspot*, *canker* dan *grending*. Gambar pelatihan data juga telah diubah ukurannya menjadi 227x227 pixel agar sesuai dengan persyaratan Alexnet CNN. Gambar yang telah diubah ukurannya dikumpulkan dan disatukan dalam folder untuk dipelajari oleh Alexnet nanti. Contoh gambar dari keempat dataset dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Dataset penyakit buah jeruk.

2.2. Arsitektur AlexNet

Arsitektur Alexnet memiliki 8 layer ekstraksi fitur yang terdiri atas 5 convolution layer, 3 *fully-connected layer*. Konvolusi merupakan sebuah istilah yang menggambarkan proses berulang kali untuk menerapkan suatu fungsi ke output fungsi lain, dan menghasilkan feature map. Tujuan dari konvolusi adalah untuk mengekstrak fitur citra. (Suartika, dkk, 2016) [14]. Lapisan yang terhubung sepenuhnya atau fully connected layer adalah lapisan yang digunakan untuk mengubah dimensi data untuk mengklasifikasikannya secara linier. Arsitektur AlexNet mempunyai 5 jenis lapisan atau layer yang digunakan pada penelitian ini, yaitu 5 (lima) Conv2d, 3 (tiga) MaxPooling2d, 3 (tiga) Dropout, Flatten dan 4 (empat) Dense.



Gambar 3. Pemodelan CNN AlexNet

Citra penyakit buah jeruk akan diubah agar sesuai dengan ukuran citra atau gambar, yaitu 227 x 227 piksel. Kemudian mengikuti proses 2D convolution 5 kali dan max pooling 3 kali dengan nilai filter 96, 256, 256, 384 dan 384. Setelah melewati proses 2D convolution dan max pooling, langkah berikutnya yaitu proses flatten, yaitu mengubah array multidimensi menjadi satu dimensi. Lalu dilanjutkan pada proses lapisan dense sebanyak 3 (tiga) kali dengan nilai filter dense yaitu 4096, 1000 dan 4. Tahap selanjutnya adalah proses dropout dengan nilai 0,4.

3. Hasil dan Analisis

3.1. Hasil Akurasi

Bagian ini memuat hasil penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti dan menginterpretasikan hasilnya. Interpretasi hasil penelitian ini merupakan hasil evaluasi transfer learning dengan menerapkan arsitektur CNN. Penelitian ini dijalankan dengan arsitektur AlexNet dan dua jenis perlakuan yaitu tanpa normalisasi dan menggunakan normalisasi dengan pemisahan data yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30. Setiap pemrosesan mengeksekusi 300 epoch, dan steps per epoch dan validation steps ditampilkan pada Gambar 4.

Data Training	Data Testing	Epoch	Steps per Epoch	Validation Steps
90%	10%	300	5	5
80%	20%	300	5	5
70%	30%	300	5	5

Gambar 4. Pembagian steps per epoch

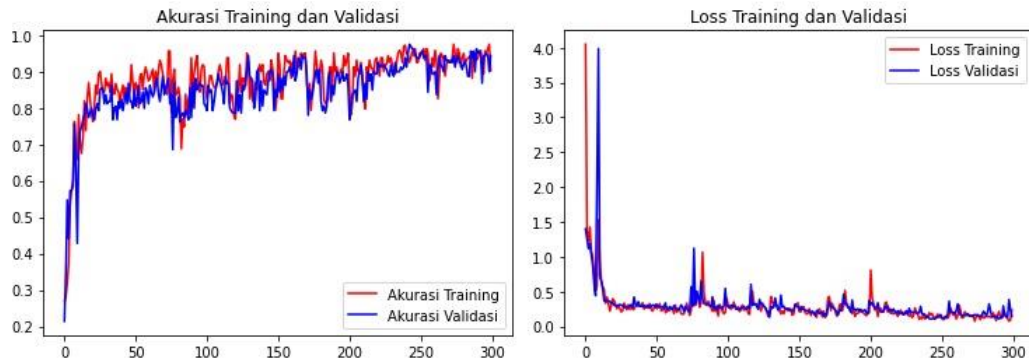
Hasil akurasi untuk arsitektur AlexNet ditampilkan di Gambar 5, Pada tabel tersebut ditunjukkan hasil dari uji akurasi diperoleh dari perhitungan skor pada evaluasi model.

Architecture	Total Parameters	Accuracy (90%:10%)	Accuracy (80%:20%)	Accuracy (70%:30%)
AlexNet	91,742,476	94.34%	91.87%	89.21%
AlexNet + Batch Normalization	91,784,764	81.13%	78.12%	37.55%

Gambar 5. Hasil akurasi arsitektur CNN

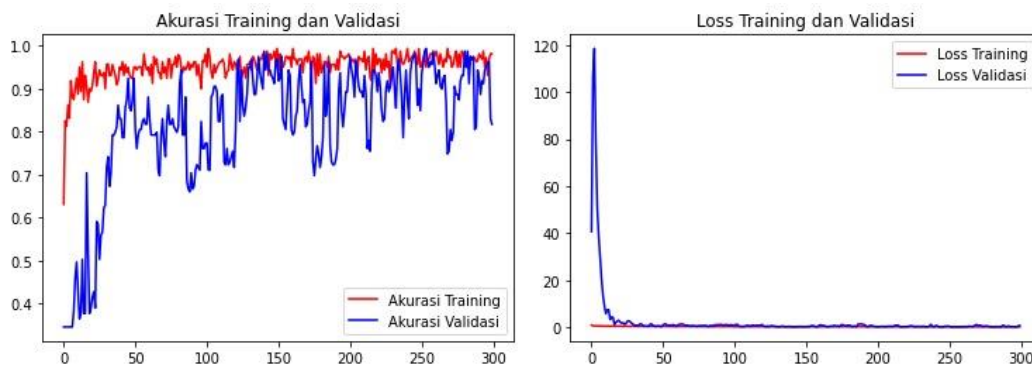
Dari Gambar 5 yang ditampilkan sebelumnya dapat diambil kesimpulan bahwa pembagian dataset training (latih) dan testing (uji) tidak pasti memberikan nilai akurasi yang paling baik jika data training (latih) nya lebih besar dibandingkan data testing (uji) nya, seperti pada penelitian ini pemisahan data dibagi menjadi 3 (tiga) yaitu 90:10, 80:20 dan 70:30. Dari pemisahan data tersebut arsitektur AlexNet yang menghasilkan akurasi paling tinggi yaitu dari pembagian data 90:10 sebesar 94,34%. Sedangkan pada pembagian data 80:20

menghasilkan akurasi sebesar 91,87% dan pembagian data 70:30 menghasilkan akurasi paling rendah sebesar 89,21%. Sedangkan arsitektur *transfer learning* AlexNet + *batch normalization* pada pembagian data 90:10 menghasilkan akurasi paling tinggi sebesar 81,13%, dan pada pembagian data 80:20 menghasilkan akurasi sebesar 78,12% sedangkan pada pembagian data 70:30 menghasilkan akurasi paling rendah sebesar 37,55%. Kemudian untuk grafik *loss training* dan validasi tanpa menggunakan normalisasi untuk pembagian 90:10 ditunjukkan pada Gambar 6, dapat dilihat bahwa nilai *loss* dari training dan validasi cukup stabil walaupun pada *epoch* ke-70 dan pada *epoch* ke-200 terjadi sedikit *overfitting*.



Gambar 6. Akurasi *training* dan validasi serta *loss training* dan validasi tanpa menggunakan *batch normalization* dengan rasio 90:10

Untuk grafik *loss training* dan validasi dengan menggunakan normalisasi dapat dilihat pada Gambar 7, dapat dilihat bahwa nilai *loss* dari *training* dan validasi sangat stabil.



Gambar 7. Akurasi *training* dan validasi serta *loss training* dan validasi dengan menggunakan *batch normalization* dengan rasio 90:10

3.2. Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan sebuah proses untuk menguji sebuah model atau arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini. Setelah arsitektur CNN atau model menyelesaikan *training* (pelatihan) dan *testing* (pengujian) pada dataset penyakit buah jeruk maka langkah paling akhir yang dapat dilakukan yaitu menguji model yang digunakan. Terdapat berbagai parameter yang dapat digunakan untuk menguji model, salah satunya pada penelitian ini yaitu *confusion matrix* yang digunakan untuk mengetahui sebaran data *testing* (uji) dengan nilai *true* (benar) dan data *testing* (uji) dengan nilai *false* (salah). Selain itu, ada beberapa parameter seperti *recall*, *precision*, dan *F1-score* yang akan dijelaskan dalam hasil penelitian ini.

3.3. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah persebaran dari data *testing* (uji) ke dalam bentuk tabel matriks. Pada penelitian ini, *confusion matrix* ditampilkan sebagai 4 kelas dengan label prediksi pada sumbu X dan label yang benar pada sumbu Y. Sebuah gambar atau citra dapat disebut memprediksi dengan benar jika sumbu X dan Y bertemu pada tempat yang sama. Jika semakin tinggi dari nilai hasil prediksi maka ditandai warnanya akan semakin gelap (biru tua), dan apabila semakin rendah nilai dari hasil prediksi maka ditandai warnanya semakin terang (biru muda sampai putih).

		Alexnet Model 90:10 Non-Normal			
		Blackspot	Canker	Fresh	Greening
True Label	Blackspot	32	2	0	0
	Canker	6	28	0	0
	Fresh	0	0	55	0
	Greening	0	0	0	36
		Blackspot	Canker	Fresh	Greening
		Predicted label			

Gambar 8. *Confusion matrix* arsitektur AlexNet tanpa *batch normalization* menggunakan rasio pembagian data 90:10

Dari Gambar 8 yang ditampilkan sebelumnya, dapat diambil kesimpulan bahwa model atau arsitektur AlexNet yang tidak menggunakan *batch normalization* dapat melakukan prediksi kelas dengan benar, terutama untuk kelas *fresh* dan *greening*. Akan tetapi, beberapa kelas memiliki prediksi yang kurang tepat dalam model ini, contohnya dataset yang seharusnya merupakan kelas *blackspot* diprediksi sebagai citra kelas *canker* sebanyak 2 gambar atau citra dan dataset yang seharusnya merupakan kelas *canker* diprediksi sebagai kelas *blackspot* sebanyak 6 gambar atau citra.

3.4. Precision, Recall, dan F1-Score

Setelah mendeskripsikan data testing (uji) dalam bentuk tabel confusion matrix, pada poin 2 ini parameter *recall*, *precision*, dan *F1-score* dapat dihitung dari tabel confusion matrix sesuai dengan masing-masing kelas klasifikasinya. Semakin tinggi dari nilai *precision* dan *recall* maka semakin tinggi pula hasil pada parameter *F1-score*. Akan tetapi, semakin rendah hasil dari nilai *precision* dan *recall* atau keduanya, maka hal tersebut dapat memberikan efek nilai *F1-score* tersebut menjadi rendah.

Classification Report				
	precision	recall	f1-score	support
blackspot	0.84	0.94	0.89	34
canker	0.93	0.82	0.87	34
fresh	1.00	1.00	1.00	55
grenning	1.00	1.00	1.00	36
accuracy			0.95	159
macro avg	0.94	0.94	0.94	159
weighted avg	0.95	0.95	0.95	159

Gambar 9. *Classification Report* arsitektur AlexNet tanpa *batch normalization* menggunakan Rasio pembagian Data (90:10)

Berdasarkan Gambar 9 yang ditampilkan sebelumnya, dapat diambil kesimpulan bahwa nilai *precision* paling tinggi atau nilai 100% yaitu kelas *fresh* dan *grenning*, sedangkan untuk nilai *precision* paling rendah yaitu untuk kelas *blackspot* dengan nilai 0,84. Parameter *recall* paling tinggi atau nilai 100% terjadi pada kelas *fresh* dan *grenning*, sedangkan nilai *recall* paling rendah terjadi pada kelas *canker* yaitu 0,82 dan nilai *F1-score* paling tinggi terjadi pada kelas *fresh* dan *grenning* yaitu 1,00 atau 100%. sedangkan nilai *F1-score* paling rendah yaitu pada kelas *canker* senilai 0,87. Seperti yang dapat dilihat pada tabel confusion matrix pada Gambar 8, terdapat 34 gambar atau citra kelas *blackspot*, dimana 32 di antaranya telah diprediksi dengan benar sebagai kelas *blackspot*. Namun 2 citra lainnya diprediksi dengan tidak akurat, yaitu kelas *kanker*. Gambar 10 menunjukkan citra penyakit bercak hitam (*blackspot*) dan kanker (*canker*) pada buah jeruk. Pada gambar 10 tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa untuk perbedaan ciri-ciri penyakit mengakibatkan model atau arsitektur CNN kurang tepat untuk memprediksi gambar atau citra, hal tersebut disebabkan oleh kedua citra yang memiliki tingkat kemiripan yang tinggi.







Gambar 10. Citra *blackspot* (kiri), citra *canker* (kanan) (Sumber: kaggle.com)

3.5. Sistem Inferensi

Pada bagian ini akan diuraikan hasil prediksi citra penyakit buah jeruk. Citra yang digunakan yaitu berasal dari website kaggle. Pada percobaan penelitian ini citra yang digunakan adalah 4 kelas yaitu *blackspot*, *canker*, *fresh* dan *grenning* terdapat masing-masing perlakuan dalam percobaan sistem ini, Pada Gambar 11 akan diuraikan citra yang digunakan dalam menguji sistem ini.

Tabel 1. Penjelasan citra yang digunakan dalam menguji sistem inferensi

Nama kelas	Gambar	Penjelasan	Hasil Prediksi	Kesimpulan
<i>Blackspot</i>		Buah jeruk berwarna kekuningan dengan bintik hitam yang cukup banyak	<i>blackspot</i>	Benar, model dapat memprediksi citra blackspot dengan sangat baik
<i>Canker</i>		Buah jeruk berwarna kehijauan dengan dimensi kerusakan kulit buah yang cukup besar	<i>canker</i>	Benar, model dapat memprediksi citra canker dengan sangat baik
<i>Fresh</i>		Buah jeruk berwarna kuning/oranye dengan keadaan sehat dan segar	<i>fresh</i>	Benar, model dapat memprediksi citra fresh dengan sangat baik
<i>Grenning</i>		Buah jeruk berwarna kehijauan dengan sedikit bintik hitam	<i>grenning</i>	Benar, model dapat memprediksi citra grenning dengan sangat baik

Setelah dataset untuk menguji sistem disiapkan, kemudian menuju proses *preprocessing* untuk *resize* ukuran citra menjadi 227 x 227. Kemudian citra dimasukkan satu per satu kedalam sistem, sistem akan memprediksi citra tersebut dengan menampilkan output berupa kelas.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang sudah dilakukan, implementasi algoritma CNN dengan menggunakan arsitektur AlexNet pada klasifikasi citra buah jeruk dengan empat kelas yaitu *blackspot*, *canker*, *fresh*, dan *grenning* dapat bekerja dengan sangat baik. Arsitektur AlexNet tanpa *batch normalization* dengan pemisahan dataset 90% data *training* (latih) dan 10% data validasi memberikan kinerja yang paling baik dengan akurasi sebesar 94,34% dan rata-rata nilai *precision* sebesar 93,0%, nilai *recall* sebesar 94,0%, dan *F1-score* sebesar 95,0%. Beberapa skenario yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan hasil yang terbaik, semakin besar perbandingan data *training* dibandingkan data validasi cenderung memberikan hasil akurasi yang lebih tinggi, semakin sedikit data *training* membuat hasil yang berfluktuasi atau tidak stabil.

Untuk meningkatkan dan mengembangkan penelitian selanjutnya, peneliti menyarankan untuk menggunakan lebih dari 1 (satu) macam model arsitektur, sehingga nantinya dapat membandingkan hasil akurasi pada setiap arsitektur. Citra penyakit buah jeruk dalam penelitian ini dapat dikembangkan dengan cara pengambilan citra dari website Kaggle dan ditambah dengan pengambilan citra penyakit buah jeruk secara langsung. Model arsitektur CNN terutama pada arsitektur AlexNet perlu dilakukan pengembangan, sehingga hasil dari nilai akurasi semakin lebih baik dan estimasi waktu yang digunakan untuk *training* data menjadi lebih cepat.[14]

DaftarPustaka

- [1] Xie X, Ma Y, Liu B, He J, Li S, & Wang H. "A deep-learningbased real-time detector for grape leaf diseases using improved convolutional neural networks". *Frontiers in plant science*, 11, 751. 2020.
- [2] Weizheng S, Yachun W, Zhanliang C, and Hongda W. "Grading method of leaf spot disease based on image processing." *Proc. - Int. Conf. Comput. Sci. Softw. Eng. CSSE 2008*, vol. 6, pp. 491–494, 2008.
- [3] Tassinari P., Bovo M., Benni S., Franzoni S., Poggi M., Mammi L. M. E., Mattoccia S., Di Stefano L., Bonora F., Barbaresi A., Santolini E., & Torreggiani D. "A computer vision approach based on deep learning for the detection of dairy cows in free stall barn". *Computers and Electronics in Agriculture*, 182, 106030. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106030>. 2021.
- [4] Tsuneki M. "Deep learning models in medical image analysis. *Journal of Oral Biosciences*", 64(3), 312–320. <https://doi.org/10.1016/j.job.2022.03.003>. 2022.
- [5] Unal Z., "Smart Farming Becomes Even Smarter With Deep Learning—A Bibliographical Analysis," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 105587-105609, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3000175. 2020.
- [6] Chen L. "Deep Learning and Practice with MindSpore". Springer Nature. 2021
- [7] Lecun Y, Bengio Y, and Hinton G. 'Deep learning'. doi: 10.1038/nature14539. 2015.
- [8] Dhiman P, Kukreja V, Kaur A. "Citrus Fruits Classification and Evaluation using Deep Convolution Neural Networks: An Input Layer Resizing Approach". 9th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO). 2021
- [9] Krizhevsky A, Sutskever I, and Hinton G.E. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Adv. Neur. Inf. Process. Syst.* 1097C1105. 2012
- [10] Rahmat RA, dan Kutty SB. "Malaysian Food Recognition using Alexnet CNN and Transfer Learning". 11th IEEE Symposium on Computer Applications & Industrial Electronics (ISCAIE) | 978-1. 2021
- [11] Sameer S, Niharika BD, Vasavi S, Rohith M. "Pest and Disease Detection from Plant Leaves using Enhanced AlexNet Model". *International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies (CONECCT)* | 978-1-6654-2849-1. 2021.
- [12] Irfansyah D., Mustikasari, M. and Suroso, A. 'Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi', *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, 6(2), pp. 87–92. Available at: <http://ejournal.poltektegal.ac.id/index.php/informatika/article/view/2802>. 2021.
- [13] Jonathan C, "Orange diseases dataset multiclass dataset for orange diseases", [cited 2023 March 10]. Available from: <https://www.kaggle.com/datasets/jonathansilva2020/orange-diseases-dataset>. 2020
- [14] Suartika IW, Wijaya AY, dan Soelaiman R. "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101," *Jurnal Teknik ITS*. Vol. 5, No. 1. 2016