



Diagnosa Penyakit Stroberi Pada Citra Buah Dan Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Intan Sarfina

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Ponorogo

Email: intansarfina98@gmail.com

Article Info

Article history:

Received May 25, 2024

Revised May 29, 2024

Accepted June 12, 2024

Keywords:

Strawberry plant; Disease;
Convolutional Neural
Network (CNN);
Classification;

ABSTRACT

This research aims to develop a system that can identify diseases in strawberry plants using Convolutional Neural Network (CNN) method. Strawberry plants have high economic value but are often attacked by diseases that can lead to crop failure. The use of CNN in classifying diseases in strawberry leaf images has successfully demonstrated high accuracy. A dataset consisting of six types of strawberry diseases has been used in this study. The CNN model training process was conducted using preprocessed datasets and produced satisfactory accuracy rates. The evaluation results show that the CNN model is capable of classifying strawberry diseases with an accuracy rate of 97.5% on the training data and 96% on the validation data. The implementation of this CNN model has great potential to assist farmers in detecting diseases in strawberry plants early and reducing crop failure rates

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



Article Info

Article history:

Received May 25, 2024

Revised May 29, 2024

Accepted June 12, 2024

Keywords:

Tanaman stroberi; Penyakit;
Convolutional Neural
Network (CNN); Klasifikasi;

ABSTRACT

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi penyakit pada tanaman stroberi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Tanaman stroberi memiliki nilai ekonomi yang tinggi namun sering kali diserang oleh penyakit yang dapat mengakibatkan gagal panen. Penggunaan CNN dalam klasifikasi penyakit pada citra daun stroberi telah berhasil menunjukkan akurasi yang tinggi. Dataset yang terdiri dari enam jenis penyakit stroberi telah digunakan dalam penelitian ini. Proses pelatihan model CNN dilakukan dengan menggunakan dataset yang telah dipreproses dan menghasilkan tingkat akurasi yang memuaskan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model CNN mampu mengklasifikasikan penyakit stroberi dengan tingkat akurasi mencapai 97,5% pada data pelatihan dan 96% pada data validasi. Implementasi model CNN ini memiliki potensi besar untuk membantu petani dalam mendeteksi penyakit pada tanaman stroberi secara dini dan mengurangi angka kegagalan panen.



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



Corresponding Author:

Nama penulis: Intan Sarfina
Universitas Muhammadiyah Ponorogo
Email : intansarfina98@gmail.com

Pendahuluan

Tanaman stroberi merupakan jenis tanaman yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan prospek bisnis yang menguntungkan. Beberapa petani di Indonesia telah membudidayakan tanaman ini secara komersial. Namun, dalam praktiknya, budidaya stroberi masih dilakukan dengan metode konvensional sehingga hasil yang diperoleh belum mampu memenuhi permintaan pasar. Tantangan utama dalam budidaya stroberi di Indonesia adalah kurangnya bibit berkualitas yang bebas penyakit. Menurut Badan Pusat Statistik Nasional, produksi stroberi nasional mengalami penurunan sebesar 75% dalam periode 2012-2017. Pada tahun 2012, total produksi stroberi di Indonesia mencapai 169.796 ton, tetapi terus menurun setiap tahunnya hingga mencapai sekitar 12.225 ton pada tahun 2017. Penurunan produksi yang signifikan ini disebabkan oleh serangan hama dan penyakit yang terjadi pada tahun 2014, di mana produksi stroberi hanya mencapai 58.882 ton [1].

Dalam beberapa tahun terakhir, petani stroberi menghadapi gagal panen yang disebabkan oleh penyakit pada tanaman stroberi, terutama pada daun dan buahnya. Beberapa penyakit yang menyerang daun, bunga, dan buah stroberi meliputi bercak daun, *blossom blight*, *powdery mildew*, dan *gray mold*. Minimnya pengetahuan petani stroberi tentang gejala penyakit pada tanaman mereka mengakibatkan tingkat gagal panen yang lebih tinggi. Gagal panen dapat dicegah dengan identifikasi penyakit yang lebih cepat dan akurat. Mengundang ahli bukanlah solusi yang praktis karena memerlukan waktu dan biaya yang besar bagi petani stroberi. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi penyakit pada tanaman stroberi dengan cepat dan tepat agar petani dapat menghindari gagal panen [2].

Salah satu cara untuk mempermudah kategorisasi dan identifikasi penyakit adalah dengan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang cocok dan analisis konvolusi untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman stroberi. CNN adalah model pembelajaran mendalam yang dapat mengenali dan mengkategorikan pola dalam gambar, sehingga cocok untuk mengklasifikasikan penyakit berdasarkan foto-foto daun stroberi yang rusak atau abnormal. Penggunaan analisis konvolusi dalam model CNN memainkan peran penting dalam meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit. Konvolusi adalah prosedur dalam model CNN yang mengekstraksi fitur dari gambar dan meningkatkan karakteristik yang signifikan untuk klasifikasi. Analisis efek konvolusi membantu memahami bagaimana konvolusi memengaruhi karakteristik yang diekstraksi dari gambar, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi [3].



Didit Iswantoro dan rekan-rekannya pernah melakukan penelitian pada tahun 2022 tentang klasifikasi penyakit pada tanaman jagung menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penyakit yang difokuskan dalam penelitian ini adalah hawar daun dan karat daun, dengan dataset yang mencakup 2 jenis penyakit tanaman jagung dan total 2000 gambar penyakit jagung. Mereka menggunakan algoritma CNN untuk mengklasifikasikan jenis penyakit tanaman jagung, yang merupakan bagian dari metode *Deep Learning* yang memiliki kemampuan unggul dalam mengenali dan mengklasifikasi objek citra digital. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan *framework TensorFlow* untuk melakukan pelatihan dan pengujian data. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode klasifikasi penyakit tanaman jagung menggunakan CNN mencapai akurasi pelatihan sebesar 97,5%, akurasi validasi 100%, dan tingkat akurasi pada pengujian data baru mencapai 94% [4].

Alang Mulya Lesmana dkk telah melaksanakan penelitian pada tahun 2022 yang bertujuan untuk mengidentifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Mereka fokus pada pengenalan penyakit yang sering terjadi pada daun kentang, seperti *early blight* dan *late blight*, yang memiliki gejala serta penanganan yang berbeda. Proses identifikasi yang lambat dapat menyebabkan peningkatan biaya perawatan. Dalam penelitian ini, penulis memanfaatkan algoritma *deep learning*, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk melakukan identifikasi citra pada daun kentang. Metode CNN memanfaatkan proses konvolusi di mana citra akan diproses menjadi gambar yang lebih kecil dengan konvolusi yang serupa. Hasil dari gambar-gambar tersebut kemudian dimasukkan ke dalam array baru untuk keperluan prediksi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 5400 citra yang dibagi menjadi 3 kelas, yaitu citra sehat, citra *early blight*, dan citra *late blight*. Hasil pengujian menunjukkan akurasi tertinggi pada data validasi mencapai 99%, sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma *deep learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN), mampu melakukan identifikasi penyakit pada citra daun kentang dengan baik [5].

Melihat tantangan tersebut, untuk mengurangi angka kegagalan dalam budidaya buah stroberi, pengembangan teknologi perangkat lunak yang dapat membantu mendeteksi penyakit pada stroberi secara lebih awal menjadi sangat penting bagi petani stroberi. Sejalan dengan perkembangan teknologi, penulis memilih bahasa pemrograman *Python* untuk melakukan identifikasi penyakit pada daun tanaman stroberi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengklasifikasikan penyakit pada daun stroberi.

Tinjauan Pustaka

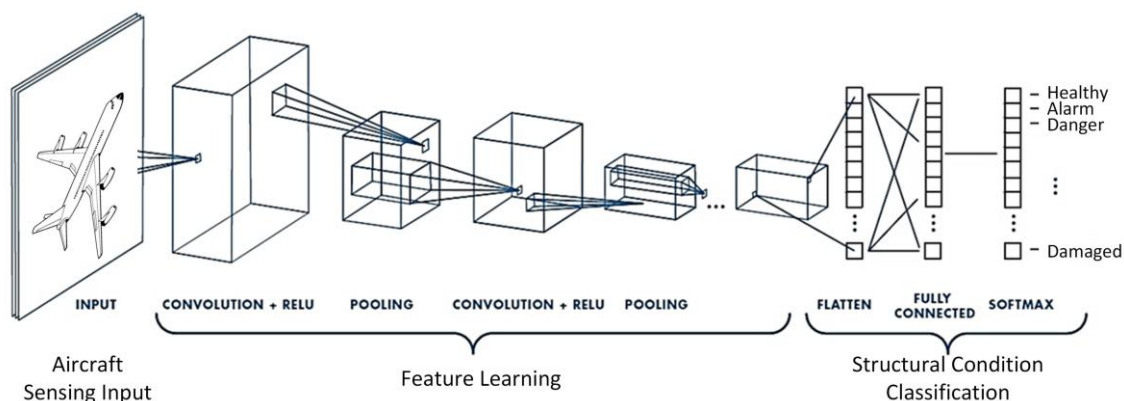
a. Tanaman Stroberi

Stroberi (*Fragaria sp.*) merupakan salah satu komoditas buah-buahan penting di dunia, terutama di negara-negara beriklim subtropis. Seiring dengan perkembangan ilmu dan teknologi pertanian yang semakin maju, stroberi kini mendapat perhatian untuk pengembangannya di daerah beriklim tropis. Di Indonesia, meskipun stroberi bukan tanaman asli, pengembangan komoditas ini dengan pola agribisnis dan agroindustri dapat

menjadi salah satu sumber pendapatan di sektor pertanian. Stroberi ternyata dapat tumbuh dan berproduksi dengan baik dalam kondisi iklim seperti di Indonesia [6].

b. Convolutional Neural Network

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu metode *machine learning* yang merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP), dirancang untuk mengolah data dua dimensi. CNN juga termasuk dalam jenis metode *Deep Neural Network* karena memiliki tingkat jaringan yang mendalam dan banyak diterapkan pada pengolahan citra. Metode CNN terdiri dari dua tahap utama: klasifikasi yang menggunakan *feedforward* dan tahap pembelajaran yang menggunakan *backpropagation* [7].



Gambar 1. Alur Proses Metode *Convolutional Neural Network*

Metodologi

a. Analisa Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup berbagai jenis penyakit pada tanaman stroberi yang diambil dari sumber eksternal yaitu *Kaggle*. Sampel yang digunakan untuk penelitian ini terdiri dari 97 gambar penyakit *Anthraco*, 435 gambar penyakit *Angular leaf spot*, 208 gambar penyakit *Blossom blight*, 477 gambar penyakit *Gray mold*, 615 gambar penyakit *Leaf spot* dan 668 gambar penyakit *Powdery mildew fruit*. Setelah pengumpulan data, dilakukan tahap klasifikasi dan pelabelan jenis penyakit untuk setiap gambar.

Tabel 1. Detail Informasi Dataset

No	Nama penyakit	Jumlah data	Sumber data
1	<i>Anthraco</i>	97	<i>Kaggle</i>

2	<i>Angular leaf spot</i>	435	<i>Kaggle</i>
3	<i>Blossom blight</i>	208	<i>Kaggle</i>
4	<i>Gray mold</i>	477	<i>Kaggle</i>
5	<i>Leaf spot</i>	615	<i>Kaggle</i>
6	<i>Powdery mildew fruit</i>	668	<i>Kaggle</i>
Total		2500	

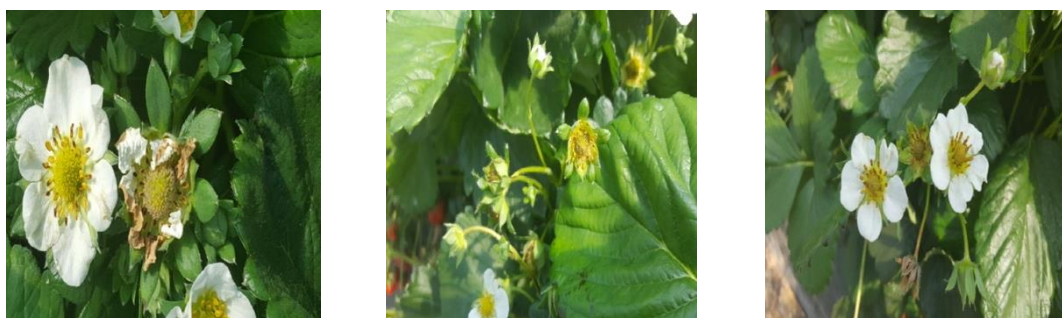
Contoh data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 2. Citra Penyakit *Anthracnose*



Gambar 3. Citra Penyakit *Angular Leaf Spot*



Gambar 4. Citra Penyakit *Blossom Blight*



Gambar 5. Citra Penyakit *Gray Mold*



Gambar 6. Citra Penyakit *Leaf Spot*



Gambar 7. Citra Penyakit *Powdery Mildew Leaf*

Sebelum menggunakan dataset untuk melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN), Peneliti melakukan beberapa langkah *pre-processing* untuk meningkatkan kinerja model. Gambar-gambar tersebut diubah ukurannya ke resolusi standar untuk menjaga konsistensi di seluruh dataset. Pada tahap ini juga menerapkan teknik augmentasi gambar seperti rotasi, pembalikan, dan pemotongan acak untuk meningkatkan variasi dataset dan mencegah *overfitting* selama proses pelatihan.

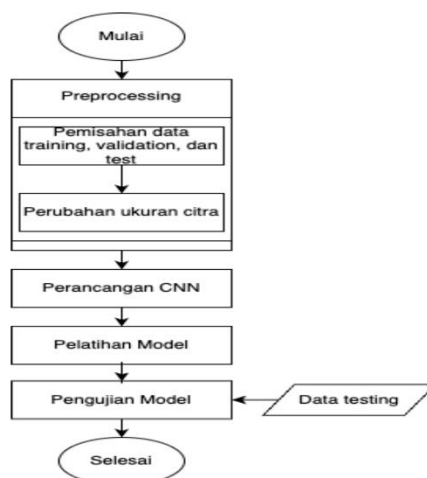
b. Implementasi Model *Convolutional Neural Network*

Pemilihan *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai metode dalam penelitian ini didasarkan pada temuan studi sebelumnya yang menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan tinggi dalam mengklasifikasikan data gambar dengan akurasi yang sangat baik [12]. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya untuk secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar, membuatnya sangat cocok untuk

tugas-tugas klasifikasi citra seperti yang diinginkan dalam penelitian ini. Selain itu, metode CNN telah terbukti berhasil dalam berbagai aplikasi pengenalan pola dan visi komputer, menjadikannya pilihan tepat untuk mengatasi masalah klasifikasi penyakit pada tanaman stroberi.

Model dalam penelitian ini dievaluasi menggunakan metode data pengujian yang terpisah dari data pelatihan dan validasi. Data pengujian digunakan untuk mengukur kinerja model dengan menghitung *loss* dan akurasi pada dataset yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Evaluasi ini memberikan gambaran tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah diproses, sehingga memberikan ukuran objektif terhadap kemampuan generalisasi model. Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa lapisan yang tersusun secara berurutan. Pertama, terdapat lapisan *Rescaling* yang berfungsi untuk melakukan normalisasi skala pada nilai-nilai piksel gambar, membantu proses pelatihan.

Selanjutnya, terdapat lima lapisan *Conv2D* yang menggunakan kernel 3x3 untuk mengekstraksi fitur-fitur gambar. Setelah setiap lapisan konvolusi, dilakukan operasi *MaxPooling2D* dengan filter 2x2 untuk mengurangi dimensi spasial output. Hasilnya kemudian diubah menjadi vektor satu dimensi menggunakan lapisan *Flatten*, sehingga siap untuk diproses lebih lanjut. Terakhir, terdapat dua lapisan *Dense* yang bertujuan untuk melakukan klasifikasi, dengan jumlah neuron 128 pada lapisan pertama dan 3 neuron pada lapisan terakhir, sesuai dengan jumlah kelas yang akan diklasifikasikan.

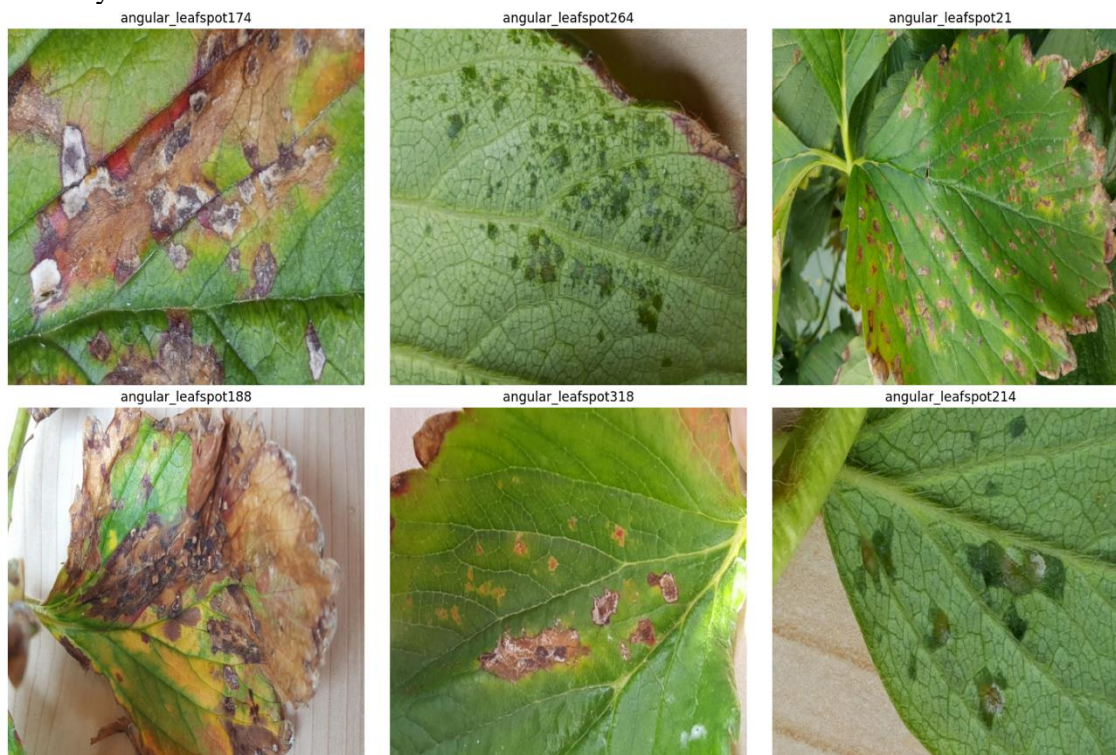


Gambar 8. Alur Implementasi Model CNN

Pada Gambar 8 ditampilkan alur implementasi model CNN yang dimulai dengan *pre-processing*. Dalam tahap ini, data dipisahkan menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian menggunakan kode *Python*. Pemisahan dilakukan secara acak dengan proporsi 70% untuk pelatihan model, 10% untuk validasi, dan 20% untuk pengujian. Selain pemisahan data, citra juga diubah ukurannya agar memiliki ukuran yang seragam untuk pelatihan model. Setelah tahap prapemrosesan selesai, langkah selanjutnya adalah merancang arsitektur CNN. Selanjutnya, model dilatih menggunakan data pelatihan, dan akhirnya diuji menggunakan data pengujian.

Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, pendekatan diimplementasikan untuk mengklasifikasikan enam penyakit pada tanaman stroberi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Dataset yang digunakan akan dibagi menjadi tiga bagian: data pelatihan, data validasi, dan data pengujian. Data pelatihan dan validasi akan digunakan dalam proses pengembangan model, sementara data pengujian akan digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dibangun. Akurasi digunakan sebagai parameter utama untuk menilai keberhasilan model. Setelah pembuatan model selesai, langkah selanjutnya adalah pengembangan aplikasi Android beserta fitur-fitur yang ada di dalamnya.



Gambar 9. Dataset Citra Daun Stroberi yang Berhasil Dimuat

Dataset berhasil dimuat ke dalam *Google Colab*, lalu diubah ukurannya menjadi 256 x 256 piksel. Setelah itu, data tersebut diberi label sesuai dengan jenis penyakitnya, seperti yang terlihat pada Gambar 9.



Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_1 (InputLayer)	[(None, 256, 256, 3)]	0	[]
zero_padding2d (ZeroPadding2D)	(None, 262, 262, 3)	0	['input_1[0][0]']
conv1/conv (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	9408	['zero_padding2d[0][0]']
conv1/bn (BatchNormalization)	(None, 128, 128, 64)	256	['conv1/conv[0][0]']
conv1/relu (Activation)	(None, 128, 128, 64)	0	['conv1/bn[0][0]']
zero_padding2d_1 (ZeroPadding2D)	(None, 130, 130, 64)	0	['conv1/relu[0][0]']
pool1 (MaxPooling2D)	(None, 64, 64, 64)	0	['zero_padding2d_1[0][0]']
conv2_block1_0_bn (BatchNormalization)	(None, 64, 64, 64)	256	['pool1[0][0]']
conv2_block1_0_relu (Activation)	(None, 64, 64, 64)	0	['conv2_block1_0_bn[0][0]']
conv2_block1_1_conv (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	8192	['conv2_block1_0_relu[0][0]']
conv2_block1_1_bn (BatchNormalization)	(None, 64, 64, 128)	512	['conv2_block1_1_conv[0][0]']
conv2_block1_1_relu (Activation)	(None, 64, 64, 128)	0	['conv2_block1_1_bn[0][0]']
conv2_block1_2_conv (Conv2D)	(None, 64, 64, 32)	36864	['conv2_block1_1_relu[0][0]']
conv2_block1_concat (Concatenate)	(None, 64, 64, 96)	0	['pool1[0][0]', 'conv2_block1_2_conv[0][0]']
conv2_block2_0_bn (BatchNormalization)	(None, 64, 64, 96)	384	['conv2_block1_concat[0][0]']
conv2_block2_0_relu (Activation)	(None, 64, 64, 96)	0	['conv2_block2_0_bn[0][0]']
conv2_block2_1_conv (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	12288	['conv2_block2_0_relu[0][0]']
conv5_block16_concat (Concatenate)	(None, 8, 8, 1024)	0	['conv5_block15_concat[0][0]', 'conv5_block16_2_conv[0][0]']
bn (BatchNormalization)	(None, 8, 8, 1024)	4096	['conv5_block16_concat[0][0]']
relu (Activation)	(None, 8, 8, 1024)	0	['bn[0][0]']
avg_pool (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1024)	0	['relu[0][0]']

=====
 Total params: 7037504 (26.85 MB)
 Trainable params: 0 (0.00 Byte)
 Non-trainable params: 7037504 (26.85 MB)

Gambar 10. Hasil Parameter Model CNN

Gambar 10 di atas menjelaskan fungsi aktivasi yang diterapkan ketika melatih model CNN untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman tomat melalui citra daun. Fungsi aktivasi yang dipakai dalam proses ini adalah *Rectification Linear Unit* (ReLU). Proses pelatihan model CNN untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman tomat memerlukan total 7.037.504 parameter. Besarnya jumlah parameter ini menyebabkan proses kalkulasi menjadi rumit dan memakan waktu bagi manusia, sementara mesin dapat mengeksekusi perhitungan dengan cepat dan efisien.

```
[ ] history = model.fit(train_data, epochs=5, validation_data=val_data, callbacks=[EarlyStopping(patience=0)])
```

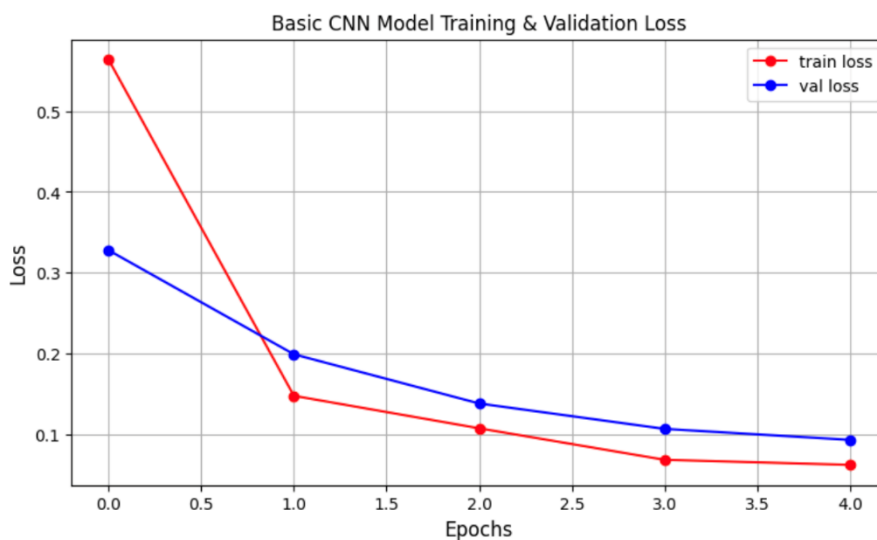
```

46/46 [=====] - 419s 9s/step - loss: 0.5637 - accuracy: 0.8138 - val_loss: 0.3278 - val_accuracy: 0.9186
Epoch 1/5
46/46 [=====] - 399s 9s/step - loss: 0.1476 - accuracy: 0.9490 - val_loss: 0.1990 - val_accuracy: 0.9446
Epoch 2/5
46/46 [=====] - 392s 9s/step - loss: 0.1074 - accuracy: 0.9634 - val_loss: 0.1381 - val_accuracy: 0.9642
Epoch 3/5
46/46 [=====] - 416s 9s/step - loss: 0.0684 - accuracy: 0.9752 - val_loss: 0.1067 - val_accuracy: 0.9609
Epoch 4/5
46/46 [=====] - 404s 9s/step - loss: 0.0621 - accuracy: 0.9786 - val_loss: 0.0931 - val_accuracy: 0.9674
Epoch 5/5

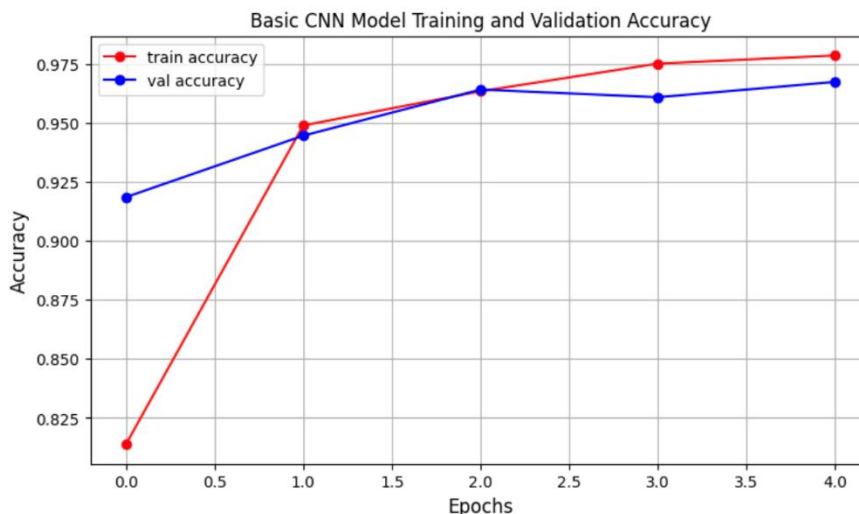
```

Gambar 11. Hasil *Training* Model CNN

Dengan akurasi validasi sebesar 96%, berarti saat model dievaluasi pada kumpulan data terpisah yang tidak pernah digunakan dalam pelatihan atau validasi sebelumnya, model tersebut dapat memprediksi hasil dengan tepat sekitar 96% dari waktu yang ada. Ini merupakan indikator yang baik, menandakan bahwa model tersebut berjalan dengan baik dan mampu beradaptasi secara efektif terhadap data baru yang belum pernah dihadapi sebelumnya.



Gambar 12. Hasil Grafik *Training* dan *Validation Loss* Model CNN



Gambar 13. Hasil Grafik *Training* dan *Validation Accuracy* Model CNN

Dari informasi yang tersaji dalam Gambar 12 dan 13, tergambar bahwa proses pelatihan berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 97,5% lebih dengan tingkat kehilangan di bawah 0,1%. Sebaliknya, akurasi validasi tercatat lebih dari 96% dengan tingkat kehilangan sebesar 0,09%. Melalui data akurasi ini, dapat disimpulkan bahwa waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan pelatihan dalam 5 epoch adalah 7 menit. Semakin banyak epoch yang dilakukan, semakin besar pula waktu yang diperlukan untuk menyelesaikan proses pelatihan.



Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam diagnosa penyakit stroberi pada citra buah dan daun memberikan hasil yang memuaskan. Model CNN yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan penyakit stroberi dengan tingkat akurasi yang tinggi, yakni mencapai 97,5% pada data pelatihan dan 96% pada data validasi. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN efektif dalam mengenali pola dan fitur penting pada citra daun stroberi yang terinfeksi penyakit. Melalui proses pelatihan dan evaluasi yang dilakukan, model CNN dapat diandalkan untuk membantu petani dalam mendeteksi penyakit stroberi secara dini, sehingga memungkinkan untuk pengambilan tindakan pencegahan yang tepat waktu.

Selain itu, implementasi model CNN juga menunjukkan bahwa proses identifikasi penyakit stroberi dapat dilakukan secara cepat dan efisien, serta mampu mengatasi permasalahan dalam klasifikasi penyakit pada tanaman stroberi. Dengan demikian, pengembangan teknologi ini memiliki potensi untuk meningkatkan produktivitas dan kesejahteraan petani stroberi dengan mengurangi angka kegagalan panen akibat serangan penyakit. Rekomendasi ke depan adalah melanjutkan penelitian ini dengan pengembangan lebih lanjut, termasuk integrasi teknologi ke dalam sistem pendukung keputusan untuk petani stroberi, serta melakukan validasi lapangan untuk menguji keefektifan model dalam skala yang lebih luas dan beragam kondisi pertanian stroberi. Dengan demikian, diharapkan teknologi ini dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan kesejahteraan petani stroberi di Indonesia.

Daftar Referensi

- [1] A. V. Efrilla, S. B. Sulistyono, K. Wijaya, P. H. Kuncoro dan A. Sudarmaji, “Klasifikasi Penyakit Pada Daun Stroberi Menggunakan K-Means Clustering dan Jaringan Syaraf Tiruan,” *Jurnal Keteknik Pertanian Tropis dan Biosistem*, vol. 8, no. 2, pp. 161-170, 2020.
- [2] I. P. Wardaya dan A. Hermawan, “Penerapan Metode JST Menggunakan Fitur GLCM pada Identifikasi Penyakit Tumbuhan Stroberi,” *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 12, no. 3, pp. 1046-1055, 2023.
- [3] E. L. I. P. Sari, “Revitalizing Strawberry Leaves: Developing a Tipburn and Leaf Spot Disease Detection System Through Convolution Analysis Using CNN Method,” *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pendidikan Sejarah*, vol. 8, no. 3, pp. 1468-1474, 2023.
- [4] D. Iswanto dan D. H. UN, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, pp. 900-905, 2022.



- [5] A. M. Lesmana, R. P. Fadhillah dan C. Rozikin, “Identifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 21-30, 2022.
- [6] N. Mappanganro, “Pertumbuhan Tanaman Stroberi Pada Berbagai Jenis dan Konsentrasi Pupuk Organik Cair dan Urine Sapi Dengan Sistem Hidroponik Irigasi Tetes,” *BIOGENESIS*, vol. 1, no. 2, pp. 123-132, 2013.
- [7] J. Vicky, F. Ayu dan B. Julianto, “Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Alpukat Menggunakan Metode CNN,” *PROSIDING SEMINAR NASIONAL TEKNOLOGI DAN SAINS*, vol. 2, pp. 155-162, 2023.