
Penerapan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Daun Tanaman Padi

Gracia Yoel Christiawan^{1*}, Roy Andani Putra², Azis Sulaiman³, Evy Poerbaningtyas⁴, Syntia Widyayuningtias Putri Listio⁵

Sekolah Tinggi Informatika & Komputer Indonesia, Teknik Informatika, Jl. Raya Tidar No.100, Karangbesuki, Kec. Sukun, Kota Malang, Jawa Timur 65146, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima: 09-11-2023
Direvisi: 23-11-2023
Diterbitkan: 23-12-2023

Kata Kunci

Klasifikasi; Padi; CNN; InceptionV3; Epoch

***Email Korespondensi:**

191111031@mhs.stiki.ac.id

Abstrak

Padi merupakan tanaman pokok di Indonesia. Kebanyakan para petani memilih tanaman padi sebagai tanaman utama untuk lahan pertanian. Mulai dari lahan hingga iklim tropis yang terjadi di Indonesia sangat cocok untuk tanaman padi. Diantara dukungan-dukungan tersebut muncul rintangan yang dihadapi para petani. Penyakit tanaman daun padi tersebut antara lain Brownspot, Blas, Penyakit Hawar Daun Bakteri (HDB). Klasifikasi penyakit tersebut dapat dilakukan dengan metode CNN (Convolutional Neural Network). Selama ini proses deteksi pada penyakit daun tanaman padi dengan cara manual. Metode CNN dapat mendeteksi image dari pixel ke pixel sehingga dinilai efektif untuk mendeteksi penyakit hanya dari gambar saja. Penelitian ini menggunakan dataset berjumlah 1630 data yang dibagi menjadi 3 kelas penyakit. Penelitian ini melakukan perbandingan jumlah epoch serta menggunakan arsitektur CNN InceptionV3. Hasil dari penelitian ini menunjukkan hasil yang sangat baik di angkat 98% dengan data yang tidak overfitting.

Abstract

Rice is a staple crop in Indonesia. Most farmers choose rice as the main crop for agricultural land. Starting from the land to the tropical climate that occurs in Indonesia, it is very suitable for rice plants. Among these supports arise obstacles faced by farmers. Rice leaf diseases include Brownspot, Blas, Bacterial Leaf Blight (HDB). Classification of these diseases can be done using the CNN (Convolutional Neural Network) method. So far, the detection process for rice plant leaf diseases has been done manually. The CNN method can detect images from pixel to pixel so it is considered effective for detecting disease from images alone. This research uses a dataset of 1630 data which is divided into 3 disease classes. This research compares the number of epochs and uses the CNN InceptionV3 architecture. The results of this research show very good results with a lift of 98% with data that is not overfitting.

1. Pendahuluan

Tanaman Padi (*Oryza sativa*) merupakan makanan pokok masyarakat Indonesia. Seiring bertambahnya jumlah penduduk, konsumsi beras oleh masyarakat Indonesia meningkat dari tahun ke tahun. Oleh karena itu, perluasan areal pertanian dan pemanfaatan teknologi pertanian diperlukan untuk meningkatkan produksi padi di Indonesia (Sudadi et al., 2015). Hal ini didukung pula dengan kondisi tanah dan cuaca di Indonesia untuk menanam padi. Kondisi tanah di Indonesia yang subur sangat cocok untuk tanaman sejenis padi. Cuaca yang ada di Indonesia juga mendukung dalam pertanian tanaman padi. Oleh karena itu kebutuhan pokok seperti tanaman padi dapat tercukupi dengan para petani padi dan juga lahan serta cuaca yang mendukung dalam proses pertanian.

Namun di tengah dukungan yang diberikan oleh tanah, cuaca dan lain-lain yang ada. Ada pula masalah yang timbul di tengah proses pertanian tersebut. Mulai dari hama hingga kondisi cuaca yang kadang tak menentu. Kondisi ini membuat para petani mengalami gagal panen hingga kerugian yang cukup besar. Sebagian besar penyakit tersebut tidak bisa dideteksi sejak awal. Dikarenakan kurang terlihatnya ciri-ciri penyakit tersebut. Penyakit tersebut biasanya terdeteksi setelah gejala-gejala timbul secara berkala. Sehingga para petani harus menanggulangi hal tersebut agar tidak mengalami kerugian besar.

Penyakit tersebut biasanya dideteksi secara manual dengan mengenal gejala-gejala mulai dari daun rusak, tidak tumbuh sempurna hingga tidak mengeluarkan biji padi. Namun hal tersebut biasanya memakan waktu lama atau menunggu gejala timbul secara jelas sampai dapat ditentukan penyakit apa yang menyerang tanaman padi tersebut. Kesadaran masyarakat Indonesia terhadap hama dan penyakit padi masih sangat rendah, termasuk cara pengobatannya. Hama serangga, tikus, padi dan penyakit lainnya tidak dapat sepenuhnya dikendalikan, dan petani masih sangat bergantung pada pestisida. Kesalahan pengobatan yang sering terjadi bukan karena salah diagnosis, tetapi lebih karena kurangnya perhatian terhadap penyakit dan cara penggunaan pestisida yang tidak disesuaikan dengan hama dan penyakit yang menyerang tanaman padi (Aeni, 2018). Penelitian ini diusulkan sebagai inovasi untuk mengklasifikasikan penyakit tersebut melalui deteksi menggunakan metode *deep learnings*.

Metode *Deep learning* merupakan satu bagian dari *machine learning* yang berfungsi melatih komputer tentang insting dasar manusia. Cara kerjanya memanfaatkan algoritma komputer untuk mengelompokkan secara langsung data yang kompleks dalam bentuk gambar, teks, atau suara. Menariknya, algoritma tersebut mampu mencapai akurasi *state-of-the-art (SOTA)*, terkadang bahkan melebihi kinerja manusia. Ini dimungkinkan karena mesin AI dilatih menggunakan kumpulan data berlabel dan arsitektur jaringan saraf (Ilahiyah & Nilogiri, 2018). Sehingga dari penjelasan ini algoritma *deep learning* dapat digunakan sebagai alat deteksi penyakit tanaman padi.

Teknologi *deep learning* memiliki beberapa jenis algoritma seperti *Artificial Neural Network (ANN)*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Recurrent Neural Network (RNN)* dan lain sebagainya. *Artificial Neural Network (ANN)* atau Jaringan Saraf Tiruan merupakan bagian kecerdasan buatan yang membantu beberapa pekerjaan manusia yang dikembangkan dengan bahasa mesin komputer. Jaringan syaraf tiruan merupakan representasi buatan dari otak manusia, yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran di dalam otak manusia. Komponen jaringan saraf tiruan adalah neuron, dan sel saraf akan mengubah informasi yang mereka terima melalui koneksi keluarnya ke neuron lain. Bobot, dalam jaringan saraf tiruan, hubungan antar neuron disebut bobot alih-alih fungsi sinaptik (Situmorang & Jannah, 2020). *Convolutional Neural Network* adalah salah satu metode *machine learning* dari pengembangan *Multi Layer Perceptron (MLP)* yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis *deep neural network* karena kedalaman hierarki jaringan dan banyak diimplementasikan dalam data citra. CNN memiliki dua pendekatan, klasifikasi menggunakan *feed forward* dan fase pembelajaran menggunakan *backpropagation* (Alidrus et al., 2021).

Dari latar belakang diatas, penelitian Penerapan Metode *Convolutional Neural Network* Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Daun Tanaman Padi dilakukan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun tanaman padi. Tujuan dari penelitian ini adalah membantu petani dalam mengenali penyakit yang menyerang

daun tanaman padi dengan identifikasi melalui pengolahan citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network(CNN)*.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Saputra et al., 2021) yang berjudul “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi” mendapatkan sebuah fakta bahwa banyak faktor yang dapat menyebabkan gagalnya produktivitas tanaman padi, salah satunya adalah hama dan penyakit daun padi. Hingga 25% kegagalan panen padi disebabkan oleh penyakit bercak daun padi. Oleh karena itu, perlu dilakukan upaya untuk mengurangi resiko gagal panen dengan deteksi dini bercak daun padi. Sehingga pada penelitian ini melakukan penerapan algoritma CNN dan arsitektur mobile net untuk membantu para petani mendeteksi penyakit daun tanaman padi dan menghasilkan Aplikasi untuk klasifikasi citra penyakit hawar daun padi menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur MobileNetV1 dan ekstraksi fitur memiliki akurasi yang sangat baik sebesar 92%.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh (Bari et al., 2021) berjudul “A Real-time Approach of Diagnosing Rice Leaf Disease Using Deep Learning-based Faster R-CNN Framework”. Penelitian ini dinilai efektif dalam mengklasifikasikan otomatis tiga jenis penyakit daun padi diskriminatif termasuk ledakan padi, bercak coklat, dan hispa dengan akurasi masing-masing 98,09%, 98,85%, dan 99,17%. Selain itu, model tersebut mampu mengidentifikasi daun padi yang sehat dengan akurasi 99,25%. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model R-CNN menawarkan sistem identifikasi infeksi daun padi berkinerja tinggi yang dapat mendiagnosis paling banyak penyakit beras umum lebih tepatnya secara real-time.

Penelitian ketiga dilakukan oleh (Priyanka & Kumara, 2021) berjudul “Classification Of Rice Plant Diseases Using the Convolutional Neural Network Method”. Hasil dari Penelitian ini Sistem klasifikasi penyakit tanaman padi menggunakan metode Convolutional Neural network. Convolutional Neural Network (CNN) adalah metode machine learning yang digunakan dalam pengenalan objek. Metode ini berlaku untuk arsitektur VGG19, yang memiliki fitur untuk meningkatkan hasil. Gambar yang digunakan sebagai pelatihan dan pengujian terdiri dari 105 gambar, dibagi menjadi gambar pelatihan dan pengujian. Pengujian parameter menggunakan variasi epoch dan augmentasi data. Hasil penelitian memperoleh akurasi uji sebesar 95,24%.

Penelitian keempat dilakukan oleh (Rasjava et al., 2020) yang berjudul “Detection of Rice Plants Diseases Using Convolutional Neural Network (CNN)”. Penelitian ini memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode lain, memperoleh akurasi 100% untuk data pelatihan dan 86,67% untuk data pengujian. Model yang diperoleh metode CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan 3 jenis penyakit tanaman padi yang berbeda, terdapat bercak coklat, jelaga daun, atau penyakit hawar daun bakteri berdasarkan gambar fisik daun tanaman padi.

Penelitian kelima dilakukan oleh (Bhatt et al., 2019) berjudul “Identification of Diseases in Corn Leaves using Convolutional Neural Networks and Boosting”. Hasil dari penelitian ini dengan klasifikasi dan boosting untuk mencapai klasifikasi penyakit pada tanaman. Menggunakan ansambel Adaptive Boosting yang disalurkan dengan pengklasifikasi decision tree pada fitur-fitur dari CNN, telah mencapai akurasi 98% dalam mengklasifikasikan gambar daun jagung ke dalam empat kategori berbeda yaitu. Sehat, Karat Umum, Penyakit Busuk Daun dan Bercak Daun. Ini adalah sekitar 8% peningkatan dalam kinerja klasifikasi jika dibandingkan dengan CNN saja.

Penelitian Keenam dilakukan oleh (Islam et al., 2021) yang berjudul “Rice Leaf Disease Recognition using Local Threshold Based Segmentation and Deep CNN”. Tiga arsitektur CNN canggih seperti VGG, ResNet dan DenseNet, digunakan dalam metode yang diusulkan, telah dilatih dengan ketiga set data ini untuk mengklasifikasikan penyakit. Kinerja klasifikasi metode yang diusulkan menggunakan tiga arsitektur CNN tersebut untuk ketiga himpunan data telah dianalisis dan dibandingkan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model ini cukup menjanjikan dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi. Hasil penelitian ini merupakan peningkatan kinerja klasifikasi penyakit padi yang cukup signifikan bagi kelangsungan hidup pekerjaan ini untuk ditransformasikan menjadi aplikasi real-time bagi para petani.

Penelitian Ketujuh dilakukan oleh (Hidayat et al., 2019) berjudul “Detection Of Disease On Corn Plants Using Convolutional Neural Network Methods”. Metode Convolutional Neural Network dapat diterapkan untuk deteksi penyakit pada tanaman jagung. Dalam penelitian deteksi penyakit tanaman jagung menggunakan metode Convolutional Neural Network memiliki akurasi sebesar 99% dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman jagung.

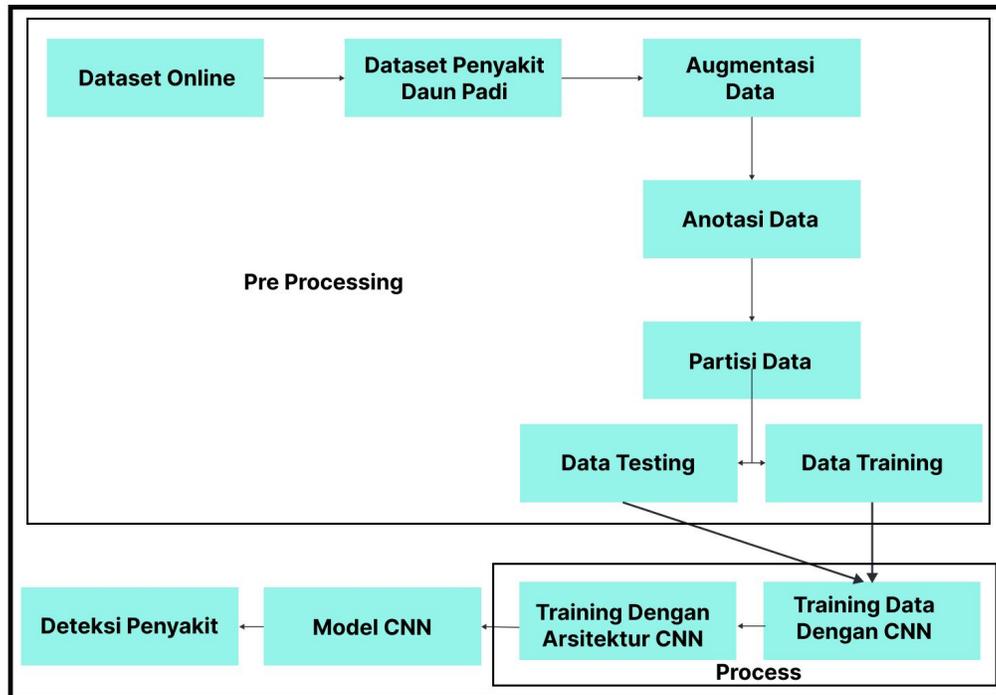
Penelitian kedelapan dilakukan oleh (Yuliany & Rachman, 2022) berjudul “Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)”. Dalam penelitian ini, ada tiga jenis distribusi data pelatihan dan data uji, dan menggunakan beberapa parameter membantu mengurangi masalah overfitting. Berdasarkan penilaian, 90% dari pertukaran informasi adalah distribusi data yang paling pas untuk kumpulan data. Arsitektur yang digunakan memiliki akurasi pelatihan sebesar 83,02%, 78,30% dan 81,13%. Nilai akurasi pengujian dari ketiga model tersebut adalah 69,33%, 77,33% dan 76%.

Penelitian kesembilan dilakukan oleh (Khoiruddin et al., 2022) berjudul “Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network”. Jenis penyakit hawar padi yang diklasifikasikan dalam penelitian ini adalah penyakit hawar daun bakteri, penyakit hawar padi dan tungrovirus padi. Dengan 6000 dataset yang terbagi menjadi 80% data latih, 10% data validasi dan 10% data uji. Epoch 25, 50, 75, dan 100 hasil akurasinya bervariasi. Hasil akurasi training terbaik adalah epoch 100 dengan akurasi 98%. Tes dilakukan dengan menggunakan matriks kebingungan untuk mencapai skor akurasi rata-rata 98%. Metode CNN memungkinkan akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi.

Penelitian kesepuluh dilakukan oleh (Jinan & Hayadi, 2022) berjudul “Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron)”. Implementasi algoritma klasifikasi citra daun padi berpenyakit CNN dilakukan dengan membandingkan beberapa parameter seperti era, tipe pengoptimal dan skenario dataset untuk menemukan perbaikan desain arsitektur yang optimal. Arsitektur CNN yang optimal diperoleh berdasarkan perbandingan beberapa parameter dalam klasifikasi citra medis menggunakan pengoptimal tipe Adam, 150 zaman, 30 ukuran set, skenario perbandingan dataset 90% Jenis gambar (warna) 10% RGB. Hasil pengujian dengan model arsitektur terbaik diperoleh akurasi hasil klasifikasi berdasarkan penyakit daun padi sebesar 91,7%.

2. Metode Penelitian

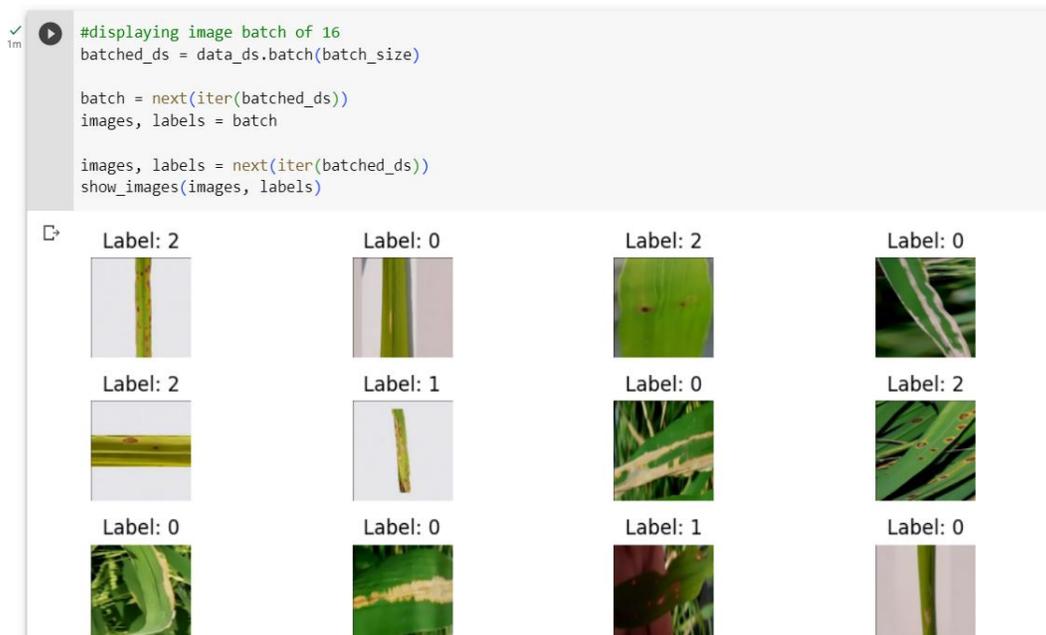
Pada penelitian penerapan metode CNN untuk mengklasifikasikan penyakit daun tanaman padi terdapat 3 proses yang dilakukan yaitu *pre-processing*, *process* dan *post-processing* yang menggambarkan beberapa tahapan yaitu sebagai berikut :



Gambar 1 Block Diagram Sistem CNN

Dataset Penyakit Daun Tanaman Padi Jenis Penyakit Jumlah Data Set Blas 630 Hawar Daun Bakteri (*Bacterial Blight*) 500 Bercak Coklat (*Browspot*) 500 Data set diatas digunakan untuk proses training dan testing. Augmentasi Data Pada perancangan Augmentasi data adalah proses memperluas himpunan data untuk meningkatkan kinerja model dengan menghasilkan berbagai bentuk gambar. Dengan bantuan augmentasi data, lebih banyak gambar dihasilkan dari setiap gambar untuk melatih model karena beberapa pola yang tidak relevan dapat terjadi selama proses pelatihan modelnya.

Anotasi gambar memainkan peran kunci dalam pelabelan posisi dan kelas titik-titik objek dalam penyakit dan gambar yang sehat untuk deteksi objek multikelas. Proses anotasi data melibatkan manusia yang secara manual melakukan tugas ini atau menggunakan algoritma komputer untuk melakukan anotasi secara otomatis. Contohnya, dalam pengenalan objek pada gambar, anotasi data dapat mencakup lokasi dan klasifikasi objek dalam gambar.



Gambar 2 Anotasi Data

Partisi data merupakan proses pemecahan data set menjadi 2 yaitu data training dan data testing. Data *training* akan digunakan untuk melatih (*training*) algoritma CNN dalam mencari model yang sesuai, sedangkan data *testing* akan digunakan untuk menguji dan mengetahui performa model yang didapatkan pada saat tahap *testing*. Data dibagi dengan perbandingan 75% untuk data *training* dan 25% untuk data *testing*.

Pada proses partisi data penulis melakukan beberapa ujicoba perbandingan untuk proses partisi data. Dari percobaan yang dilakukan dan hasilnya dituliskan pada tabel 3.3 maka penulis untuk proses training menggunakan perbandingan partisi data sebesar 75% data *training* dan 25% data *testing* dikarenakan pada perbandingan ini menghasilkan validasi loss paling kecil serta memiliki akurasi yang baik.

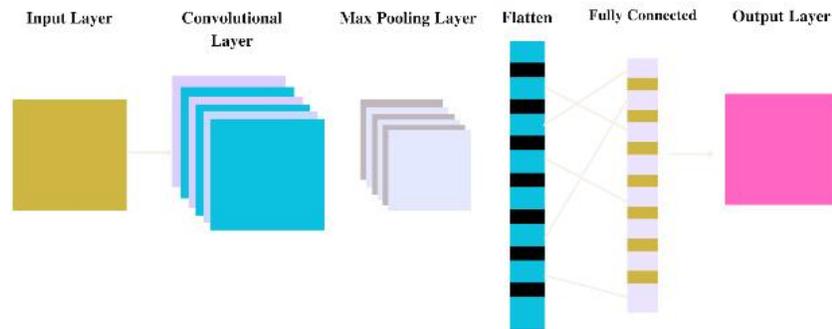
Tabel 1 Perbandingan Partisi Data

No	Jumlah Data	Perbandingan Partisi Data	Jumlah Epoch	Validasi Loss	Validasi Akurasi
1.	1630	90% : 10%	30	0.8996	0.8494
2.	1630	75% : 25%	30	0.7853	0.8741
3.	1630	80% : 20%	30	0.7941	0.8792
4.	1630	60% : 40%	30	1.0510	0.8442

Pada fase *Training*, data diproses atau dilatih oleh CNN untuk mengenali penyakit tanaman daun padi melalui data set yang telah terpartisi menjadi data untuk training penyakit. Pada tahap pelatihan dilakukan pembelajaran terhadap citra, kemudian dibuat model yang akan disimpan untuk digunakan selama pengujian. Pemodelan adalah proses membentuk data gambar untuk mengidentifikasi objek dan mengklasifikasikannya sesuai dengan kelasnya.

CNN adalah *supervised learning* yang mengenali gambar dengan mengajarkan data yang menargetkan variabel pada gambar. Lapisan konvolusi pada CNN digunakan untuk membantu jaringan saraf CNN dalam mengenali daun padi berdasarkan atribut. Jaringan saraf pada CNN dapat mengenali gambar daun padi melalui piksel dan *filter Convolutional*. Dalam *layer* konvolusi, perkalian matriks dilakukan pada *filter* dan

citra daun. *Pooling* digunakan untuk mendapatkan gambar/*image* dengan piksel yang lebih kecil namun tetap mempertahankan informasi pada gambar.



Gambar 3 Proses Konvolusi CNN

Proses selanjutnya adalah *full connected layer* sepenuhnya untuk dilukan *flatten* dalam proses ini. Tujuan dari Flatten adalah untuk mengonversi peta fitur yang dihasilkan ke format vektor. Gambar 3 menjelaskan bahwa citra masukan (*input image*) melalui proses konvolusi untuk mendapatkan peta fitur dalam arti mengenali fitur atau properti dari citra tersebut. Kemudian hasil konvolusi ini dilakukan pooling maksimal untuk memperkecil ukuran citra dan mempercepat proses klasifikasi data. Akhirnya, hasil perakitan yang maksimal terintegrasi penuh ke dalam proses lapisan *full connected* dan dikeluarkan hasilnya oleh *output layer*.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada tahapan implementasi terdapat tiga kegiatan atau tahapan yang harus dilakukan untuk mendapatkan hasil yang diinginkan oleh penulis. Hal tersebut antara lain :

3.1 Augmentasi

Pada tahapan *augmentasi*, *dataset* mentah atau data yang masih belum diolah oleh penulis akan diproses melalui pengolahan citra untuk mengoptimalkan dataset yang didapatkan sebelumnya. Hal ini dilakukan karena data yang diperoleh dinilai belum optimal untuk dilakukan proses pengolahan citra selanjutnya oleh CNN.

Tabel 2 Augmentasi Data

No	Pengurangan Brightness	Hasil
1.	25%	

No	Pengurangan Brightness	Hasil
2.	50%	
3.	60%	
4.	75%	

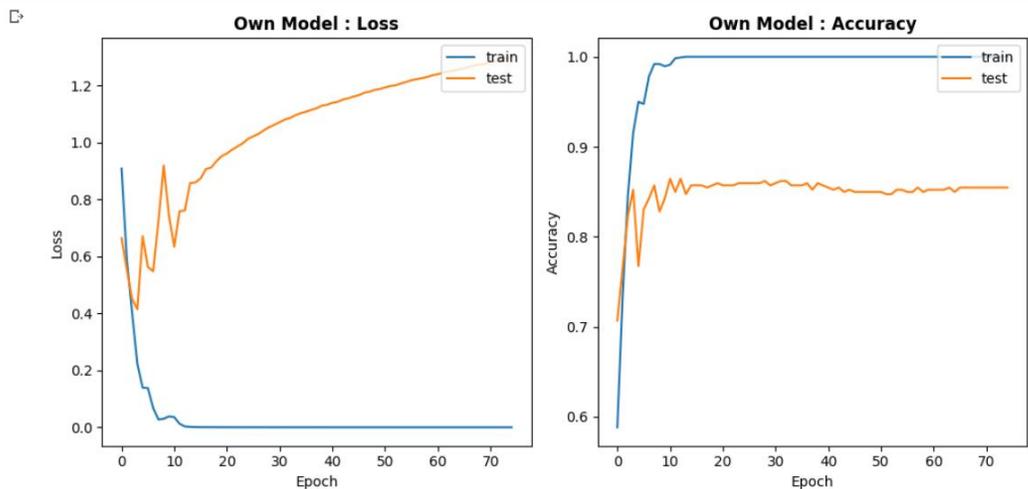
Tabel 3 Hasil Training Dengan Pengurangan Brightness

No	Jumlah Data	Pengurangan Brightness	Jumlah Epoch	Validasi Loss	Validasi Akurasi
1.	1630	25%	30	0.7546	0.8884
2.	1630	50%	30	1.2043	0.8504
3.	1630	60%	30	1.1283	0.8535
4.	1630	75%	30	0.8468	0.8599

Dengan adanya *dataset* yang beragam dalam tingkat kecerahan gambar pada data mentah, uji coba augmentasi data telah dilakukan dengan mengurangi tingkat kecerahan sesuai dengan tabel 1. Berdasarkan data pada tabel 2, pengurangan kecerahan optimal adalah sebesar 25%. Dikarenakan pengurangan brightness 25% memiliki validation loss 0,7546 dan validation akurasi 88,84%, penulis akan menggunakan dataset yang telah diolah ini untuk tahapan training selanjutnya. Dataset diproses menggunakan berbagai arsitektur CNN untuk mencari model terbaik dalam mengklasifikasikan penyakit daun tanaman padi.

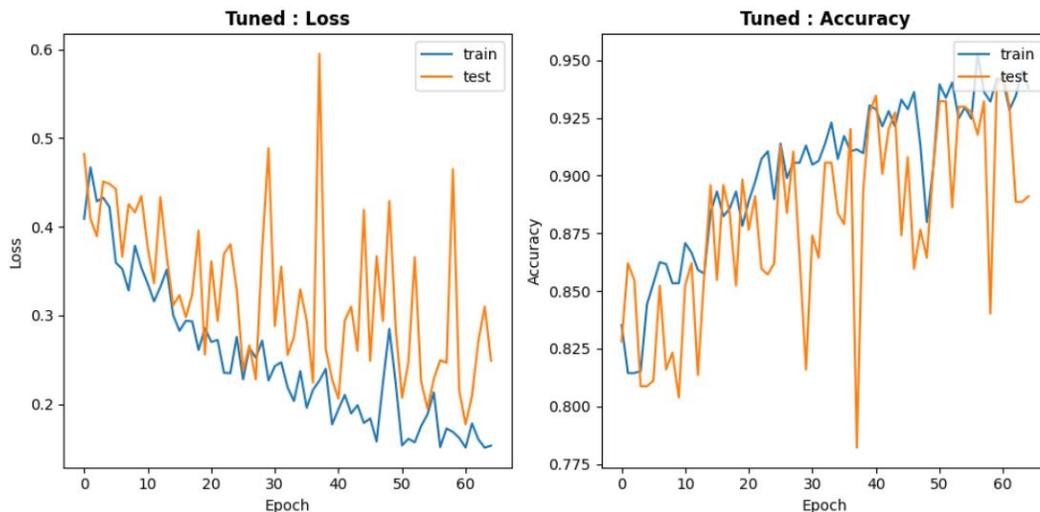
3.2 Training

Di tahap ini, dataset yang telah diproses sebelumnya akan dijalankan dengan algoritma CNN. Beberapa arsitektur CNN akan dicoba untuk mencari model terbaik dalam mengklasifikasikan penyakit daun tanaman padi.



Gambar 4 Grafik Training CNN

Model CNN hasil training memiliki accuracy 1 dan validation accuracy 85 (Gambar 4). 47% lebih rendah dibandingkan penelitian terdahulu dengan model yang sama, dengan validation loss sekitar 0.4510-3019 tergantung jumlah epoch.



Gambar 5 Hasil Training Keras Tuner

Keras Tuner adalah *library tuning hiperparameter* untuk Keras yang mencari hiperparameter terbaik secara otomatis dalam membangun model pembelajaran mesin. Hiperparameter optimal membantu meningkatkan performa model dengan akurasi, kecepatan, dan generalisasi yang lebih baik. Dalam proyek ini, Keras Tuner digunakan untuk mencari hiperparameter optimal pada model jaringan saraf konvolusi. Ini melibatkan penentuan jumlah lapisan konvolusi, jumlah filter per lapisan, ukuran kernel, fungsi aktivasi, dan tingkat pembelajaran dari *optimizer*.

Pada proyek ini, Keras Tuner digunakan untuk mencari hiperparameter optimal dari model jaringan saraf konvolusi, yang meliputi jumlah lapisan konvolusi, jumlah filter dalam setiap lapisan, ukuran kernel, fungsi aktivasi, dan tingkat pembelajaran dari *optimizer*. Tujuannya adalah untuk menemukan kombinasi

hiperparameter terbaik yang dapat meningkatkan akurasi model pada dataset uji. Pada akhirnya, penulis akan menganalisis apakah performa model mengalami peningkatan atau tidak.

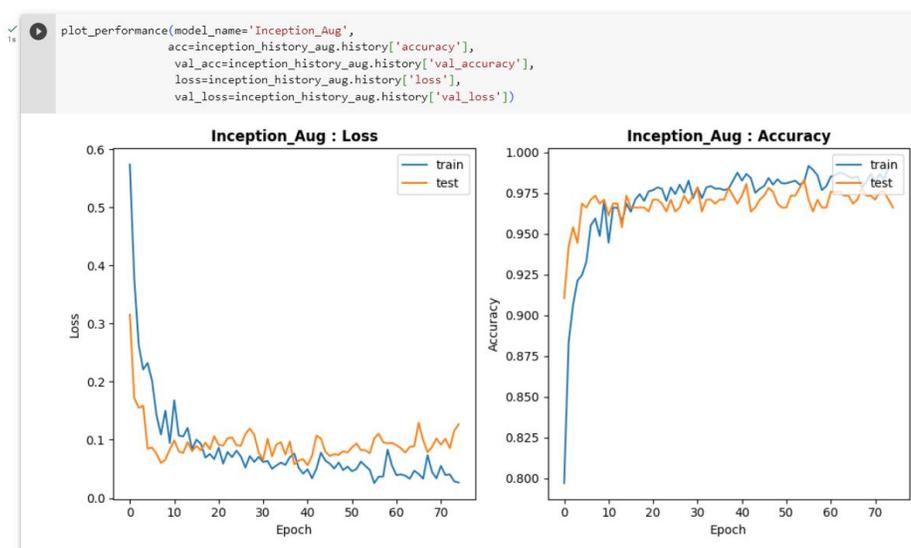
Tabel 4 Hasil Training Dengan Keras Tuner

No	Jumlah Data	Jumlah Epoch	Validasi Loss	Validasi Akurasi
1.	1630	10	0.3406	0.8873
2.	1630	20	1.0939	0.3824
3.	1630	30	0.3192	0.8873
4.	1630	50	0.2220	0.9216
5.	1630	50	1.1882	0.3282
6.	1630	75	0.2271	0.9314
7.	1630	75	0.2489	0.8910

Dari gambar 5 dan data training di tabel 3, hasilnya menunjukkan bahwa model masih perlu dilatih lebih lanjut dengan menggunakan arsitektur yang berbeda untuk mengoptimalkan hasil yang diperoleh sehingga menjadi lebih stabil.

InceptionV3 adalah arsitektur jaringan saraf konvolusi yang dalam yang dikembangkan oleh Google. Arsitektur ini terkenal karena efisiensinya dalam pelatihan dan akurasi yang tinggi dalam tugas klasifikasi gambar. Dengan menggunakan kombinasi lapisan konvolusi dengan ukuran kernel yang bervariasi, InceptionV3 mampu menangkap fitur pada skala yang berbeda, dari fitur terkecil hingga fitur kompleks yang lebih besar. Pendekatan ini memungkinkan model InceptionV3 untuk secara efektif mempelajari representasi fitur yang lebih abstrak dan kompleks dari gambar.

InceptionV3 dirancang untuk mengatasi beberapa masalah dalam arsitektur jaringan saraf konvolusi sebelumnya, seperti masalah overfitting dan komputasi yang berat. Arsitektur ini menggunakan modul Inception, yang terdiri dari beberapa jalur paralel dengan operasi konvolusi yang berbeda, seperti konvolusi 1x1, 3x3, dan 5x5, serta penggabungan dengan operasi pooling. Modul Inception memungkinkan InceptionV3 untuk mengekstraksi fitur dengan cara yang lebih efisien dan mengurangi jumlah parameter yang dibutuhkan. Sehingga setelah rangkaian hasil training yang belum mencapai hasil yang optimal maka penulis menggunakan arsitektur ini untuk mengoptimalkan hasil training hingga mencapai model yang paling baik yang bisa didapatkan.



Gambar 6 Hasil Training InceptionV3

Tabel 5 Hasil Training Dengan InceptionV3

No	Jumlah Data	Jumlah Epoch	Validasi Loss	Validasi Akurasi
1.	1630	10	0,0916	0.9706
2.	1630	20	0.0860	0.9706
3.	1630	30	0.1068	0,9362
4.	1630	50	0.2316	0.9000
5.	1630	50	0.1809	0.9706
6.	1630	75	0.0865	0.9730
7.	1630	75	0.0564	0.9734

Pada tabel 5 terdapat beberapa data training yang memiliki beberapa perbedaan jumlah epoch. Namun pada kolom 4 dan 5 serta 6 dan 7 memiliki jumlah epoch yang sama. Pada kolom 4 dan 5 menggunakan epoch berjumlah 50 namun memiliki perbedaan dijumlah kernel yang digunakan pada arsitektur CNN, Sedangkan pada kolom 6 dan 7 dengan jumlah epoch 75 memiliki perbedaan pada jumlah batch yang digunakan pada saat training. Setelah melakukan beberapa kali training dengan beberapa perbedaan jumlah epoch serta jumlah kernel maupun batch yang digunakan dapat disimpulkan bahwa jumlah epoch, kernel maupun batch yang digunakan tidak mempengaruhi hasil validasi secara signifikan setelah percobaan ke dua dan seterusnya. Pada percobaan ke 6 dan 7 yang memiliki perbedaan jumlah batch yang berbeda tidak terlalu mempengaruhi nilai akurasi dan loss secara signifikan. Oleh karena itu penulis pada akhirnya menggunakan model yang didapat pada percobaan ke 7 yang secara grafik dinilai lebih stabil dibandingkan pada percobaan training lainnya.

3.3 Website

Cara Penggunaan

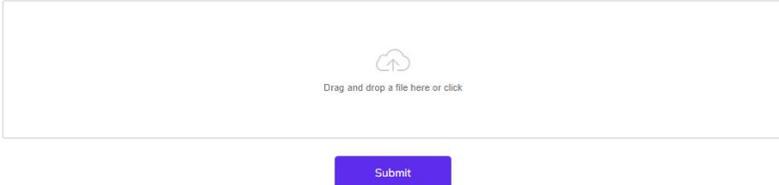
Ini adalah cara sederhana dan efektif untuk mendeteksi penyakit pada tanaman padi Anda



Upload Gambar

Unggah gambar tanaman padi Anda untuk mendeteksi penyakitnya

*Limit file type try to upload .jpg or .png only



Gambar 7 Halaman Deteksi Website

Halaman *detection* adalah fitur utama *website* ini, pengguna dapat mengupload foto penyakit padi dan sistem akan langsung mendeteksinya setelah tombol "Submit" ditekan.

4. Kesimpulan

Algoritma CNN efektif untuk pemrosesan gambar. Jumlah epoch berpengaruh pada hasil training, namun tidak signifikan. Model hasil training dapat digunakan pada sistem website untuk menampilkan prediksi dari model CNN yang telah dilatih. Model CNN dilatih dengan 75 epoch, batch 32, dan data augmentasi dengan pengurangan brightness 25% untuk mencapai akurasi tinggi dan berfungsi dengan baik. Saran untuk penelitian selanjutnya ialah mencoba jumlah dataset yang lebih besar. Penulis terbatas pada 500 dataset per penyakit karena keterbatasan device yang dimiliki. Memperbanyak jumlah penyakit yang dideteksi melalui dataset tanpa batasan 3 penyakit. Mengembangkan fitur sistem website untuk menunjukkan letak BPP(Badan Penyuluhan Pertanian) dan info terbaru.

5. Referensi

- Aeni, K. (2018). Penerapan Metode Forward Chaining Pada Sistem Pakar Untuk Diagnosa Hama Dan Penyakit Padi. *INTENSIF*, 2(1). <https://doi.org/10.29407/intensif.v2i1.11841>
- Alidrus, S. A., Musthafa, A., & Putra, O. V. (2021). Deteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *SENAMIKA*.
- Bari, B. S., Islam, M. N., Rashid, M., Hasan, M. J., Razman, M. A. M., Musa, R. M., Nasir, A. F. A., & Majeed, A. P. P. A. (2021). A real-time approach of diagnosing rice leaf disease using deep learning-based faster R-CNN framework. *PeerJ Computer Science*, 7. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.432>
- Bhatt, P., Sarangi, S., Shivhare, A., Singh, D., & Pappula, S. (2019). Identification of diseases in corn leaves using convolutional neural networks and boosting. *ICPRAM 2019 - Proceedings of the 8th International*

Conference on Pattern Recognition Applications and Methods.
<https://doi.org/10.5220/0007687608940899>

- Hidayat, A., Darusalam, U., & Irmawati, I. (2019). Detection Of Disease On Corn Plants Using Convolutional Neural Network Methods. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi*, 12(1).
<https://doi.org/10.21609/jiki.v12i1.695>
- Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 3(2).
- Islam, A., Islam, R., Haque, S. M. R., Islam, S. M. M., & Khan, M. A. I. (2021). Rice leaf disease recognition using local threshold based segmentation and deep CNN. *International Journal of Intelligent Systems & Applications*, 13(5).
- Jinan, A., & Hayadi, B. H. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron). *Journal of Computer and Engineering Science*, 37-44.
- Khoiruddin, M., Junaidi, A., & Saputra, W. A. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network. *Journal of Dinda : Data Science, Information Technology, and Data Analytics*, 2(1). <https://doi.org/10.20895/dinda.v2i1.341>
- Priyanka, A. A. J. V., & Kumara, I. M. S. (2021). Classification Of Rice Plant Diseases Using the Convolutional Neural Network Method. *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 12(2).
<https://doi.org/10.24843/lkjiti.2021.v12.i02.p06>
- Rasjava, A. R., Sugiyarto, A. W., Kurniasari, Y., & Ramadhan, S. Y. (2020). Detection of Rice Plants Diseases Using Convolutional Neural Network (CNN). *Proceeding International Conference on Science and Engineering*, 3. <https://doi.org/10.14421/icse.v3.535>
- Saputra, R. A., Wasianti, S., Supriyatna, A., & Saefudin, D. F. (2021). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi. *Swabumi*, 9(2).
<https://doi.org/10.31294/swabumi.v9i2.11678>
- Situmorang, W., & Jannah, M. (2020). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Hasil Panen Padi Pada Desa Pagar Jati Dengan Metode Backpropagation. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, 3(1.1), 167-175.
- Sudadi, S., Sumarno, S., & Handi, W. (2015). Pengaruh Pupuk Organik Berbasis Azolla, Fosfat Alam dan Abu Sekam terhadap Hasil Padi dan Sifat Kimia Tanah Alfisol. *Sains Tanah-Journal of Soil Science and Agroclimatology*, 11(2), 77-84.
- Yuliany, S., & Rachman, A. N. (2022). Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Buana Informatika*, 13(1), 54-65.