

Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Syenira Sheila, Muhammad Kharil Anwar, Adrie Bagas Saputra, Farid Restu Pujiyanto, Irma Permata Sari

Sistem Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Jakarta
Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta

SyeniraSheilaFebriantiWidyani_1519620044@mhs.unj.ac.id, MuhammadKharilAnwar_1519620001@mhs.unj.ac.id,
ADRIEBAGASSAPUTRA_1519620033@mhs.unj.ac.id, FaridRestuPujiyanto_1519620038@mhs.unj.ac.id,
irmapermatasari@unj.ac.id

Diterima: 15 Desember 2022. Disetujui: 12 April 2023. Dipublikasikan: 13 April 2023.

Abstract - Rice, produced by rice plants, is a staple food for the people of Asia, especially Indonesia. The amount of rice consumption is increasing along with the increase in population. Therefore, it is essential to keep rice production stable so that demand can be fulfilled. Leaf disease of rice plants is the biggest cause of crop failure which can lead to production instability. This study aims to detect disease in rice plant leaves based on their type using the Convolutional Neural Network (CNN) with the Inception V3 architecture base model. In this study, a dataset of rice plant leaf images was collected using the secondary data collection method. The dataset was obtained from the Kaggle dataset repository in .csv format published by Tedi Setiady. The image dataset consists of 240 data which is divided into 3 classes based on the type of rice leaf disease namely blast, bacterial leaf blight, and tungro with each class consisting of 80 image data. In this study, the resizing process was carried out on image data with a size of 299x299 pixels and image data augmentation. The training and testing results in this study showed that the testing accuracy value reached 0.9375 or 93.75% and the loss value reached 0.3076. Thus, it is obtained that the results of applying the Convolutional Neural Network (CNN) with Inception V3 base model have perfect accuracy.

Keywords: Rice leaves disease, deep learning, identification, Convolutional Neural Network (CNN), Inception V3

Abstrak—Beras, yang dihasilkan oleh tanaman padi, merupakan makanan pokok bagi penduduk Asia terutama Indonesia. Jumlah konsumsi beras semakin meningkat seiring bertambahnya jumlah penduduk. Oleh sebab itu, penting untuk menjaga produksi beras tetap stabil sehingga kebutuhan permintaan dapat tercukupi. Penyakit daun tanaman padi merupakan penyebab terbesar terjadinya gagal panen yang mana dapat menimbulkan ketidakstabilan produksi. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman padi berdasarkan jenisnya menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan model arsitektur *Inception V3*. Dalam penelitian ini, dataset citra daun tanaman padi dikumpulkan dengan metode pengumpulan data sekunder, dataset diperoleh dari situs *Kaggle dataset repository* dalam format .csv yang diterbitkan oleh Tedi Setiady. Dataset citra terdiri dari 240 data yang dibagi menjadi 3 kelas berdasarkan jenis penyakit daun padi yaitu blas, hawar daun dan tungro dengan masing-masing kelas terdiri dari 80 data citra. Pada penelitian ini, dilakukan proses *resize* pada data citra dengan ukuran 299x299 piksel dan augmentasi data citra. Hasil pelatihan dan pengujian dalam penelitian ini menunjukkan hasil nilai akurasi pengujian yang dicapai sebesar 0,9375 atau 93,75% dengan nilai kehilangan sebesar 0,3076. Dengan demikian diperoleh bahwa hasil penerapan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan *base model Inception V3* memiliki akurasi yang sangat baik.

Kata kunci: Penyakit daun padi, *deep learning*, *identification*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Inception V3*

I. PENDAHULUAN

Beras yang mana berasal dari tanaman padi, merupakan makanan pokok bagi penduduk Asia dan negara tropis lainnya, terutama Indonesia. Jumlah penduduk yang semakin meningkat mengartikan konsumsi akan beras semakin meningkat. Produksi beras harus dipastikan tetap terjaga agar kebutuhan permintaan dapat tercukupi. Oleh sebab itu, gagal panen harus dihindari dengan menjaga kualitas padi

dan meningkatkan hasil panennya. Peningkatan kebutuhan beras ini dinyatakan oleh Badan Pusat Statistik Indonesia (BPS) bahwa produksi beras pada tahun 2022 untuk konsumsi pangan penduduk Indonesia meningkat 2,29% yaitu sebesar 32,07 juta ton dibandingkan produksi beras pada tahun 2021[1]. Namun, disisi lain banyak kendala yang dialami oleh petani terutama dengan adanya penyakit tanaman padi. Sebagian besar gagal panen

padi disebabkan oleh penyakit daun tanaman padi[2]. Tanaman padi yang terkena penyakit dapat diketahui melalui warna daun yang berubah yang mana perubahan ini disebabkan oleh jamur, mikroba ataupun virus sehingga cukup sulit untuk mengidentifikasi daun tanaman padi yang terkena penyakit secara kasat mata. Dikarenakan jumlah konsumsi beras yang meningkat, jumlah tanaman padi yang ditanam semakin banyak yang mengakibatkan petani sering mengalami kesalahan dalam penanganan. Beberapa petani juga belum memiliki pengetahuan yang cukup mengenai penyakit pada tanaman padi sehingga tidak dapat mendeteksi sejak dini daun tanaman padi yang terkena penyakit. Hal ini dikarenakan pengetahuan yang dimiliki petani hanya terbatas pada penyuluhan dan pengetahuan yang berasal dari pengalaman[3]. Kesalahan penanganan dan kurangnya pengetahuan tersebut seringkali mengakibatkan gagal panen dan menyebabkan kerugian bagi petani.

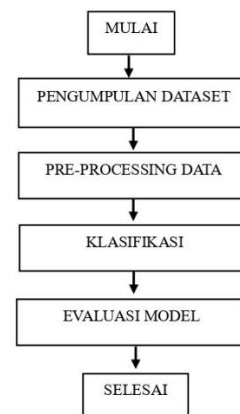
Beberapa penelitian terdahulu telah melakukan penelitian terkait *deep learning* menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) baik dalam mendeteksi penyakit pada tanaman maupun dalam menentukan kualitas hasil tanaman melalui pengolahan data citra. Penelitian yang dilakukan oleh Abdul Jalil Rozaqi *et al.*[4] dalam mendeteksi penyakit pada tanaman menggunakan daun tanaman kentang dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) didapatkan hasil yang baik. Dalam penelitian tersebut, pada *epoch* ke-10 dengan *batch size* 20 didapatkan hasil akurasi pelatihan sebesar 95% dan pengujian sebesar 94%. Fitrianiingsih *et al.*[5] dalam penelitiannya melakukan klasifikasi jenis mangga berdasarkan bentuk, tekstur dan warna daun menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian tersebut menggunakan rasio 9:1 antara data pelatihan dan data validasi, dengan arsitektur model CNN yang digunakan yaitu 4 lapisan konvolusi yang diikuti dengan *maxpooling* pada setiap lapisan konvolusinya. Pelatihan penelitian tersebut dilakukan sebanyak 60 *epoch* dan didapatkan hasil akurasi tahap pelatihan sebesar 97,72% dan tahap *validation* sebesar 89,20%. Penelitian [6] membahas penggunaan *deep learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan tanaman tomat menggunakan 6 kelas yaitu *healthy*, *late blight*, *yellow curved*, *tomato mosaic*, *bacterial spot* dan *septorial spot*. Hasil akurasi terbaik dalam penelitian tersebut didapatkan dengan menjalankan 30 *epoch* dengan hasil akurasi pelatihan yaitu sebesar 92,61% dan akurasi *validation* menghasilkan 96,55%. Diagnosa penyakit pada daun tanaman jagung dalam penelitian [7] menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menghasilkan nilai akurasi

sebesar 99% dengan jumlah dataset yang digunakan yaitu 1.854 data citra yang dibagi menjadi 3 kelas yaitu *common rust*, *gray leaf spot* dan *nothern leaf blight*. Nilai akurasi yang diperoleh dalam penelitian tersebut menunjukkan metode CNN merupakan metode yang sangat baik dalam melakukan diagnosa penyakit pada daun jagung. Menurut penelitian[8], metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mengklasifikasi citra dengan hasil akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode lain. Dalam penelitian tersebut, menggunakan dataset yang sama didapatkan hasil akurasi CNN sebesar 93,57% dan hasil akurasi SVM hanya sebesar 82%.

Berdasarkan beberapa penelitian diatas, sistem klasifikasi menggunakan metode *Convolution Neural Network* (CNN) merupakan metode dengan hasil yang baik dalam melakukan pengolahan citra. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman padi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk merancang sebuah model pengklasifikasian dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Klasifikasi akan dilakukan dengan tiga kelas berupa blas, hawar daun dan tungro dengan hasil akurasi dalam memprediksi klasifikasi jenis penyakit pada daun padi dilihat menggunakan hasil akurasi pengujian model, plot MAE, dan plot MSE.

Adapun struktur penulisan dalam jurnal ini yaitu sebagai berikut: I. PENDAHULUAN, II. METODE PENELITIAN, III. HASIL DAN PEMBAHASAN, IV. SIMPULAN DAN SARAN serta REFERENSI.

II. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Penelitian

Dalam melakukan deteksi penyakit pada daun tanaman padi, ada beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini yang mana ditampilkan pada Gambar 1.

Bagan alur penelitian yang dinyatakan dalam Gambar 1 menunjukkan tahapan yang dilakukan

dalam melakukan deteksi penyakit pada daun jagung. Tahap pertama dimulai dari pengumpulan data, tahap kedua *preprocessing* data, tahap ketiga yaitu klasifikasi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model *Inception V3* dan tahap keempat yaitu evaluasi model. Selanjutnya, keempat tahap tersebut dijelaskan sebagai berikut.

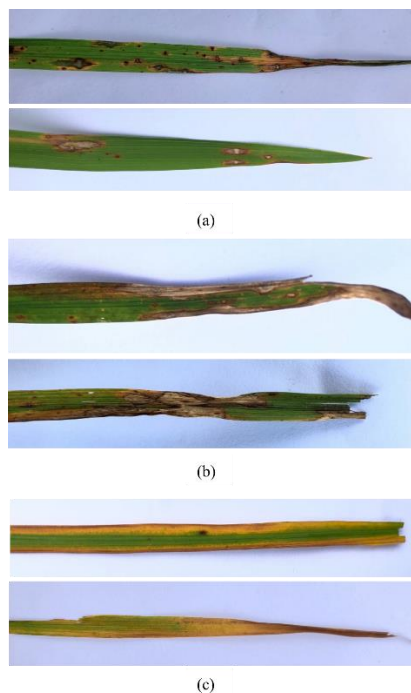
A. Pengumpulan Dataset

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan metode pengumpulan data sekunder. Dataset diperoleh dari situs Kaggle *dataset repository* dalam format .csv yang diunggah oleh Tedi Setiady dan dapat diakses melalui link berikut <https://www.kaggle.com/datasets/tedisetiady/leaf-rice-disease-indonesia>. Dataset tersebut merupakan citra daun tanaman padi yang diambil dari ladang padi di daerah Sulawesi Tenggara, Indonesia. Dataset terdiri dari 240 data citra daun padi yang terinfeksi dan dibagi menjadi 3 kelas berdasarkan jenis penyakit daun padi yaitu blas, hawar daun dan tungro dengan masing-masing kelas terdiri dari 80 data citra. Detail dataset citra penyakit daun padi ditampilkan pada Tabel 1.

TABEL 1. DETAIL DATASET CITRA PENYAKIT DAUN PADI

Sampel	Jumlah data	Sumber data
Blas	80	Kaggle
Hawar Daun	80	(Rice Leaf Disease Dataset)
Tungro	80	

Gambar 2. menunjukkan detail citra daun tanaman padi dari 3 kelas yaitu blas, hawar daun dan tungro.



Gambar 2. Detail Citra Daun Tanaman Padi

Pada Gambar 2 (a) menunjukkan daun tanaman padi yang memiliki penyakit blas atau *blast* yang ditandai bercak pada daun berbentuk lonjong dan belah ketupat, tepi bercak berwarna kecoklatan dan berwarna abu-abu putih pada bagian tengah bercak. Gambar 2 (b) merupakan citra daun tanaman padi yang terinfeksi penyakit *bacterial leaf bright* atau hawar daun yang ditandai dengan adanya bercak kebasahan pada tepi daun dengan warna hijau keabuan yang seiring berjalannya waktu akan meluas, daun menggulung dan mengering dengan warna abu-abu keputihan. Gambar 2 (c) adalah citra daun tanaman padi dengan penyakit tungro, yang mana pada daun terdapat tanda yaitu warna daun yang berubah menjadi kuning mendekati jingga, daun menggulung dan mengering hingga berwarna kecoklatan.

Jamur *Pricularia oryzae* (*P.grisea*) merupakan penyebab penyakit blas. Penyakit ini umumnya menyerang daun, pelepah dan bulir padi pada waktu persemaian hingga menjelang panen. Gejala yang ditimbulkan jika terserang penyakit ini yaitu busuk leher atau malai (*neck rot*), busuk batang, tanaman padi mudah rebah, dan bercak pada bagian daun dengan tepi berwarna kecoklatan. Penyakit blas dapat menginfeksi hingga bagian gabah padi yang mana gabah tersebut dapat membawa patogen yang dinamakan patogen tular benih atau *seed borne*. Penyebaran penyakit blas yang cepat salah satunya dipengaruhi oleh jarak tanam yang terlalu rapat sehingga lingkungan

menjadi lembab dan adanya angin yang membantu penyebaran spora jamur *P. grisea*[9].

Xanthomonas campestris pv. *Oryzae* merupakan bakteri penyebab penyakit hawar daun atau yang juga dikenal dengan nama *bacterial leaf blight*. Kerusakan terparah biasanya terjadi pada tanaman muda yang mana menyebabkan tanaman mati. Pada musim kemarau, gagal panen yang disebabkan oleh penyakit ini mencapai 17,5% hingga 28%, sedangkan pada musim hujan mencapai 20,6% hingga 35,8%[10].

Penyakit tungro disebabkan oleh hama wereng hijau (*Nephotettix virescens*). Hama wereng hijau menularkan virus Rice Tungro Spherical dan Rice Tungro Bacilliform Virus (RTBV) yang menyebabkan tanaman padi terinfeksi ganda akibat kedua jenis virus tersebut. Populasi wereng hijau yang meningkat pada fase pembungaan dan pertumbuhan tanaman padi menjadi salah satu faktor penyebab penyebaran penyakit tungro semakin cepat. Tanaman padi yang terinfeksi penyakit tungro menunjukkan gejala seperti warna daun yang mengalami perubahan warna menjadi kuning hingga jingga, bentuk daun menggulung, tanaman padi menjadi kerdil, kualitas gabah yang menurun dan jumlah tanaman padi muda yang dihasilkan menurun drastis[11].

B. Pre-processing

Pre-processing data digunakan untuk mempersiapkan data sebelum diolah dan digunakan untuk melakukan klasifikasi. Pada tahap ini, ditentukan jumlah data yang akan digunakan yaitu sebanyak 240 data citra dibagi menjadi 3 kelas yaitu blas, hawar daun dan tungro. Data pelatihan yang digunakan yaitu sebanyak 80% dari total jumlah data dan data pengujian sebanyak 20% dari total jumlah data.

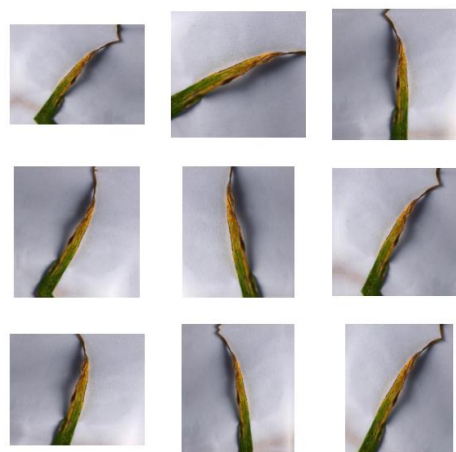
TABEL II. PEMBAGIAN DATASET

Dataset	Training	Testing
Blas	64	16
Hawar Daun	64	16
Tungro	64	16
Total	192	48

Tabel 2 menunjukkan pembagian data yang mana pada data pelatihan terdapat 192 data citra yang digunakan dengan pembagian yaitu 64 data citra daun terinfeksi penyakit blas, 64 data citra daun terinfeksi penyakit hawar daun dan 64 data citra daun terinfeksi penyakit tungro. Pada data pengujian digunakan 48 data citra dengan pembagian yaitu 16

data citra daun terinfeksi penyakit blas, 16 data citra daun terinfeksi penyakit hawar daun dan 16 data citra daun terinfeksi penyakit tungro.

Agar proses komputasi dapat diproses lebih cepat tanpa mengurangi akurasi sistem, maka diberlakukan proses *resize* pada data citra menjadi 299x299 piksel pada setiap data citra. Data augmentasi juga digunakan pada tahap pelatihan sehingga terdapat banyak variasi pada data *train*. Data augmentasi merupakan proses dalam pengolahan data citra dengan memodifikasi citra sedemikian rupa sehingga komputer dapat memahami bahwa citra yang diubah merupakan citra yang berbeda[12]. Adanya data augmentasi menjadikan model menjadi lebih baik dalam melakukan generalisasi. Beberapa variasi augmentasi yang digunakan yaitu *shear*, *zoom*, *shifts*, *rotation* dan *flip*.



Gambar 3. Hasil Augmentasi

Gambar 3 menunjukkan contoh hasil citra dari salah satu data *train* yang dilakukan proses augmentasi.

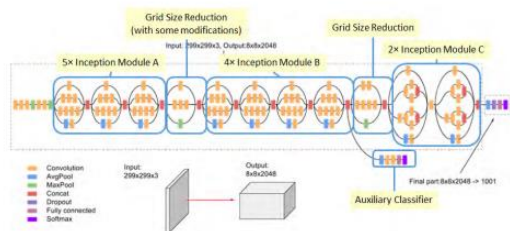
C. Klasifikasi

Pada tahap ini dilakukan pengujian seluruh data pelatihan menggunakan arsitektur jaringan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan *base* model menggunakan *Inception V3*. Citra yang diinput kedalam model yaitu berukuran 299x299 piksel dengan *batch size* yang digunakan yaitu berukuran 128 dan *learning rate* yaitu menggunakan nilai 0,001. Jumlah sampel data citra yang digunakan yaitu 240 data citra yang dibagi menjadi 3 kelas.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan perpaduan metode *deep learning* dengan jaringan syaraf tiruan. CNN termasuk kedalam *supervised learning* yang mana data dilatih dan terdapat variabel yang ditargetkan sehingga tujuan metode CNN yaitu mengelompokkan suatu data ke data yang lain yang telah ada. CNN tersusun dari

satu atau lebih lapisan *convolutional*, biasanya dengan suatu lapisan subsampling yang diikuti oleh satu atau lebih lapisan yang terhubung penuh sebagai standar jaringan syaraf[13].

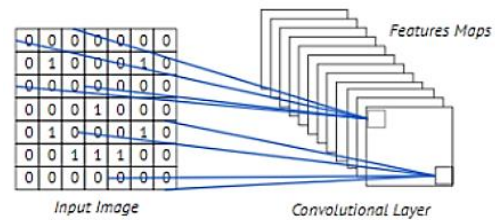
Sedangkan *Inception V3* merupakan model CNN yang dikembangkan oleh GoogLe pada tahun 2012 untuk memenuhi *ImageNet Large Visual Recognition Challenge*. Pada model *Inception*, beberapa *filter* digunakan pada *layer* biasa yang mana hasil dari beberapa *filter* tersebut digabungkan menjadi satu sebelum masuk iterasi berikutnya[14]. *Inception Networks (GoogLeNet/Inception V1)* terbukti lebih efisien secara komputasi jika dibandingkan dengan *VGGNet*, baik dari segi jumlah parameter yang dihasilkan jaringan maupun keekonomisan biaya yang dikeluarkan termasuk diantaranya memori dan sumber daya lainnya[15]. *Inception V3* merupakan arsitektur pertama yang memiliki komputasi yang efisien dengan parameter yang lebih sedikit[16]. *Inception V3* merupakan perbaikan versi *Inception V1* dan *Inception V2* yang mana terdapat beberapa tambahan *RMSProp optimizer*, *factorized 7x7 convolutions*, *batch normal* pada *auxiliary classifier*, dan *label smoothing*. Gambar 4 menunjukkan arsitektur model *Inception V3*.



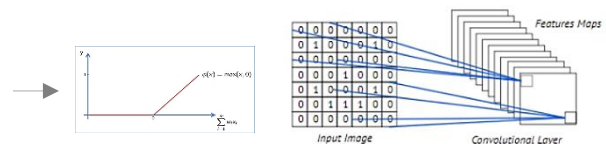
Gambar 4. Arsitektur Model *Inception V3*

Pada Gambar 5 ditunjukkan bagian utama dari arsitektur CNN yaitu lapisan konvolusional. Operasi konvolusi dilakukan pada keluaran fungsi lain secara berulang dengan tujuan untuk mengekstrak fitur dari *input* data citra. Kemudian konvolusi akan menghasilkan sebuah transformasi linier dari data *input*. Bobot pada lapisan tersebut menentukan kernel konvolusi mana yang digunakan sehingga kernel konvolusi dapat dilatih berdasarkan *input* pada CNN[7].

Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *Rectified Linear Unit (ReLU)* ditunjukkan pada Gambar 6. Pada setiap lapisan konvolusi digunakan kernel atau filter berukuran 3 x 3 agar mempercepat proses pelatihan dan hasil akurasi yang dihasilkan meningkat[7].

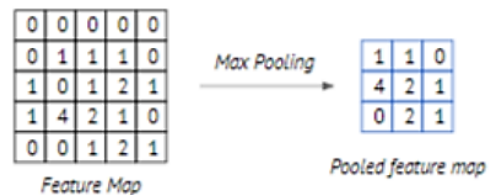


Gambar 5. Lapisan Konvolusional



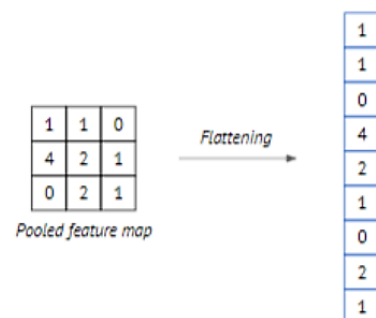
Gambar 6. Fungsi Aktivasi ReLu

Pada Gambar 7, diperlihatkan *pooling* yaitu proses yang mereduksi ukuran spasial dari hasil pada lapisan konvolusi yang akan digunakan sebagai *input* untuk menghasilkan representasi fitur sehingga CNN dapat mengenali objek. Lapisan *pooling* berguna dalam melakukan pengambilan nilai maksimum dengan *max-pooling*[7].



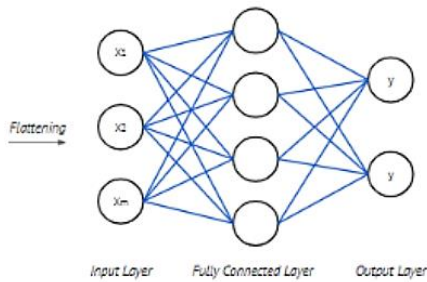
Gambar 7. Lapisan *Max-pooling*

Tahap selanjutnya yaitu *flattening* atau perataan atau level hasil dari lapisan *pooling* ke dalam lapisan yang terhubung sepenuhnya yang ditunjukkan pada Gambar 8[7].



Gambar 8. Lapisan *Flattening*

Berikutnya yaitu lapisan *Fully Connected*, lapisan ini merupakan lapisan yang mana semua neuron aktivasi dari lapisan sebelumnya terhubung dengan neuron pada lapisan berikutnya. Sebelum dapat dihubungkan dengan semua neuron pada lapisan *Fully Connected*, aktivasi dari lapisan sebelumnya harus diubah menjadi data dimensi. Tahap ini ditunjukkan pada Gambar 9[7].

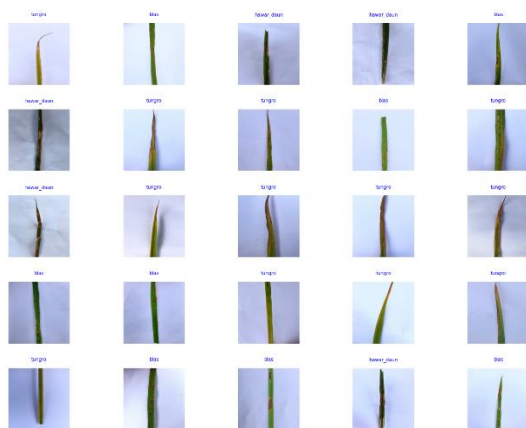


Gambar 8. Lapisan *Fully Connected*

Selanjutnya dataset pelatihan dilatih menggunakan 10 *epoch* dalam mendapatkan tingkat akurasi yang maksimal.

D. Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan pencatatan terhadap hasil uji coba yang telah dilakukan untuk melihat hasil dan mengetahui tingkat keberhasilan dari metode yang digunakan. Pada tahap ini terdapat proses pengujian yang bertujuan untuk melatih *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam mengenali datasetnya, selanjutnya model akan dibentuk berdasarkan pelatihan tersebut. Keakuratan model yang dibentuk dari hasil pelatihan diuji pada proses pengujian atau dapat dikatakan bahwa pada proses ini dilakukan prediksi pada klasifikasi penyakit daun padi berdasarkan jenisnya.



Gambar 10. Hasil Prediksi Citra

Gambar 10 memperlihatkan hasil dalam melakukan prediksi pada beberapa data citra. Selanjutnya, hasil akurasi model dalam melakukan prediksi pada klasifikasi penyakit daun padi

ditampilkan dalam bentuk hasil akurasi pengujian model, plot MAE dan plot MSE.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian arsitektur jaringan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan *base model* menggunakan *Inception V3* dilakukan menggunakan *software Google Colab* yang mana dataset citra dilatih dan model diperoleh melalui pelatihan tersebut, selanjutnya hasil pelatihan tersebut diuji untuk mengetahui tingkat akurasi model dalam memprediksi klasifikasi jenis penyakit pada daun padi.

Epoch adalah proses pelatihan pada jaringan syaraf sampai balik lagi pada termin awal pada satu putaran saat semua dataset citra melalui proses ini [17]. Peneliti menggunakan 128 *batch size* dalam penelitian ini agar mempermudah proses pelatihan pada data citra. Hasil pelatihan menggunakan 10 *epoch* pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 11.

```
Epoch 1/10
2/2 - loss: 2.0797 - accuracy: 0.3490 - val_loss: 6.2486 - val_accuracy: 0.2917 - 64s/epoch - 32s/step
Epoch 2/10
2/2 - loss: 4.6423 - accuracy: 0.3385 - val_loss: 1.5519 - val_accuracy: 0.5625 - 46s/epoch - 23s/step
Epoch 3/10
2/2 - loss: 0.8692 - accuracy: 0.7290 - val_loss: 0.4893 - val_accuracy: 0.8125 - 46s/epoch - 23s/step
Epoch 4/10
2/2 - loss: 0.4110 - accuracy: 0.8698 - val_loss: 0.4033 - val_accuracy: 0.8958 - 45s/epoch - 22s/step
Epoch 5/10
2/2 - loss: 0.2782 - accuracy: 0.9427 - val_loss: 0.3315 - val_accuracy: 0.9583 - 46s/epoch - 23s/step
Epoch 6/10
2/2 - loss: 0.2069 - accuracy: 0.9635 - val_loss: 0.3522 - val_accuracy: 0.9167 - 46s/epoch - 23s/step
Epoch 7/10
2/2 - loss: 0.1658 - accuracy: 0.9531 - val_loss: 0.3448 - val_accuracy: 0.9167 - 45s/epoch - 23s/step
Epoch 8/10
2/2 - loss: 0.1254 - accuracy: 0.9844 - val_loss: 0.2919 - val_accuracy: 0.9583 - 45s/epoch - 23s/step
Epoch 9/10
2/2 - loss: 0.0972 - accuracy: 0.9896 - val_loss: 0.3226 - val_accuracy: 0.9167 - 46s/epoch - 23s/step
Epoch 10/10
2/2 - loss: 0.0777 - accuracy: 0.9844 - val_loss: 0.3129 - val_accuracy: 0.9375 - 47s/epoch - 23s/step
```

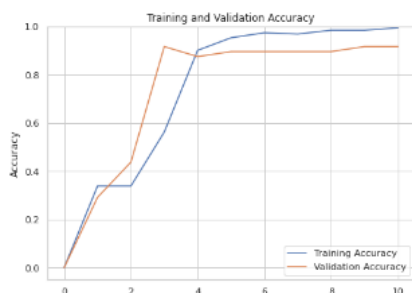
Gambar 11. Proses *Epoch*

Berdasarkan hasil pelatihan menggunakan 10 *epoch* yang ditunjukkan pada Gambar 11. dapat dilihat bahwa seiring bertambahnya *epoch*, hasil pelatihan semakin meningkat hingga mencapai nilai 0,9844 yang mana merupakan nilai akurasi tertinggi pada *epoch* ke-9 dan pada *epoch* ke-10 diperoleh nilai akurasi sebesar 0,9375 dengan nilai kehilangan yang lebih tinggi dibandingkan nilai validasi kehilangan. Hasil nilai akurasi sebesar 0,9375 dan nilai kehilangan sebesar 0,3076 pengujian model CNN yang dibangun dengan *base Inception V3* ditunjukkan pada Gambar 12.

```
melihat nilai acc dan loss
Model_Penyakit_Daun_Padi.evaluate(validation_dataset, verbose = 1)
1/1 [=====] - 13s 13s/step - loss: 0.3076 - accuracy: 0.9375
[0.307581024723853, 0.9375]
```

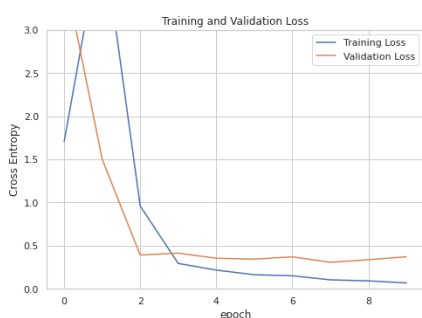
Gambar 12. Hasil Nilai Akurasi dan Nilai Kehilangan Pengujian Model

Pada Gambar 13 ditunjukkan hasil akurasi dari klasifikasi penyakit pada daun tanaman padi menggunakan CNN yang diperoleh dalam penelitian ini.



Gambar 13. Kurva Akurasi Hasil Pelatihan

Selanjutnya, kurva kehilangan yang diperoleh dari proses klasifikasi penyakit pada daun tanaman padi menggunakan CNN dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 14.



Gambar 14. Kurva Akurasi Hasil Pelatihan

Pada Gambar 13, garis pertama berwarna merah menunjukkan data pengujian dan garis kedua berwarna biru menunjukkan data pelatihan. Sedangkan pada Gambar 14, garis pertama biru menunjukkan data pelatihan dan garis kedua berwarna merah menunjukkan data pengujian.

Kurva akurasi pada Gambar 13. menunjukkan bahwa nilai akurasi yang diperoleh terus meningkat dan kurva kehilangan pada Gambar 14. menunjukkan bahwa nilai kehilangan yang diperoleh terus menurun. Kedua korelasi dari hubungan antara nilai akurasi dan kehilangan yang dihasilkan menunjukkan korelasi yang positif dikarenakan hubungan keduanya yang searah.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Deteksi penyakit pada tanaman daun padi berdasarkan jenisnya menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan base model Inception V3 memperoleh hasil akurasi pengujian model yang sangat baik yaitu sebesar 93,75% dengan nilai kehilangan sebesar 0,3076 dengan pembagian dataset citra yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian dan dilakukan perubahan ukuran citra menjadi 299x299.

Peneliti mengharapkan model yang dibangun dapat disempurnakan dengan mengkombinasikan

dengan model lainnya dan memasukkan lebih banyak data citra kedalam dataset. Peneliti juga menyarankan untuk penelitian selanjutnya agar mengembangkan pendeteksian penyakit pada tanaman daun padi menggunakan tampilan interface yang lebih ramah bagi pengguna dan dapat mendeteksi secara langsung, sehingga mempermudah pengguna dalam melakukan pendeteksian penyakit pada daun tanaman padi.

V. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Ibu Irma Permatasari selaku Dosen Mata Kuliah Pengolahan Citra yang telah membimbing penulis dalam penulisan jurnal ini.

REFERENSI

- [1] Badan Pusat Statistik, "Badan Pusat Statistik." pp. 335–58, 2017, doi: 10.1055/s-2008-1040325.
- [2] B. Nuryanto, "Pengendalian Penyakit Tanaman Padi Berwawasan Lingkungan Melalui Pengelolaan Komponen Epidemik," *J. Penelit. dan Pengemb. Pertan.*, vol. 37, no. 1, p. 1, 2018, doi: 10.21082/jp3.v37n1.2018.p1-8.
- [3] N. A. Haris, "Kombinasi Ciri Bentuk dan Ciri Tekstur Untuk Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Padi," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 237–250, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.239.
- [4] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and M. rudyanto Arief, "Deteksi Penyakit Pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, no. 1, p. 22, 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.263.
- [5] Fitrianiingsih and Rodiah, "Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 25, no. 3, pp. 223–238, 2020, doi: 10.35760/tr.2020.v25i3.3519.
- [6] N. Khasawneh, E. Faouri, and M. Fraiwan, "Automatic Detection of Tomato Diseases Using Deep Transfer Learning," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 17, 2022, doi: 10.3390/app12178467.
- [7] A. Hidayat, U. Darusalam, I. Technology, and S. Jakarta, "DETECTION OF DISEASE ON CORN PLANTS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHODS," vol. 1, pp. 51–56, 2019.
- [8] S. Morris, "Image classification using SVM," *IEEE Xplore*, pp. 1–10, 2018, [Online]. Available: https://rpubs.com/Sharon_1684/454441.
- [9] S. P. Titus Rappan, "Mencegah Dan Mengendalikan Penyakit Blas Pada Tanaman Padi," 2019. <http://cybex.pertanian.go.id/mobile/artikel/72607/Mencegah-Dan-Mengendalikan-Penyakit-Blas-Pada-Tanaman-Padi/> (accessed Mar. 18, 2023).
- [10] "Penyakit Kresek Hawar Daun (Bacterial Leaf Blight) - Kabupaten Bogor."
- [11] I. S. Mustika, "TUNGRO SALAH SATU PENYAKIT PADA TANAMAN PADI SAWAH," 2019. <http://cybex.pertanian.go.id/mobile/artikel/88709/TUNGRO-SALAH-SATU-PENYAKIT-PADA-TANAMAN-PADI-SAWAH/> (accessed Mar. 18, 2023).
- [12] L. Perez and J. Wang, "The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning," 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1712.04621>.
- [13] H. Fonda, "Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn)," *J. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 7–10, 2020, doi: 10.33060/jik/2020/vol9.iss1.144.

- [14] N. Ramadhani, J. Hendryli,) Dyah, and E. Herwindianti, "PENCARIAN OBJEK WISATA BERSEJARAH DI PULAU JAWA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, pp. 87–91, 2019, doi: 10.18196/st.212229.
- [15] A. T. HANDOYO, "KLASIFIKASI BAKTERI DENGAN METODE DEEP LEARNING," UNIVERSITAS HASANUDDIN MAKASSAR, 2021.
- [16] C. Nisa', E. Y. Puspaningrum, and H. Maulana, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Daun Apel pada Imbalanced Data," *Pros. Semin. Nas. Inform. Bela Negara*, vol. 1, pp. 169–175, 2020, doi: 10.33005/santika.v1i0.46.
- [17] L. Marifatul Azizah, S. Fadillah Umayah, and F. Fajar, "Deteksi Kecacatan Permukaan Buah Manggis Menggunakan Metode Deep Learning dengan Konvolusi Multilayer," *Semesta Tek.*, vol. 21, no. 2, pp. 230–236,