



SUBMIT

(Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains)

Vol. 2 No. 2 (2022) 43-51

ISSN Media Elektronik: 2798-6861

KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT PADA DAUN JAGUNG MENGGUNAKAN *DEEP LEARNING* DENGAN METODE *CONVOLUTION NEURAL NETWORK* (CNN)

Afivah Dwi Nurcahyati¹, Ronny Makhfuddin Akbar², Soffa Zahara³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Majapahit

Email: ¹afivahdwinc15@gmail.com, ²ronnyma.ft@unim.ac.id, ³soffa.zahara@unim.ac.id

(Naskah masuk: 12 Juni 2022, diterima untuk diterbitkan: 20 Juni 2022)

Abstrak

Di kecamatan Gedeg, kabupaten Mojokerto mayoritas masyarakat memiliki mata pencaharian sebagai seorang petani tanaman Jagung, namun banyak kendala yang telah dihadapi oleh semua petani yakni gagal panen dikarenakan jenis penyakit yang tidak diketahui jenisnya yang berakibat gagal panen. Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan *Deep Learning* yang menggunakan metode klasifikasi algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Menggunakan citra fisik pada daun tanaman jagung, metode CNN dapat membuat klasifikasi melalui model yang dibuat. Peneliti membuat sebuah model untuk dilakukan klasifikasi dengan bagian terdiri dari 4 *convolution layer*, 2 *pooling layer* dengan ukuran 2×2 , 3 *dropout layer*, 2 *dense layer* serta 1 *flatten layer*. Untuk melakukan aktivasi menggunakan *ReLU*, beserta 32 dan 64 filter menggunakan 4 macam ukuran kernel yakni 3×2 , 3×3 , 3×4 , 4×4 . Dan dilakukan pengujian dengan 900 data gambar yang di mana 720 digunakan sebagai data *train* dan 180 sebagai data *Test*. Dengan *learning rate* sebesar 0.004, 100 *epoch* serta 6 algoritma performansi sebagai perbandingan yakni algoritma *Root Mean Square Propagation* (RMSProp), *Adaptive Gradient* (AdaGrad), *Stochastic Gradient descent* (SGD), *Adaptive Moment* (Adam), Adamax, Adadelta. Dan dihasilkan tingkat akurasi tertinggi yang dihasilkan oleh ukuran kernel 3×3 dengan algoritma optimasi *Adaptive Moment* (Adam) dengan hasil tingkat akurasinya sebesar 84% untuk data *test* dan 89% untuk data *train*, pada pengujian Testing dilakukan dengan jumlah 180 data yang didapatkan hasil tertinggi dengan model ukuran kernel 3×3 dengan jumlah *true* 175 dan jumlah *false* 5 didapatkan nilai presisi yang dihasilkan sebesar 94%, berdasarkan dengan komposisi warna pada citra.

Kata kunci: citra, fitur, hortikultura, petani, deep learning, cnn

CLASSIFICATION OF DISEASE IMAGE IN CORN LEAVES USING DEEP LEARNING WITH CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)

Abstract

In the Gedeg sub-district, Mojokerto district, the majority of the community has a livelihood as a corn plant farmer, but all farmers have faced many obstacles, namely crop failure due to unknown types of diseases that result in crop failure. These problems can be overcome by Deep Learning which uses the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm classification method. Using physical images on the leaves of corn plants, the CNN method can make a classification through the created model. Researchers created a model for classification with sections consisting of 4 convolution layers, 2 pooling layers with a size of 2×2 , 3 dropout layers, 2 dense layers and 1 flatten layer. To activate it using ReLU, along with 32 and 64 filters using 4 different kernel sizes, namely 3×2 , 3×3 , 3×4 , 4×4 . And tested with 900 image data of which 720 is used as train data and 180 as Test data. With

a learning rate of 0.004, 100 epochs and 6 performance algorithms for comparison, namely the Root Mean Square Propagation (RMSProp) algorithm, Adaptive Gradient (AdaGrad), Stochastic Gradient descent (SGD), Adaptive Moment (Adam), Adamax, Adadelta. And the highest level of accuracy is produced by the kernel size 3x3 with the optimization algorithm Adaptive Moment (Adam) with the results of an accuracy rate of 84% for test data and 89% for train data, in the Testing was carried out with a total of 180 data, the highest results were obtained with a 3x3 kernel size model with a true number of 175 and a number of false 5 test the resulting precision value is 94% based on the color composition of the image.

Keywords: image, feature, horticulture, farmer, deep learning, cnn

1. PENDAHULUAN

Perkembangan peminat konsumen dalam mengolah jagung semakin meningkat sehingga semakin banyak petani yang memilih untuk meningkatkan hasil panennya, namun disisi lain banyak kendala yang dialami terutama dengan adanya penyakit tanaman jagung, karena jumlah tanaman yang sangat banyak petani sering mengalami kesalahan dalam penanganan sehingga berakibat gagal panen. Klasifikasi citra penyakit pada daun jagung menggunakan *deep learning* dengan metode *convolution neural network* (CNN) salah satu sistem yang memanfaatkan model algoritma *deep learning* di mana sistem ini menggunakan pengolahan data gambar dengan 4 jenis model ukuran kernel dan 6 jenis algoritma optimasi yang bertujuan untuk melakukan pemilahan jenis penyakit dengan jumlah data gambar yang banyak agar lebih mudah, cepat dan efisien. Di penelitian kali ini tentang sistem klasifikasi menggunakan metode *convolution neural network* (CNN) menjadi suatu gagasan atau topik untuk masalah yang terjadi dengan melakukan klasifikasi penyakit pada daun jagung berdasarkan citra fisik dari data gambar dengan 3 jenis penyakit yang dilakukan penelitian yakni hawar daun, bercak daun dan karat daun dengan menggunakan metode *convolution neural network* (CNN) yang akan merancang sebuah model untuk mengklasifikasi dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi.

Pengembangan penelitian untuk memberikan gambaran yang jelas tentang pengaplikasian yang berkaitan dengan penelitian ini. Telah dilakukan penelitian tentang mendeteksi suatu penyakit menggunakan daun tanaman kentang dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini bertujuan untuk mencegah gagal panen yang disebabkan oleh tanaman kentang yang sering terserang penyakit terutama pada daun kentang dengan memanfaatkan metode CNN maka menjadikan daun kentang tersebut menjadi data gambar yang akan diolah menjadi citra nantinya akan di proses dan dilakukan klasifikasi, dengan metode yang sama yakni *Convolutional Neural Network* (CNN), dengan menghasilkan *training* sebesar 95% dan *testing* sebesar 94% (Abdul Jalil

Rozaqi, Januari 2021). Dalam penelitian kedua dilakukan pembahasan tentang pendeteksi suatu jenis citra berdasarkan daun tanaman mangga menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang bertujuan untuk memudahkan masyarakat dalam mengenali pohon mangga yang tidak kunjung berbuah, yang menghasilkan tingkat akurasi *training* dengan nilai 98 % dan data *testing* sebesar 89% (Fitrianingsih, Desember 2020). Dalam penelitian ke tiga dilakukan pembahasan tentang klasifikasi batik riau menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) bertujuan mengenalkan batik riau kepada masyarakat agar lebih dikenal dan diterima dengan baik, yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 65% (Hendry fonda, 2020). Dalam Penelitian ke empat dilakukan pembahasan tentang penggunaan *deep Learning* dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) bertujuan untuk melakukan klasifikasi kualitas pada tanaman kol, dengan menghasilkan tingkat akurasi *training* sebesar 73% dan *testing* sebesar 80% (Ratna Dhamayanti, 2020).

Beberapa penelitian yang telah dilakukan dan sesuai dengan permasalahan yang terjadi maka penulis membuat sebuah penelitian dengan konsep yang sama, mengembangkan beberapa penelitian terdahulu yang sudah dilakukan untuk memodifikasi untuk meningkatkan hasil lebih baik dari sebelumnya dan lebih akurat, maka penulis "Klasifikasi Citra Penyakit Pada Daun Jagung Menggunakan *Deep Learning* dengan metode *Convolution Neural Network* (CNN)" pada penelitian ini penulis menggunakan beberapa model ukuran kernel CNN yakni 3x2, 3x3, 3x4 dan 4x4. Untuk menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi peneliti juga menggunakan 6 jenis algoritma optimasi untuk menghasilkan nilai terbaik diantaranya yaitu, *Root Mean Square Propagation* (RMSProp), *Adaptive Gradient* (AdaGrad), *Stochastic Gradient descent* (SGD), *Adaptive Moment* (Adam), Adamax, Adadelta.

2. METODOLOGI

Metodologi yang dilakukan oleh peneliti saat ini melakukan observasi secara langsung (*observation*) merupakan suatu metode yang melakukan analisa secara langsung ditempat di mana

peneliti menggunakannya sebagai bahan untuk melakukan penelitian, untuk memenuhi data dalam melakukan penelitian maka peneliti secara langsung datang ke lokasi yakni disawah dengan melakukan pengamatan terhadap tanaman jagung untuk memperoleh data jenis penyakit yang sering terjadi dan menyebabkan gagal panen, yakni hawar daun, bercak daun dan karat daun. Kemudian melakukan pengumpulan data dengan cara mengambil gambar menggunakan *handphone* dengan hasil 900 data gambar yang telah terkumpul dengan pembagian masing-masing akan dilakukan pembagian data berjumlah 300 data setiap jenis penyakit.

3. PERANCANGAN SISTEM

1) *Software*

Dalam melakukan sebuah penelitian dibutuhkan *software* atau perangkat lunak sebagai pendukung penelitian yang berupa aplikasi agar penelitian berjalan dengan baik dan sesuai dengan perancangan yang akan dilakukan.

Komponen	Spesifikasi
Sistem operasi	Windows 10 64-bit
Browser	Microsoft Edge
sistem	Python 3.6.13 64-bit
	Jupyter Notebook
	Anaconda
	Keras versi 2.3.1
	Cv2 versi 4.5.0
	Tensorflow versi 2.2.0
	Matplotlib versi 3.2.1
	Numpy versi 1.19.2

2) *Hardware*

Dalam melakukan sebuah penelitian dibutuhkan *hardware* untuk mendukung penelitian yang berupa perangkat keras agar penelitian berjalan dengan baik.

Komponen	Spesifikasi
Laptop	Asus X441U
Prosesor	Intel(R) Core(TM) i3-7020U CPU @ 2.30GHz 2.30 GHz
RAM	4GB
Harddisk	1000GB

3) Perancangan Model

Berikut langkah-langkah Perancangan model dibuat dengan tujuan untuk melakukan klasifikasi:

1) *Load Dataset* Inisialisasi Parameter

Proses pertama yang dilakukan dalam perancangan model klasifikasi adalah melakukan input data gambar yang sudah ditentukan kemudian akan melalui proses inisialisasi parameter untuk selanjutnya

akan dilakukan proses selanjutnya melakukan pelatihan dari data.

2) Pelatihan CNN

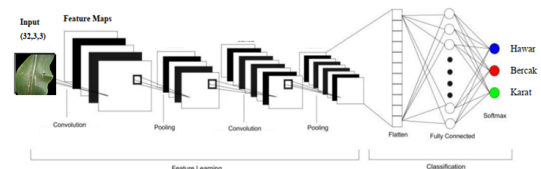
Proses kedua yakni dilakukan pelatihan CNN, tahapan uji coba (*training*) dengan tujuan untuk menguji model dengan data gambar agar bisa melakukan klasifikasi, menggunakan 900 data gambar dengan 3 jenis penyakit.

3) *Best Model*

Proses ketiga merupakan penentuan hasil terbaik dari model yang telah dibuat, dengan merubah jumlah iterasi, model ukuran kernel CNN dan juga jenis algoritma optimasi yang bertujuan untuk memperoleh hasil akurasi tertinggi yang berarti model berhasil melakukan klasifikasi dengan baik.

Arsitektur CNN

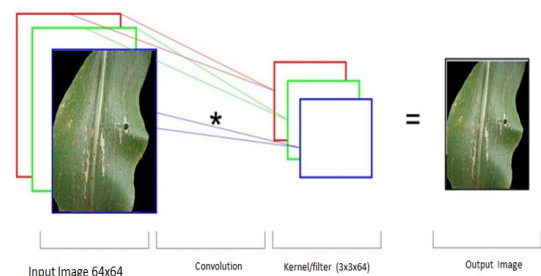
Arsitektur jaringan CNN ini dibuat dengan tujuan membuat model yang digunakan pada saat proses *training* dan *testing*, penulis menggunakan input data gambar dengan ukuran 32x32x3 yang berarti lebar 32 dan tinggi 32 serta 3 jenis warna RGB, yang bertujuan untuk melakukan perbandingan nilai akurasi.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan

Proses *Convolution Layer*

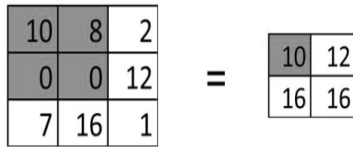
Convolution layer merupakan tahapan awal di mana dilakukan proses konvolusi terhadap *output* gambar dari proses sebelumnya, dengan melakukan penginputan gambar dengan ukuran 64x64x3 yang berarti bahwa ukuran gambar yang diinputkan berukuran lebar dan tingginya adalah 64 serta pada gambar memiliki 3 jenis warna RGB (*Red, Green, Blue*) (NURHIKMAT, 2018).



Gambar 2. Proses *Convolution Layer*

Proses *Pooling Layer*

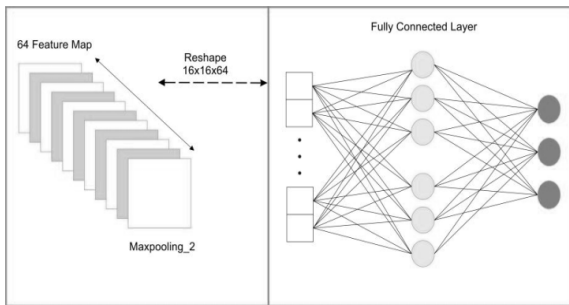
Proses ini merupakan perhitungan dengan melakukan pengurangan dimensi matriks, proses ini dilakukan setelah proses *convolution layer*. Proses ini memiliki beberapa filter dan *stride* yang akan dilakukan pergantian pada *feature map* (Sena, 2018).



Gambar 3. Proses *Pooling Layer*

Proses *Fully-Connected Layer*

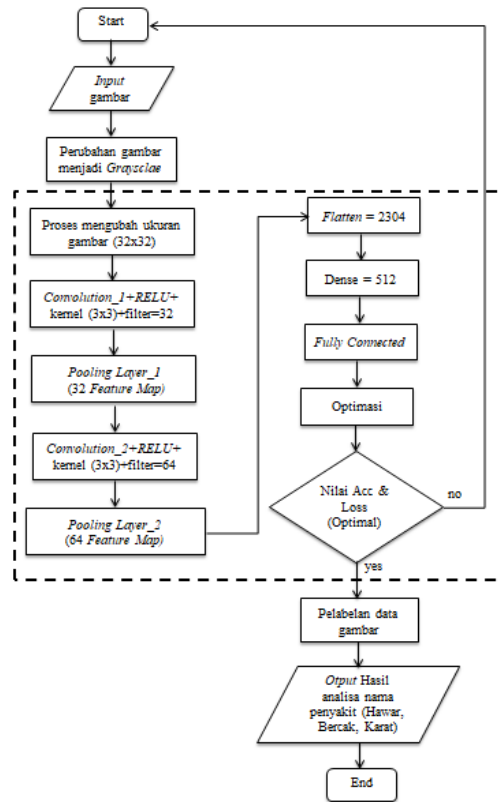
Merupakan proses *converting* yang berasal dari hasil proses sebelumnya (*max-pooling*) yang nantinya akan menjadi *flatten layer* atau nilai vektor.



Gambar 4. Proses *Fully-Connected Layer*

Perancangan *Training dan Testing*

Perancangan uji coba dari *training dan testing* disajikan dalam bentuk *flowmap* berikut:

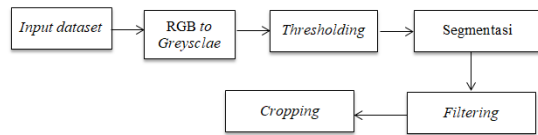


Gambar 5. *Flowmap Training dan Testing*

Pada gambar 5 tersebut dapat dijelaskan pada tahapan pertama dilakukan *input* data gambar, kemudian dilakukan perubahan data gambar yang telah diinputkan menjadi *grayscale*, lalu masuk kedalam proses utama yakni proses perubahan ukuran gambar dengan ukuran 32x32, kemudian proses *Convolution Layer* yang pertama dengan Relu, 32 filter beserta kernel dengan ukuran yang berbeda-beda disini peneliti menggunakan 4 model ukuran kernel yang berbeda yakni 3x2, 3x3, 3x4 dan 4x4, kemudian akan dilakukan proses *pooling layer* yang pertama dengan 32 *feature map* untuk operasi pergeseran sebuah matriks, kemudian memasuki proses *Convolution Layer* lagi dengan tahapan yang kedua untuk melanjutkan hasil proses yang pertama dengan 64 filter, kemudian dilakukan kembali proses *pooling layer* yang kedua dengan 64 *feature map*, selanjutnya dilakukan proses *Flatten Layer* atau *Connected Layer* dengan parameter 2304, selanjutnya melalui tahapan dense layer dengan parameter 512 dan *Fully connected layer*, selanjutnya dilakukan proses inialisasi algoritma optimasi, peneliti menggunakan 6 jenis algoritma optimasi diantaranya adalah *Root Mean Square Propagation* (RMSProp), *Adaptive Gradient* (AdaGrad), *Stochastic Gradient descent* (SGD), *Adaptive Moment* (Adam), Adamax, Adadelta. Kemudian dilakukan perintah apabila nilai Acc dan Loss tidak optimal maka akan kembali ke tahapan

start, namun apabila nilai Acc dan Loss optimal akan dilanjutkan proses pelabelan data gambar yang telah diproses, kemudian tahapan selanjutnya akan dihasilkan output nilai Loss dan akurasi untuk data *training* dan *output* hasil analisa penyakit jagung yakni hawar daun, karat daun dan bercak daun.

Preprocessing



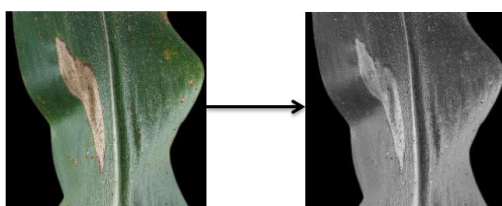
Gambar 6. Preprocessing

1) Input dataset

Tahapan pertama yang dilakukan dalam *preprocessing* adalah proses penginputan data gambar data yang digunakan dalam melakukan penelitian adalah berjumlah 300 gambar jenis hawar daun, 300 gambar jenis bercak daun, dan 300 gambar jenis karat daun untuk data *Train* sedangkan untuk data *Test* dengan jumlah 180 data yakni 60 gambar jenis hawar daun, 60 gambar jenis bercak daun dan 60 gambar jenis karat daun. Data diperoleh dengan melakukan pengambilan gambar dengan menggunakan kamera digital yang kemudian citra yang diperoleh diterapkan untuk diekstraksi fitur yang fungsinya untuk menganalisis dan untuk mengklasifikasi citra sesuai dengan objek permasalahan yang telah terjadi (Mohamad Lihawa, 2018).

2) RGB to Grayscale

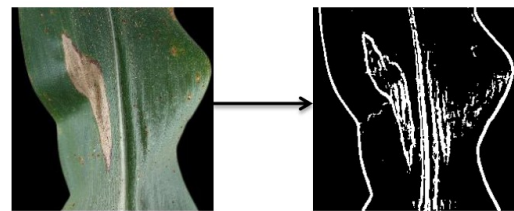
Tahapan kedua adalah dilakukan proses RGB (*Red*, *Green* dan *Blue*) menjadi *grayscale* yakni sebuah citra keabuan yang memiliki satu buah *channel* sehingga yang ditampilkan hanya nilai intensitas atau juga derajat menjadi warna keabuan (Alwan Hibatullah, 2018). Konversi dari RGB (*red*, *green* dan *blue*) dengan tujuan agar mengurangi kompleksitas dari komputasi, dengan cara kerja mengubah warna citra RGB yang ada pada citra menjadi derajat warna keabuan / *grayscale* dengan 1 buah warna dalam hal ini intensitas antara 0 hingga 255 (Kusumaningrum, 2018).



Gambar 7. Hasil RGB to Grayscale

3) Thresholding

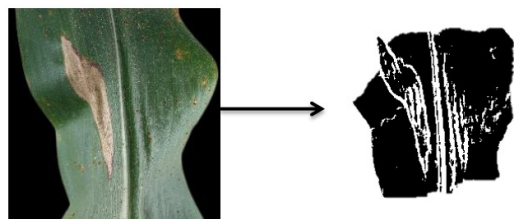
Thresholding adalah proses yang di mana menghasilkan citra biner dari *grayscale* atau citra warna, dengan mengatur suatu nilai piksel menjadi nilai 0 dan 1 yang tergantung pada nilai ambang batasnya, kolom pada matrik *thresholding* yang memiliki nilai satu (1) mengimplementasikan warna putih, sedangkan nilai nol (0) mengimplementasikan warna hitam. Proses ini digunakan sebagai data inputan pada tahap selanjutnya yang di mana citra biner ini diperoleh dari nilai ambang batas yang digunakan sebagai pembatas dan juga penentu nilai (Alwan Hibatullah, 2018).



Gambar 8. Hasil Thresholding

4) Segmentasi

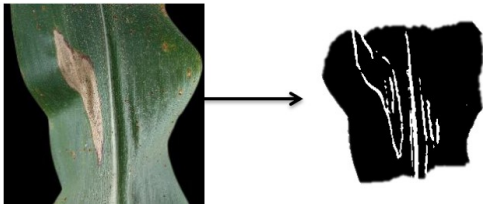
Proses segmentasi merupakan proses lanjutan dari proses sebelumnya yakni proses *thresholding* di mana proses pertama adalah *input* data matriks citra biner yang sebelumnya telah diproses, kemudian dilakukan tahapan pencarian nilai piksel 1 yang berarti warna putih, kemudian akan dilakukan penyimpanan koordinat piksel dan nilai tepi matriks yang bernilai satu, dengan tujuan menghasilkan citra objek. Dalam proses pemotongan di setiap baris vertikal dilakukan proses terlebih dahulu kemudian selanjutnya dilakukan pada kolom horizontal (Alwan Hibatullah, 2018).



Gambar 9. Hasil Segmentasi

5) Filtering

Pada tahapan *filtering* peneliti menggunakan metode *low pass filter* yang digunakan dengan tujuan untuk penghalusan sebuah sinyal citra yang dicapai dalam domain frekuensi dengan pelemahan dari frekuensi tinggi (Alwan Hibatullah, 2018). Dengan melakukan penghilangan frekuensi tinggi akan membantu proses menghilangkan *noise* yang disebabkan frekuensi tinggi. Salah satu proses memperbaiki dan perbaikan citra dilakukan dengan menghilangkan gangguan (*noise*) yang ada pada citra daun yang terinfeksi penyakit. Gangguan (*noise*) yang muncul pada daun tersebut (Raihana Salsabila Darma Wijaya, 2021).



Gambar 10. Hasil *Filtering*

6) *Cropping*

Tahapan *cropping* merupakan proses pemotongan (*cropping*) pada area bagian penyakit yang terdeteksi yang akan dijadikan objek (*Region Of Interest*) untuk diteliti (Alwan Hibatullah, 2018). Proses di mana dilakukan perubahan ukuran gambar citra menjadi lebih kecil ataupun lebih besar dari ukuran data gambar asli dengan ukuran yang telah ditentukan dalam perancangan sebelumnya, dalam hal ini peneliti melakukan *cropping* dengan ukuran 32x32 piksel.



Gambar 11. Hasil *Cropping*

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan hasil dan pembahasan membahas tentang pengaplikasian rancangan yang telah disusun sebelumnya dan dijelaskan hasil uji cobanya.

4.1 Data Gambar

Dalam penggunaan data gambar yang akan diimplementasikan atau diuji coba kan memiliki jumlah 900 data gambar dengan 3 macam jenis penyakit jagung berdasarkan dengan daun yakni hawar daun, bercak daun dan karat daun.

1) Hawar Daun

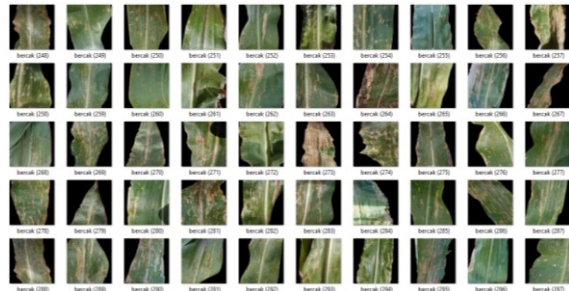
Jenis penyakit hawar daun ini merupakan penyakit yang timbul dengan tanda-tanda pada daun dengan terdapat warna coklat dibagian-bagian daun dengan ukuran yang panjang juga lebar dan banyak di setiap sisi daun.



Gambar 12. Hawar Daun

2) Bercak Daun

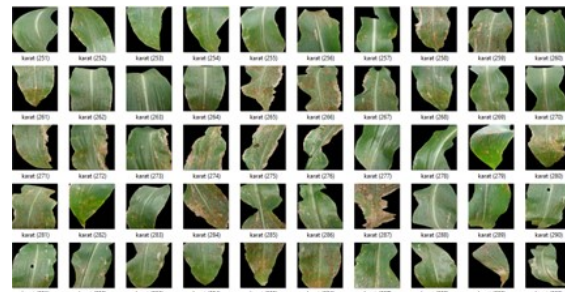
Jenis penyakit bercak daun ini juga adalah jenis penyakit yang sering dan umum sekali terjadi di pertanian masyarakat, penyakit ini timbul dengan pertanda pada daun dengan terdapat warna coklat dibagian-bagian daun dengan bentuk titik-titik kecil dengan jumlah yang banyak di setiap sisinya.



Gambar 13. Bercak Daun

3) Karat Daun

Jenis penyakit karat daun ini timbul dengan pertanda pada daun dengan terdapat warna coklat kekuning-kuningan seperti karatan dengan ukuran sama seperti hawar daun yang terdapat di bagian-bagian daun dengan ukuran yang panjang dan banyak di setiap sisinya namun ukuran relatif kecil namun bisa melebar.



Gambar 14. Bercak Daun

4.2 Proses *Training*

Pada proses *training* dilakukan *input* data gambar kemudian akan dilakukan proses *resize* menjadi ukuran 32x32 *pixel* lalu diubah menjadi range [0,1]. Selanjutnya citra kan dilakukan *preprocessing* dengan merubah kedalam *grayscale*, kemudian akan dilakukan penghilangan *noise* dengan menentukan target menjadi 32x32. Penerapan arsitektur CNN akan menggambarkan proses pembuatan model klasifikasi yang telah dirancang sebelumnya dengan menerapkan beberapa proses dari setiap *layer* metode *convolutional neural network* (CNN). Dari perancangan yang telah dibuat dapat menghasilkan model sebagai berikut:

```

model.summary()
Model: "sequential_1"
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
conv2d_1 (Conv2D)           (None, 32, 32, 32)         320
activation_1 (Activation)   (None, 32, 32, 32)         0
batch_normalization_1 (Batch Normalization) (None, 32, 32, 32)         128
conv2d_2 (Conv2D)           (None, 30, 30, 32)         9248
activation_2 (Activation)   (None, 30, 30, 32)         0
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) (None, 15, 15, 32)         0
dropout_1 (Dropout)         (None, 15, 15, 32)         0
conv2d_3 (Conv2D)           (None, 15, 15, 64)         18496
activation_3 (Activation)   (None, 15, 15, 64)         0
batch_normalization_2 (Batch Normalization) (None, 15, 15, 64)         256
conv2d_4 (Conv2D)           (None, 13, 13, 64)         36928
activation_4 (Activation)   (None, 13, 13, 64)         0
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D) (None, 6, 6, 64)          0
dropout_2 (Dropout)         (None, 6, 6, 64)          0
flatten_1 (Flatten)         (None, 2304)                0
dense_1 (Dense)             (None, 512)                 1180160
activation_5 (Activation)   (None, 512)                 0
batch_normalization_3 (Batch Normalization) (None, 512)                 2048
dropout_3 (Dropout)         (None, 512)                 0
dense_2 (Dense)             (None, 3)                   1539
activation_6 (Activation)   (None, 3)                   0
-----
Total params: 1,249,123
Trainable params: 1,247,907
Non-trainable params: 1,216
    
```

Gambar 15. Model Klasifikasi

Pada tahap selanjutnya dilakukan proses pelatihan terhadap data gambar yang telah diproses dengan model yang telah dibuat. Peneliti menggunakan 100 iterasi, *batch_size* = 32 serta *validation_split* = 0,2. Di mana iterasi akan melakukan 100 kali jaringan melihat gambar, sedangkan *batch_size* merupakan total dari pelatihan dalam 1 *backward/forward pass*. Jadi apabila nilai *batch_size* tinggi maka memori yang dibutuhkan lebih banyak lagi.

Pada penelitian saat ini, peneliti menggunakan 6 jenis algoritma optimasi dan 4 model ukuran kernel yang berbeda (3x2, 3x3, 3x4 dan 4x4). Berikut adalah hasil dari pengujian *training* yang telah dilakukan:

Tabel 3. Hasil Pengujian *Training*

No.	Jenis Metode	Nilai Akurasi			
		Train		Test	
Ukuran Kernel 3x3					
1.	Root Mean Square Propagation (RMSProp)	0.8827	89%	0.8222	82%
2.	Adaptive Gradient (AdaGrad)	0.7997	80%	0.7500	75%
3.	Stochastic Gradient descent (SGD)	0.7551	75%	0.7778	78%
4.	Adaptive Moment (Adam)	0.8878	89%	0.8389	84%
5.	Adamax	0.8508	85%	0.8278	83%
6.	Adadelata	0.5918	59%	0.6500	65%
Ukuran Kernel 3x2					
1.	Adaptive Moment	0.8903	89%	0.7111	71%

(Adam)					
Ukuran Kernel 3x4					
1.	Adaptive Moment	0.8712	87%	0.8333	83%
(Adam)					
Ukuran Kernel 4x4					
1.	Adaptive Moment	0.8686	87%	0.8167	82%
(Adam)					

Dari tabel 3 dapat disimpulkan bahwa dari ukuran kernel 3x3 menggunakan 6 metode algoritma optimasi yang digunakan hasil tingkat akurasi tertinggi terdapat pada metode *Adaptive Moment* (Adam) dengan memiliki tingkat akurasi untuk data *Train* sebesar 89% dan Data *Test* sebesar 84% yang dilakukan dengan ukuran kernel 3x3, untuk melakukan perbandingan dengan tujuan mencari hasil yang maksimal maka dilakukan uji coba dengan 3 jenis ukuran kernel CNN yang berbeda dengan ukuran kernel 3x2 menggunakan algoritma optimasi Adam dihasilkan 89% untuk data *Train* dan 71% untuk data *Test*, untuk ukuran kernel 3x4 menggunakan algoritma optimasi Adam dihasilkan 87% untuk data *Train* dan 83% untuk data *Test*, dan untuk ukuran kernel 4x4 menggunakan algoritma optimasi Adam dihasilkan 87% untuk data *Train* dan 82% untuk data *Test*.

Dapat disimpulkan bahwa hasil nilai akurasi tertinggi terdapat pada algoritma optimasi *Adaptive Moment* (Adam) dengan model ukuran kernel 3x3 yang menghasilkan data *Train* sebesar 89% dan Data *Test* sebesar 84%. Berikut adalah perhitungan nilai *loss* dan *accuracy* dari algoritma Adam.

Tabel 4. Hasil *Epoch* Algoritma Adam

Epoch	Data Train		Data Test	
	Loss	Acc	Val Loss	Val Acc
1.	0.6352	0.8236	4.3433e-05	0.3333
2.	0.7156	0.5600	0.0049	0.6222
3.	0.7615	0.4945	0.0841	0.6500
4.	0.7617	0.4745	0.6637	0.5611
5.	0.7679	0.4798	0.0378	0.6556
:	:	:	:	:
96.	0.8967	0.2716	0.0152	0.8278
97.	0.8828	0.2496	0.0724	0.8444
98.	0.8954	0.2287	1.4451e-04	0.8278
99.	0.8850	0.2557	1.2123e-04	0.8722
100.	0.8878	0.2481	4.4315e-04	0.8389

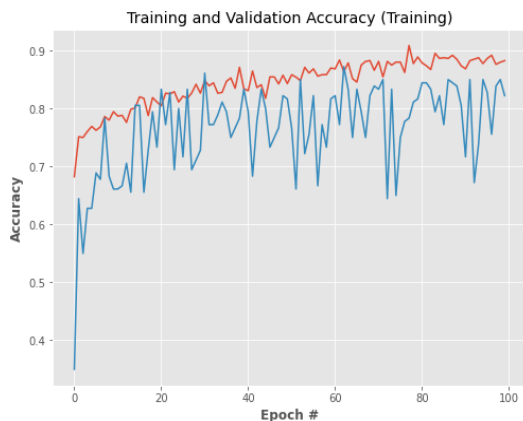
Pada tabel 4 tersebut nilai *accuracy* untuk data *train* sebesar 89%, nilai *loss* sebesar 25%. Untuk nilai *accuracy* data *test* sebesar 84% dan nilai *loss* sebesar 4.4315e-04.

Gambar 16 berikut ini menunjukkan grafik nilai *loss*, data *train* ditunjukkan dengan garis merah sedangkan data *test* ditunjukkan dengan garis biru.



Gambar 16. Grafik Nilai *Loss* Algoritma Adam

Proses gerak grafik pada data *train* yang dimulai dari titik paling atas yang kemudian bergerak mulai menurun secara perlahan dan stabil dan berakhir di titik tengah dengan angka 0.2481 yang berarti nilai *loss* untuk model adam menurun, untuk data *test* yang berawal dari nilai terendah kemudian mengalami kenaikan yang sangat drastis namun kemudian mengalami penurunan yang sangat drastis juga dan kemudian berjalan stabil hingga mencapai di titik terendah dengan nilai 4.4315e-04 yang berarti nilai *loss* menurun.



Gambar 17. Grafik Nilai *Accuracy* Algoritma RMSProp

Proses pergerakan dari iterasi data *Train* yang diawali di titik 0.6824 kemudian mengalami kenaikan yang hingga pada iterasi terakhir nilai dari data *train* menunjukkan dinilai 0.8878 yang berarti tingkat akurasi untuk Algoritma Adam (*Adaptive Moment*) adalah 89%. Sedangkan untuk data *Test* proses pergerakan mengalami naik turun yang cukup drastis hingga akhir perhitungan data *test* berakhir di nilai 0.8389 yang berarti tingkat akurasi data *test* dalam algoritma Adam (*Adaptive Moment*) adalah 84%.

4.3 Proses *Testing*

Dalam melakukan proses *testing* ini peneliti melakukan dengan data yang telah dibagi sebelumnya yakni 80%: 20%, dengan pembagian 80% untuk data *Training* dan 20% untuk data *Testing*. Jumlah data yang digunakan peneliti adalah 900 yang berarti 180 data untuk melakukan proses *Testing* untuk setiap jenis penyakit adalah 60 data gambar, berikut ini adalah hasil *confusion matriks* dari hasil proses *Testing*:

Tabel 5. Hasil *Testing*

No.	Model Kernel CNN	Jumlah True	Jumlah False	Total	Presisi
1.	Ukuran 3x2	170	10	180	95%
2.	Ukuran 3x3	175	5	180	97%
3.	Ukuran 3x4	168	12	180	93%
4.	Ukuran 4x4	172	8	180	96%

Dari tabel 5 tersebut dapat dijelaskan bahwa terdapat 4 model ukuran kernel CNN yang dilakukan pengujian *testing* di mana terdapat ukuran 3x2, 3x3, 3x4 dan 4x4. Dengan ukuran 3x2 menghasilkan nilai *true* sebanyak 170 data dan *false* sebanyak 10 data dengan nilai presisi sebesar 95%, ukuran 3x3 menghasilkan nilai *true* sebanyak 175 data dan *false* sebanyak 5 data dengan nilai presisi sebesar 97%, ukuran 3x4 menghasilkan nilai *true* sebanyak 168 data dan *false* sebanyak 12 data dengan nilai presisi sebesar 93%, dan ukuran 4x4 menghasilkan nilai *true* sebanyak 172 data dan *false* sebanyak 8 data dengan nilai presisi sebesar 96%.

5. SIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti dan dalam pembahasan untuk implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) pada saat melakukan klasifikasi jenis penyakit terhadap daun jagung:

1. Dihasilkan untuk tingkat akurasi paling tinggi dihasilkan dari ukuran kernel CNN 3x3 dengan menggunakan algoritma optimasi Adam (*Adaptive Moment*) yang menghasilkan tingkat akurasi untuk data *train* sebesar 89% dan untuk data *Test* sebesar 84%.
2. Pengujian data *Testing* dilakukan dengan jumlah 180 data yang didapatkan hasil tertinggi dengan model ukuran kernel 3x3 dengan jumlah *true* 175 dan jumlah *false* 5 sehingga didapatkan presisi sebesar 94%.

Dalam penelitian ini jauh dari sempurna, oleh karena itu diperlukannya saran sebagai acuan untuk berkembangnya sistem ini agar jauh lebih baik lagi:

1. Penelitian selanjutnya bisa dilakukan perubahan model CNN atau jenis algoritma optimasi lain untuk meningkatkan hasil akurasi.
2. Dalam melakukan klasifikasi dapat ditambahkan jenis penyakit dan tidak hanya 1 tanaman saja sesuai dengan penyakit yang sedang terjadi.

DHAMAYANTI, R., ROHMAH, M.F., ZAHARA, S., 2020. Penggunaan Deep Learning Dengan Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Sayur Kol Berdasarkan Citra Fisik. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Sains* vol.1 no 1. pp.8-15.

SENA, A., 2018. Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolution Neural Network (CNN). *Medium*.

DAFTAR PUSTAKA

ABDUL JALIL ROZAQI, A. S., 2021. Deteksi Penyakit pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network. *Citec Journal*, 1-10.

ALWAN HIBATULLAH, I. M., 2018. PENERAPAN Metode Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Pola Citra Sandi Rumput. *Teknik Informatika – Universitas Komputer Indonesia*, 1-8.

FITRIANINGSIH, R., Desember 2020. Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga Menggunakan Convolutional Neural Network . *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, 1-16.

HENDRY FONDA, Y. I., 2020. Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn). *JURNAL ILMIAH KOMPUTER*, 1-4.

KUSUMANINGRUM, T. F., 2018. Implementasi Convolution Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi Di Indonesia Menggunakan Keras. *Universitas Islam Indonesia*, 26-28.

MOHAMAD LIHAWA, F. T., 2018. *Sistem Deteksi Dini Hama Dan Penyakit Tanaman Jagung*. Gorontalo: ideas.

NURHIKMAT, T., 2018. Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Citra Wayang Golek. *Universitas Islam Indonesia*, 15-36.

RAIHANA SALSABILA DARMA WIJAYA, A. A., 2021. Segmentasi Citra Kanker Serviks Menggunakan Markov Random Field dan Algoritma K-Means. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 1-9.