

# Deep Learning Untuk Klasifikasi Kematangan Buah Mangrove Berdasarkan Warna

Harun Mukhtar<sup>\*1</sup>, Febrian Alfatico<sup>2</sup>, Hasanatul Fu'adah Amran<sup>3</sup>, Fitri Handayani<sup>4</sup>, Reny Medikawati Taufiq<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Riau

<sup>1</sup>harunmukhtar@kampus.ac.id\*, <sup>2</sup>febrialfatico0902@gmail.com, <sup>3</sup>hasanatul@umri.ac.id, <sup>4</sup>fitrihandayani@umri.ac.id, <sup>5</sup>renymedikawati@umri.ac.id

## Abstract

*Plants that live between land and sea, such as mangroves, are influenced by the tides and tides. Indonesia has the largest mangrove forest in the world and a variety of biodiversity and structure. People currently detect mangrove maturity by looking directly at the fruit. This study proposes to classify the maturity of mangrove fruit using artificial intelligence techniques, making it easier for farmers to determine the ripeness of the fruit. This proposal uses data from 200 images for mangroves taken directly from Lukit Village, Merbau District, Meranti Islands Regency. This research improves the Convolutional Neural Network (CNN) method to classify mangrove fruit maturity. The results obtained from this research were by classifying ripe and unripe fruit. Based on this research, accuracy reaches a maximum of 96%.*

*Keywords: CNN, deep learning, classification, mangrove fruit maturity, image processing*

## Abstrak

Tumbuhan yang hidup diantara darat dan laut seperti Mangrove dipengaruhi oleh keadaan pasang surut air laut tersebut. Indonesia memiliki hutan Mangrove terluas di Dunia, dan keragaman hayati serta struktur yang bervariasi. Mendeteksi kematangan Mangrove yang dilakukan masyarakat saat ini dengan cara melihat langsung pada buahnya. Studi ini mengusulkan untuk mengklasifikasi kematangan buah mangrove dengan teknik kecerdasan buatan sehingga memudahkan bagi petani untuk mengetahui kematangan buah tersebut. Usulan ini menggunakan data 200 citra buah mangrove yang diambil secara langsung dari Desa Lukit Kecamatan Merbau Kabupaten Kepulauan Meranti. Penelitian ini mengimprove metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasi kematangan buah Mangrove. Hasil yang didapat dari penelitian ini dengan mengklasifikasi buah matang dan mentah. Berdasarkan penelitian ini akurasi mencapai maksimal sebesar 96%.

Kata kunci: CNN, deep learning, klasifikasi, kematangan buah mangrove, pengolahan citra

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

## 1. Pendahuluan

Tumbuhan yang hidup ditepi laut dipengaruhi oleh air pasang seperti Mangrove banyak ditemui di Indonesia. Tumbuhan ini menjadikan Indonesia memiliki hutan terluas di Dunia dan keragaman hayati yang terbesar serta bervariasi. Selain itu juga menjadi bahan pangan baru. Bagi usaha atau industri kecil menengah (UKM atau IKM) menjadi peluang untuk meningkatkan perekonomian masyarakat [1]. Buah mangrove biasanya berwarna hijau jika belum matang, saat sudah matang warnanya berubah menjadi hijau kepekatan. Artinya perbedaan warna saat masih mentah dan saat sudah matang hanya berbeda sedikit sehingga menyulitkan bagi petani untuk membedakannya. Petani akan sanggup membedakan mana yang mentah dan yang matang diperlukan ilmu yang memadai dan juga kejelian mata harus baik [2]. Berdasarkan hal tersebut terdapat permasalahan yang penting untuk diselesaikan. Studi ini mengusulkan mengklasifikasi buah mangrove untuk membedakan antara buah matang dan buah mentah [3]. Klasifikasi yang diusulkan menggunakan teknologi kecerdasan buatan sehingga akan memudahkan petani dalam memilih buah matang untuk di panen [4]. Terdapat banyak algoritma Deep Learning yang dapat digunakan

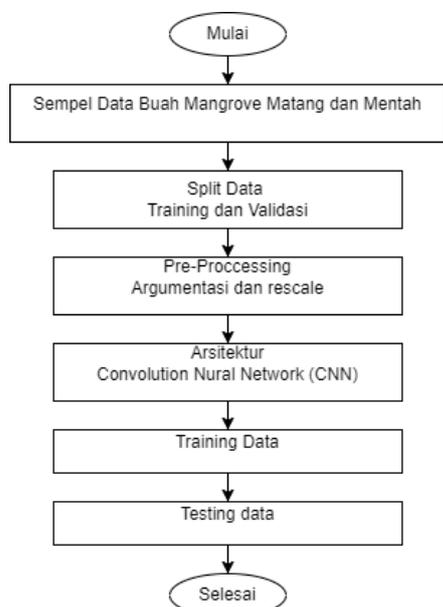
diantaranya MLP. Namun untuk klasifikasi citra, MLP kurang sesuai karena tidak menyimpan informasi spasial dari data citra dan menganggap setiap piksel adalah fitur yang independen sehingga menghasilkan hasil yang kurang baik [5,6]. Penelitian ini memilih algoritma CNN yang dikembangkan dengan pengolahan citra digital untuk menghasilkan prediksi kematangan buah yang akurat.

Tujuan studi ini untuk mendapatkan akurasi pematangan buah mangrove sehingga diketahui dengan pasti mana yang matang maupun yang masih mentah. Proses klasifikasi buah mangrove berdasarkan warna dengan CNN terdiri dari lima fase diantaranya, 1. Membuat tujuan model, 2. Mengumpulkan data masalah, 3. Mengestimasi model awal, 4. Melakukan klasifikasi, dan 5. Mengevaluasi hasil klasifikasi

## 2. Metode Penelitian

Gambar 1 menjelaskan alur klasifikasi kematangan buah. Selain alur bagian ini juga menjelaskan tentang kebutuhan, dataset, pre-processing, pembagian data training dan testing [7]. Tahap pertama, kebutuhan penelitian dipersiapkan. Kebutuhan ini termasuk

sampel dataset buah mangrove yang matang dan buah mangrove yang mentah, perangkat keras, dan library yang digunakan. Proses pembuatan model klasifikasi kematangan buah mangrove menggunakan google colab. Dataset didapatkan melalui studi literatur di desa lukit kecamatan merbau kabupaten kepulauan meranti. Dataset ini terdiri dari buah mangrove yang matang dan buah mangrove yang mentah sebagai data training dan data test.



Gambar 1 : Alur klasifikasikan kematangan buah mangrove

### 2.1. Pengumpulan Data

Dataset buah mangrove didapatkan melalui studi literatur di desa lukit kecamatan merbau kabupaten kepulauan meranti, dataset buah mangrove diambil menggunakan kamera hp dan berbackgroun berwarna hitam, citra buah mangrove diambil sebanyak 200 citra buah, dari 200 citra buah mangrove di bagi menjadi dua class buah mangrove yang sudah matang dan class buah mangrove yang belum matang. Dataset buah mangrove dibagi menjadi dua data yaitu data training dan data testing, Pada data training buah mangrove dibagi menjadi 75 buah mangrove yang matang dan 75 buah mangrove mentah sedangkan untuk data testing dibagi menjadi 25 buah mangrove yang matang dan buah mangrove yang mentah jadi total dari data traning dan testing berjumlah 100 data buah mangrove matang dan 100 data buah mangrove yang belum matang.

Dua model sampel buah mangrove digunakan pada penelitian ini yakni matang dan mentah. Dataset terdiri dari masing – masing 100 citra yang matang dan mentah. Kemudian dataset dibagi dua diantaranya training dan testing, dengan perbandingan 150 dan 50 data cita buah mangrove.

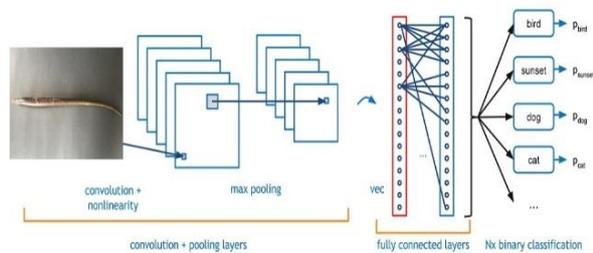
Data buah mangrove yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 200 gambar, kemudian dari 200 gambar buah mangrove terdapat buah mangrove yang matang dan buah mangrove yang mentah yang

kemudian gambar buah mangrove tersebut di bagi menjadi dua 100 gambar buah mangrove yang sudah matang dan 100 gambar buah mangrove yang belum matang ukuran dari setiap gambar buah mangrove berukuran 250 x 250 . Gambar buah mangrove matang dibagi menjadi data bahan, data latih dan validasi, kemudian data class bahan berjumlah 100 gambar buah mangrove yang matang sedangkan data class latih berjumlah 95 buah mangrove yang sudah matang dan untuk data class validasi berjumlah 25 gambar buah mangrove yang belum matang. Sedangkan gambar buah mangrove mentah diatas dibagi menjadi data bahan, data latih dan validasi, kemudian data class bahan berjumlah 100 gambar buah mangrove yang matang sedangkan data class latih berjumlah 95 buah mangrove yang sudah matang dan untuk data class validasi berjumlah 25 gambar buah mangrove yang belum matang.

Tujuan pre-processing citra input yaitu untuk menyesuaikan format citra agar pada saat citra memasuki arsitektur CNN dapat terbaca dengan baik. Tahapannya sebagai berikut:

- Rescale 1/255 berguna untuk melatih supaya sistem yang dibuat mampu mengenali data sekecil mungkin karena 255 adalah pixel terkecil dari gambar.
- Tahapan resizing size diperlukan untuk mengubah citra ukuran 3024 x 3024 piksel menjadi 250 x 250 piksel.
- Rotation Range digunakan untuk gambar ketika diubah masih tetap terlihat oleh sistem yang saya buat

Pada arsitektur CNN terdapat feature learning dan klasifikasi [8]. Pada feature learning dilakukan convolusi menggunakan kernel 3x3 dengan aktivasi relu, kemudian di maxpooling untuk mengambil nilai yang penting saja. Selanjutnya diflattenig untuk mengubah satu dimensi, dense layer dengan aktivasi relu kemudian menentukan output dengan sigmoid. Komponen Ekstraksi Fitur algoritma akan menjalankan rangkaian operasi convolution dan pooling [9,10]. Operasi ini akan mengumpulkan fitur-fitur yang terdeteksi. Minsalnya fitur warna dari cita buah mangrove dan bentuk dari buah mangrove Operasi convolution merupakan bagian penting dari convolution naural network. Pada algoritma CNN, convolution dijalankan pada data input menggunakan sebuah filter atau kernel yang kemudian digunakan untuk memetakan fitur. Setiap gambar direpresentasikan sebagai matriks 3D dengan dimensi width, height, dan depth. Depth merupakan dimensi karena adanya warna yang digunakan dalam gambar (RGB).



Gambar 2 : Arsitektur convolution naural network (CNN)

## 2.2. Pengolahan klasifikasi Convolution Neural Network (CNN)

Pseudocode dibawah ini terdapat tiga bagian yaitu judul, deklarasi, dan deskripsi/implementasi. Untuk bagian judul yaitu CNN untuk klasifikasian kematangan buah mangrove [11]. Pada deklarasi terdapat beberapa variable yang digunakan. Kemudian pada deskripsi atau implementasi berisi proses atau perintah atau langkah dari algoritma. Dengan kata lain, bagian ini merupakan inti dari pseudocode.

### 2.2.1. Pseudocode algoritma CNN untuk pengklasifikasian kematangan buah mangrove

```

Input
matang, mentah = image
0,1 = int
preprocess []
output klasifikasi matang, mentah
begin
preprocess = load (matang, mentah)
0 = matang
1 = mentah
0 = (conv, pool, Flatten, sigmoid)9.
if 0 = matang then
    0 = true negatif
else
    if 0 = mentah then
        0 = false positif
end if
1 = (conv, pool, Flatten, sigmoid)
if 1 = mentah then
    1 = true positif
else
    if 1 = matang then
        1 = false negatif
end if
end
    
```

Pseudocode yang pertama yaitu input dataset buah mangrove yang belum matang dan buah mangrove yang sudah matang merupakan citra gambar, untuk citra buah mangrove yang matang dilebeling sebagai 0 sedangkan citra buah mangrove yang mentah dilebeling sebagai 1, untuk output dari pseudocode merupakan pengjian dari citra buah mangrove, jika menginput citra buah mangrove yang matang jika prediksinya benar maka outputnya akan dikategorikan kedalam citra buah mangrove yang matang begitu juga sebaliknya jika menginput citra buah mangrove yang mentah jika prediksinya benar maka outputnya akan dikategorikan kedalam citra buah mangrove yang mentah [12].

### 2.2.2 Pemodelan Arsitektur Convolution Naural Network (CNN)

Pada arsitektur dibawah ini terdapat feature learning dan klasifikasi. Pada feature learning dilakukan convolusi menggunakan kernel 3x3 dengan aktivasi relu, kemudian di maxpooling untuk mengambil nilai yang penting saja. Selanjutnya diflattening untuk mengubah satu dimensi, dense layer dengan aktivasi relu kemudian menentukan output dengan sigmoid [13].

Komponen Ekstraksi Fitur algoritma akan menjalankan rangkaian operasi convolution dan pooling. Operasi ini akan mengumpulkan fitur-fitur yang terdeteksi [14]. Misalnya fitur warna dari citra buah mangrove dan bentuk dari buah mangrove. Operasi convolution merupakan bagian penting dari CNN. Pada algoritma CNN [15], convolution dijalankan pada data input menggunakan sebuah filter atau kernel yang kemudian digunakan untuk memetakan fitur. Setiap gambar direpresentasikan sebagai matriks 3D dengan dimensi width, height, dan depth. Depth merupakan dimensi karena adanya warna yang digunakan dalam gambar (RGB).

Tabel 1 : Nilai Parameter pada CNN

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 148, 148, 16)	448
max_pooling2d_3(MaxPooling 2D)	(None, 74, 74, 16)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 72, 72, 32)	4640
max_pooling2d_4(MaxPooling 2D)	(None, 36, 36, 32)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 34, 34, 64)	18496
max_pooling2d_5(MaxPooling 2D)	(None, 17, 17, 64)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 18496)	0
dense_3 (Dense)	(None, 200)	3699400
dropout_2 (Dropout)	(None, 200)	0
dense_4 (Dense)	(None, 500)	100500
dropout_3 (Dropout)	(None, 500)	0
dense_5 (Dense)	(None, 2)	1002
Total params:	3,824,486	
Trainable params:	3,824,486	
Non-trainable params:	0	

## 3. Hasil dan Pembahasan

Hasil dan pembahasan merupakan hasil utama dari penelitian ini. Berikut beberapa tahapan yang dilakukan.

### 3.1. Experimen Berdasarkan epoch

Pada penelitian ini dilakukan eksperimen perbandingan berdasarkan epoch tujuan dilakukan perbandingan berdasarkan epoch ini untuk mencari akurasi terbaik dari setiap proses training yang dilakukan dan juga untuk menentukan pada epoch berapa proses training mendapatkan hasil yang terbaik, pada proses training kita melihat waktu yang dibutuhkan untuk melakukan proses training setiap

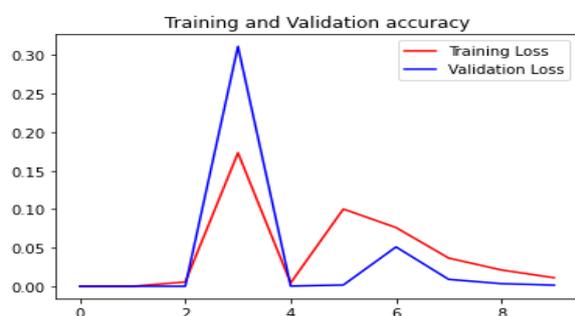
perepocahnya. Pada perbandingan epoch ini peneliti mencari nilai loss yang rendah dan accuracynya tinggi begitu juga untuk val\_loss yang rendah dan val\_accuracy yang tinggi pada proses training yang dilakukan setiap perepoch.

Tujuan dilakukan perbandingan berdasarkan epoch untuk mencari akurasi terbaik dari setiap epoch dan menentukan epoch berapa pemerosesan training tidak membutuhkan waktu lama dan dan hasil dari pemerosesan training yang terbaik dari pemodelan convolution naural network yang telah kita bangun.

Tabel 2 : Ekperiment Berdasarkan epoch

Epoch	Steps Per epoch	Waktu	Loss	Accurac y	Val loss	Val accurac y
10	6	18s 3s/ste p	0.34	0.86	0.28	1.00
15	6	18s 3s/ste p	0.10	0.88	0.02	1.00
20	6	18s 3s/ste p	0.07	0.98	0.01	1.00
25	6	18s 3s/ste p	0.01	1.00	0.01	1.00

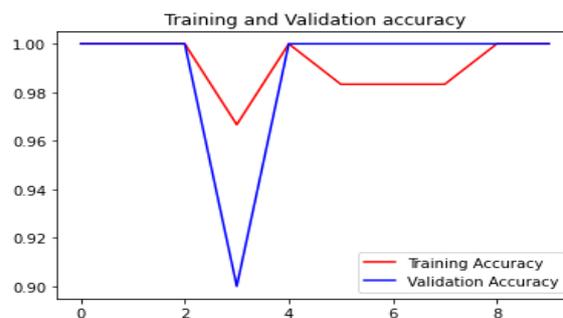
Pada Percobaan pertama peneliti menggunakan epoch 10 steps per epoch 6 membuhkan waktu setiap satu kali proses training membutuhkan waktu 18 second untuk satu epochnya dan untuk steps per epoch nya membutuhkan waktu 3 second, kemudian loss dari epoch 10 didapatkan hasil 0.3407 hasil yang didapatkan kurang bagus karena terlalu tinggi nilai loss dari pemerosesan training epoch 10, untuk validation loss cukup bagus mendapatkan hasil 0.2825.



Gambar 3 : Grafik Pengujian Epoch 10 Loss

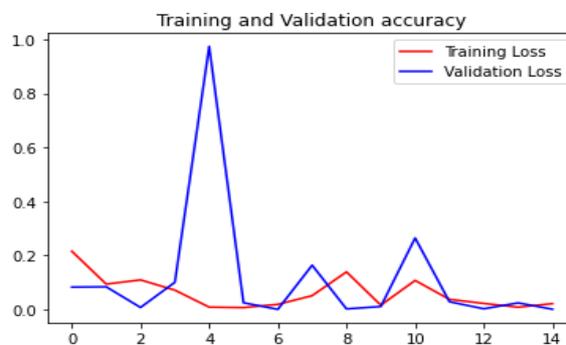
bisa kita lihat kurva dari epoch 10 pada gambar dibawah ini. peneliti menggunakan epoch 15 steps per epoch 6 membuhkan waktu setiap satu kali proses training membutuhkan waktu 18 second untuk satu epochnya dan untuk steps per epoch nya membutuhkan waktu 3 second, kemudian accuracy dari epoch 15 didapatkan hasil 0.9667 hasil yang didapatkan kurang bagus karena terlalu tinggi nilai loss dari pemerosesan training epoch 15, untuk

validation accuracy cukup bagus mendapatkan hasil 1.0000 bisa kita lihat kurva dari epoch 15.



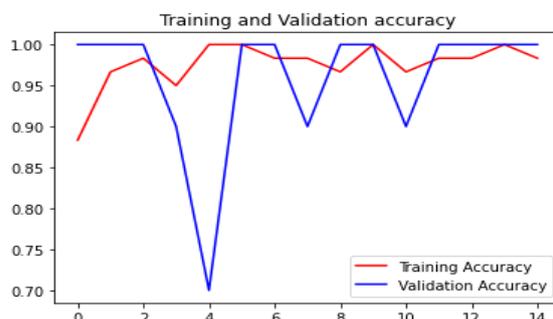
Gambar 4 : Grafik Pengujian Epoch 10 Accuracy

Pada percobaan kedua peneliti menggunakan epoch 15 steps per epoch 6 membuhkan waktu setiap satu kali proses training membutuhkan waktu 18 second untuk satu epochnya dan untuk steps per epoch nya membutuhkan waktu 3 second, kemudian loss dari epoch 15 didapatkan hasil 0.3407 hasil yang didapatkan kurang bagus karena terlalu tinggi nilai loss dari pemerosesan training epoch 15, untuk validation loss cukup bagus mendapatkan hasil 0.2825 bisa kita lihat kurva dari epoch 15 pada gambar dibawah ini.



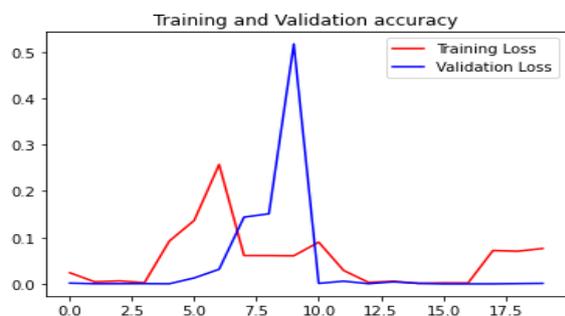
Gambar 5 : Grafik Pengujian Epoch 15 Loss

Peneliti menggunakan epoch 15 steps per epoch 6 membuhkan waktu setiap satu kali proses training membutuhkan waktu 18 second untuk satu epochnya dan untuk steps per epoch nya membutuhkan waktu 3 second, kemudian accuracy dari epoch 15 didapatkan hasil 0.9667 hasil yang didapatkan kurang bagus karena terlalu tinggi nilai loss dari pemerosesan training epoch 15, untuk validation accuracy cukup bagus mendapatkan hasil 1.0000 bisa kita lihat kurva dari epoch 15.



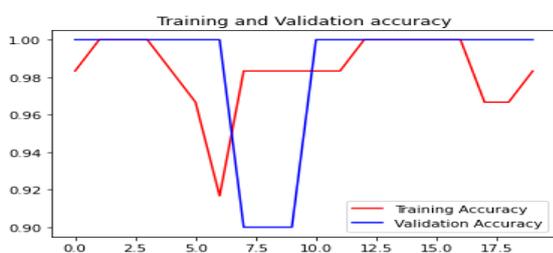
Gambar 6 : Grafik Pengujian epoch 15 Accuracy

Pada percobaan kedua peneliti menggunakan epoch 20 steps per epoch 6 membuhkan waktu setiap satu kali proses training membutuhkan waktu 18 second untuk satu epochnya dan untuk steps per epoch nya membutuhkan waktu 3 second, kemudian loss dari epoch 20 didapatkan hasil 0.0763 hasil yang didapatkan kurang bagus karena terlalu tinggi nilai loss dari pemerosesan training epoch 20, untuk validation loss cukup bagus mendapatkan hasil 0.0175 bisa kita lihat kurva dari epoch 20 pada gambar dibawah ini :



Gambar 7 : Grafik Pengujian Epoch 20 Loss

Peneliti menggunakan epoch 20 steps per epoch 6 membuhkan waktu setiap satu kali proses training membutuhkan waktu 18 second untuk satu epochnya dan untuk steps per epoch nya membutuhkan waktu 3 second, kemudian accuracy dari epoch 20 didapatkan hasil 0.9833 hasil yang didapatkan kurang bagus karena terlalu tinggi nilai loss dari pemerosesan training epoch 20, untuk validation accuracy cukup bagus mendapatkan hasil 1.0000 bisa kita lihat kurva dari epoch 15.

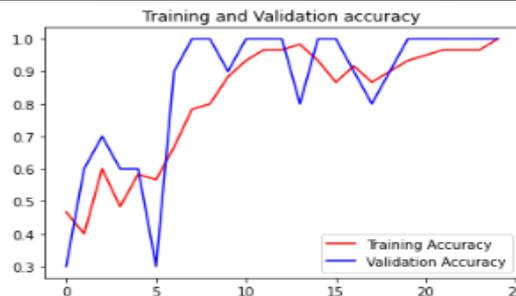


Gambar 8 : Grafik Pengujian epoch 20 Accuracy

### 3.2 Evaluasi Hasil

Pada kurva akurasi yang didapatkan sangat bagus, dan validation akurasi yang juga bagus dengan nilai dari 0.95 sampai 1.00. Proses pelatihan (training) dilakukan dengan skenario data latih yaitu 100 data untuk kelas buah mangrove yang sudah matang dan 100 data untuk kelas buah mangrove yang belum matang. Selain itu, Juga digunakan beberapa hyperparameter sebagai berikut:

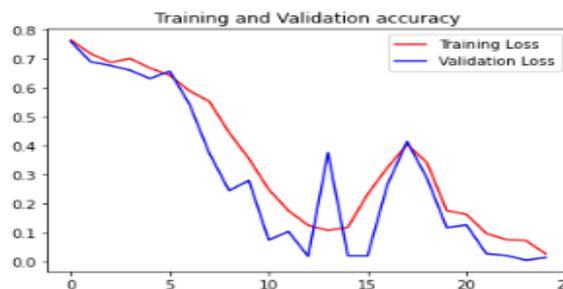
- Input Shape Citra : 150x150x3
- Batch Size : 10
- Steps per Epoch : 6
- Epoch : 25 (Hasil sudah sangat optimal)



Gambar 9 : Training dan validation accuracy

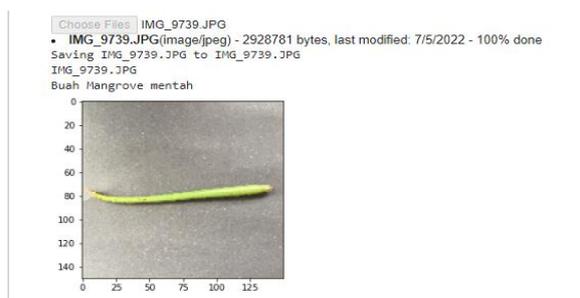
Pada gambar kurva diatas hasil proses traning accuracy dan validation accuray mendapatkan hasil yang cukup baik karena pemerosesan akurasinya semangkin lama semakin meningkat dan hasil validation accuracynya pun tidak terlalu jauh dengan proses training accuracy seperti gambar 3.

Pada gambar kurva dibawah ini hasil proses traning Loss dan validation Loss mendapatkan hasil grafik yang cukup baik karena pemerosesan training loss semangkin lama semakin menurun dan untuk validation loss pun hasil pemerosesannya pun semakin lama semakin menurun juga seperti gambar 4.



Gambar 10 : Training dan validation loss

Pada gambar dibawah ini dilakukan pengujian untuk kelas mangrove yang mentah, gambar buah mangrove yang mentah diambil dari data luaran dataset kemudian dilakukan pengujian kedalam sistem yang telah dibuat jika buah mangrove berhasil dikategorikan kedalam kelas buah mentah, maka akan ada keterangan bawahanya buah mangrove yang diupload kedalam sitem tadi dikategorikan buah mangorve yang mentah seperti gambar 5.



Gambar 11 : Hasil pengujian buah mangrove mentah

Pada gambar 6 ini dilakukan pengujian untuk kelas mangrove yang matang, gambar buah mangrove yang matang diambil dari data luaran dataset kemudian

dilakukan pengujian kedalam sistem yang telah dibuahkan jika buah mangrove berhasil dikategorikan kedalam kelas buah matang, maka akan ada keterangan bawasanya buah mangrove yang diupload kedalam sitem tadi dikategorikan buah mangorve yang matang [16,17].



Gambar 12 : Hasil pengujian buah mangrove matang

menjelaskan proses pengujian citra buah mangrove yang berbeda, uji coba dilakukan dengan menggunakan metode *convolution naural natwork*, rumus yang digunakan untuk melakukan pengujian yaitu :

Tabel 1 : Confusion Matrix

	Actually Possitive	Actually Negative
Predicted Positive	23	25
Predicted Negative	2	0

Dari Tabel confusion matrik diatas terdapat True positif, False positif, True negatif dan False negatif dengan nilai sebagai berikut [18,19] :

TP = 23, Prediksi buah mangrove true positif  
 FP = 2, Prediksi buah mangrove flase positif  
 TN = 25, Prediksi buah mangrove true negatif  
 FN = 0, Prediksi buah mangrove flase negatif

Rumus confusion matrix untuk menghitung accuracy, precision, dan recall seperti berikut :

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{Total} \quad (1)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Proses pengujian dilakukan dengan citra yang berbeda. Uji coba dilakukan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Rumus yang digunakan untuk pengujian dan hasil akurasinya dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 : Akurasi

Citra buah mangrove matang	Citra buah mangrove mentah	Precision	recall	Akurasi total

23/25	25/25	0.92	1.00	0.96
-------	-------	------	------	------

Dilihat dari Tabel 4.3, dapat diketahui bahwa citra buah mangrove matang yang benar diprediksi yaitu 23 dari total data 25, sedangkan untuk citra buah mangrove yang mentah yang berhasil diprediksi yaitu 25 dari total data 25 kemudian didapatkan nilai precision 0.92 sedangkan untuk recall didapatkan hasil 1.00 dan untuk tingkat akurasi yang diperoleh dari pengujian ini mencapai 96%. Akurasi yang didapatkan sudah cukup tinggi untuk hasil penggunaan metode *convolutional neural network*. Nilai EPOCH yang lebih besar bisa meningkatkan hasil akurasi yang didapat. Meskipun hanya sedikit peningkatan. Akurasi citra buah mangrove matang dan citra buah mangrove mentah yang berubah ubah disebabkan karena pada saat proses konvolusi *Convolutional Neural Network*, nilai weight diberikan secara acak oleh sistem. Hal ini menyebabkan hasil dari training berbeda-beda meskipun dari citra latih yang sama. Namun, perbedaan yang dihasilkan tersebut tidak terlalu signifikan.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan, direkomendasikan bahwa CNN sangat bagus untuk mengklasifikasi kematangan buah mangrove, diantara:

1. Metode Convolutional Neural Network (CNN) mampu melakukan klasifikasi kematangan buah mangrove dengan sangat baik dengan akurasi mencapai 96%.
2. Jumlah citra digunakan berpengaruh pada saat proses training. Semakin besar jumlah citra yang digunakan pada proses training, maka semakin baik akurasi dari sistem yang dibuat.

Untuk penelitian selanjutnya perlu menambah jumlah dataset. Selain itu algoritma lainnya juga bisa dilakukan. Masih banyak algoritma lain yang bisa digunakan untuk klasifikasi sehingga menghasilkan akurasi yang baik. Dari sisi objek juga masih banyak yang bisa dilakukan demi meningkatkan UMKM di Indonesia. Mangrove akan menjadi komoditas andalan Riau dan Indonesia jika terus diteliti dan dikembangkan.

#### Daftar Rujukan

- [1] Arsallya, M. R., Azwardi, A., & Yusnaini, Y. (2021). Analysis of factors affecting capital expenditures and their implications on government financial performance provinces in Indonesia 2011-2019. *International Journal of Research in Business and Social Science* (2147- 4478), 10(5), 95-106. <https://doi.org/10.20525/ijrbs.v10i5.1195>
- [2] Akbar, M. J., Sardjono, M. W., Cahyanti, M., & Swedia, E. R. (2020). Perancangan Aplikasi Mobile Untuk Klasifikasi Sayuran Menggunakan Deep Learning Convolutional Neural Network. *Sebatik*, 24(2), 300-306. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v24i2.1134>
- [3] Christina, E., Samosir, M., Manalu, B. M., Anggeria, E., & Keperawatan, F. (2021). *deteksi kematangan buah mengkudu*

- menggunakan algoritma support vector machine (svm)*. 19(1), 1–9.
- [4] Ciputra, A. (2018). Dengan Algoritma Naïve Bayes dan Ekstraksi Fitur Citra Citra Digital. 9(1), 465–472.
- [5] Endrianti, F., Setiawan, W., & Wihardi, Y. (2018). Sistem Pencatatan Kehadiran Otomatis di Ruang Kelas Berbasis Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Aplikasi Dan Teori Ilmu Komputer*, 1(1), 40–44.
- [6] Jakaria, A., Mu'minah, S., Riana, D., & Hadianti, S. (2021). Klasifikasi Varietas Buah Kiwi dengan Metode Convolutional Neural Networks Menggunakan Keras. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(4), 1309–1315. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i4.3166>
- [7] Jusrawati, J., Putri, A., & Kaswar, A. B. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Dalam Ruang Warna RGB Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, 2(1), 52–57.
- [8] Kurniadi, B. W., Prasetyo, H., Ahmad, G. L., Aditya Wibisono, B., & Sandya Prasvita, D. (2021). Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia, September*, 1–11.
- [9] Kusumaningtyas, S., & Asmara, R. A. (2016). *Identifikasi kematangan buah tomat berdasarkan warna mengunakan metode jaringan syaraf tiruan (JST)*. 2, 72–75.
- [10] Mulyani, E. D. S., & Susanto, J. P. (2017). Classification of maturity level of fuji apple fruit with fuzzy logic method. *2017 5th International Conference on Cyber and IT Service Management, CITSM 2017*. <https://doi.org/10.1109/CITSM.2017.8089294>
- [11] Nafiah, N. (2019). Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN. *Jurnal Elektronika Listrik Dan Teknologi Informasi Terapan*, 1(2), 1–4. <https://ojs.politeknikjambi.ac.id/elti>
- [12] Najiyah, I., & Hariyanti, I. (2020). Deteksi Jenis Dan Kematangan Pisang Menggunakan Metode Extreme Learning Machine. *Jurnal Responsif: Riset Sains Dan Informatika*, 2(2), 232–242. <https://doi.org/10.51977/jti.v2i2.315>
- [13] Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 5(2), 697–711.
- [14] Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berperyanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network. *Format: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 8(2), 138. <https://doi.org/10.22441/format.2019.v8.i2.007>
- [15] Prastika, I. W., Zuliarso, E., Lomba, J. T., No, J., & 50241, S. (2021). Deteksi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Tensorflow Dengan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Manajemen Informatika & Sistem Informasi*, 4(2), 84–91.
- [16] Riska, S. Y., & Subekti, P. (2016). Klasifikasi Level Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Multi-Svm. *Jurnal Ilmiah Informatika*, 1(1), 39–45. <https://doi.org/10.35316/jimi.v1i1.442>
- [17] Rosulva, I., Hariyadi, P., Budijanto, S., & Boing Sitanggang, A. (2021). Potensi Buah Mangrove Sebagai Sumber Pangan Alternatif. *Jurnal Teknologi Hasil Pertanian*, 14(2), 131–150.
- [16] Siswanto, I., Utami, E., & Raharjo, S. (2020). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Warna dan Tekstur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Nearest Mena Classifier. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 10(1), 93. <https://doi.org/10.35585/inspir.v10i1.2559>
- [17] Sidehabi, S. W., Suyuti, A., Areni, I. S., & Nurtanio, I. (2018). Classification on passion fruit's ripeness using K-means clustering and artificial neural network. *2018 International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2018, 2018-Janua*, 304–309. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT.2018.8350728>
- [18] Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, S. R. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), 76. <http://repository.its.ac.id/48842/>
- [19] Wirayudhana, I. G. (2021). Klasifikasi Mutu Buah Jambu Biji Berdasarkan Tekstur Menggunakan Grey Level Co-Occurrence Matrix Dengan Klasifikasi KNN I. 2(6).