



# JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)

Available online <http://ojs.uma.ac.id/index.php/jite> DOI : 10.31289/jite.v6i2.8379

Received: 15 November 2022

Accepted: 16 January 2023

Published: 25 January 2023

## Applications For Detecting The Rate Of Fruit In Mangrove Plants

Sharfina Faza1)\*, Meyatul Husna1), Ajulio Pady Sembiring1), Rina Anugrahwaty2), Silmi3),  
Romi Fadillah Rahmat 4), Rhama Permadi Ahmad4)

1) Jurusan Teknik Komputer dan Informatika, Politeknik Negeri Medan, Indonesia

2) Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Medan, Indonesia

3) Jurusan Teknik Mesin, Politeknik Negeri Medan, Indonesia

4) Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara, Indonesia

\*Corresponding Email: [sharfinafaza@polmed.ac.id](mailto:sharfinafaza@polmed.ac.id)

### Abstrak

Tanaman mangrove merupakan salah satu tanaman yang sangat membantu ekosistem perairan antara laut, pantai dan daratan. Tanaman mangrove memberikan banyak manfaat pada ekologi, sosial dan ekonomi. Di Indonesia tanaman mangrove memiliki 202 jenis species dengan anatomi sama seperti tanaman lain pada umumnya, yaitu terdiri dari akar, buah, batang dan daun. Seiring berjalannya waktu, lokasi tumbuhan mangrove di Indonesia mengalami kerusakan tercepat di dunia akibat alih fungsi menjadi tambak, pemukiman, industri dan perkebunan. Salah satu upaya untuk mengembalikan nilai estetika dan mengembalikan fungsi ekologis kawasan hutan mangrove adalah Rehabilitasi menggunakan buah mangrove. Dalam proses rehabilitasi, umumnya petani melakukan cara manual dengan kasat mata dalam menentukan kematangan buah pada tanaman mangrove, sehingga tingkat akurasi yang dihasilkan tidak optimal. Untuk mengatasi hal tersebut, dibutuhkan aplikasi yang dapat memudahkan petani dalam menentukan kematangan buah pada tanaman mangrove sehingga dapat membantu dalam menentukan tingkat kematangan buah mangrove. Pembangunan aplikasi ini memanfaatkan metode Deep Learning serta pemanfaatan teknik pengolahan citra digital dengan teknik Grayscale, Adaptive Threshold, Sharpening, dan Smoothing. Hasil dari penelitian ini adalah sebuah aplikasi yang mampu mendeteksi tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove dengan akurasi sebesar 99,11%. Dengan adanya aplikasi ini penentuan tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove dapat dengan mudah dilakukan.

**Kata Kunci :** Mangrove, buah, kematangan, aplikasi.

### Abstract

Mangrove plants are one of the plants that really help aquatic ecosystems between the sea, coast, and land. Mangrove plants provide many ecological, social, and economic benefits. In Indonesia, mangrove plants have 202 species with the same anatomy as other plants in general, consisting of roots, fruits, stems and leaves. Nowadays, the location of mangrove plants in Indonesia has experienced the fastest damage in the world due to conversion to ponds, settlements, industry and plantations. One of the efforts to restore aesthetic value and restore the ecological function of mangrove forest areas is rehabilitation using mangrove fruit. In the rehabilitation process, farmers generally use the manual method with the naked eye to determine fruit ripeness on mangrove plants, so the resulting level of accuracy is not optimal. To overcome this problem, an application is needed that can facilitate farmers in determining fruit maturity in mangrove plants so that it can help determine the maturity level of mangrove fruit. The development of this application utilizes the Deep Learning method as well as the utilization of digital image processing techniques with Grayscale, Adaptive Threshold, Sharpening and Smoothing techniques. The results of this study are an application that can detect the level of fruit maturity in mangrove plants with an accuracy of 99.11%. With this application, determining the maturity level of fruit on mangrove plants can be easily done.

**Keywords:** Mangrove, fruit, maturity, application.

**How to Cite:** Faza, S., Husna, M., Sembiring, A. P., Anugrahwaty, R., Silmi, S., Rahmat, R. F., & Ahmad, R. P. (2023). Applications For Detecting The Rate Of Fruit In Mangrove Plants. *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, 6(2), 506-514.

## I. PENDAHULUAN

Tanaman mangrove merupakan salah satu tanaman yang sangat membantu ekosistem perairan antara laut, pantai dan daratan (Wang & Gu, 2021). Mangrove dapat hidup diantara lautan dan daratan dan dipengaruhi oleh pasang surutnya air laut (Baderan, 2017). Hutan mangrove terbesar teletak di Indonesia dengan memiliki keragaman hayati dan banyak variasinya (Asril et al., 2022). Jenis tanaman mangrove di Indonesia sebanyak 202 jenis, diantaranya 89 berjenis pohon, 5 berjenis palma, 19 berjenis pemanjat, 44 berjenis herba tanah, 44 berjenis epifit dan 1 berjenis paku (Farid, Rosi, & Arisandi, 2022). Pada struktur tumbuhan mangrove terdiri dari batang pohon, ranting, daun, bunga, serta buah (Bachmid, Sondak, & Kusen, 2018).

Seiring berjalannya waktu, lokasi tumbuhan mangrove di Indonesia mengalami kerusakan tercepat di dunia akibat alih fungsi menjadi tambak, pemukiman, industri dan perkebunan (Munasikhah, 2021). Terdapat beberapa upaya untuk mengembalikan nilai estetika dan mengembalikan fungsi ekologis kawasan hutan mangrove, salah satunya adalah upaya Rehabilitasi menggunakan buah mangrove (Rahim & Baderan, 2017). Agar mendapatkan hasil rehabilitasi yang optimal, maka diperlukan pula kualitas buah mangrove yang optimal untuk penanaman ulang atau *replanting*, yaitu buah yang matang dengan sempurna (Simanjuntak, 2020). Namun, masyarakat petani umumnya melakukan cara manual dengan kasat mata dalam menentukan kematangan buah pada tanaman mangrove, sehingga akurasi dalam penentuam kematangan buah mangrove yang dapat digunakan untuk upaya rehabilitasi tidak optimal.

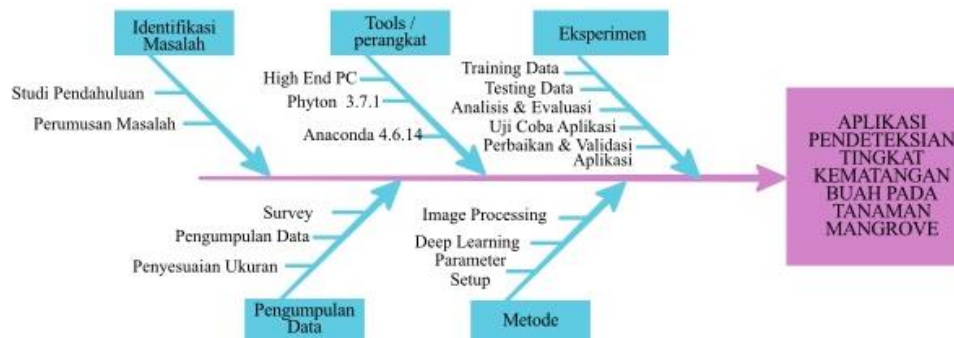
Dari pemaparan diatas hal yang dipertanyakan adalah bagaimana menentukan tingkat kematangan buah yang baik sesuai dengan karakteristik dengan mudah. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah aplikasi yang dapat memudahkan dalam menentukan buah mangrove dengan tingkat kematangan sesuai dengan karakteristiknya. Beberapa penelitian yang telah dilakukan yang berkaitan dengan aplikasi pendeteksian tingkat kematangan buah adalah menggunakan metode *Regionprops* dalam mengidentifikasi kematangan buah strawberry berdasarkan warna RGB, penelitian ini dilakukan dengan mengekstrasi nilai RGB dan mencocokkan *region* nilai dengan nilai saat proses klasifikasi. Penelitian ini menggunakan nilai pada *label* matriks sebagai acuannya yang menghasilkan akurasi sebesar 60% (Sari, 2020). Selanjutnya aplikasi berbasis android untuk pengenalan tingkat kematangan dari buah tomat dengan memanfaatkan fitur warna *Hue*, *Saturation*, dan *Value (HSV)*, penelitian ini menghasilkan aplikasi *platform* android dengan akurasi 80% dalam mengenali tingkat kematangan buah tomat (Sanjaya, 2022). Penelitian lainnya yaitu aplikasi pendeteksian kematangan dari buah jambu biji menggunakan metode *Naive Bayes*, pada penelitiannya memberikan tingkat akurasi sebesar 90% dan *recall* sebesar 80%, perhitungan akurasi pada penelitian ini dilakukan sebanyak 30 kali percobaan menggunakan *confusion matrix* (Udin, 2018). Penelitian lainnya yaitu klasifikasi kematangan buah apel menggunakan *neural network* dengan data sebanyak 600, hasil dari penelitian ini mendapat akurasi sebanyak 90%, namun dengan adanya keterbatasan dataset, akurasi masih dapat ditingkatkan (Hamza & Chtourou, 2018).

Dari beberapa penelitian tersebut, penulis menyimpulkan tingkat akurasi dalam malakukan identifikasi atau penentuan tingkat kematangan pada buah masih dapat ditingkatkan, sehingga dibutuhkan metode yang dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Penelitian ini diharapkan akan menghasilkan aplikasi pendeteksian tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove dengan tingkat akurasi yang tinggi menggunakan teknik pengolahan citra serta pemanfaatan metode *Deep Learning*. *Deep Learning* merupakan salah satu teknik dalam *machine learning*, pada pengaplikasiannya arsitektur yang dimiliki lebih "*deep*" apabila dibandingkan dengan teknik *machine learning* lainnya dalam menyelesaikan masalah prediksi, maupun klasifikasi (Faza, Nababan, Efendi, Basyuni, & Rahmat, 2018).

## II. METODE PENELITIAN

### A. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada diagram fishbone pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Fishbone Penelitian

Masing-masing alur penelitian dari diagram diatas dapat diuraikan secara rinci sebagai berikut :

### 1. Identifikasi Masalah

Melakukan Studi Pendahuluan atau studi literature yang dilakukan untuk mengetahui secara teoritis metode *Deep Learning* yang dapat melakukan pendeteksian, serta melakukan perumusan masalah yang terjadi pada objek penelitian sekaligus merumuskan tujuan penelitian.

### 2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini melalui survey langsung ke lokasi mangrove. Data yang diambil adalah data citra buah tanaman mangrove. Data yang dikumpulkan nantinya akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Citra yang diambil disesuaikan dengan ukuran yang ditentukan (*Image Acquisition*). Data citra yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 3900 Data.

### 3. Metode

Selanjutnya data citra akan dilakukan *grayscale* untuk dikonversi menjadi keabuan, selanjutnya proses *thresholding* untuk memisahkan objek dengan latar belakangnya, selanjutnya dilakukan proses *segmentation* yaitu memotong objek yang akan diklasifikasikan. Setelahnya, akan dilakukan *smoothing* dengan beberapa metode filtering yang berguna untuk mengurangi *noise* yang ada pada citra, selanjutnya akan di proses *sharpening* untuk mendapatkan detail ciri dari objek, dan diakhiri dengan proses *resizing*, yaitu untuk dapat diterima oleh sistem. Setelah selesai tahapan *resizing*, tahap berikutnya adalah proses klasifikasi menggunakan *Deep Learning* dengan melakukan parameter setup seperti jumlah neuron, jumlah layer (*input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*), dan jumlah *Epoch* berdasarkan atribut yang ditentukan. Proses pengklasifikasian akan dilakukan melalui *training* dan *testing*.

### 4. Tools/Perangkat

Perangkat yang digunakan adalah *HighEndPC* yang dapat mengefisiensikan pengerjaan menjadi lebih cepat, *Software* yang digunakan adalah *Python 3.7.1* dan *Anaconda 4.6.14*, Interface aplikasi yang digunakan menggunakan *Html* dan *CSS*.

### 5. Eksperimen

Eksperimen yang dilakukan adalah *training* dan *testing*. Ujicoba klasifikasi ini akan dilakukan *experiment* dan parameter tuning untuk mendapatkan akurasi yang baik dan optimal. Tahapan akhir pada penelitian ini, selain melakukan uji coba aplikasi pendeteksian tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove, dari hasil ujicoba nantinya akan dilakukan evaluasi performa terhadap model *Deep Learning* yang dibangun menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

## B. Lokasi Penelitian

Pengambilan data pada penelitian ini berasal dari wilayah mangrove pada Sumatera Utara, yaitu di lokasi Ekowisata Mangrove, Sicanang Belawan, dan Pantai Mangrove Kampung Nipah.

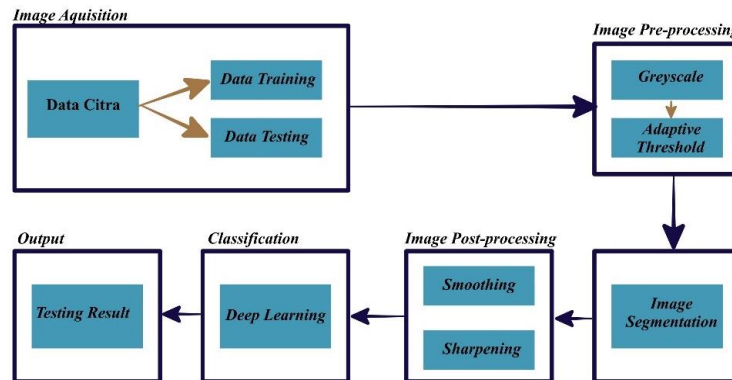
## C. Parameter Pengukuran dan Pengamatan

Penciri kematangan buah pada tanaman mangrove dapat dilihat pada bentuk *propagule* atau cincin kuning yang terletak diantara badan dari buah mangrove dan kepala buah mangrove (Widayanti &

Firmansyah, 2022) Sehingga bentuk dan ukuran *propagule* menjadi atribut dasar yang digunakan pada penelitian ini yang dapat membedakan tingkat kematangan menjadi matang, mendekati matang, dan belum matang. Parameter yang dilihat pada penelitian ini dalam prosesnya adalah berapa jumlah neuron, dan jumlah *layer* (*input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*). Jumlah neuron yang digunakan adalah sebanyak 90 neuron dengan jumlah *hidden layer* 2 sampai dengan 10 *hidden layer*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *softmax*, teknik optimasi yang digunakan adalah *RMSProp*, dan besaran epoch atau jumlah iterasi yang dilakukan adalah sebanyak 100 epoch.

## D. Model Penelitian

Adapun model dari penelitian ini secara keseluruhan digambarkan seperti berikut :



Gambar 2. Model Penelitian

### 1. Image Aquisition

*Image Acquisition* merupakan proses menangkap (*capture*) atau memindai (*scan*) suatu citra analog sehingga diperoleh citra digital (Salamah & Ekawati, 2021). Data yang diambil pada penelitian ini adalah data citra dari buah mangrove yang akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Citra yang diambil disesuaikan dengan 1 ukuran menjadi 720x84 piksel.

### 2. Image Pre-Processing

*Image pre-processing* adalah proses pengolahan gambar sebelum digunakan dalam aplikasi atau algoritma tertentu (Gayathri Devi & Neelamegam, 2019). Data citra akan dilakukan *grayscale* untuk dikonversi menjadi keabuan, selanjutnya proses *thresholding* untuk memisahkan objek dengan latar belakangnya.

### 3. Image Segmentation

*Image segmentation* adalah proses pembagian gambar menjadi bagian-bagian yang berbeda (atau segmen) yang mewakili objek atau area yang berbeda dalam gambar. Tujuan dari *image segmentation* adalah untuk memisahkan objek atau area yang berbeda dalam gambar dan memberi *label* atau klasifikasi pada setiap segmen yang dihasilkan (Salat & Achmady, 2021).

### 4. Image Post-Processing

*Image post-processing* digunakan untuk meningkatkan kualitas gambar dan menyempurnakan hasil dari proses sebelumnya (Yang et al., 2018). Tahap *Image post-processing* pada penelitian ini adalah melakukan *smoothing* dengan beberapa metode filtering yang berguna untuk mengurangi *noise* yang ada pada citra, selanjutnya akan di proses *sharpening* untuk mendapatkan detail ciri dari objek, dan diakhiri dengan proses *resizing*, yaitu untuk dapat diterima oleh sistem.

### 5. Classification

*Classification* merupakan proses pengklasifikasian suatu objek atau data ke dalam kelas atau kategori yang telah ditentukan (Lee & Shin, 2020). Proses ini dapat dilakukan dengan menggunakan berbagai metode, seperti klasifikasi berbasis aturan, klasifikasi berbasis probabilitas, dan klasifikasi berbasis jaringan saraf atau *artificial neural network*. Pada penelitian ini proses klasifikasi dilakukan menggunakan *Deep Learning* dengan model *Deep Convolutional Neural Network (DCNN)*.

*Deep Convolutional Neural Network* merupakan salah satu metode *deep learning* yang mampu mengenali dan mendeteksi suatu objek pada citra digital (Khaki et al., 2020). *DCNN* menggunakan konsep konvolusi yang memungkinkan *neural network* dapat menangkap fitur yang berbeda pada citra dengan cara mengkombinasikan setiap *pixel* dari citra dengan bobot yang berbeda (Khan, Sohail, Zahoor, & Qureshi, 2020). *DCNN* terbukti dapat digunakan dalam menyelesaikan berbagai masalah pada *image classification* (Li, Xiao, Chen, & Jiao, 2019).

#### 5.a. Training

*Training* merupakan tahap implementasi awal. Tahapan ini dilakukan untuk *learning* kepada sistem dengan pembelajaran terstruktur (Camacho, Collins, Powers, Costello, & Collins, 2018). Data citra yang telah selesai dari tahapan sebelumnya akan menjadi inputan dalam arsitektur *Deep Convolutional Neural Network*. Bobot (*weight*) dan bias diberikan secara acak dalam prosesnya. Selanjutnya, akan dilakukan perhitungan *matrix* dari hasil *input layer* kepada *hidden layer* awal, dan akan dilakukan berulang dikarenakan semua neuron terhubung pada *Deep Convolutional Neural Network*. Hasil akhir pada *output layer* dari proses ini adalah *matrix* dari setiap neuron.

#### 5.b. Testing

Setelah proses *training* data selesai, selanjutnya adalah proses *Testing* yang digunakan untuk melakukan validasi performa dari metode yang digunakan (Zech et al., 2018). Tahapan ini merupakan tahap untuk menguji data baru yang belum digunakan dalam proses *training* data untuk melihat apakah metode *Deep Learning* yang dibangun dapat digunakan pada aplikasi pendeteksian tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove.

### 6. Output

*Output* dari model klasifikasi menggunakan *deep learning* akan menghasilkan *confusion matrix* yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah dari model untuk setiap kelas yang ada dalam *dataset* (Novaković, Veljović, Ilić, Papić, & Tomović, 2017). *Confusion matrix* digunakan untuk mengevaluasi performa model *DCNN* yang dibangun secara keseluruhan. Dari *confusion matrix* yang dihasilkan dari data uji, dapat dihitung nilai dari *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* (Purwono, Dewi, Wibisono, & Dewa, 2022).

Akurasi adalah ukuran kinerja model klasifikasi dan merupakan persentase jumlah data yang diprediksi dengan benar dari total data (Purwono, Dewi, Wibisono, & Dewa, 2022). Perhitungan *accuracy* dapat menggunakan Persamaan (1).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (1)$$

*Precision* adalah rasio dari jumlah *true positive* terhadap jumlah *true positive* dan *false positive*. *Precision* dapat dihitung untuk setiap kelas secara terpisah. Perhitungan *precision* dapat menggunakan Persamaan (2).

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

*Recall* adalah rasio dari jumlah *true positive* terhadap jumlah *true positive* dan *false negative*. *Recall* juga dapat dihitung untuk setiap kelas secara terpisah. Perhitungan *recall* dapat menggunakan Persamaan (3).

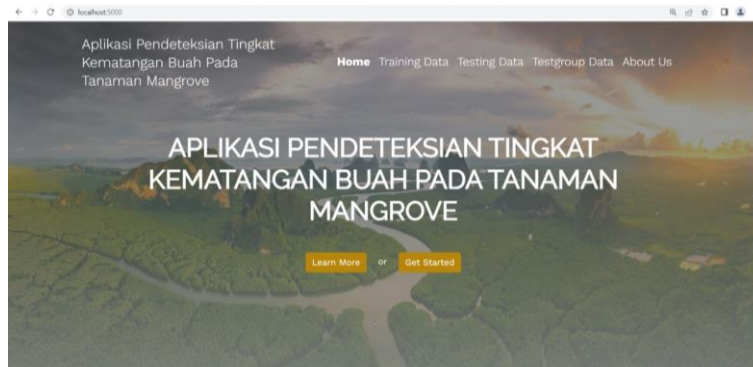
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

*F1-score* merangkum semua hasil perhitungan *precision* dan *recall* dengan membuat rata-rata harmonik. Perhitungan *F1-score* dapat menggunakan Persamaan (4)

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

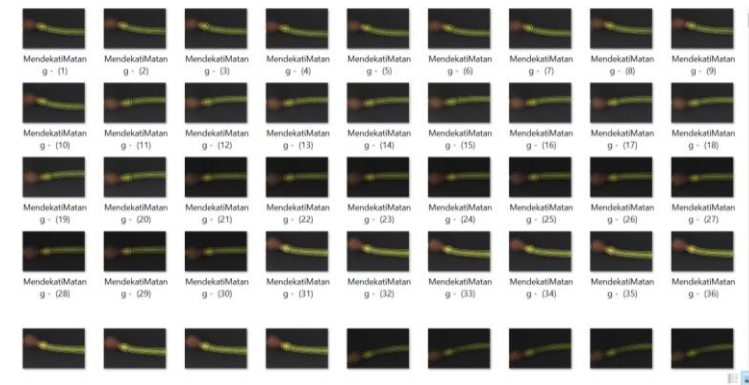
### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini berupa aplikasi yang dapat mendeteksi tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove. Tampilan aplikasi yang dibangun dapat dilihat pada Gambar 3.



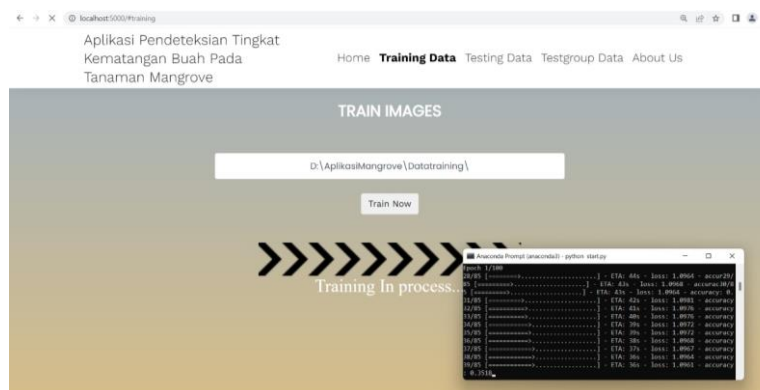
Gambar 3. Tampilan Aplikasi

Pada aplikasi ini, pengguna dapat melakukan *training* data dan *testing* data berupa citra. Data *Training* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Data *Training*

Untuk melakukan *training* data, pengguna dapat memasukkan alamat direktori dari *folder training* data untuk dilakukan proses *training*. Proses ujicoba pada *training* data untuk mendapatkan nilai *accuracy* dan *loss* seperti Gambar 5.

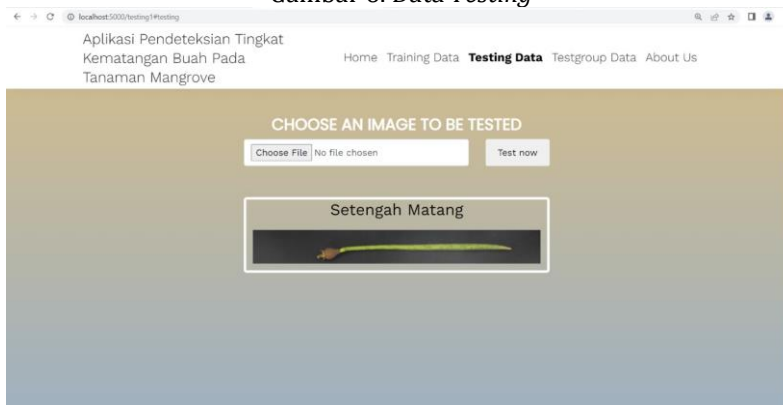


Gambar 5. Proses *Training* Data

Selanjutnya apabila dilakukan proses *testing* data pada halaman *testing* dengan memilih citra baru, maka aplikasi dapat menampilkan hasil deteksi tingkat kematangan buah berupa belum matang, setengah matang, dan mendekati matang. Data *Testing* dapat dilihat pada Gambar 6, dan hasil *testing* dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 6. Data Testing



Gambar 7. Hasil Testing Data

Dari hasil *testing* data pada aplikasi ini, menghasilkan *confusion matrix* dari pengujian aplikasi seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix

	Belum Matang	Setengah Matang	Mendekati Matang	Total
Belum Matang	296	4	0	300
Setengah Matang	0	300	0	300
Mendekati Matang	0	4	296	300
Total	296	308	296	900

Dari *confusion matrix* diatas, hasil pendeteksian tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove berjalan dengan baik pada epoch ke 100. Pendeteksian tingkat kematangan “Belum Matang” dideteksi sebanyak 296 citra yang sesuai dari 300 data citra. Pendeteksian tingkat kematangan “Setengah Matang” dideteksi seluruh citra sesuai dari 300 data citra. Pendeteksian tingkat kematangan “Mendekati Matang” dideteksi sebanyak 296 citra yang sesuai dari 300 data citra. Dari hasil *Confusion Matrix* diatas, maka dapat dihitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Output Evaluasi

Class	Precision	Recall	F1-Score
Belum Matang	0.9867	1	0.9933
Setengah Matang	1	0.9740	0.9868
Mendekati Matang	0.9867	1	0.9933
<b>Accuracy</b>	<b>99.11 %</b>		

Dari tabel *Output* evaluasi diatas, Hasil *Precision* pada tingkat kematangan buah Mangrove yang Belum Matang sebesar 98,67%, Setengah Matang 100%, dan Mendekati Matang sebesar 98,67%. Hasil *Recall* pada tingkat kematangan buah Mangrove yang Belum Matang sebesar 100%, Setengah Matang sebesar 97,40%, dan Mendekati Matang sebesar 100%, Hasil *F1-Score* pada tingkat kematangan buah Mangrove yang Belum Matang sebesar 99,33%, Setengah Matang sebesar 98,68%, dan Mendekati Matang

sebesar 99,33%. Serta Akurasi keseluruhan yang dihasilkan adalah sebesar 99,11% dalam pendeteksian tingkat kematangan buah mangrove.

Aplikasi pendeteksian tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove berhasil mendeteksi dengan sangat baik menggunakan metode *Deep Learning* dengan model *Deep Convolutional Neural Network (DCNN)*. Apabila dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, akurasi tertinggi sebesar 90% dan *recall* sebesar 80% (Udin, 2018), sedangkan pada penelitian ini menghasilkan akurasi sebanyak 99,11% dengan *Precision* tertinggi 100%, *Recall* 100%, dan *F1-Score* 99,33%.

#### IV. SIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan aplikasi pendeteksian tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove menggunakan metode *Deep Learning*. Pada proses *trainingnya*, jumlah *layer* sangat menentukan hasil akurasi, yaitu semakin banyak *layer* maka semakin tinggi akurasi. Hasil akurasi tertinggi pada *testing* mencapai 99,11% pada *epoch* ke 100 dalam mendeteksi tingkat kematangan buah pada tanaman mangrove.

#### V. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Politeknik Negeri Medan atas pendanaan yang diberikan melalui Kontrak : (B:422/PL5/PT.01.05/2022) tertanggal 30 Agustus 2022 yang berasal dari dana DIPA POLMED tahun 2022.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Asril, M., Simarmata, M. M., Sari, S. P., Indarwati, I., Setiawan, R. B., Arsi, A., Junairiah, J. (2022). *Keanekaragaman Hayati: Yayasan Kita Menulis*.
- Bachmid, F., Sondak, C., & Kusen, J. (2018). Estimasi penyerapan karbon hutan mangrove bahowo Kelurahan Tongkaina Kecamatan Bunaken. *Jurnal Pesisir Dan Laut Tropis*, 6(1), 8-13.
- Baderan, D. W. K. (2017). *Serapan karbon hutan mangrove Gorontalo: Deepublish*.
- Camacho, D. M., Collins, K. M., Powers, R. K., Costello, J. C., & Collins, J. J. (2018). Next-generation machine learning for biological networks. *Cell*, 173(7), 1581-1592.
- Farid, A., Rosi, M. F., & Arisandi, A. (2022). Struktur Komunitas Mangrove di Ekowisata Mangrove Lembung, Kecamatan Galis, Kabupaten Pamekasan. *Jurnal Kelautan Nasional*, 17(3), 231-242.
- Faza, S., Nababan, E., Efendi, S., Basyuni, M., & Rahmat, R. (2018). *An initial study of deep learning for mangrove classification*. Paper presented at the IOP Conference Series: Materials Science and Engineering.
- Gayathri Devi, T., & Neelamegam, P. (2019). Image processing based rice plant leaves diseases in Thanjavur, Tamilnadu. *Cluster Computing*, 22(6), 13415-13428.
- Hamza, R., & Chtourou, M. (2018, 16-20 July 2018). *Apple Ripeness Estimation Using Artificial Neural Network*. Paper presented at the 2018 International Conference on High Performance Computing & Simulation (HPCS).
- Khaki, S., Pham, H., Han, Y., Kuhl, A., Kent, W., & Wang, L. (2020). Convolutional neural networks for image-based corn kernel detection and counting. *Sensors*, 20(9), 2721.
- Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U., & Qureshi, A. S. (2020). A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. *Artificial intelligence review*, 53(8), 5455-5516.
- Lee, I., & Shin, Y. J. (2020). Machine learning for enterprises: Applications, algorithm selection, and challenges. *Business Horizons*, 63(2), 157-170.
- Li, Y., Xiao, J., Chen, Y., & Jiao, L. (2019). Evolving deep convolutional neural networks by quantum behaved particle swarm optimization with binary encoding for image classification. *Neurocomputing*, 362, 156-165.
- Munasikhah, S. (2021). Dari Hutan Mangrove Menjadi Tambak: Krisis Ekologis Di Kawasan Sayung, Demak (1990-1999). *Journal of Indonesian History*, 10(2), 129-140.



- Novaković, J. D., Veljović, A., Ilić, S. S., Papić, Ž., & Tomović, M. (2017). Evaluation of classification models in machine learning. *Theory and Applications of Mathematics & Computer Science*, 7(1), 39.
- Purwono, P., Dewi, P., Wibisono, S. K., & Dewa, B. P. (2022). Model Prediksi Otomatis Jenis Penyakit Hipertensi dengan Pemanfaatan Algoritma Machine Learning Artificial Neural Network. *Insect (Informatics and Security): Jurnal Teknik Informatika*, 7(2), 82-90.
- Rahim, S., & Baderan, D. W. K. (2017). *Hutan mangrove dan pemanfaatannya*: Deepublish.
- Salamah, U. G., & Ekawati, R. (2021). *Pengolahan Citra Digital: Media Sains Indonesia*.
- Salat, J., & Achmady, S. (2021). OPTIMASI SEGMENTASI CITRA METODE OTSU MENGGUNAKAN FUZZY LOGIC. Paper presented at the *Prosiding Seminar Nasional Universitas Jabal Ghafur*.
- Sanjaya, S. (2022). APLIKASI PENGENALAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH TOMAT MENGGUNAKAN FITUR WARNA HSV BERBASIS ANDROID. *Jurnal Teknoinfo*, 16(1), 26-33.
- Sari, B. M. (2020). Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Strawberry Berdasarkan Warna RGB dengan Menggunakan Metode Regionprops. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 1(5), 225-230.
- Simanjuntak, H. (2020). *Paradigma rehabilitasi dan reklamasi kawasan hutan*: Nas Media Pustaka.
- Udin, A. S. (2018). *RANCANG BANGUN APLIKASI PENDETEKSI TINGKAT KEMATANGAN BUAH JAMBU BIJI BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES DENGAN MEMANFAATKAN TEKNOLOGI CITRA DIGITAL*. University of Muhammadiyah Malang.
- Wang, Y.-S., & Gu, J.-D. (2021). Ecological responses, adaptation and mechanisms of mangrove wetland ecosystem to global climate change and anthropogenic activities. *International Biodeterioration & Biodegradation*, 162, 105248.
- Widayanti, E., & Firmansyah, T. (2022). Growth Rate of Rhizophora Mucronata Seedlings in Coastal Areas of Central Java. *Research Horizon*, 2(1), 302-312.
- Yang, Q., Yan, P., Zhang, Y., Yu, H., Shi, Y., Mou, X., . . . Wang, G. (2018). Low-dose CT image denoising using a generative adversarial network with Wasserstein distance and perceptual loss. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(6), 1348-1357.
- Zech, J. R., Badgeley, M. A., Liu, M., Costa, A. B., Titano, J. J., & Oermann, E. K. (2018). Variable generalization performance of a deep learning model to detect pneumonia in chest radiographs: a cross-sectional study. *PLoS medicine*, 15(11), e1002683.