



9th Applied Business and Engineering Conference

KLASIFIKASI KECAMBAH MANGROVE MENGGUNAKAN *MULTI LAYER PERCEPTRON*

Sharfina Faza¹⁾, Ajulio Padly Sembiring²⁾

^{1,2} Teknik Komputer dan Informatika, Politeknik Negeri Medan, Sumatera Utara,
Medan, 20155

*E-mail: ¹⁾sharfinafaza@polmed.ac.id, ²⁾ajuliosembiring@polmed.ac.id

Abstract

Mangrove is one of plant that give big impact to fix world ecology nowadays. There are several research that used mangrove data such as its image data or mangrove morphological's data. Based on previous research that we held before, there are several weakness, such as the requirement of more data and exceeding processing time. Because of that, several new experiment is required using other method with low resource consumption from the previous research in order to achieve optimization and low workload of application. Thus in this application we try to get good accuracy performance in classification and more accurate, low resource than before. This study aims to obtain a classification of three classes of mangrove sprouts, namely: *Avicennia Marina*, *Sonneratia Caseolaris* and *Ceriops Tagal*, using the Multi Layer Perceptron (MLP) method, where MLP is one of the methods in the field of Machine Learning and Artificial Intelligence. The results of this study are using the number of neurons in the hidden layer more than the number of neurons in the input layer resulting in an optimal accuracy value at the 1000th epoch with an accuracy value of 97.7% for training data, and an accuracy value of 99% for testing data.

Keywords: *Mangrove, Classification, Multi-Layer Perceptron, Machine Learning*

Abstrak

Tanaman mangrove merupakan salah satu tanaman yang sangat membantu perbaikan ekologi dunia pada saat ini. Terdapat beberapa penelitian yang menggunakan data mangrove dari mulai data gambar sampai dengan data morfologi tanaman mangrove. Namun pada penelitian terdahulu yang ditulis oleh peneliti, terdapat beberapa kelemahan, seperti memerlukan data yang sangat banyak serta waktu pemrosesan yang cukup lama. Oleh karena itu, diperlukan uji coba menggunakan metode yang lebih ringan dari metode peneliti sebelumnya demi optimalisasi dan keringanan aplikasi. Sehingga pada penelitian ini diharapkan akan memberikan hasil kinerja akurasi dalam klasifikasi yang akurat, lebih ringan dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan klasifikasi terhadap tiga kelas kecambah mangrove yaitu : *Avicennia Marina*, *Sonneratia Caseolaris* dan *Ceriops Tagal*, menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* (MLP), dimana MLP merupakan salah satu metode di bidang ilmu Pembelajaran Mesin dan Kecerdasan Buatan. Hasil dari penelitian ini adalah menggunakan jumlah neuron pada *hidden layer* lebih banyak dibandingkan jumlah neuron pada *input layer* menghasilkan nilai akurasi yang optimal pada epoch ke-1000 dengan nilai akurasi pada data *training* sebesar 97,7%, dan nilai akurasi pada data *testing* sebesar 99%.

Kata Kunci: *Mangrove, Klasifikasi, Multi-Layer Perceptron, Pembelajaran Mesin.*



9th Applied Business and Engineering Conference

PENDAHULUAN

Mangrove atau biasa kita sebut sebagai tanaman bakau merupakan salah satu tanaman habitat yang menjadi populer di zaman millennial ini. Hal ini disebabkan mangrove sebagai salah satu tanaman yang sangat membantu perbaikan ekologi dunia di zaman dengan polusi tinggi, *global warming* yang melanda, dan kenaikan tinggi air laut (Dinilhuda, Akbar, & Jumiati, 2018). Tanaman mangrove memberikan jasa ekosistem yang banyak manfaat pada ekologi, sosial dan ekonomi (Sidik, Supriyanto, Krisnawati, & Muttaqin, 2018). Salah satu manfaat tanaman mangrove secara ekologi adalah meningkatkan potensi sumberdaya perikanan pantai dan laut (Burhanuddin, 2019).

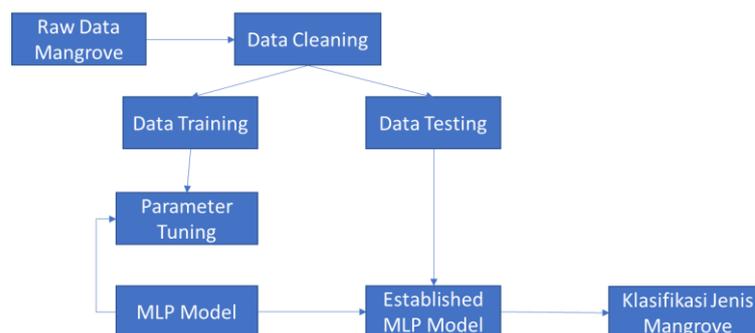
Berbagai penelitian yang menggunakan mangrove sebagai objek penelitiannya adalah mangrove *mapping* menggunakan gambar dari satelit (Chen, Liew, & Kwoh, 2017), serta pengklasifikasian mangrove menggunakan data hiperspektral (He et al., 2020), pada kedua penelitian tersebut masih menggunakan data gambar. Penelitian lainnya yang telah menggunakan metode pembelajaran mesin seperti klasifikasi daun menggunakan *neural networks* (Pacifico, Macario, & Oliveira, 2018), metode *K-Nearest Neighbors* dari gambar daun (Sahay & Chen, 2016), dan metode deep learning dalam pengklasifikasian mangrove (Faza, Nababan, Efendi, Basyuni, & Rahmat, 2018) yang merupakan penelitian dari peneliti saat ini. *Deep learning* disini merupakan metode yang cukup bagus, akan tetapi kelemahannya adalah memerlukan sampel data yang sangat banyak, kemudian waktu pemrosesan yang cukup lama. Oleh karena dipandang perlu untuk menggunakan metode yang lebih ringan dari deep learning demi optimalisasi dan keringanan aplikasi sehingga peneliti melakukan penelitian ini. Sehingga pada penelitian ini diharapkan akan memberikan hasil kinerja akurasi dalam klasifikasi yang akurat, lebih ringan dan efisien.

Adapun hal-hal yang melandasi pentingnya dilakukan penelitian ini adalah yang pertama, masih sulitnya melakukan klasifikasi tanaman mangrove dalam bentuk kecambah, lalu untuk mendapatkan solusi metode yang lebih ringan dari penelitian

terdahulu, kemudian mencoba mendapatkan setting parameter yang tepat dengan akurasi yang bagus. Sedangkan landasan dimasyarakatnya tentu penelitian ini berguna untuk para peneliti mangrove yang jika dikembangkan menjadi penelitian terapan dengan melibatkan *smartphone* di kemudian hari akan mendapatkan hasil klasifikasi yang tinggi, sehingga petani dan peneliti mangrove punya aplikasi mangrove yang compatible, ringan dan mudah digunakan. Penelitian ini menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* (MLP). MLP merupakan salah satu algoritma *Machine Learning* dasar yang mampu melakukan klasifikasi dengan cara melakukan pengenalan pola atau klasifikasi data melalui proses pembelajaran.

METODE PENELITIAN

Adapun alur penelitian ini secara keseluruhan digambarkan seperti berikut :



Gambar 1. Arsitektur Umum

a. Data

Data yang digunakan adalah data tanaman kecambah mangrove yang berjumlah 1000 data dengan 3 jenis mangrove yang diteliti yaitu *Avicennia Marina*, *Sonneratia Caseolaris* dan *Ceriops Tagal* sebagai Kelas 1, Kelas 2, Kelas 3.

b. Data Cleaning

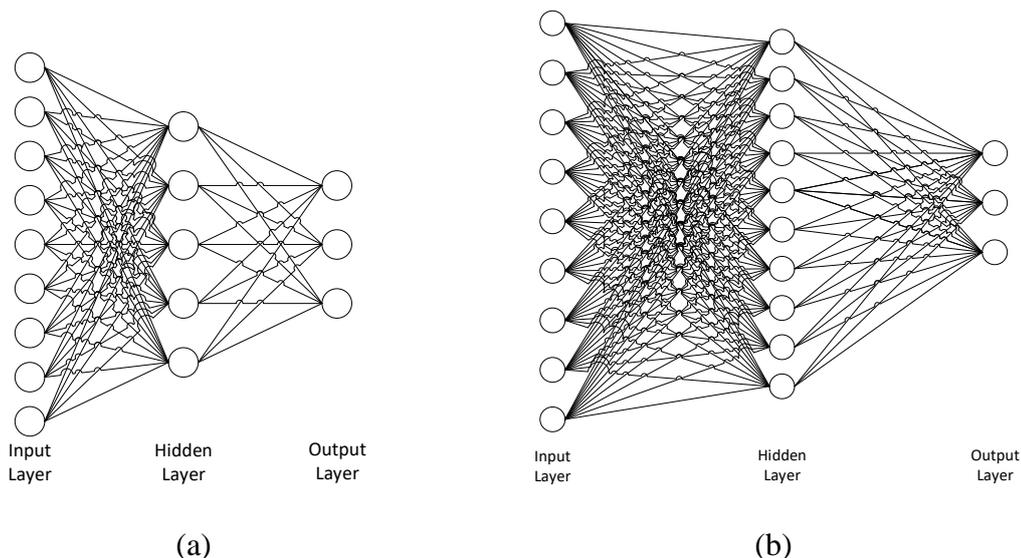
Data yang telah dikumpulkan (raw data) masih memiliki nilai-nilai yang tidak sempurna, maka dilakukan *Cleaning Data* terlebih dahulu guna untuk proses normalisasi dan transformasi data. Setelah proses cleaning data selesai, data dibagi 2 menjadi Data Training dan Data Testing, dengan perbandingan 90% dengan 10%.

c. Parameter

Parameter yang dilihat dalam penelitian ini adalah berapa jumlah neuron, jumlah *layer* (*input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*), dan jumlah Epoch. Pada penelitian ini menggunakan 9 input neuron pada input layer, ujicoba 5 neuron dan 10 neuron pada hidden layer, serta 3 neuron pada output layer.

d. *Multi Layer Perceptron* (MLP) Model

Multilayer Perceptron (MLP) merupakan metode ANN yang menggunakan proses secara *feedforward* dan termasuk dalam metode pembelajaran yang terawasi (*supervised learning*) (Sinaga, 2020). Jaringan MLP terdiri atas tiga lapisan yaitu lapisan *input* (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output (*output layer*) (Heidari, Faris, Aljarah, & Mirjalili, 2019). Pada arsitektur MLP, setiap node atau neuron yang ada akan terkoneksi atau terhubung dengan node/neuron lainnya ke lapisan selanjutnya, sehingga masing-masing neuron pada *input layer* terhubung dengan masing-masing neuron pada *hidden layer*, dan masing-masing neuron pada *hidden layer* terhubung dengan masing-masing neuron pada *output layer* (Aggarwal, 2018). Arsitektur *Multi Layer Perceptron* (MLP) pada uji coba penelitian ini dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 2. (a) Arsitektur MLP Pertama, (b) Arsitektur MLP Kedua



e. Established MLP Model

Dari hasil proses *testing* akan menghasilkan nilai akurasi dari metode dan parameter yang diuji. Dari keseluruhan eksperimen nantinya akan menghasilkan model MLP dengan spesifikasi parameter terbaik dalam melakukan klasifikasi jenis mangrove yang menghasilkan nilai akurasi yang tinggi.

Untuk pengukuran error pada tahap training dan testing penulis menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE) dengan rumus sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}}$$

Keterangan: A_t = data awal (data sebenarnya)

F_t = data akhir (data hasil estimasi)

n = jumlah data

HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Hasil Pelatihan (*Training*)

Didalam melakukan pelatihan, peneliti melakukan uji coba dengan 2 skema yaitu dengan perbedaan jumlah neuron pada *hidden layer* sebagai berikut :

1. *input neuron* = 9, *hidden neuron* = 5, *output neuron* = 3
2. *input neuron* = 9, *hidden neuron* = 10, *output neuron* = 3

Skema pertama yaitu melakukan kenaikan *training cycle* / *epoch* / *iteration* / putaran pelatihan dengan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* lebih sedikit dibanding dengan jumlah neuron pada *input layer*. Sedangkan pada skema kedua jumlah neuron pada *hidden layer* lebih besar dibanding dengan neuron pada *input layer*. Pelatihan ini menggunakan fungsi aktivasi linear, dan optimisasi yang digunakan adalah *scale conjugation*.

Hasil akurasi pelatihan yang dihasilkan pada skema pertama dan skema kedua dapat dilihat pada tabel berikut:



9th Applied Business and Engineering Conference

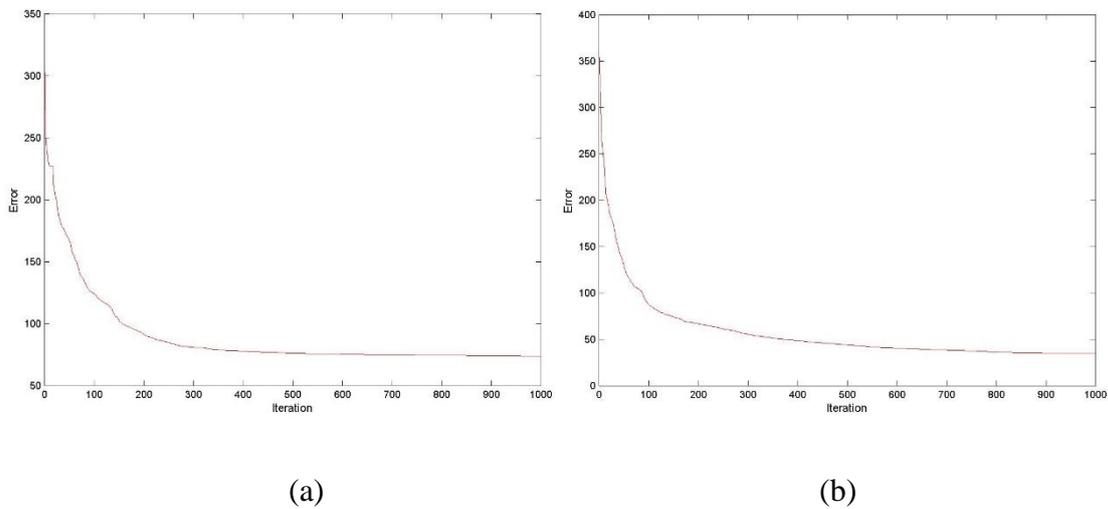
Tabel 1.

Hasil Akurasi Skema Pertama dan Kedua

Skema	<i>Input Neuron</i>	<i>Hidden Neuron</i>	<i>Output Neuron</i>	<i>Epoch / Training Cycle</i>	Akurasi
1	9	5	3	100	83.09 %
1	9	5	3	300	92.3 %
1	9	5	3	500	93.2 %
1	9	5	3	1000	92.7 %
2	9	10	3	100	87.3 %
2	9	10	3	300	94.43 %
2	9	10	3	500	94.8 %
2	9	10	3	1000	97.7 %

Berdasarkan Tabel 1, Pada Skema pertama terlihat akurasi yang belum optimal, masih di level 93% akurasi pada 500 epoch, sedangkan pada epoch = 1000 terdapat penurunan. Peneliti juga melakukan testing diatas 1000 epoch dan mendapati hasil yang tidak lebih bagus dari 93%. Sedangkan pada Skema kedua, dapat dilihat perubahan akurasi yang cukup signifikan, dimulai dari 100 epoch yang menghasilkan 87,3% akurasi, kemudian 300 epoch yang menjadi 94,43% akurasi, kemudian 500 epoch yang menjadi 94,8% dan 1000 epoch yang menunjukkan akurasi yang signifikan yaitu 97.7%. Berdasarkan dua skema ini dapat dilihat bahwa untuk mendapatkan akurasi pelatihan yang optimal adalah berada pada hidden neuron = 10 dengan epoch = 1000. Jika epoch ditingkatkan > 1000 tidak terlalu memberikan efek di dalam akurasi.

Grafik learning rate dari setiap epoch berdasarkan nilai Error menggunakan RMSE pada skema pertama dan skema kedua dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 3. Grafik *Learning Rate* (a) Skema Pertama, (b) Skema Kedua

Dari gambar 3 diatas, pada Skema Pertama, terjadi pelandaian yang cukup drastis dari epoch 1-200, kemudian dari epoch 200-400 juga terjadi penurunan yang tidak terlalu drastis, kemudian dari epoch 500 -1000 juga terjadi penurunan bahkan menuju keadaan *convergence*. Tentu hal ini masih belum optimal. Namun, pada Skema kedua, dapat disimpulkan bahwa RMSE error yang dihasilkan cukup rendah < 50 , yang tentunya memberikan akurasi pelatihan yang cukup baik

b. Hasil Pengujian (*Testing*)

Berikut ini adalah hasil pengujian yang sudah dilakukan menggunakan model MLP yang sudah di *training/* dilatih terlebih dahulu, pengujian menggunakan 100 data yang berbeda. Pada Tabel 2 dibawah ini, menunjukkan hasil akurasi pada skema pertama dan skema kedua, pada skema pertama akurasi meningkat jika menggunakan 5 *hidden* neuron, dimulai dari 100 epoch berada pada akurasi 90% kemudian 300 epoch meningkat menjadi 91%, 500 epoch menjadi 96% dan mengalami penurunan ketika berada pada 1000 epoch yaitu 93%. Dari MLP model kedua didapat hasil untuk 10 hidden neuron dengan 100 epoch dengan hasil akurasi 93%, sedangkan hasil untuk epoch 300 menghasilkan akurasi 97%, 500 epoch menghasilkan 98% akurasi, dan 1000 epoch menghasilkan 99% akurasi. Berdasarkan hasil ini dapat diambil kesimpulan bahwa klasifikasi morfologi kecambah mangrove berjalan baik terutama pada 1000 data



9th Applied Business and Engineering Conference

dengan 10 *hidden* neuron dan 1000 epoch. Akan tetapi perlu juga dilakukan pengujian untuk data yang lebih besar dengan variasi yang lebih banyak.

Tabel 2.
Hasil Pengujian

Skema	<i>Input Neuron</i>	<i>Hidden Neuron</i>	<i>Output Neuron</i>	Epoch / <i>Training Cycle</i>	Akurasi
1	9	5	3	100	90 %
1	9	5	3	300	91 %
1	9	5	3	500	96 %
1	9	5	3	1000	93 %
2	9	10	3	100	93%
2	9	10	3	300	97 %
2	9	10	3	500	98 %
2	9	10	3	1000	99%

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Hasil pelatihan menunjukkan jika menggunakan *hidden* neuron yang lebih kecil dari jumlah *input* neuron tentu tidak akan mendapatkan akurasi yang optimal, sehingga perlu di lakukan penambahan *hidden* neuron.
2. Hasil Pengujian menunjukkan hasil akurasi yang sangat baik di posisi *hidden* neuron =10 dan epoch =1000.
3. Pelatihan dan pengujian menggunakan hanya 1000 data, yang mana diperlukan epoch yang cukup besar untuk mencapai hasil yang optimal untuk melakukan klasifikasi, tentunya semakin banyak data memerlukan epoch yang lebih besar, sehingga diperlukan metode lain yang lebih optimal dilakukan melakukan klasifikasi dengan epoch yang rendah.



9th Applied Business and Engineering Conference

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya yang dapat dikembangkan dari penelitian ini adalah :

1. Penambahan jumlah data di penelitian selanjutnya, Penggunaan metode *machine learning* lain yang lebih efektif baik dari epoch dan parameter tuning lainnya.
2. Perlu nya perbandingan antara MLP dengan machine learning lain seperti *Evolving Connectionist System (ECoS)* atau *Evolving Classification Function (ECF)*.
3. Semakin bagus pemrosesan yang dilakukan *machine learning* maka akan lebih mudah jika diintegrasikan dengan pemrosesan citra, diharapkan penelitian selanjutnya juga dilakukan pengukuran morfologi mangrove secara otomatis melalui citra sehingga dapat mudah dilakukan klasifikasi dengan metode *machine learning* di penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, C. C. (2018). *Neural Networks and Deep Learning* Cham: Springer.
- Burhanuddin, A. I. (2019). *Membangun sumber daya kelautan Indonesia: gagasan dan pemikiran guru besar Universitas Hasanuddin*: PT Penerbit IPB Press.
- Chen, P., Liew, S. C., & Kwoh, L. K. (2017, 23-28 July 2017). *Mangrove mapping and change detection using satellite imagery*. Paper presented at the 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS).
- Dinilhuda, A., Akbar, A. A., & Jumiati, J. (2018). Peran ekosistem mangrove bagi mitigasi pemanasan global. *Jurnal Teknik Sipil*, 18(2).
- 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.
- He, Z., Shi, Q., Liu, K., Cao, J., Zhan, W., & Cao, B. (2020). Object-Oriented Mangrove Species Classification Using Hyperspectral Data and 3-D Siamese Residual Network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(12), 2150-2154. doi:10.1109/LGRS.2019.2962723
- Heidari, A. A., Faris, H., Aljarah, I., & Mirjalili, S. (2019). An efficient hybrid multilayer perceptron neural network with grasshopper optimization. *Soft Computing*, 23(17), 7941-7958.
- Pacifico, L. D., Macario, V., & Oliveira, J. F. (2018). *Plant classification using artificial neural networks*. Paper presented at the 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN).



9th Applied Business and Engineering Conference

- Sahay, A., & Chen, M. (2016). *Leaf analysis for plant recognition*. Paper presented at the 2016 7th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS).
- Sidik, F., Supriyanto, B., Krisnawati, H., & Muttaqin, M. Z. (2018). Mangrove conservation for climate change mitigation in Indonesia. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 9(5), e529.
- Sinaga, D. (2020). Jaringan Saraf Tiruan Infeksi Mata Dengan Menggunakan Metode Berarsitektur Multi Layer Perceptron. *Informasi dan Teknologi Ilmiah (INTI)*, 7(2), 189-192.