

LAPORAN TUGAS BESAR *SWARM INTELLIGENCE*

EVALUASI OPTIMASI *ARTIFICIAL BEE COLONY* DALAM MEMINIMUMKAN *LOSS FUNCTION* PADA *MULTI LAYER PERCEPTRON*



ITERA

Disusun Oleh :

KELOMPOK 7 RB

1. Dede Masita	121450007
2. Sella Dianka Fitri	121450043
3. Rizki Adrian Bennovry	121450073
4. Syifa Firnanda	121450094
5. Miftahul Huda	121450125

**PROGRAM STUDI SAINS DATA
FAKULTAS SAINS
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA
2024**

Evaluasi Optimasi *Artificial Bee Colony* dalam Meminimumkan *Loss Function* pada *Multi Layer Perceptron*

Dede Masita¹⁾, Sella Dianka Fitri²⁾, Rizki Adrian Bennovry³⁾,
Syifa Firnanda⁴⁾, Miftahul Huda⁵⁾

Program Studi Sains Data, Fakultas Sains, Institut Teknologi Sumatera
[dede.121450007@student.itera.ac.id^{1\)}](mailto:dede.121450007@student.itera.ac.id), [sella.121450043@student.itera.ac.id^{2\)}](mailto:sella.121450043@student.itera.ac.id),
[rizki.121450073@student.itera.ac.id^{3\)}](mailto:rizki.121450073@student.itera.ac.id), [syifa.121450094@student.itera.ac.id^{4\)}](mailto:syifa.121450094@student.itera.ac.id),
[miftahul.121450125@student.itera.ac.id^{5\)}](mailto:miftahul.121450125@student.itera.ac.id)

Abstrak

Penelitian ini mengevaluasi efektivitas algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) dalam meminimalkan loss function pada *Multi Layer Perceptron* (MLP). Algoritma ABC, yang terinspirasi dari perilaku pencarian makanan lebah digunakan untuk mengoptimalkan parameter MLP dengan tujuan mengurangi kesalahan prediksi model. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa ABC dapat menghasilkan konvergensi yang lebih cepat dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan beberapa metode optimasi konvensional. Selain itu, penelitian ini mengidentifikasi faktor kunci yang mempengaruhi performa algoritma ABC.

Kata Kunci: *MLP, ABC, Loss Function*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Dalam era digital saat ini, perkembangan teknologi informasi dan komputasi melesat semakin pesat. Salah satu cabang yang mengalami perkembangan signifikan adalah kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan pembelajaran mesin (*Machine Learning*). Salah satu metode yang cukup populer dalam pembelajaran mesin adalah jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Networks*), khususnya *Multi Layer Perceptron* (MLP). MLP merupakan salah satu arsitektur jaringan syaraf tiruan yang lumayan sering digunakan di dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan pola, klasifikasi, dan prediksi.

Namun, keberhasilan MLP sangat bergantung pada kemampuan untuk meminimalkan loss function selama proses pelatihan. *Loss function* adalah metrik yang digunakan untuk mengukur kesalahan model dalam memprediksi output. Oleh karena itu, optimasi *loss function* merupakan langkah krusial dalam meningkatkan performa model. Berbagai algoritma optimasi telah

dikembangkan untuk tujuan ini salah satunya adalah *Artificial Bee Colony* (ABC)

Artificial Bee Colony adalah algoritma optimasi metaheuristik yang terinspirasi oleh perilaku pencarian makanan lebah. Algoritma ini telah menunjukkan potensi yang signifikan dalam berbagai masalah optimasi karena kemampuannya dalam mengeksplorasi ruang solusi secara efisien. Namun, aplikasi ABC dalam konteks optimasi *loss function* pada MLP masih memerlukan evaluasi lebih lanjut untuk menilai efektivitasnya.

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja algoritma ABC dalam meminimalkan *loss function* pada MLP. Evaluasi ini diharapkan dapat memberikan wawasan lebih mendalam mengenai potensi dan keterbatasan ABC dalam konteks pembelajaran mesin, serta memberikan kontribusi bagi pengembangan metode optimasi yang lebih efektif di masa depan dan di berbagai permasalahan yang akan datang.

1.2 Rumusan Masalah

1. Seberapa efektif penggunaan algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) dalam mengoptimalkan parameter *Multi Layer Perceptron* (MLP) ?
2. Bagaimana perubahan loss setiap epochs selama optimasi dengan algoritma *Artificial Bee Colony*?
3. Apakah perbedaan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi mempengaruhi efektivitas Algoritma *Artificial Bee Colony* dalam mengurangi kesalahan prediksi model?

1.3 Tujuan

1. Menganalisis efektivitas penggunaan algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) dalam mengoptimalkan parameter *Multi Layer Perceptron* (MLP).
2. Menganalisis pengaruh algoritma *Artificial Bee Colony* dalam perbedaan jumlah *loss* yang terjadi pada setiap epochs.
3. Menganalisis pengaruh jumlah neuron pada lapisan yang tersembunyi terhadap tingkat efektivitas algoritma *Artificial Bee Colony* dalam meminimalisir kesalahan prediksi model.

1.4 Batasan Masalah

Permasalahan pada penelitian ini akan dibatasi pada analisis tingkat efektivitas algoritma *Artificial Bee Colony* (ABC) dalam meminimalisir *loss function* dan menstabilkan konvergensi pada *Multi Layer Perceptron* (MLP) dengan memperhatikan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi dan

menganalisis pengaruhnya melalui jumlah loss function pada setiap epochs yang dilakukan.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diterima dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagi Penulis

Penelitian ini juga bermanfaat bagi penulis, dengan ini penulis dapat mengimplementasikan pembelajaran pada bidang *Swarm Intelligence* yang didapat dari perkuliahan serta melatih kemampuan penulis dalam penyelesaian masalah dan analisa.

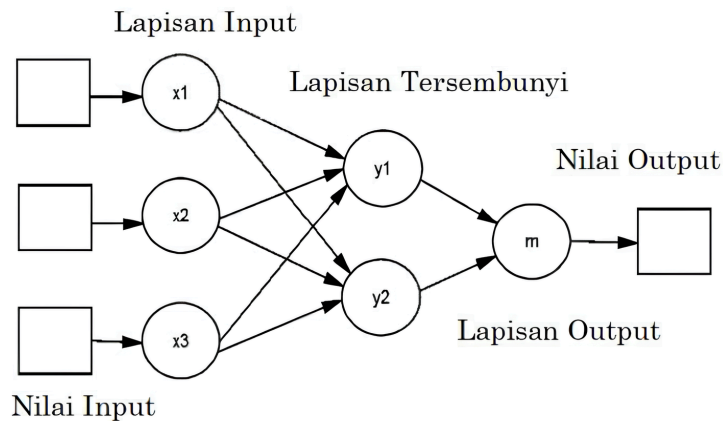
2. Bagi Pembaca

Penelitian ini dapat digunakan sebagai sumber informasi yang dapat menambah wawasan pembaca dalam penggunaan algoritma *Artificial Bee Colony* pada masalah optimasi dan juga dapat digunakan sebagai bahan acuan untuk penelitian pada bidang yang serupa.

2. Teori Dasar

2.1 Multi Layer Perceptron (MLP)

Multi Layer Perceptron adalah jenis arsitektur jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Network*) yang terdiri dari beberapa lapisan (layer) yang saling terhubung, yaitu lapisan masukan (input), lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan keluaran (output) [1]. Setiap lapisan tersembunyi memiliki sejumlah neuron (node) yang melakukan operasi matematika sederhana pada inputnya. Setiap neuron pada lapisan tersembunyi akan menerima input dari seluruh neuron pada lapisan sebelumnya, kemudian mengirimkan output kepada seluruh neuron pada lapisan berikutnya. Proses ini berlangsung secara berurutan dari lapisan input hingga lapisan output seperti yang diilustrasikan pada gambar X.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan Multi Layer Perceptron

Salah satu metode dalam pembelajaran *Artificial Neural Network* (ANN) adalah *backpropagation*. Metode ini bertujuan untuk melatih MLP dengan menyesuaikan bobot-bobot pada lapisan tersembunyi dan lapisan output berdasarkan error yang diperoleh [2]. Secara garis besar, algoritma *backpropagation* terdiri dari tahap umpan maju (*feedforward*), tahap perhitungan error, dan tahap umpan mundur (*backpropagation*) yang akan terus dilakukan secara berulang selama proses pelatihan agar ANN dapat belajar mengenali pola dan memberikan prediksi yang lebih akurat.

Namun, proses MLP dengan algoritma *backpropagation* memiliki beberapa kekurangan seperti kemungkinan terjebak ada optimum lokal, dan sulit untuk menentukan bobot sinaptik yang paling tepat untuk mengklasifikasikan pola-pola pada data latih [3]. Guna mengatasi kekurangan tersebut, *Swarm Intelligence* (SI) diusulkan sebagai metode optimasi untuk MLP. Dalam konteks optimasi MLP ini, algoritma SI yang digunakan adalah *Artificial Bee Colony* (ABC) dengan 3 tahap berupa inisialisasi individu, mendefinisikan fungsi fitness, dan memilih metode SI ABC untuk optimasi MLP.

2.2 *Artificial Bee Colony* (ABC)

Artificial Bee Colony (ABC) merupakan salah satu metode dalam SI yang menjelaskan perilaku kawanan lebah dalam melakukan pemilihan sumber makanan (nektar) [4]. Terdapat tiga komponen penting dalam metode ini, yaitu sumber makanan (*food source*), lebah pekerja (*employed bee*), dan lebah bukan pekerja (*unemployed bee*). Setiap komponen memiliki peranan masing-masing, seperti lebah pekerja yang bertugas untuk menyimpan dan mengelola informasi tentang sumber makanan (jarak, kekayaan makanan, dan relevansi) [5]. Lebah Pekerja bertugas mengelola sumber makanan yang ada di sekitar sarang beserta dengan informasinya, sedangkan itu lebah bukan pekerja terbagi menjadi lebah penjelajah (*scout bee*) yang bertugas untuk menjelajah area di sekitar sarang guna menemukan sumber makanan baru dan lebah pencari (*onlooker bee*) yang berdiam diri di sarang serta melakukan eksplorasi di lokasi sumber makanan yang ditemukan oleh lebah pekerja. Langkah-langkah dalam algoritma ABC adalah sebagai berikut.

1. Tentukan jumlah sumber makanan sebagai calon solusi (SN) yang akan disebut sebagai

$$X_{i,j}$$

2. Lakukan evaluasi terhadap kualitas sumber makanan pada populasi. Jika makin banyak nektar, maka makin besar kemungkinan sumber tersebut dipilih oleh lebah pencari.

Fitness optimasi maksimasi:

$$f_i = \frac{1}{1+obj(X_i)}$$

Fitness optimasi minimasi:

$$f_i = obj(X_i)$$

3. Selanjutnya pada fase lebah pekerja, hitung pembaruan solusi dengan mencari tetangga baru di sekitar solusi awal $X_{i,j}$ yang disebut sebagai V_{ij} .

$$V_{ij} = X_{ij} + \phi_{ij}(X_{kj} - X_{ij})$$

dengan:

- i : Solusi dalam populasi
- j : Indeks komponen dari solusi individu
- k : Indeks solusi acak yang berbeda dari i
- ϕ_{ij} : Bilangan acak dalam rentang [-1, 1]

4. Lakukan seleksi solusi berdasarkan probabilitas yang proporsional dengan kualitas solusi tersebut dan menghasilkan solusi X_{ij} baru. Solusi terbaik akan disimpan dalam fungsi berikut.

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^{SN} f_j}$$

dengan:

- P_i : Probabilitas seleksi solusi ke-i
- SN : Jumlah sumber makanan
- $\sum_{j=1}^{SN} f_j$: Total kualitas dari semua solusi dalam populasi

5. Kemudian pada fase lebah penjelajah, jika sebuah solusi tidak membaik dalam sejumlah iterasi tertentu (limit), maka solusi tersebut akan digantikan oleh solusi baru yang dihasilkan secara acak oleh lebah penjelajah.

$$X_{i,j} = X_{min,k} + rand(0, 1)(X_{max,j} - X_{min,j})$$

dengan:

- $X_{i,j}$: Sumber makanan awal ke-i pada dimensi ke-j
- $X_{min,k}$: Batas bawah dari variabel solusi
- $X_{max,k}$: Batas atas dari variabel solusi
- $rand(0, 1)$: Bilangan acak yang dibangkitkan berdistribusi normal [0, 1]

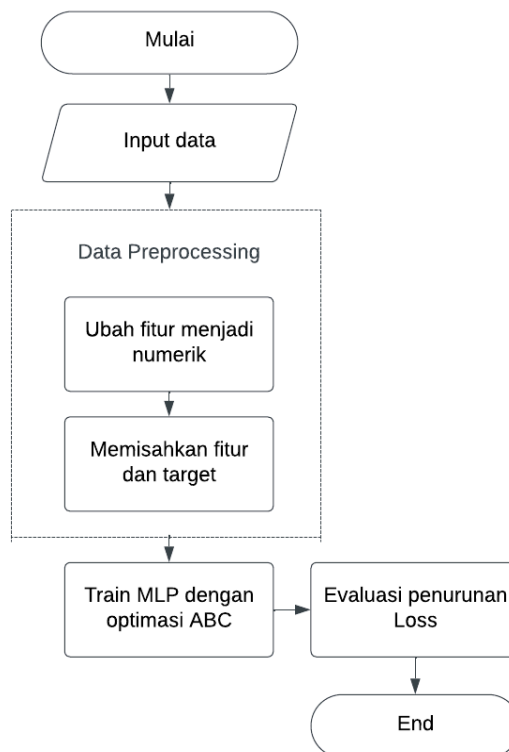
6. Lakukan perbandingan semua solusi dan simpan solusi dengan kecocokan terbaik hingga ditemukan solusi optimal.

3. Metode

3.1 Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data history harga bitcoin dari tahun 2023 sampai dengan 2024 yang terdiri dari tanggal, harga, harga awal, harga tertinggi, harga terendah, jumlah bitcoin yang diperdagangkan, dan persentase perubahan harga. Data tersebut diperoleh dari website <https://www.investing.com/crypto/bitcoin/historical-data>. Data ini digunakan sebagai uji coba optimasi *Multi Layer Perceptron* dengan *Artificial Bee Colony* dan harga sebagai variabel targetnya.

3.2 Diagram Alir Penelitian



Gambar 2. Diagram Alir Penelitian

3.3 Data Preprocessing

Pada tahap ini fitur-fitur dalam data diubah menjadi tipe numerik untuk mempermudah input proses pelatihan dan mencegah input yang tidak valid karena karakter numerik yang tidak diinginkan seperti ‘K’ (ribu), ‘,’ (koma), dan ‘%’ (persen). Setelah itu kolom ‘harga’ dijadikan sebagai target atau output dan kolom-kolom lainnya sebagai input dari *Multi Layer Perceptron*.

3.4 Proses Optimasi dengan *Artificial Bee Colony*

Proses optimasi melibatkan parameter dalam *Artificial Bee Colony* dan juga parameter dari *Multi Layer Perceptron*. Tidak seperti *backpropagation* pembaruan bobot dilakukan beriringan dengan *feedforward* untuk mencari nilai bobot terbaik berdasarkan nilai loss yang paling rendah.

3.4.1 Inisialisasi Parameter

Pada penelitian ini menggunakan 100 iterasi dan 2 hidden layer pada MLP dengan beberapa permutasi jumlah neuron untuk melihat apakah ada perbedaan yang mencolok mengenai jumlah neuron terhadap optimasi ABC. Untuk populasi sendiri adalah weight atau bobot dari setiap layer (1 populasi = 1 kombinasi bobot setiap layer) dengan menggunakan 20 populasi dan setiap individu yang terdiri dari W_1 , W_2 , dan W_3 yang diinisialisasi secara acak $[-2, 2]$:

$$W_1 \in R^{d_{in} \times h_1}, \text{ dengan } W_1 \sim U(-2, 2)$$

$$W_2 \in R^{h_1 \times h_2}, \text{ dengan } W_2 \sim U(-2, 2)$$

$$W_3 \in R^{h_2 \times d_{out}}, \text{ dengan } W_3 \sim U(-2, 2)$$

dimana d_{in} adalah dimensi input, h_i adalah dimensi hidden layer ke- i dan d_{out} adalah dimensi output pada kasus ini nilai d_{out} adalah 1 (regresi). Penelitian ini juga menggunakan parameter limit = 5 untuk memicu proses pertubasi dan jumlah solusi baru yang dihasilkan scout bee, dan setiap itera (epochs) yang kelipatan dari limit untuk menjaga keragaman populasi dengan menjelajahi ruang solusi yang lebih luas agar tidak hanya menggunakan yang mirip seperti yang sudah ada:

$$W_{pertub} = W + \delta, \text{ dengan } \delta \sim U(-2, 2)$$

3.4.2 Mendefinisikan *Loss Function*

Karena variabel terget adalah nilai kontinu (harga) maka kasus ini merupakan kasus regresi dengan output layer yang tidak memiliki fungsi aktivasi. *Loss function* pada regresi menggunakan *Mean Squared Error* (MSE):

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)^2$$

di mana hasil prediksi didapat dari *feedforward* dari input ke output:

$$Z_1 = ReLU(XW_1)$$

$$Z_2 = ReLU(Z_1W_2)$$

$$\hat{Y} = ReLU(Z_2W_3)$$

$$ReLU(x) = \max(0, x)$$

3.4.3 Lebah Mencari Solusi Terbaik

3.4.3.1 Scout Bee Search

Proses pencarian oleh lebah pengintai (*scout bee*) dengan mengevaluasi nilai loss dan proses perturbasi, nilai loss dari bobot terbaik akan dibandingkan dengan nilai loss bobot yang di perturbasi untuk mendapatkan bobot terbaik dari *scout bee*:

$$\begin{aligned} W_{trial} &= W_{pertub} \\ L_{trial} &= L(W_{trial}) \\ \text{if } L(W_{trial}) < L(W_{best}), \text{ then } W_{new} &= W_{trial}, L_{new} = L_{trial} \\ \text{else } W_{new} &= W^{(t)}, L_{new} = L^{(t)} \end{aligned}$$

3.4.3.2 Memperbarui Bobot dan Loss Terbaik

Pada setiap iterasi t untuk setiap individu i dalam populasi:

$$\begin{aligned} W_i^{(t+1)}, L_i^{(t+1)} &= W_{new}, L_{new} \\ \text{if } L_i^{(t+1)} < L_{best}, \text{ then } W_{best} &= W_i^{(t+1)}, L_{best} = L_i^{(t+1)} \\ \text{if } t \% \text{limit} = 0, \text{ then } W_i^{(t+1)} &= W_{pertub} \end{aligned}$$

3.4.4 Simpan solusi Terbaik

Setelah mendapatkan W_{best} dan L_{best} dari setiap iterasi nilai-nilai tersebut akan disimpan untuk evaluasi optimasi penurunan nilai loss setiap iterasi.

3.4.5 Evaluasi Penurunan Loss

Evaluasi penurunan loss menggunakan grafik dengan sumbu y adalah nilai loss dan sumbu x iterasi, evaluasi dilakukan untuk mendapatkan pemahaman tentang analitik data pada model *Artificial Neural Network* dengan optimasi modifikasi *Artificial Bee Colony*.

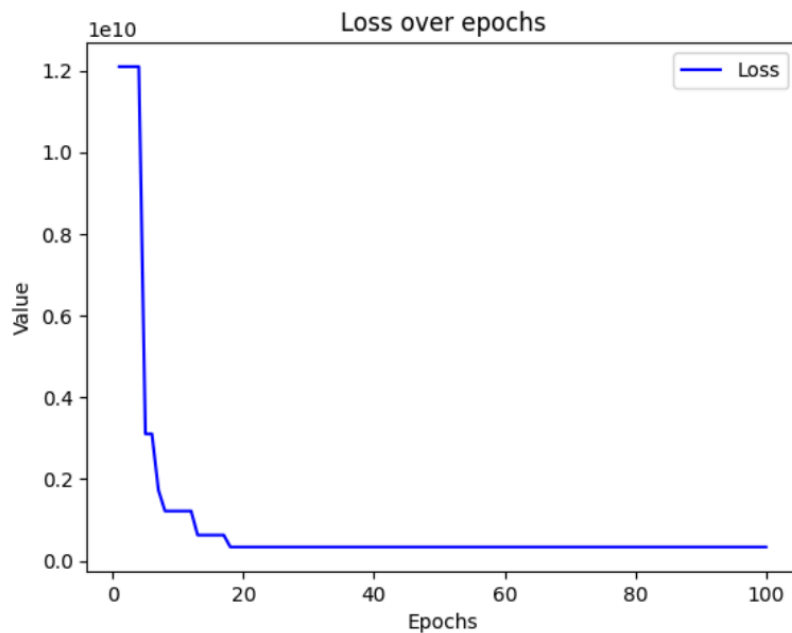
4. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan 100 iterasi dan 2 hidden layer pada *Multilayer Perceptron* (MLP). Kombinasi jumlah neuron diuji untuk membandingkan apakah ada perbedaan yang signifikan dalam optimasi *Artificial Bee Colony* (ABC) dan untuk melihat apakah variasi ini mempengaruhi hasil optimasi ABC dalam meminimalkan *loss function* pada *Multi Layer Perceptron*. Sumbu x (Epochs) adalah jumlah iterasi yang dilakukan oleh algoritma ABC sedangkan, Sumbu Y (nilai

loss) adalah kesalahan atau biaya dalam prediksi jaringan. Nilai kerugian yang lebih rendah menunjukkan kinerja yang lebih baik.

Percobaan dilakukan dalam beberapa kali, menggunakan 8 neuron untuk percobaan pertama. Kemudian, masing-masing menggunakan 8 dan 16 neuron . Percobaan selanjutnya, masing-masing memiliki 16 dan 8 neuron dan pada percobaan terakhir menggunakan 16 neuron.

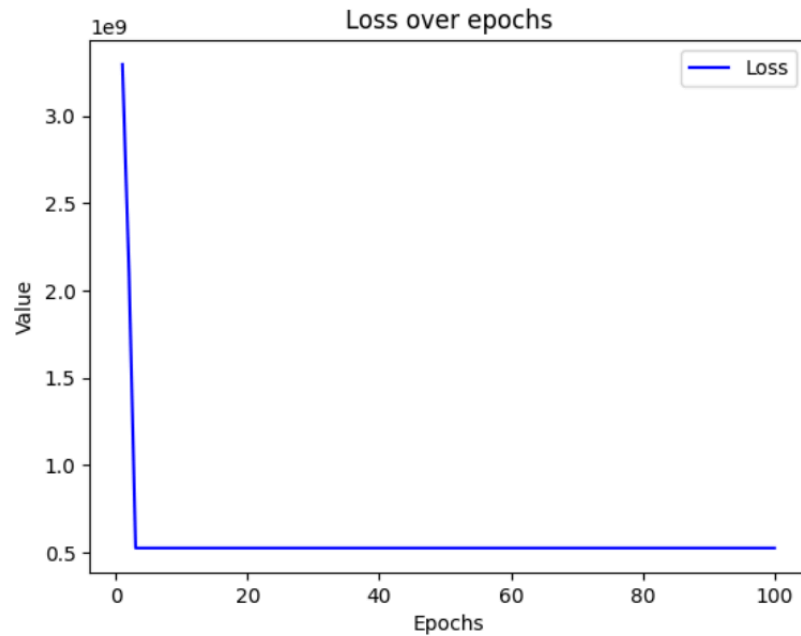
a. Optimasi ABC 2 hidden layer dengan 8 neuron



Gambar 3. Riwayat Loss ABC dengan 2 hidden layer dengan 8 dengan masing-masing 8 neuron

Grafik loss menunjukkan penurunan yang signifikan di awal. Nilai loss awal berada di sekitar $0,0$, tetapi turun dengan cepat dalam beberapa epoch pertama. Setelah berada di 20 epoch, nilai loss mencapai tingkat yang sangat rendah dan stabil, mendekati nol.

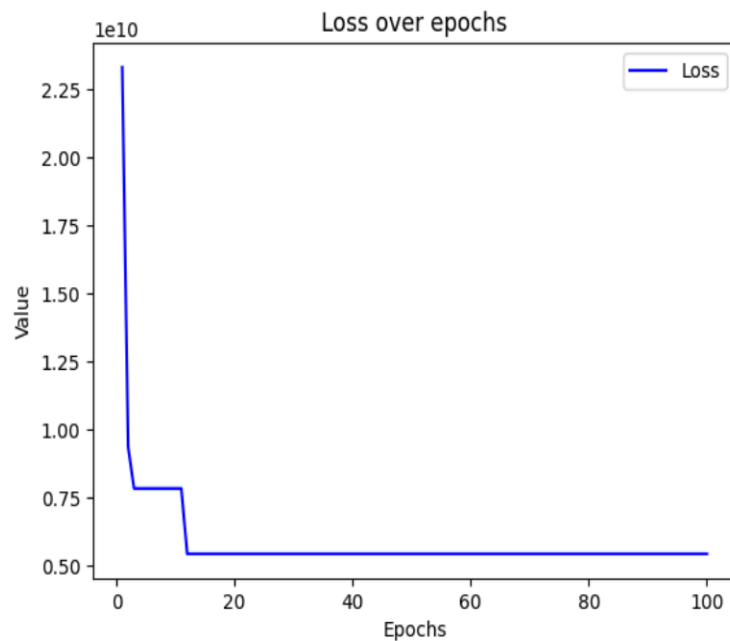
b. Optimasi ABC 2 hidden layer dengan 8 dan 16 neuron.



Gambar 3: Riwayat Loss ABC dengan masing-masing 8 dan 16 neuron

Grafik loss menunjukkan kestabilan yang baik dengan penurunan yang lebih konsisten dan mencapai akurasi yang baik.

c. Optimasi ABC 2 hidden layer dengan 16 dan 8 neuron.

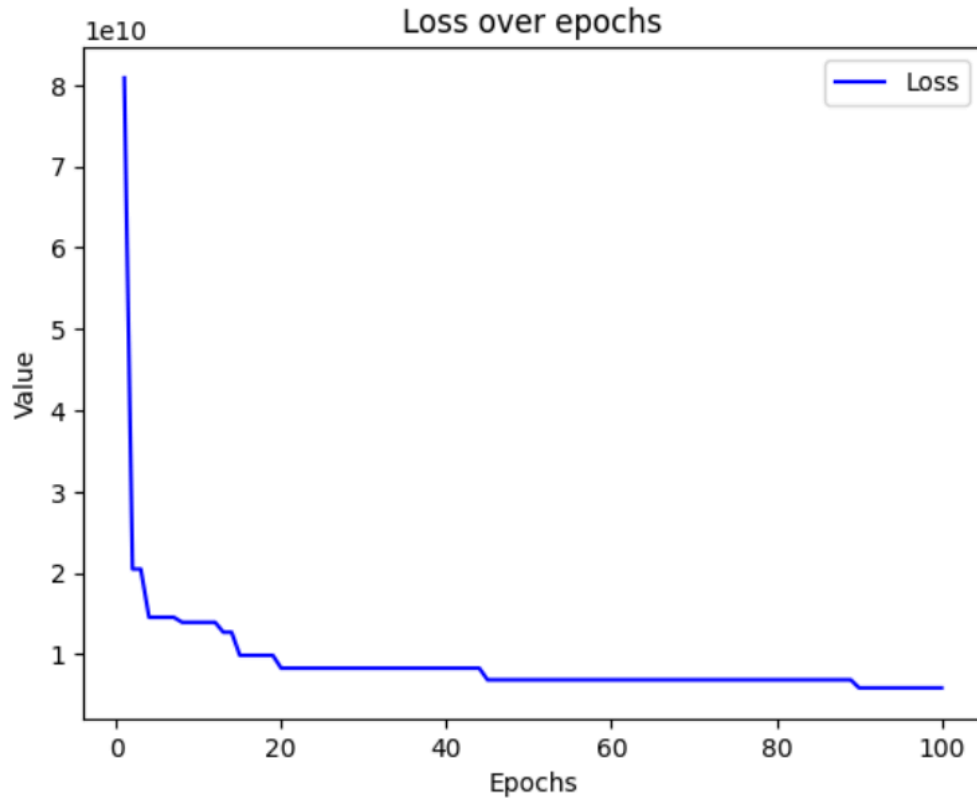


Gambar 4: Riwayat Loss ABC dengan masing-masing 16 dan 8 neuron

Grafik loss masih menunjukkan penurunan secara bertahap dan stabil hingga

mencapai nilai minimum. Akurasi yang didapat

d. Optimasi ABC 2 hidden layer dengan 16 neuron.



Gambar 5. Riwayat Loss ABC dengan masing-masing 16 neuron

Grafik loss menunjukkan penurunan loss secara bertahap dan stabil, dan tidak menunjukkan tanda-tanda overfitting dan underfitting.

Variasi jumlah neuron pada 2 hidden layer mempengaruhi hasil optimasi ABC dalam meminimalkan loss function pada Multi Layer Perceptron:

1. Konfigurasi dengan 8 neuron: Menunjukkan penurunan loss yang signifikan dan stabil.
2. Konfigurasi dengan 8 dan 16 neuron: Menunjukkan penurunan loss yang konsisten dan mencapai akurasi yang baik.
3. Konfigurasi dengan 16 dan 8 neuron: Menunjukkan efektivitas ABC dalam mengoptimalkan parameter jaringan dengan stabilitas yang baik.
4. Konfigurasi dengan 16 neuron: Memberikan kinerja terbaik dengan penurunan loss yang cepat dan stabil tanpa tanda-tanda overfitting dan underfitting.

Variasi jumlah neuron pada hidden layer mempengaruhi hasil optimasi, dan optimasi ABC terbukti sangat efektif dalam setiap konfigurasi yang diuji, dengan konfigurasi 16 neuron pada kedua hidden layer menunjukkan hasil terbaik.

5. Kesimpulan

Dari beberapa percobaan yang dilakukan, termasuk variasi jumlah neuron pada hidden layer, konfigurasi dengan 16 neuron pada masing-masing dari 2 hidden layer menunjukkan hasil terbaik. Dengan melihat penurunan loss secara bertahap dan stabil tanpa tanda-tanda overfitting dan underfitting. Evaluasi *Artificial Bee Colony* (ABC) dalam meminimalkan *loss function* pada *Multi Layer Perceptron* (MLP) dapat mencapai nilai loss minimum dengan akurasi yang baik dan konsisten. Proses optimasi melibatkan parameter ABC dan MLP, dengan pembaruan bobot yang dilakukan beriringan dengan *feedforward* untuk mencari nilai bobot terbaik berdasarkan nilai loss yang paling rendah. Dapat disimpulkan bahwa algoritma ABC terbukti efektif dalam mengoptimalkan parameter MLP untuk meminimalkan loss function dan variasi jumlah neuron pada hidden layer mempengaruhi hasil optimasi.

Referensi

- [1] P. A. Nugroho, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Multi-Layer Perceptron untuk Prediksi Penyinaran Matahari Kota Bandung," *KOMPUTA (Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika)*, vol. 12, no. 1, pp. 83–90, Apr. 2023.
- [2] N. F. Hasan, Kusrini, and H. Al Fatta, "Analisis Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Penjualan Air Minum Dalam Kemasan," *JURTI (Jurnal Rekayasa Teknologi. Informasi)*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, Jun. 2019.
- [3] M. Dasuki, "Optimasi Nilai Bobot Algoritma Backpropagation Neural Network Dengan Algoritma Genetika," *JUSTINDO (Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia)*, vol. 6, no. 1, pp. 34–88, Feb. 2021.
- [4] L. Nurafifah and K. A. Sidarto, "Optimasi Portofolio dengan Kendala Roundlot Menggunakan Metode Artificial Bee Colony (ABC)," *Jurnal Euclid*, vol. 5, no. 2, pp. 61–75, 2018.

[5] S. N. Amanah, E. Noviani, and Yudhi, "Algoritma Artificial Bee Colony (ABC) dalam Menyelesaikan Traveling Salesman Problem (TSP) Studi Kasus: Data Pelanggan Agen Surat Kabar Di Kota Singkawang," *Bimaster (Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya)*, vol. 11, no. 4, pp. 611–620, 2022.

[6] Badriyah, J, "Algoritma Modified Artificial Bee Colony Untuk Menyelesaikan Masalah Optimasi Mixed-Variable." *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Ilmu Matematika dan Matematika Terapan*, 2021.

[7] Doughlas Pardede, B. H. "Kajian Literatur Multi Layer Perceptron: Seberapa Baik Performa Algoritma Ini." *Journal Of Ict Application And System*, Pp.23-34, 2022.

[8] Nopren. "Pengaruh Algoritma Artificial Bee Colony Dalam Menentukan Centroid Awal Algoritma K-Means." Pp. 22-24, 2020

[9] Riyanto, U. "Penerapan Algoritma Multilayer Perceptron (Mlp) Dalam Menentukan Kelayakan Kenaikan Jabatan: Studi Kasus Pt. Abc - Jakarta." *Jurnal Teknik Informatika (Jika) Universitas Muhammadiyah*, Pp.7, 2018.

[10] Sholehin. "Penggunaan Artificial Bee Colony Untuk Optimasi Biaya Pemenuhan Gizi" Pp. 16, 2018.

[11] Silitinga, S. Y. "Implementasi Metode Multilayer Perceptron Untuk Mengetahui Produktivitas Buruh Pabrik (Studi Kasus: PT. Sinar Mas Agro Resources And Technology Tbk)" *Jurnal Pelita Informatika, Volume 8, Nomor 4*, pp.423-429, 2020.

[12] Shah, H., Ghazali, R., & Nawi, N. M. Using Artificial Bee Colony Algorithm for MLP Training on Earthquake Time Series Data Prediction. 2020


[13] Al-Kaabi, M., & Al-Bahrani, L. Modified Artificial Bee Colony Optimization Technique with Different Objective Function of Constraints Optimal Power Flow. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 13(4). 2020

[14] Hartono, Hartono, et al. "Implementation of Artificial Neural Networks with Multilayer

Perceptron for Analysis of Acceptance of Permanent Lecturers." Jurnal Mantik 4.2 (2020): 1389-1396.

Lampiran

Code : [Github](#)

Dataset :  swarm intelligence