

Laporan Hasil Model MLP Regression

Laporan ini menggunakan model Multi-Layer Perceptron (MLP) regression dengan berbagai konfigurasi untuk memprediksi data tertentu. Model ini diuji menggunakan beberapa kombinasi parameter seperti jumlah *epoch*, *learning rate*, *batch size*, fungsi aktivasi, serta arsitektur *hidden layers*. Berikut adalah analisis detail berdasarkan hasil yang diperoleh.

1. Konfigurasi Arsitektur Model

Model MLP regression yang digunakan memiliki struktur *hidden layers* sebanyak tiga lapisan dengan jumlah neuron masing-masing 16, 32, dan 64. Fungsi aktivasi yang digunakan meliputi ReLU (Rectified Linear Unit) dan Sigmoid, yang masing-masing diuji secara terpisah. Uji coba dilakukan pada 18 kombinasi parameter untuk setiap fungsi aktivasi, menghasilkan total 36 eksperimen.

2. Variasi Parameter dan Efeknya

Parameter yang divariasikan dalam pengujian meliputi:

- Jumlah epoch: 100 dan 250
- Learning rate: 1.00, 0.10, dan 0.01
- Batch size: 128, 256, dan 512

Pengaruh dari parameter-parameter ini dievaluasi berdasarkan dua metrik utama, yaitu nilai R^2 dan Mean Squared Error (MSE).

3. Hasil dan Observasi

a. Fungsi Aktivasi ReLU

Fungsi aktivasi ReLU memberikan performa yang bervariasi tergantung parameter yang digunakan:

- Pada learning rate 1.00, performa model menunjukkan hasil yang kurang optimal dengan nilai R^2 sangat rendah, mendekati atau bahkan negatif (hingga -0.005). Hal ini menunjukkan bahwa model gagal mempelajari pola dari data.
- Ketika learning rate diturunkan menjadi 0.10, performa meningkat secara signifikan, terutama pada batch size 512. Nilai R^2 tertinggi mencapai 0.602, dengan MSE sebesar 3155.48.
- Dengan learning rate 0.01, model memberikan hasil terbaik. Pada konfigurasi epoch 250 dan batch size 128, nilai R^2 mencapai 0.694 dengan MSE sebesar 2427.87. Ini menunjukkan bahwa learning rate rendah memberikan kestabilan pada proses pelatihan.

b. Fungsi Aktivasi Sigmoid

Fungsi aktivasi Sigmoid secara umum menunjukkan performa lebih rendah dibandingkan ReLU:

- Pada learning rate 1.00, nilai R^2 negatif di hampir semua pengujian, dengan MSE berkisar antara 7938.19 hingga 8121.26. Hal ini menunjukkan model mengalami underfitting.
- Dengan learning rate 0.10 dan batch size 128, performa mulai membaik dengan R^2 mencapai 0.505. Namun, ini masih lebih rendah dibandingkan konfigurasi terbaik pada ReLU.

- Learning rate 0.01 memberikan hasil terbaik untuk fungsi Sigmoid, dengan R^2 mencapai 0.683 pada konfigurasi epoch 250 dan batch size 128. Namun, nilai ini masih sedikit lebih rendah dibandingkan ReLU pada konfigurasi yang sama.

4. Analisis Performa dan Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian:

- Fungsi aktivasi ReLU memberikan performa yang lebih baik secara keseluruhan dibandingkan Sigmoid.
- Kombinasi learning rate 0.01, jumlah epoch 250, dan batch size 128 menghasilkan nilai R^2 terbaik (0.694) dengan MSE terendah (2427.87). Kombinasi ini menunjukkan bahwa model dapat mempelajari pola data dengan baik dan memberikan prediksi yang lebih akurat.
- Learning rate yang terlalu tinggi (1.00) menyebabkan ketidakstabilan dalam pelatihan, sedangkan learning rate rendah (0.01) membantu model mencapai konvergensi dengan lebih baik.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis ini, disarankan untuk menggunakan konfigurasi optimal dengan fungsi aktivasi ReLU, learning rate 0.01, epoch 250, dan batch size 128. Selain itu, eksperimen tambahan dapat dilakukan dengan meningkatkan jumlah hidden layers atau mengubah arsitektur untuk melihat apakah hasil yang lebih baik dapat dicapai.