

Laporan Hasil Model MLP Classification

Laporan ini menggunakan model Multi-Layer Perceptron (MLP) untuk klasifikasi dengan berbagai konfigurasi parameter yang berbeda untuk mengidentifikasi faktor yang memengaruhi akurasi model. Kami menguji kombinasi tiga lapisan tersembunyi (hidden layers) dengan fungsi aktivasi ReLU dan Sigmoid, berbagai jumlah *epoch*, *learning rate*, dan *batch size*. Berikut adalah narasi hasil dan analisis yang diperoleh.

1. Konfigurasi Arsitektur Model

Model MLP classification yang digunakan memiliki tiga lapisan tersembunyi dengan jumlah neuron masing-masing 16, 32, dan 64. Dua fungsi aktivasi yang diuji adalah ReLU dan Sigmoid. Setiap kombinasi parameter diuji untuk dua set jumlah *epoch* (100 dan 250), dengan tiga pilihan *learning rate* (1.00, 0.10, dan 0.01) dan tiga ukuran *batch size* (128, 256, dan 512). Dengan 36 eksperimen yang dilakukan, kami mengamati dampak masing-masing konfigurasi terhadap akurasi model.

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 diukur berdasarkan nilai accuracy model.

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 cenderung stabil di angka 0.514204 untuk semua ukuran batch size (128, 256, dan 512). Ini menunjukkan bahwa model kesulitan dalam mengoptimalkan parameter pada learning rate yang tinggi.
- Ketika learning rate diturunkan menjadi 0.10, akurasi model meningkat signifikan, terutama pada batch size 512 yang mencapai 0.645636, dan pada epoch 100, akurasi mencapai 0.640274 pada batch size 256.
- Pada learning rate 0.01, model mengalami peningkatan yang lebih stabil. Pada epoch 100, akurasi mencapai 0.651683 pada batch size 128, dan pada epoch 250, akurasi mencapai 0.653622 pada batch size 512. Ini menunjukkan bahwa learning rate yang rendah memungkinkan model untuk lebih stabil dan mencapai konvergensi yang lebih baik.

b. Fungsi Aktivasi Sigmoid

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

- Pada learning rate 1.00, akurasi model cenderung sangat rendah, bahkan mendekati 0 pada beberapa konfigurasi. Pada epoch 100 dan batch size 128, nilai akurasi hanya mencapai 0.212892, yang menunjukkan underfitting yang signifikan.

- Dengan menurunkan learning rate menjadi 0.10, akurasi model meningkat, tetapi masih berada di bawah hasil fungsi ReLU, dengan akurasi tertinggi 0.649515 pada batch size 512 pada epoch 100.
- Learning rate 0.01 menunjukkan hasil terbaik untuk fungsi Sigmoid, dengan akurasi tertinggi 0.659213 pada epoch 250 dan batch size 128. Meskipun demikian, hasil ini masih sedikit lebih rendah dibandingkan dengan hasil yang diperoleh dari ReLU pada konfigurasi serupa.

4. Analisis Performa dan Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian:

- Fungsi aktivasi ReLU memberikan hasil yang lebih konsisten dan akurat dibandingkan Sigmoid. Pada sebagian besar kombinasi parameter, ReLU menghasilkan akurasi yang lebih tinggi.
- Learning rate yang lebih rendah (0.01) secara umum memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan learning rate yang lebih tinggi (1.00), menunjukkan bahwa model lebih mampu mengoptimalkan bobot dan meminimalkan kesalahan pada learning rate yang rendah.
- Konfigurasi terbaik untuk ReLU adalah pada epoch 100, learning rate 0.01, dan batch size 128, dengan akurasi 0.651683. Untuk Sigmoid, hasil terbaik dicapai pada epoch 250, learning rate 0.01, dan batch size 128, dengan akurasi 0.659213.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis ini, kami merekomendasikan penggunaan fungsi aktivasi ReLU untuk model MLP classification, dengan learning rate 0.01 dan epoch 250, serta batch size 128. Kombinasi ini memberikan hasil yang lebih stabil dan akurat, serta dapat membantu model mencapai performa optimal. Selain itu, eksperimen lebih lanjut dengan menambah jumlah lapisan tersembunyi atau neuron di setiap lapisan dapat dilakukan untuk meningkatkan akurasi lebih lanjut.