

Nama : ARDIUS EBENEZER SIMANJUNTAK

NIM : 1103210208

KELAS : TK-45-G04

Penggunaan model MLP ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh berbagai kombinasi hyperparameter terhadap performa model Multi-Layer Perceptron (MLP) yang diterapkan pada dataset Abalone. Kami menguji beberapa hyperparameter utama, yaitu jumlah hidden layers, fungsi aktivasi, learning rate, batch size, dan jumlah epoch. Untuk mempercepat pencarian, eksperimen dilakukan dengan pendekatan randomized search, di mana kami memilih kombinasi acak dari berbagai nilai hyperparameter dan mengevaluasi hasilnya berdasarkan akurasi model.

Berdasarkan hasil eksperimen, pengaruh jumlah hidden layers terhadap performa model tersebut sangat signifikan. Model yang menggunakan lebih dari satu hidden layer, seperti kombinasi [16, 32, 64], menunjukkan performa yang lebih baik daripada model dengan satu hidden layer seperti [4] atau [8]. Hal ini menunjukkan bahwa model dengan lebih banyak layer tersembunyi memiliki kapasitas lebih besar untuk menangkap pola-pola yang lebih kompleks dalam data. Sebaliknya, model dengan sedikit layer tersembunyi cenderung memiliki akurasi yang lebih rendah karena keterbatasan dalam menangani kompleksitas data.

Selain jumlah hidden layers, fungsi aktivasi juga berperan penting dalam menentukan performa model. Fungsi aktivasi ReLU terbukti memberikan hasil yang paling optimal di antara semua yang diuji. ReLU membantu menghindari masalah vanishing gradient yang sering terjadi pada fungsi aktivasi lain seperti Sigmoid atau Tanh, yang membuat pelatihan model dengan kedalaman lebih besar menjadi lebih lambat dan sulit konvergen. Fungsi aktivasi Identity tidak memberikan perubahan signifikan pada output neuron, sehingga model dengan fungsi ini cenderung menghasilkan akurasi yang lebih rendah karena tidak memberikan non-linearity yang dibutuhkan untuk pembelajaran yang efektif.

Pengaruh learning rate terhadap performa model juga cukup jelas. Nilai learning rate yang lebih kecil, seperti 0.001 atau 0.0001, cenderung menghasilkan akurasi yang lebih baik, terutama pada model yang dilatih dalam jumlah epoch yang lebih banyak. Learning rate yang lebih kecil memungkinkan model untuk melakukan konvergensi dengan lebih stabil, menghindari lonjakan besar dalam pembaruan bobot yang dapat menyebabkan model tidak stabil atau gagal menemukan solusi yang optimal. Sebaliknya, learning rate yang besar, seperti 10 atau 1, sering kali mengarah pada konvergensi yang cepat, tetapi tidak mencapai akurasi terbaik karena pembaruan yang terlalu besar menyebabkan model kehilangan titik optimal.

Batch size juga mempengaruhi kinerja model, dengan batch size yang lebih besar seperti 128, 256, atau 512 cenderung menghasilkan hasil yang lebih baik. Penggunaan batch size yang besar memberi model lebih banyak data untuk diproses dalam setiap iterasi, yang membantu mempercepat konvergensi dan meningkatkan kestabilan pelatihan. Sebaliknya, batch size yang kecil seperti 16 atau 32 dapat memperlambat proses pelatihan karena model perlu melakukan lebih banyak pembaruan bobot untuk setiap epoch, yang mungkin menyebabkan fluktuasi dalam gradien dan mengurangi akurasi.

Model dengan jumlah epoch yang lebih tinggi, seperti 100 atau 250 menghasilkan akurasi yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model membutuhkan lebih banyak waktu untuk belajar dan mengoptimalkan bobotnya agar dapat mencapai performa terbaik. Model yang hanya dilatih selama 1 atau 10 epoch biasanya memiliki akurasi yang lebih rendah karena belum cukup waktu untuk mempelajari pola dalam data secara mendalam.

