

Analisis Kodingan dan Output Heart

1. Struktur dan Fungsi Kodingan

- **Preprocessing Data:** Dataset *heart.csv* diproses dengan memisahkan fitur (X) dan target (y). Data kemudian dinormalisasi menggunakan `StandardScaler` untuk memastikan distribusi data memiliki nilai rata-rata 0 dan standar deviasi 1. Hal ini membantu meningkatkan konvergensi saat melatih model.
- **Model MLP:** Model MLP (Multilayer Perceptron) dibangun secara modular menggunakan fungsi `create_mlp`, dengan jumlah lapisan tersembunyi, jumlah neuron, dan fungsi aktivasi yang dapat disesuaikan. Model diakhiri dengan lapisan output yang memiliki 2 neuron, sesuai dengan tugas klasifikasi biner (target 0 atau 1).
- **Pelatihan dan Evaluasi:** Fungsi `train_and_evaluate` menggunakan *DataLoader* untuk melatih model secara batch. Optimizer Adam dan fungsi loss `CrossEntropyLoss` digunakan, keduanya sangat cocok untuk tugas klasifikasi. Evaluasi dilakukan dengan menghitung akurasi dan loss baik pada data pelatihan maupun pengujian.

2. Analisis Output

- **Pengaruh Hyperparameter:**
 - **Jumlah Lapisan Tersembunyi:** Model dengan 3 lapisan tersembunyi cenderung menghasilkan akurasi pengujian yang lebih tinggi dibandingkan model dengan 1 atau 2 lapisan, menunjukkan bahwa kompleksitas tambahan dapat membantu menangkap pola dalam data.
 - **Fungsi Aktivasi:** Fungsi aktivasi Softmax memberikan performa terbaik, meskipun fungsi lain seperti ReLU mungkin lebih umum digunakan. Pemilihan fungsi aktivasi harus disesuaikan dengan data dan tugas spesifik.
 - **Learning Rate:** Learning rate 0.1 terlihat menghasilkan konvergensi yang baik dalam beberapa eksperimen, namun nilai yang terlalu besar atau kecil dapat mengurangi performa.
 - **Ukuran Batch:** Batch besar seperti 512 tampaknya membantu model mencapai akurasi yang lebih stabil, meskipun batch yang lebih kecil mungkin memberikan hasil fluktuatif.
- **Hasil Terbaik dan Terburuk:**
 - **Konfigurasi Terbaik:**
 - Hidden Layers: 3, Neurons: 32, Activation: Softmax, Epochs: 25, Learning Rate: 0.1, Batch Size: 512
 - Akurasi Pengujian: 84.09% Konfigurasi ini menunjukkan bahwa kombinasi model yang lebih kompleks (lapisan dan neuron) dengan fungsi aktivasi Softmax memberikan generalisasi yang lebih baik.

- **Konfigurasi Terburuk:**

- Hidden Layers: 2, Neurons: 32, Activation: Sigmoid, Epochs: 10, Learning Rate: 0.1, Batch Size: 256
- Akurasi Pengujian: 19.81% Hal ini menunjukkan bahwa fungsi aktivasi Sigmoid pada arsitektur tertentu dapat menyebabkan masalah vanishing gradient.