### Báo cáo: Huấn luyện Mạng Neuron Nhân Tạo (DNN) trên Dữ liệu MNIST

#### 1. ****Mục Tiêu****

Bài toán được giải quyết trong báo cáo này là phân loại hình ảnh chữ số viết tay từ bộ dữ liệu MNIST bằng một mạng neuron nhân tạo (DNN). Mục tiêu chính là huấn luyện một mô hình DNN, thử nghiệm với các bộ siêu tham số khác nhau và đánh giá độ chính xác trên tập kiểm thử.

#### ****Chuẩn Bị Dữ Liệu****

#### ****Dữ liệu****: Bộ dữ liệu MNIST chứa các hình ảnh chữ số từ 0 đến 9, với tổng cộng 60,000 ảnh huấn luyện và 10,000 ảnh kiểm thử. Mỗi ảnh có kích thước 28x28 pixel.

**Tiền xử lý**:

**Chuẩn hóa**: Các giá trị pixel trong ảnh được chuẩn hóa vào khoảng [0, 1] bằng cách chia cho 255.

**Chuyển đổi nhãn**: Nhãn của các ảnh được chuyển đổi thành dạng one-hot encoding, giúp mạng neuron có thể phân loại được 10 lớp (0 đến 9).

#### 3. ****Mô Hình****

Mô hình DNN sử dụng:

**Lớp đầu vào**: 784 đặc trưng (28x28 pixels).

**Lớp ẩn**: Có kích thước thay đổi tùy thuộc vào các bộ siêu tham số được thử nghiệm.

**Lớp đầu ra**: 10 đặc trưng (tương ứng với 10 chữ số từ 0 đến 9).

Mô hình có thể sử dụng hai hàm kích hoạt khác nhau cho lớp ẩn:

**ReLU** (Rectified Linear Unit) được sử dụng phổ biến cho các lớp ẩn.

**Sigmoid** được sử dụng cho các thử nghiệm khác.

#### 4. ****Các Hàm Kích Hoạt****

**Sigmoid**: Sử dụng cho lớp đầu ra (softmax là sự mở rộng của sigmoid cho đa lớp).

**ReLU**: Sử dụng cho các lớp ẩn để giúp mô hình học được các đặc trưng phức tạp hơn.

#### 5. ****Lan Truyền Tiến và Lan Truyền Ngược****

**Forward Propagation**: Mô hình tính toán giá trị đầu ra từ lớp đầu vào đến lớp đầu ra thông qua lớp ẩn.

**Backward Propagation**: Mô hình cập nhật trọng số của các lớp bằng phương pháp Gradient Descent.

#### 6. ****Đánh Giá Mô Hình****

**Mất mát**: Mô hình sử dụng hàm mất mát **Cross-Entropy Loss** để tính toán sự sai lệch giữa dự đoán và giá trị thực tế.

**Độ chính xác**: Mô hình được đánh giá bằng độ chính xác trên tập kiểm thử, tính bằng tỷ lệ số dự đoán đúng trên tổng số dự đoán.

#### 7. ****Các Bộ Siêu Tham Số****

Để tìm kiếm bộ siêu tham số tốt nhất, các thử nghiệm được thực hiện với các bộ siêu tham số khác nhau:

**Kích thước lớp ẩn**: Các kích thước lớp ẩn khác nhau từ 16 đến 128.

**Tốc độ học**: Thử nghiệm với các tốc độ học từ 0.001 đến 0.1.

**Kích thước batch**: Sử dụng các kích thước batch từ 16 đến 128.

#### 8. ****Kết Quả****

Các kết quả huấn luyện và đánh giá được trình bày qua độ chính xác trung bình và độ lệch chuẩn của mô hình trên 5 lần thử nghiệm với mỗi bộ siêu tham số. Các siêu tham số được thử nghiệm như sau:

(32, 0.1, 16, 'relu')

(16, 0.01, 64, 'sigmoid')

(64, 0.001, 32, 'relu')

(128, 0.05, 128, 'sigmoid')

(32, 0.005, 64, 'relu')

Biểu đồ kết quả được vẽ để so sánh độ chính xác của từng bộ siêu tham số.

#### ****Kết Luận****

#### Mô hình DNN đã đạt được độ chính xác khá tốt trong việc phân loại hình ảnh chữ số viết tay từ bộ dữ liệu MNIST.

Các bộ siêu tham số với kích thước lớp ẩn lớn hơn và tốc độ học phù hợp đã cho thấy hiệu suất tốt nhất

Việc thay đổi hàm kích hoạt và tốc độ học ảnh hưởng rõ rệt đến kết quả, đặc biệt là khi sử dụng **ReLU** cho lớp ẩn.

10. **Đề Xuất**

Thử nghiệm thêm với các cấu trúc mạng phức tạp hơn như Mạng CNN (Convolutional Neural Network) để cải thiện độ chính xác.

Tăng số lượng epochs huấn luyện để mô hình học sâu hơn và tối ưu hơn.

### Các Biểu Đồ Kết Quả

Biểu đồ thể hiện sự so sánh giữa các bộ siêu tham số và độ chính xác đạt được, với các thanh có độ lệch chuẩn (standard deviation) để thấy sự ổn định của mô hình qua các lần thử nghiệm.