MLP-Multi-Layer-Perceptron (MNIST)

By Leon Davis.

Este proyecto implementa una red neuronal perceptrón multicapa (MLP) entrenada para reconocer dígitos del 0 al 9 utilizando el dataset MNIST. Se ha desarrollado en C++ usando CMake como sistema de construcción y OpenCV para el manejo de imágenes.

Requisitos

- CMake >= 3.10
- OpenCV >= 4.0

Asegúrate de tener instalados los requisitos antes de compilar.

🚀 Instalación

Clona el repositorio y entra en la carpeta del proyecto:

```
git clone https://github.com/LeonDavisCoropuna/MLP-Multi-Layer-Perceptron.git
cd MLP-Multi-Layer-Perceptron
```

Dale permisos de ejecución al script principal:

```
chmod +x run.sh
```

Ejecuta el script para compilar y correr:

```
./run.sh
```

Estructura del proyecto

```
tree --dirsfirst -I 'mnist data|build|venv'
 — images
   and_tanh_sigmoid_console.png
   ├─ or tanh sigmoid console.png
   result_minst_20_epochs.png
   ├─ result_minst_30_epochs.png
   ├─ xor relu relu console.png
   ├─ xor relu relu.png
    xor_sigmoid_sigmoid_console.png
   ├─ xor sigmoid sigmoid.png
   ├─ xor tanh sigmoid console.png
   ├─ xor tanh sigmoid.png
   math tanh_console.png
   └─ xor_tanh_tanh.png
 — models
   ├─ MLP.hpp
```

```
├─ perceptron.hpp
   - numbers
   ├─ Captura desde 2025-05-19 16-56-22.png
  ├── Captura desde 2025-05-19 16-58-38.png
   ├─ Captura desde 2025-05-19 17-06-35.png
   ├ ...
  — convert.py
 — save_models
   ├─ minst test.txt
   ├─ minst weights.txt
├─ utils
   ├─ activations.hpp
  ├─ load dataset.hpp
  ├─ loss.hpp
  ├─ optimizer.hpp
  └─ test image.hpp
├─ mnist_data
   ├─ train
   <del>-</del> 1
     └ ...
     test
       <u></u> 1
       └ ...
├─ CMakeLists.txt
├─ Lab3 MLP Leon Davis.pdf
├─ LICENSE
├─ main.cpp
- README.md
- README XOR.md
├─ run.sh
├─ test.cpp
— training outputs.txt
└─ xor.cpp
5 directories, 43 files
```

Nota: La carpeta mnist_data contiene dos subcarpetas (train y test) con las imágenes del dataset MNIST organizadas por dígito.

Funcionalidades útiles

Cargar pesos preentrenados

Puedes cargar pesos guardados previamente utilizando:

```
mlp.load_model_weights("save_models/minst_weights.txt");
```

Predecir a partir de una imagen

Para predecir un dígito a partir de una imagen personalizada:

```
flatten_image_to_vector_and_predict("numbers/cinco_5.png", mlp);
```

Esto cargará la imagen cinco 5.png, la preprocesará y mostrará la predicción del modelo MLP entrenado.

Claro, continuemos con la sección **## Implementación** explicando el código del MLP (Multi-Layer Perceptron) paso a paso.

X Implementación

A continuación, se presenta una clase MLP que representa una red neuronal multicapa (Multi-Layer Perceptron) en C++. Esta implementación se basa en la clase SingleLayerPerceptron y proporciona funcionalidades para entrenamiento, evaluación, predicción y guardado/carga de pesos del modelo.

Atributos principales

```
float learning_rate;
vector<int> num_layers;
int num_inputs;
vector<SingleLayerPerceptron *> layers;
vector<vector<float>> output_layers;
vector<ActivationFunction *> activations;
Loss *loss_function;
int last_output_size = -1;
Optimizer *optimizer;
```

- learning rate : tasa de aprendizaje usada en la actualización de pesos.
- num_layers: vector que define la cantidad de neuronas por capa.
- layers: cada elemento representa una capa | SingleLayerPerceptron |.
- activations : funciones de activación por capa.
- loss function : función de pérdida (e.g. MSE, CrossEntropy).
- optimizer: permite usar distintos optimizadores (SGD, Adam, etc.).
- last output size : usado para conectar capas dinámicamente.
- output layers : almacena las salidas de cada capa tras un forward .

Constructores

Constructor con arquitectura definida:

```
MLP(float _learning_rate, vector<int> _num_layers,
    vector<ActivationFunction *> _activations, Loss *_loss_function)
```

- Define la arquitectura completa de entrada.
- Instancia cada SingleLayerPerceptron con su función de activación correspondiente.

Constructor dinámico:

```
MLP(float _learning_rate, Optimizer *_optimizer)
```

• Permite construir la red dinámicamente usando add_input_layer y add_layer.

+ Métodos de construcción

Añadir capa de entrada:

```
void add_input_layer(int input_size, int num_neurons, ActivationFunction *activationFunction)
```

• Inicializa la red con la capa de entrada.

Añadir capas ocultas:

```
void add_layer(int num_neurons, ActivationFunction *activationFunction)
```

• Añade una capa oculta o de salida, usando la salida previa como entrada.

Predicción

int predict(const vector<float> &input)

- Aplica un forward y devuelve la clase predicha:
 - Binario: si solo hay una salida, umbral de 0.5.
 - Multiclase: índice de la salida con valor más alto.

🔁 Forward propagation

```
vector<float> forward(vector<float> batch inputs)
```

• Calcula la salida de la red hacia adelante, almacenando cada salida intermedia.

Entrenamiento

```
void train(int num epochs, const vector<vector<float>> &X, const vector<float> &Y)
```

- Entrena la red:
 - 1. Para cada epoch, se recorre todo el dataset.
 - 2. Se realiza forward para cada muestra.
 - 3. Se calcula la pérdida (loss).
 - 4. Se realiza backpropagation:
 - Se propaga el error desde la última capa (backward_output_layer) hacia las ocultas (backward_hidden_layer).
 - Se actualizan los pesos (update weights).
 - 5. Imprime la pérdida y precisión por epoch.

📊 Evaluación

float evaluate(const vector<vector<float>> &X_test, const vector<float> &Y_test)

- Evalúa la red sobre datos de prueba.
- Calcula e imprime la precisión final.

💾 Guardado de pesos

void save model weights(const std::string &filename)

- Guarda los pesos de cada neurona en un archivo de texto plano.
- Formato legible, útil para análisis o reproducibilidad.

📂 Carga de pesos

void load model weights(const std::string &filename)

- Carga los pesos desde un archivo previamente guardado.
- Verifica consistencia en cantidad de capas y neuronas.

Destructor

~MLP()

· Libera memoria reservada dinámicamente para las capas, funciones de activación y pérdida.

Utilidades

Clases de Funciones de Activación

Cada clase hereda de ActivationFunction , una interfaz base que define el comportamiento general de las funciones de activación: activate() , derivative() , initialize_weights() y activate_vector() (opcional).

- ReLU (Rectified Linear Unit)
 - activate(x) : devuelve x si es positivo, 0 si es negativo.
 - derivative(x): devuelve 1 si x > 0, 0 en otro caso.
- initialize_weights() : inicializa los pesos con distribución uniforme escalada con sqrt(2 / num_inputs) (He initialization).
- Tanh
 - activate(x): retorna tanh(x), que transforma el valor a un rango entre -1 y 1.
 - derivative(x): 1 tanh(x)^2, que es la derivada de tanh.
 - initialize_weights() : usa una distribución uniforme escalada por sqrt(1 / num_inputs) (Xavier initialization).
- Sigmoid
 - activate(x): función logística: 1 / (1 + exp(-x)), salida entre 0 y 1.
 - derivative(x) : sigmoid(x) * (1 sigmoid(x)).
 - initialize_weights(): igual que Tanh, usa Xavier initialization.

Softmax

- Se usa generalmente en la capa de salida para clasificación multiclase.
- activate(x): no aplica individualmente a un escalar. Aquí solo está por compatibilidad.
- activate_vector(vector) : aplica softmax al vector completo:
 - 1. Resta el valor máximo (estabilidad numérica).
 - 2. Aplica exp.
 - 3. Normaliza dividiendo entre la suma.
- derivative(x) : no se usa directamente.
- requires_special_output_gradient() : devuelve | true |, indicando que debe manejarse especialmente (como en cross-entropy + softmax).

Carga de Dataset: load_dataset()

Esta función carga un conjunto de imágenes PNG en escala de grises desde una carpeta:

- 1. **Detecta etiquetas** en el nombre del archivo con regex (label N.png).
- 2. Lee imágenes con OpenCV (cv::imread).
- 3. **Normaliza** cada píxel a rango [0, 1].
- 4. Aplana la imagen a un vector 1D.
- 5. Devuelve un pair : lista de imágenes (X) y etiquetas (Y).

Predicción desde Imagen: flatten_image_to_vector_and_predict()

Función útil para probar el modelo con una imagen individual.

- 1. Lee la imagen en escala de grises.
- 2. La redimensiona a 28×28 (como MNIST).
- 3. La binariza (blanco y negro) con un **umbral** de 128.
- 4. Muestra la matriz 28×28 por consola.
- 5. Aplana y normaliza la imagen.
- 6. Llama al método predict() del MLP y muestra el resultado.

🌞 Optimizadores: SGD y Adam

Ambos heredan de la clase abstracta Optimizer.

• SGD (Stochastic Gradient Descent)

• Actualiza los pesos con la fórmula estándar:

```
\ w_i = w_i - \det \cdot \frac{L}{\langle u_i \ w_i \ }
```

Adam (Adaptive Moment Estimation)

- Mantiene **promedios móviles** de los gradientes y sus cuadrados:
 - m weights: primer momento (media).
 - v_weights : segundo momento (varianza).
- Usa corrección de sesgo (bias correction) para ajustar m hat y v hat.
- Mejora la estabilidad del entrenamiento especialmente con tasas de aprendizaje más grandes.

Entrenamiento

Este programa en C++ carga un modelo de red neuronal multicapa (MLP) para clasificar imágenes del conjunto de datos MNIST. A continuación se explica paso a paso cada parte del código:

1. Inclusión de cabeceras

```
#include "models/MLP.hpp"
#include "utils/load_dataset.hpp"
#include <chrono>
```

Se incluyen:

- El modelo MLP (una red neuronal feedforward).
- La utilidad load_dataset.hpp para cargar datos de imagen.
- <chrono> para medir el tiempo de entrenamiento.

2. Inicialización del generador aleatorio

```
mt19937 Perceptron::gen(32);
```

Se inicializa un generador de números aleatorios con semilla 32, usado probablemente en la inicialización de pesos en la clase Perceptron .

3. Función principal main()

Carga de los datos

```
auto train_data = load_dataset("mnist_data/saved_images/train");
auto test_data = load_dataset("mnist_data/saved_images/test");
```

- Se cargan las imágenes de entrenamiento y prueba desde las carpetas locales.
- train data y test data son pares std::pair<vector, vector> con imágenes y etiquetas.

```
std::cout << "Cargadas " << train_data.first.size() << " imágenes de entrenamiento." << std::endl;
std::cout << "Cargadas " << test_data.first.size() << " imágenes de prueba." << std::endl;</pre>
```

Se imprime cuántas imágenes se han cargado.

4. Configuración del modelo MLP

```
float learning_rate = 0.001f;
Optimizer *sgd = new SGD(learning_rate);
MLP mlp(learning_rate, sgd);
```

- Se define la tasa de aprendizaje.
- Se instancia un optimizador SGD .
- Se crea un modelo MLP con ese optimizador.

```
mlp.add_input_layer(784, 128, new ReLU());
mlp.add_layer(64, new ReLU());
mlp.add_layer(10, new Softmax());
mlp.set_loss(new CrossEntropyLoss());
```

- Se define la arquitectura de la red:
 - Capa de entrada: 784 neuronas (28x28 px), 128 de salida con activación ReLU.
 - Capa oculta: 64 neuronas con ReLU.
 - Capa de salida: 10 neuronas (dígitos del 0 al 9) con Softmax.
- Se define la función de pérdida como entropía cruzada.

5. Medición del tiempo de entrenamiento

```
auto start_time = std::chrono::high_resolution_clock::now();
```

Se inicia el conteo del tiempo.

```
mlp.train(30, train_data.first, train_data.second);
//mlp.load_model_weights("save_models/minst_weights.txt");
```

- En el entrenamiento se indican las epocas (30) junto con los datos de entrenamiento y evaluacion
- En caso de haber entrenado el modelo anteriormente ya no es necesario entrenar desde cero, se cargan pesos preentrenados.

```
auto end_time = std::chrono::high_resolution_clock::now();
std::chrono::duration<double> duration = end_time - start_time;
std::cout << "Tiempo total de entrenamiento: " << duration.count() << " segundos" << std::endl;</pre>
```

Se calcula e imprime el tiempo total que tomó cargar el modelo (o entrenarlo, si se usa la línea comentada). Luego se prueba el modelo en el conjunto de evaluación y se imprime el accuracy.

• Ejemplo de salida en el entrenamiento

```
🚀 Ejecutando el programa...
Cargadas 60000 imágenes de entrenamiento.
Cargadas 10000 imágenes de prueba.
Epoch 1, Loss: 0.367716, Accuracy: 89.4567%
Epoch 2, Loss: 0.176962, Accuracy: 94.8083%
Epoch 3, Loss: 0.130999, Accuracy: 96.1583%
Epoch 4, Loss: 0.10431, Accuracy: 96.96%
Epoch 5, Loss: 0.0862045, Accuracy: 97.51%
Epoch 6, Loss: 0.0728901, Accuracy: 97.885%
Epoch 7, Loss: 0.0625226, Accuracy: 98.2117%
Epoch 8, Loss: 0.0540862, Accuracy: 98.5067%
Epoch 9, Loss: 0.0470896, Accuracy: 98.7167%
Epoch 10, Loss: 0.0411038, Accuracy: 98.945%
Epoch 11, Loss: 0.0360036, Accuracy: 99.0967%
Epoch 12, Loss: 0.0315348, Accuracy: 99.26%
Epoch 13, Loss: 0.0276894, Accuracy: 99.3767%
Epoch 14, Loss: 0.0243102, Accuracy: 99.4933%
Epoch 15, Loss: 0.0213317, Accuracy: 99.58%
Epoch 16, Loss: 0.0187413, Accuracy: 99.65%
Epoch 17, Loss: 0.0165007, Accuracy: 99.7283%
Epoch 18, Loss: 0.0145453, Accuracy: 99.7817%
Epoch 19, Loss: 0.0128502, Accuracy: 99.8283%
Epoch 20, Loss: 0.0113212, Accuracy: 99.8567%
Epoch 21, Loss: 0.0100573, Accuracy: 99.8933%
Epoch 22, Loss: 0.00889634, Accuracy: 99.9217%
Epoch 23, Loss: 0.00795643, Accuracy: 99.9433%
Epoch 24, Loss: 0.00709002, Accuracy: 99.9567%
Epoch 25, Loss: 0.00636622, Accuracy: 99.9667%
Epoch 26, Loss: 0.00573744, Accuracy: 99.975%
Epoch 27, Loss: 0.00519832, Accuracy: 99.9817%
Epoch 28, Loss: 0.00471145, Accuracy: 99.9817%
Epoch 29, Loss: 0.0042833, Accuracy: 99.985%
Epoch 30, Loss: 0.00391197, Accuracy: 99.9867%
Tiempo total de entrenamiento: 2999.45 segundos
=== Evaluación sobre 10 muestras de test ===
Muestra 0 — Verdadero: 5, Predicción: 5
Muestra 1 — Verdadero: 5, Predicción: 5
Muestra 2 — Verdadero: 6, Predicción: 6
Muestra 3 — Verdadero: 1, Predicción: 1
Muestra 4 — Verdadero: 2, Predicción: 2
Muestra 5 — Verdadero: 2, Predicción: 2
Muestra 6 — Verdadero: 4, Predicción: 4
Muestra 7 — Verdadero: 7, Predicción: 7
Muestra 8 - Verdadero: 2, Predicción: 2
Muestra 9 — Verdadero: 4, Predicción: 4
Evaluation Results:
 - Test samples: 10000
 - Correct predictions: 9779
 - Accuracy: 97.79%
```

Notas adicionales

También se muestran líneas comentadas para:

- · Entrenar el modelo.
- Evaluar todo el conjunto de prueba.
- Guardar los pesos del modelo entrenado.

Estas funcionalidades están disponibles y pueden activarse fácilmente.

Ejemplos de salidas

```
Consolidate compiler generated dependencies of target test
[100%] Built target test
🚀 Ejecutando el programa...
Advertencia: número de capas en el archivo (0) no coincide con el modelo (3).
Pesos del modelo cargados desde: save models/minst weights.txt
Matriz de píxeles (28x28) en blanco y negro:
Predicción del MLP: 2
```

```
[100%] Linking CXX executable test
[100%] Built target test
🚀 Ejecutando el programa...
Advertencia: número de capas en el archivo (0) no coincide con el modelo (3).
Pesos del modelo cargados desde: save models/minst weights.txt
Matriz de píxeles (28x28) en blanco y negro:
Predicción del MLP: 3
```

```
[100%] Linking CXX executable test
[100%] Built target test
🚀 Ejecutando el programa...
Advertencia: número de capas en el archivo (0) no coincide con el modelo (3).
Pesos del modelo cargados desde: save models/minst weights.txt
Matriz de píxeles (28x28) en blanco y negro:
Predicción del MLP: 7
```