# MNIST 实验指导

# 实验概览

### 实验目的

- 1. 了解 机器学习 的基本概念, 掌握神经网络的基本原理。
- 2. 熟悉 MNIST 数据集的特点,理解其在模式识别中的应用。
- 3. 掌握 TensorFlow.js 的基础知识,学会使用 JavaScript 进行机器学习模型的搭建、训练和推理。
- 4. 提高代码实现能力, 掌握模型训练、优化和评估的流程。

### 实验要求

- 1. 了解 机器学习 的基本概念。
- 2. 理解 MNIST 数据集的结构及其适用场景。
- 3. 搭建基于 TensorFlow.js 的机器学习环境。
- 4. 训练并测试 手写数字识别模型,分析其性能。
- 5. 能够对模型进行优化,提高识别精度。

# 提交内容

实验文件夹里除了 node\_modules 之外的所有内容, 打成压缩包。

## 提交地址

https://icloud.qd.sdu.edu.cn:7777/link/0D769E6A5F2102FA16227F594D4A07EF

## 截止日期

4月6日

# 1. 机器学习与 MNIST 数据集

### 1.1 机器学习

机器学习(Machine Learning, ML) 是一种让计算机从数据中自动学习规律,并在没有明确编程指令的情况下进行预测或决策的方法。它通过算法分析数据,寻找模式,并用于解决分类、回归、聚类等问题。

#### 机器学习主要分为:

- 监督学习: 使用带标签的数据训练模型, 如图像识别、语音识别。
- 无监督学习: 在无标签数据中发现结构, 如聚类分析。
- 强化学习:通过奖励机制学习最佳策略,如游戏 AI、机器人控制。

它广泛应用于推荐系统、自动驾驶、医疗诊断等领域。

在本实验中, 我们使用监督学习, 通过 主成分分析 方法对图片降维, 训练一个能够识别手写数字的模型。

### 1.2 MNIST 数据集

MNIST(Modified National Institute of Standards and Technology) 是机器学习领域中一个著名的手写数字数据集。它包含 60,000 张训练图片和 10,000 张测试图片,每张图片为 28×28 像素的灰度图,表示 0 到 9 之间的手写数字。

#### MNIST 数据集的特点:

- 1. 格式简单:每张图片由 784 个像素(28×28)构成,每个像素的取值范围是 0 到 255,表示灰度值。
- 2. 标签明确:每张图片对应一个数字(0~9),用于训练和测试分类模型。
- 3.广泛应用: MNIST 被广泛用于 机器学习入门, 是评估图像分类算法的经典数据集。

在实验中,我们会使用 TensorFlow.js 处理 MNIST 数据,并训练一个神经网络模型,实现手写数字分类任务。

# 2. 数据处理

# 2.1 下采样

#### 2.1.1 简介

图片下采样(Downsampling) 是一种减少图像尺寸的方法,主要用于降低计算量、减少存储需求,同时保留主要特征。

常见的下采样方法包括:

- 邻近采样(Nearest Neighbor): 直接选择最接近的像素,简单但可能失真。
- 双线性插值(Bilinear Interpolation):通过周围像素加权平均,效果较平滑。
- 池化(Pooling):如最大池化(Max Pooling),取区域内最大值,常用于卷积神经网络(CNN)。

下采样广泛应用于图像处理、计算机视觉和深度学习、如提高神经网络的计算效率。

#### 2.1.2 常见的池化方法

### 最大池化(Max Pooling)

- 方法: 在一定窗口(如 2×2)内,取最大值作为输出。
- 特点: 保留最显著的特征, 丢弃无关信息, 适用于边缘检测、目标检测等任务。
- 示例 (2×2 池化, 步长 2):

```
输入:
1
2
    [[1, 3, 2, 4],
     [5, 6, 1, 2],
3
     [3, 8, 2, 6],
4
     [7, 2, 5, 3]]
5
6
7
    取 2×2 区域的最大值:
    [[6, 4],
8
9
     [8, 6]]
```

- 优点: 突出重要特征,减少背景噪声。
- 缺点:可能会丢失一些全局信息。

#### 平均池化(Average Pooling)

- 方法: 在一定窗口内计算平均值作为输出。
- 特点: 平滑特征,减少噪声,适用于风格迁移、低级特征提取。
- 示例 (2×2 池化, 步长 2):

```
输入:
1
2
    [[1, 3, 2, 4],
    [5, 6, 1, 2],
3
     [3, 8, 2, 6],
4
     [7, 2, 5, 3]]
5
6
7
    取 2×2 区域的平均值:
    [[3.75, 2.25],
8
    [5.00, 4.00]]
9
```

• 优点:保留更多背景信息,减少过拟合。

• 缺点:可能会导致特征模糊,影响分类效果。

# 2.2 主成分分析(Principal Component Analysis)

#### 2.2.1 简介

主成分分析 是一种降维方法,用于从高维数据中提取主要特征,同时减少数据维度,常用于数据压缩、特征提取、可视化等任务。它通过找到数据的主要方向(主成分),使得尽可能多的信息被保留在较少的维度中。

#### 2.2.2 算法

假设数据集有n个样本,每个样本有d维特征,PCA的计算步骤如下:

#### 1. 数据标准化

• 计算每个特征的均值,并减去均值,使数据中心化。

#### 2. 计算协方差矩阵

• 协方差矩阵表示特征之间的相关性, 公式为:

$$C = rac{1}{n-1} X^T X$$

#### 3. 计算特征值和特征向量

- 通过特征分解或 SVD 方法、求协方差矩阵的特征值和特征向量。
- 特征向量表示主成分的方向,特征值表示主成分的重要性。

#### 4. 选择前 k 个主成分(最大特征值对应的特征向量)

选取前 k 个最大特征值对应的特征向量, 作为新的低维基。

#### 5. 数据投影到新空间

• 用选定的主成分矩阵 W 变换原始数据:

• 得到降维后的数据。

#### 2.2.2 应用

• 数据降维:如图像压缩、去除冗余信息。

• 数据可视化:将高维数据降至 2D/3D 方便分析。

• 去噪: 保留主要特征,减少噪声干扰。

# 3. TensorFlow.js

# 3.1 TensorFlow.js 简介

TensorFlow.js(tfjs) 是 Google 开发的 基于 JavaScript 的机器学习库,它支持:

- 在浏览器端运行神经网络,无需服务器支持。
- 使用 GPU 加速, 提升计算效率。
- 加载和部署预训练模型,或从头训练新的模型。

## 3.2 TensorFlow.js 的核心功能

- 1. 创建张量 (Tensors):
  - 在 tfjs 中,数据以张量(Tensor)形式表示,如 tf.tensor2d()处理二维数据。
- 2. 搭建神经网络:
  - 通过 tf.sequential() 创建模型。
  - 添加不同类型的神经网络层,如 tf.layers.dense() (全连接层)、 tf.layers.conv2d() (卷 积层)。
- 3. 训练模型:
  - 通过 model.fit() 进行训练,使用 MNIST 数据优化模型参数。
- 4. 模型推理:
  - 通过 model.predict() 在浏览器端进行手写数字识别。

# 4. MNIST 数字识别

### 4.1 实验简介

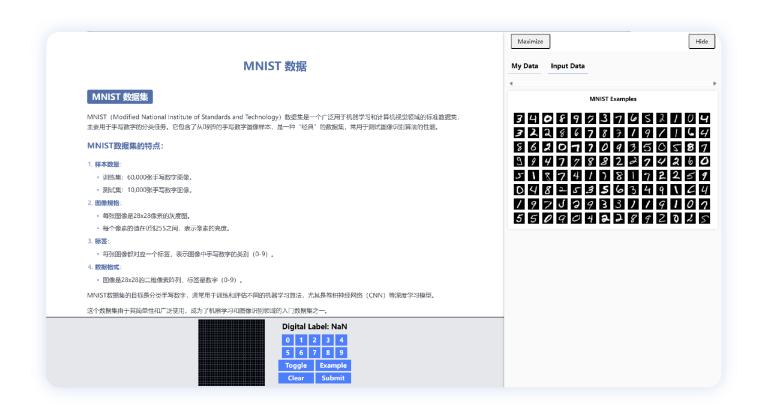
本次实验要求使用 TensorFlow.js 进行 MNIST 识别。

为了加速模型训练,首先对输入图片进行下采样,减少分辨率,以降低数据的维度和计算量。接着,使用主成分分析 对降维后的图片数据进行进一步处理,提取主要特征并去除冗余信息。最后,将经过主成分分析处理后的特征输入到分类模型中进行训练,以提高训练效率,同时尽可能保留关键信息,确保分类精度。

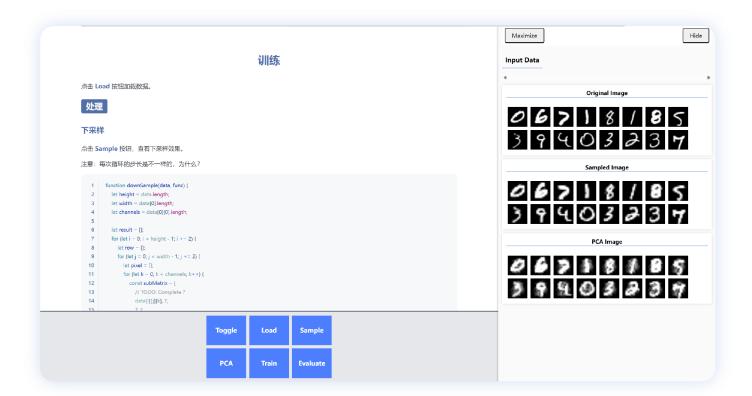
具体实验流程参考压缩包里的 readme.md

### 4.2 实验流程

#### 4.2.1 数据



#### 4.2.2 训练



### 4.2.3 实践

