

**实验报告**

# 基于残差网络的MNIST图像分类

# 与抗噪声性能评估

|  |  |
| --- | --- |
| 学号 | 姓名 |
| 2022112818 | 章明辉 |
| 2022111699 | 常添 |

## 一、实验目的

本实验旨在基于 ResNet 模型对手写数字识别任务进行训练与评估，并通过引入不同程度的图像噪声，观察网络的鲁棒性和抗干扰能力。实验同时验证了残差学习结构在小样本、小图像任务中的有效性。

## 二、模型结构设计

本项目使用 **ResNet18** 结构为基础，并针对 **MNIST 小图像数据集**进行了适配与修改：

### 模型结构（ResNet18MNIST）：

| **层级** | **配置修改** | **说明** |
| --- | --- | --- |
| 输入层 | 修改为 Conv2d(1, 64, 3×3) | MNIST 是单通道灰度图像 |
| 下采样池化层 | maxpool = Identity() | 避免小图像过早缩小 |
| 全连接层 | fc = Linear(..., 10) | 输出为 10 类数字 |

### 模型核心调用：

from torchvision.models import resnet18

self.net = resnet18(weights=None) # 禁用预训练

self.net.conv1 = nn.Conv2d(1, 64, 3, 1, 1) # 输入通道修改

self.net.maxpool = nn.Identity() # 去除最大池化

self.net.fc = nn.Linear(..., 10) # 适配分类任务

## 三、数据集与预处理

**数据集**：MNIST（共7万张28×28灰度图）

**数据划分**：训练集：800张。测试集：200张

### 预处理操作：数据标准化（mean/std），选项性地加入**高斯噪声扰动，**以模拟实际图像退化。

## 四、训练设置

| **参数** | **值** |
| --- | --- |
| 优化器 | Adam |
| 初始学习率 | 0.001 |
| 损失函数 | CrossEntropyLoss |
| 批大小 | 默认配置 |
| 最大轮数 | 设为 epochs |
| 提前停止 | 连续3轮准确率不提升 |

训练核心代码：

for epoch in range(1, epochs + 1):

model.train()

for x, y in train\_loader:

logits = model(x)

loss = F.cross\_entropy(logits, y)

...

acc = evaluate(model, test\_loader)

## if acc > best\_acc: best\_acc, patience = acc, 0 torch.save(model.state\_dict(), ckpt\_path) else: patience += 1 if patience >= stop\_patience: print(" Early stopping.") break

## 五、评估指标

**Accuracy 准确率**

**Confusion Matrix 混淆矩阵**（已保存为 CSV）：可视化输出包含噪声扰动前后的分类准确对比

## 六、实验结果（示例）

| **噪声方差 var** | **准确率 Accuracy** |
| --- | --- |
| 0.0 | 92.00% |
| 0.1 | 92.00% |
| 0.25 | 87.00% |
| 0.5 | 84.50% |

注：随着噪声强度增强，模型性能逐渐下降，但整体抗干扰能力强。

## 七、设计思路分析

**1. 为何使用 ResNet？**

传统深层网络在训练中易出现退化（训练误差升高）；ResNet 通过恒等映射跳跃连接缓解这一问题，尤其在加深层数时更加显著。

**2. 为何禁用最大池化？**

MNIST 图像分辨率仅 28×28，使用池化层可能导致空间信息过早丢失；替换为 Identity 保持尺寸有助于提取更多图像细节。

**3. 为何适配 conv1 和 fc？**

MNIST 输入为单通道，因此需将 ResNet 默认的 Conv2d(3, ...) 改为 Conv2d(1, ...)；全连接输出类别改为 10 类数字。

## 八、总结与展望

本实验验证了在小样本图像任务中，ResNet18 在适配后同样展现出强大性能。残差结构不仅加快了收敛速度，也提升了鲁棒性；模型在中低噪声水平下依然保持较高准确率，适用于实际应用中的图像识别与预处理任务。

参考文献：

K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 770-778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.