



实验报告

胡延伸 PB22050983

1. 实验背景与目标

本实验基于对比式自监督学习框架SimCLR，在CIFAR-10数据集的10%子集上进行预训练，并通过微调线性分类器完成图像分类任务。实验目标包括：

- 实现SimCLR框架中的关键组件（数据增强、编码器、投影头、对比损失）。
- 分析不同数据增强策略对模型性能的影响。
- 探究温度系数（ τ ）对对比损失函数的影响。

2. 实验方法

2.1 数据集与预处理

- 数据集：CIFAR-10子集（5000张训练图像，1000张测试图像），图像尺寸32×32。
- 数据增强策略：
 - 基础增强：随机裁剪（32×32）、水平翻转（概率0.5）。
 - 可选增强：颜色抖动（概率0.8）、随机灰度化（概率0.2）。
 - 归一化：使用CIFAR-10的均值和标准差进行标准化。

2.2 模型架构

- 基础编码器（**Base Encoder**）：ResNet18（移除最后的全连接层），输出特征维度为512。
- 投影头（**Projection Head**）：

```

ProjectionHead(
  (mlp): Sequential(
    Linear(512, 256), # 输入维度512, 隐藏层维度256
    ReLU(),
    Linear(256, 128) # 输出对比空间维度128
  )
)

```

2.3 对比损失函数

采用NT-Xent损失（Normalized Temperature-scaled Cross Entropy Loss）：

$$\mathcal{L}_{NT-Xent} = -\frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \log \frac{\exp(z_i \cdot z_j / \tau)}{\sum_{k=1}^{2N} 1_{[k \neq i]} \exp(z_i \cdot z_k / \tau)}$$

其中温度系数 τ 设为默认值0.07。

2.4 训练与微调

- 自监督预训练：
 - 优化器：Adam，学习率3e-4，Batch Size=128，训练50轮。
 - 负样本数量：由Batch Size决定（2N-2）。
- 线性分类微调：
 - 冻结编码器参数，仅训练线性分类层。
 - 优化器：SGD，学习率0.1，训练20轮。

3. 实验结果与分析

3.1 不同数据增强策略的影响

实验对比了以下三种增强组合：

增强策略	测试准确率（%）
基础增强（裁剪+翻转）	72.3

增强策略	测试准确率 (%)
基础+颜色抖动	75.8
基础+颜色抖动+灰度化	74.1

分析：

- 颜色抖动提升了模型对颜色变化的鲁棒性，准确率提高3.5%。
- 灰度化可能削弱颜色信息的重要性，导致准确率略微下降。

3.2 温度系数 (τ) 的影响

固定其他超参数，测试不同 τ 值：

τ	测试准确率 (%)
0.05	71.2
0.07	75.8
0.5	68.4

分析：

- 较小的 τ （如0.05）导致损失函数对相似度差异过于敏感，模型难以收敛。
- 较大的 τ （如0.5）使得相似度分布平坦化，损失函数区分正负样本的能力下降。

3.3 自监督预训练 vs 监督学习基线

方法	测试准确率 (%)
监督学习 (ResNet18)	68.9
SimCLR + 微调	75.8

分析：

- 自监督预训练通过无监督对比学习提取更通用的特征，显著优于直接监督训练。
-

4. 结论

1. **数据增强策略**: 颜色抖动能有效提升模型鲁棒性, 但过度增强 (如灰度化) 可能引入噪声。
 2. **温度系数 τ** : 需在0.07~0.1范围内平衡相似度分布的区分度与稳定性。
 3. **自监督预训练**: 在有限标注数据下, 自监督方法显著优于传统监督学习。
-