

半监督图像分类

实验目的

关于半监督学习

神经网络模型通常需要大量标记好的训练数据来训练模型。然而，在许多情况下，获取大量标记好的数据可能是困难、耗时或昂贵的。这就是半监督学习的应用场景。半监督学习的核心思想是利用无标记数据的信息来改进模型的学习效果。在半监督学习中，我们使用少量标记数据进行有监督学习，同时利用大量无标记数据的信息。通过充分利用无标记数据的潜在结构和分布特征，半监督学习可以帮助模型更好地泛化和适应未标记数据。关于深度学习中半监督学习更全面的总结，可以参考深度学习半监督学习综述[1]

半监督图像分类

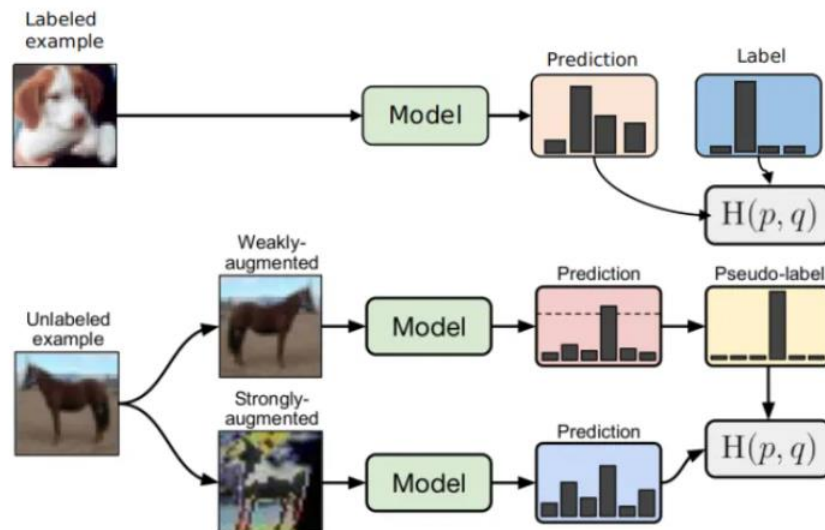
半监督学习在图像分类取得了非常大的进步，涌现了许多经典的半监督图像分类算法，如： π Model[2]，Mean Teacher[3]，MixMatch[4]，FixMatch[5]等。这些算法都取得了非常好的结果，能够在仅使用少量标注数据的情况下，实现高精度的图像分类，在 ImageNet，CIFAR-10，CIFAR-100 等数据集上都有非常不错的效果。TorchSSL 是微软发布的一个用于半监督深度学习的库，其中提供了许多半监督学习算法的实现，如下图所示：

CIFAR-10 and CIFAR-100

		CIFAR-10				CIFAR100	
	40	250	4000		400	2500	10000
FullySupervised	95.38±0.05	95.39±0.04	95.38±0.05		80.7±0.09	80.7±0.09	80.73±0.05
PiModel [1]	25.66±1.76	53.76±1.29	86.87±0.59		13.04±0.8	41.2±0.66	63.35±0.0
PseudoLabel [3]	25.39±0.26	53.51±2.2	84.92±0.19		12.55±0.85	42.26±0.28	63.45±0.24
PseudoLabel_Flex [9]	26.26±1.96	53.86±1.81	85.25±0.19		14.28±0.46	43.88±0.51	64.4±0.15
MeanTeacher [2]	29.91±1.6	62.54±3.3	91.9±0.21		18.89±1.44	54.83±1.06	68.25±0.23
VAT [4]	25.34±2.12	58.97±1.79	89.49±0.12		14.8±1.4	53.16±0.79	67.86±0.19
MixMatch [5]	63.81±6.48	86.37±0.59	93.34±0.26		32.41±0.66	60.24±0.48	72.22±0.29
ReMixMatch [7]	90.12±1.03	93.7±0.05	95.16±0.01		57.25±1.05	73.97±0.35	79.98±0.27
UDA [6]	89.38±3.75	94.84±0.06	95.71±0.07		53.61±1.59	72.27±0.21	77.51±0.23
UDA_Flex [9]	94.56±0.52	94.98±0.07	95.76±0.06		54.83±1.88	72.92±0.15	78.09±0.1
FixMatch [8]	92.53±0.28	95.14±0.05	95.79±0.08		53.58±0.82	71.97±0.16	77.8±0.12
FlexMatch [9]	95.03±0.06	95.02±0.09	95.81±0.01		60.06±1.62	73.51±0.2	78.1±0.15

实验内容

1. 基于 FixMatch 的 CIFAR-10 数据集半监督图像分类



FixMatch 结合了伪标签 (Pseudo Label) 和一致性正则化 (Consistency Regularization) 来实现对无标注数据的高效利用，训练过程包括两个部分，有监督训练和无监督训练。有 label 的数据，执行有监督训练，和普通分类任务训练没有区别。没有 label 的数据，经过首先经过弱增强获取伪标签。然后利用该伪标签去监督强增强的输出值，只有大于一定阈值条件才执行伪标签的生成，并使用伪标签来进行无标注图像的训练。

实验要求

1. 阅读原始论文和相关参考资料，基于 Pytorch 动手实现 FixMatch 半监督图像分类算法，在 CIFAR-10 进行半监督图像分类实验，报告算法在分别使用 40, 250, 4000 张标注数据的情况下的图像分类结果
2. 按照原始论文的设置,FixMatch 使用 WideResNet-28-2 作为 Backbone 网络，即深度为 28，扩展因子为 2，使用 CIFAR-10 作为数据集，**可以参考现有代码的实现，算法核心步骤不能直接照抄！**
3. 使用 TorchSSL 中提供的 FixMatch 的实现进行半监督训练和测试，对比自己实现的算法和 TorchSSL 中的实现的效果
4. 提交源代码，并提交实验报告，描述实现过程中的主要算法部分，可以尝试分析对比 FixMatch 和其他半监督算法的不同点，例如 MixMatch 等。

作业提交时间： 2024 年 6 月 26 日 24:00 前， 推迟一天成绩减

5 分

（不足一天按一天计算），以有效作业提交的邮件时间戳为准。

提交方式： 作业命名“学号-姓名-模式识别第三次作业.zip”， 交

到课程邮箱（邮箱： `sysu_pr_homework@163.com`）

注意：不得抄袭，包括源代码!!!

- [1]. A Survey on Deep Semi-supervised Learning 2021
- [2]. Temporal Ensembling for Semi-Supervised Learning
- [3]. Mean teachers are better role models: Weight-averaged consistency targets improve semi-supervised deep learning results
- [4]. Mixmatch: A holistic approach to semi-supervised learning
- [5]. Fixmatch: Simplifying semi-supervised learning with consistency and confidence
- [6]. <https://github.com/StephenStorm/TorchSSL>
- [7]. <https://blog.csdn.net/u011984148/article/details/105384080>