|  |  |
| --- | --- |
| **文章信息** | **方法** |
| **阅读程度**：  精读  **文章标题：**  Contrastive Learning with Adversarial Examples  **中文标题：**  使用对抗样本进行对比学习  **发表于：**  NIPS2020  **作者：**  Chih-Hui Ho  **单位：**  Department of Electrical and Computer Engineering  University of California, San Diego | 一批样本，使用数据增强方式p与q获得两个数据增强版本，固定q增强的版本，使用对比损失对所有p增强的样本生成对抗样本，在对抗攻击的过程中，对抗样本逐渐远离正样本，逐渐靠近负样本，即找到距离较远的正样本与距离较近的负样本。使用p与q进行计算对比损失，通过p的增强版本与q对抗样本计算对比损失，两者相加即可。  论文中的一个错误：，这里应该是无穷范数对抗样本，不是二范数对抗样本。 |
| **摘要及介绍** | **实验** |
| 对比学习（CL）是一种流行的视觉表征的自监督学习（SSL）技术。（大环境）  它使用成对的增强的未标注训练样本去定义一个分类的预学习任务。  尽管在增强程序中进行了大量的工作，但之前的工作并没有解决具有挑战性的负对的选择，因为在一个采样批次内的图像是独立处理的。（这句话要这么理解，在以往的对比学习中，对每个图片生成两个增强版本，增强版本互为正样本对，不同的图片之间为负样本对，当基于对比损失生成对抗样本时，对抗样本与原样本之间的距离较远，是一个困难的正样本对，同时对抗样本与其他样本之间的距离较近，是一个困难的负样本对，计算对比损失的时候，一批样本中的所有样本均被使用到，因此采样批次内的每个图片不再是独立处理的）。  本文通过引入一种新的约束学习的对抗性例子，并利用这些例子定义了一种新的SSL的对抗性训练算法，即CLAE。  与标准CL相比，使用对抗的例子会产生更具有挑战性的正对，而对抗的训练通过在优化过程中考虑一批中的所有图像而产生更难的负对。（找到距离更远的正对，距离更近的负对）  CLAE与文献中的许多CL方法兼容。实验表明，该方法在多个数据集上提高了现有CL基线的性能。（不用sota！，只提高基线做增量就行，这一是一种成果的展示方向） | 实验在几种对比学习基线上进行，三种数据集，一个resnet18主网络，两种分类头KNN200和LR（线性分类头），两种对抗样本约束（epsilon=0.03， epsilon=0.07）  其他的一些对比实验。 |