|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 文章信息 | 摘要 | 方法 |
| **阅读程度**：  浏览  **文章标题：**  A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations  **中文标题：**  视觉表征对比学习的简单框架  **发表于：**  ICML2020  **作者：**  Ting Chen, Geoffrey Hinton  **单位：**  Google Research  Brain Team | 本文提出了SimCLR：一个简单的视觉表征对比学习的框架。我们简化了最近提出的对比自监督学习算法，不再需要专门的架构或memory bank。  为了理解是什么使对比预测任务能够学习有用的表示，我们系统地研究了我们的框架的主要组件。  我们表明，(1)在定义有效的代理任务时，数据增加的组合扮演着重要的角色，(2)在提取到的特征向量（表征）和对比损失之间引入一个可学习的非线性变换（两层mlp）大大提高了学习表征的质量，(3)相比于监督学习，对比学习更加受益于更大的批规模和更多的训练步骤。  通过结合这些发现，我们能够大大超过以前的在ImageNet上的自监督和半监督学习方法。由SimCLR学习的自监督表表征训练的线性分类器达到了76.5%的前1精度，比之前的技术水平提高了7%，与监督的ResNet-50的性能相匹配。当只对1%的标签进行微调时，我们达到了85.8%的前5名准确率，在减少100倍的标签下优于AlexNet。 | SimCLR确实十分的简单，但是有钱：  一批N个样本，通过两种数据增强得到2N个样本。  2N个样本通过同一个特征提取网络得到2N个representation  2N个representation经过一个projection head（投射头，就是一个mlp加relu加mlp）获得2N个特征向量。  2N个特征向量两两之间计算余弦相似度。  2N个样本中，任何一个样本只有一个正样本，其余2N-2个都是负样本，这就是单个样本进行交叉熵损失函数计算，最大化正样本对的余弦相似度，这样的计算将进行2N次，因为有2N个样本。    此外作者探究了数据增强手段的影响，显然：crop与color distort组合有最好的效果 |
| 贡献 |
| 一：多重数据增强操作的组成对于定义产生有效表示的对比预测任务至关重要。此外，无监督对比学习比有监督学习受益于更强的数据增强。（**数据预处理**）  二：在表征和对比损失之间引入一个可学习的非线性变换，大大提高了已学习表征的质量。（**模型**小改进）  三：具有对比交叉熵损失的表示学习受益于归一化特征和适当调整的温度参数。（**损失函数**）  四：与有监督的竞争对手相比，对比学习受益于更大的批量规模和更长的训练。与监督学习一样，对比学习也受益于更深层次、更广泛的网络。（**训练策略改善**：更大的批量） |