|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **文章信息** | **摘要及贡献** | **动机及方法概述** | **实验** |
| **阅读程度**：  方法实验精读  **文章标题：**  Unsupervised Embedding Learning via Invariant and Spreading Instance Feature  **中文标题：**  通过不变性与分散实例特征进行无监督编码学习  **发表于：**  CVPR2019  **作者：**  Mang Ye  **单位：**  Hong Kong Baptist University | 本文研究Unsupervised Embedding Learning问题，这个问题的研究需要在低位空间为样本提供一个有效的相似性度量。  基于从类别监督学习中观察到的正集中和负分离属性，我们建议利用实例监督来近似这些属性，目的是学习数据增强不变性和实例分离特征。  为了实现这一目标，我们提出了一种新的基于实例的softmax嵌入方法，在softmax函数之上直接优化“真实”实例特征。  与所有现有的方法相比，它获得了明显更快的学习速度和更高的准确性。  该方法在余弦相似度层面对见过和未见过的测试类别均表现良好。  即使没有经过预先训练的网络，对于来自细粒度类别的样本，它也能获得具有竞争力的性能。  我们提出了一种新的基于实例特征的softmax嵌入方法来学习数据增强不变特征和实例扩展特征。与所有竞争方法相比，它获得了显著更快的学习速度和更高的准确性。  我们证明了数据增强不变性和实例扩展属性对于实例级无监督嵌入学习都是重要的。它们有助于捕获样本之间明显的视觉相似性，并很好地概括了不可见的测试类别。  在综合图像分类和嵌入学习实验中，该方法取得了比其他无监督学习方法更先进的性能。 | 一个传统CNN分类器具有以下特性：正集中，属于同一类别的样本的嵌入特征相互接近。负分离，尽可能地分离属于不同类别的样本的嵌入特征。    首先从样本集中抽取N个样本作为一个mini-batch，使用一种数据增强手段获得N个增强后的样本。  增强前样本通过孪生网络的第一个通道获得128维编码信息，增强后样本通过孪生网络第二个通道获得128维编码信息，注意孪生网络只有CNN部分权值共享。  对于N个原始样本，每个样本的增强版本为其正样本（几种数据增强方法就有几个正样本图中只有一种增强方法），除去样本本身及其正样本，剩下的即为负样本。如3种增强方法，则有3个正样本与3N-3个负样本。  对正样本增大此条件概率意味着增大原始样本与其正样本之间的余弦相似度，即所谓的数据增强不变性：    对负样本减小此条件概率意味着缩小不同样本之间余弦相似度，即所谓的实例分离特征：    最终优化目标：    其实学习的目标是属于同一类别的样本的编码更相近，不同类别的编码相互远离。但是由于缺失类别标签，因此使用数据增强的方式生成正样本，正样本与原样本一定属于同一类，以此来近似学习同一类别的样本的编码更相近。负样本是在整个训练集中随机抽取的，理论上负样本中可能含有与原样本属于同一类别的样本，但是更多的是来自不同类别的样本，以此来近似学习不同类别的编码相互远离。 | 实验一，测试集中的类别与训练集是一样的。  分类性能：在 CIFAR-10进行实验，值得一提的是分类器是KNN分类器，即提前存储好训练样本的所有128维编码，测试样本的128维编码在训练样本编码库进行K近邻决策得到分类结果，达到83.6%。在STL-10上，使用KNN与SVM（SVM就是在128维编码后接上一个全连接层，只训练最后的全连接层获得分类结果）  训练效率：    使用本文的无监督方法训练特征提取网络，只需要两轮训练后，Cifar10数据集KNN分类的正确率就达到了60%，其他方法达到60%时都需要特征提取网络无监督训练超过20轮之后。  实验二，测试集中的类别与训练集是一样的。一个1000类的数据集，训练时只使用前500类，测试时使用后500类。R2即前两个最可能类别中包含正确类别就算分类正确，NMI是归一化互信息。    上面无的监督训练都使用了Imagenet的预训练参数，作者使用随机初始化网络又进行了一组实验。  实验三，消融实验，分析数据增强不变性训练与实例分离训练两者的重要性，  前者通过减少数据增强方式，减少正样本数量，观察到KNN聚类效果下降。后者通过难易设置，通过原样本与负样本之间的余弦相似度把负样本进行难易划分，余弦相似度较高的前50%认为是难负样本，余弦相似度较低的后50%认为是易负样本，只使用难负样本进行训练可以达到与原本训练相同的KNN聚类效果，只使用易负样本进行训练KNN聚类效果大幅下降。 |