基于等价约束的大规模度量学习

摘要

在这篇文章中，我们就现有的马氏度量学习方法在可扩展性和所需要的阶层的监督提出了重要的观点。在大规模计算中通常使用冗长的迭代，这使计算变得非常困难。更进一步考虑，如果考虑到数据数量的持续增长，为所有数据指定完全被监督的标记是不可行的。而利用等价约束指定标记会更加简单些。我们介绍了一个简单却非常有效的策略，通过等价约束学习距离度量，基于数学推导。相比于现有的方法，我们的方法并不依赖于需要花费大的迭代计算的复杂优化问题。因此，我们的方法会在数量级上比现有方法快。在多种特征下多种具有挑战性的基准测试下的结果证明了我们方法的力量，包括无约束环境下的人脸识别，匹配未曾见过的物体实例以及通过空间不连续的摄像头进行行人再识别等。在后两个基准测试中，我们远远超过现有的最高水平。

前言

距离或相似度的度量学习是机器学习中非常重要急迫的领域，在计算机视觉中有各种各样的应用。它可以明显提高跟踪，图像检索，人脸识别，聚类或者行人再识别。度量学习算法的目标是利用更加简单更加通用的相似度方法

在很多机器学习问题中展示出非常好的普遍性的一种经典距离函数是马氏度量学习。其目标是寻找一个全局的特征空间先行转换，从而使相关的维数被强调而不相关的被丢弃。因为在马氏度量和多变量高斯函数中存在双射，我们可以想到与之相关的协方差矩阵。矩阵通过任意的线性旋转和比例变换适应所要求的几何。映射之后采用浅显易懂的欧式距离进行测量。

学习马氏度量的机器学习算法最近在计算机视觉领域吸引了大量的兴趣。包括大边缘最近邻学习（LMNN），信息论度量学习（ITML），和被认为最高水平的逻辑斯蒂判别式度量学习（LDML）。LMNN目标在于提高K-nn分类。它为每个实例建立了一个局部的周界，这个周界包围着相同标记（目标近邻）的K最近邻实例，加上一个边缘。为了减少侵入周界不同标识实例（冒充目标）的数量，度量方法被迭代使用。通过加强目标近邻间的联系同时减弱与冒充者的联系。概念上听起来，LMNN有时候比较容易由于对数据缺乏规则化产生过拟合的现象。David通过明确集成了一个数据规则化的步骤来避免过拟合。他们的公式在满足距离函数所给约束同时最小化与先前优化的距离度量区域的差异熵。Guillaumin介绍了一个马氏距离的概率视角，在其中一个后验型种类概率被看成相同（不同）的方法。因此，他们的目标在于迭代地适应马氏度量从而使对数似然函数的值最大。后验概率是通过sigmoid 函数建模的，sigmoid函数反映了实例如果距离在某个阈值之下共享标识的事实。原则上，所有的这些方法都可以在没有见过的数据上概括得很好。他们专注在强健的损失函数，规则化解决方案从而避免过拟合。

考虑到数据数量不断增长，在大规模数据集上学习马氏度量对可扩展性和监督所需要的阶数提出了更高的要求。时常对所有数据点进行具体的完全监督标识是不可行的，而通过等价约束的形式更容易进行具体标识。在一些实例中，采用这种自动弱监督的方式会更加可能。例如跟踪一个对象。所以在大规模数据集上实施将会面对额外的等价转换和等价约束挑战。

为了满足这些要求，我们研究了一个基于等价约束的有效度量方法。他们建立点与点间基本关系，被认为是距离肚量学习算法中的类似相似度函数的输入。我们的方法被一个基于可能性测试的数学推断所驱动。我们展示了尺度衡量的结果不易于过拟合而且可以非常高效地获得。和其他方法相比，我们不依赖于反复的迭代优化过程。然而，我们的方法对大数据集来说是可扩展的，因为他仅仅包括了两个小型且大小固定的协方差的计算。和KISS原则相似，我们是我们的方法每一步设计简单且有效所以称之为简单有效的度量方法（KISS metric）。

我们在不同的实验样本中证明我们的方法可以达到甚至优于目前最先进的尺度度量方法，同时在训练阶段有数量级倍的提高。尤其是我们提供了在两个最近的人脸识别样本上的结果。其不明显的特征和在姿势、灯光以及面部表情上的变化是学习算法中的一个挑战。更进一步地，我们研究了不连续空域摄像头下的行人再识别课题以及以玩具车为例对未见过对象实例的对比。在VIPeR和玩具车数据集中，我们水平提高到甚至超过了目前领域中最为先进的水平。而且，在LFW，我们采用标准SIFT特征得到了目前最好的结果。

文章的剩余部分是如下组织的。在第二部分中我们讨论了支持我们研究的相关尺度衡量算法。进一步，我们在第三部分中介绍了我们的KISS尺度学习方法。扩展的实验和性能评估以及扩展性评估在第四部分中展示。最后，我们在第五部分中得出结论并总结了这篇论文。

2.认识马氏度量

研究基于马氏距离函数的距离和相似性度量在计算机视觉领域得到了很多的关注。总体来讲，马氏距离衡量了两点 和 之间的平方距离

公式

其中 是一个半正定矩阵，而 是一对例子。另外，在接下来的讨论中，我们利用 标识两个实例为相似的一对，他们共享相同的类别标识（）而且（）。为了解释我们的方法，我们下面给出目前在马氏尺度衡量最先进的算法简介。尤其是我们检验了LMNN，ITML和LDML。

2.1大边缘最近邻尺度

Weinberger地方法目标在于通过利用周围数据的结构来提高K-nn分类器。对于每一个实例，一个包围着最近的拥有相同标识的K个邻居近邻区域被建立。拥有不同标识并且侵入这片区域的实例将会被处罚。下面这个目标函数解释了这个规则：

公式

第一项是目标近邻之间的距离最小化，用 表示。第二项表示侵入i和j的邻域实例的数量。侵入者l是一个标识不同的输入，它含有一个值为正的差异量

公式

为了估计Ｍ，梯度下降定义一个含有正项差异的三元组（I,j,l）使之按照梯度运行。

公式

其中 表示成对间差异的外积。概念上来讲，对于比较活跃的三元组，这个公式加强了目标邻居间的联系，减弱了与侵入者的联系。

2.2 信息论度量学习

Davis研究了多变量高斯分布和马氏距离之间的联系。思想在于寻找一个解决方案能够平衡约束的满足同时接近先验的距离度量M0。例如欧式距离中的单位矩阵。解决方案的接近都通过相关联区域的Kullback-Leibler散度。先验可以认为是为了避免过拟合而进行的规则化的过程。约束强制使相同的点对在某一个距离 而不同的点对超过某一个距离 。优化建立与布雷格曼映射，它将当前的解决方案通过要给更新规则映射到一个单个约束：

公式

参数 包含了点对的标识和步长的大笑。它在相同的点对中为正在不同的点对中为负。所以，对于相同的点对，优化向 的方向进化而对于不同的点对则向相反的方向进化。每一对在梯度递减上的影响被概率所控制。

如果我们概括一下以上所提到的尺度衡量方法的属性和特征，我们会发现两个共同点。第一，所有的方法依赖于迭代优化的过程，它在大规模数据集的情况下计算会变得花费很大。第二，如果我们比较一下 给出的不同方法中的更新规则，我们可以发现对于相同的点对，优化总是向 的方向进行而对于不同的点对则向相反方向。在接下来，我们介绍一个不用叠戴的公式，他可以在成对之间的差异上建立一个数学推导公式。这允许我们能够面对额外的可扩展性和等价约束能力的挑战。我们参数自由的方法在训练时非常的有效，可以继续研究持续增长的数据的尺度度量。

3.KISS尺度学习

我们的方法考虑到两个独立的 ，相同种类与否由是否属于该种类的可信度决定。从数学推导的视角来看，最优的数据上的决策是否一对点对相同可以由一个相似度来获得。所以我们检验假说H0两者不同和对立假说H1 两者相同：

公式

获得较大的值标识H0是有效的。相反，较小的值意味着被假说H0拒绝，点对被看做是相同的。为了使特征空间中的实际分布具有独立性，我们假设点对间的差异为0，所以等式9可以被重写为

公式

其中 是假说H1点对相同的含有参数 的概率密度函数，与假设点对不相同的假说H0相对。将特征间的差异空间看作一个高斯结构我们可以简化这个问题，等式被重新写为

公式

其中

公式

点对间的差异是对称的。所以，我们有均值为0，且公式 。高斯中最大化相似度评估等价于采用最小二乘法最小化马氏距离从。 这是我们可以分别针对两个独立的集找出个字相关的方向。通过取对数，我们可以重新整理相似度的检验如下：

公式

更进一步地，我们去掉常数项因为他们只是提供了一个偏移量，简化如下：

公式

最后，我们获得我们的可以反映了相似度检验的马氏距离度量如下

公式

通过重新映射 到半正定矩阵。所以，我们通过等价裁剪 的范围我们得到了 。

4.实验

为了展示我们方法的应用广泛性，我们利用