

## 基于深度特征降维的序列闭环检测技术

特征提取是CV领域核心问题之一，是实现图片识别、闭环检测、等技术的核心技术。按照提取方式，特征提取包括两大类：手动设计（hand-crafted）的方式和深度学习的方式，这两种方式都是在基于生物神经理论认为设计的特征提取方法，不同之处是hand-crafted的方式设计的是特征描述子本身，模仿我们所知的人类视觉的流程得到特征；而纯学习的方式设计的是特征提取的网络框架结构，重点是学习这个流程本身。

目前表现优异的手动提取特征均是根据长时间对人眼敏感信息的特点设计出来的底层视觉特征，常见的有反应纹理特点的方向梯度类特征sift，surf，hog等，反应轮廓形状的形状、内容等。但是手动提取特征可能只针对某些图片数据库表现好，而对其它的图片数据库的效果无法保证。或者当把数据来源发生变化时，手动提取特征点不一定适应。

而基于学习的深度特征无需手工参与，受光照、姿态等影响较小，通常直接由设计神经网络模型来挖掘图像更深、更为抽象的特征。但是浅层的深度特征一般维度较高，而更底层的深度特征又会丢失较多语义信息。如何在保证闭环检测精度的情况下，尽可能降低深度特征维度，是发挥深度特征优势的一个研究热点。

我们提出一个新的视觉定位图像特征提取方法，它结合 CNNs 网络特征表示的优势，在不同季节等环境条件下执行基于单目视觉的鲁棒定位。我们的工作过程如下:1)从AlexNet的Conv3中提取特征，并通过IPCA进行图像特征降维。2)将在线图像的向量与已存数据集的向量通过余弦距离逐一匹配。通过核化方法对匹配矩阵进行归一化，以减少因大部分在线图像匹配的数据集混乱造成的歧义。3)对匹配图像进行图像处理，包括图像二值化、图像侵蚀等。4)设置参数，通过 RANSAC(随机样本共识)在线寻找最佳匹配序列。

我们在Norland数据集上进行了测试，以确定能够平衡系统耗时与准确度的深度特征维度。我们使用不同区间的图像进行匹配，验证随着特征的降维，匹配矩阵中的匹配曲线是否依然存在。特征的降维采用的是IPCA技术——一项必不可少的高维数据分析方法。

IPCA通过线性变换将高维数据转化为低维数据。同时，我们使用的是核化法，包括对匹配矩阵的元素进行反演和指数化等数学变换使匹配曲线更清晰，减少了大部分在线图像闭环检测数据集混乱造成的歧义。我们将本文贡献总结如下：

- 1) 我们通过深度学习特征的维度减少，提出了一种新型的动态环境下的定位系统。
- 2) 我们减少了从AlexNet中提取特征的维度。这不仅可以加快计算速度，还可以减少数据集的混乱匹配。
- 3) 代替复杂的数据关联图，对匹配矩阵进行形态学处理，在线找到最佳匹配序列。
- 4) 通过在Norland数据集的实验表明，经过降维后及一系列匹配矩阵形态学处理，能够完成通过图像匹配达到的序列闭环检测技术。