

基于SDPS-Net项目的学习研究

文/王惠文 王涵雨 梁婷婷

摘要: 本项目基于Self-calibrating Deep Photometric Stereo Networks (SDPS-Net) 进行学习, 尝试结合SDPS-Net中的理论, 运用一定的深度学习和CV知识构建模型, 并结合SDPS-Net中的方法进行训练, 最后将训练的模型通过测试后, 证明了SDPS-Net项目的可靠性, 同时也通过这个项目对光度立体研究视觉检测领域有了更进一步的了解。

关键词: 光度立体; 深度学习; SDPS-Net

视觉检测技术在工业生产领域有着重要作用, 视觉检测可以辨别产品优劣, 提高产品质量, 对生产效率和生产质量有着决定性作用。随着计算机高新技术的发展, 深度学习、计算机视觉领域的有关技术正被逐渐转化为生产力潜移默化地投入生产生活中, 而科学家们也在基于光照的Lambert模型的基础上, 利用光度立体法结合深度学习构建深光度立体网络, 训练模型, 以使测量结果更加精确。

光度立体法是根据在不同光源方向的情况下拍摄多幅图像的光强来计算物体表面的方向梯度从而获得图像的三维信息。传统的光度立体一般是假设物体是理想的朗伯表面, 假设光照是理想的平行光照。

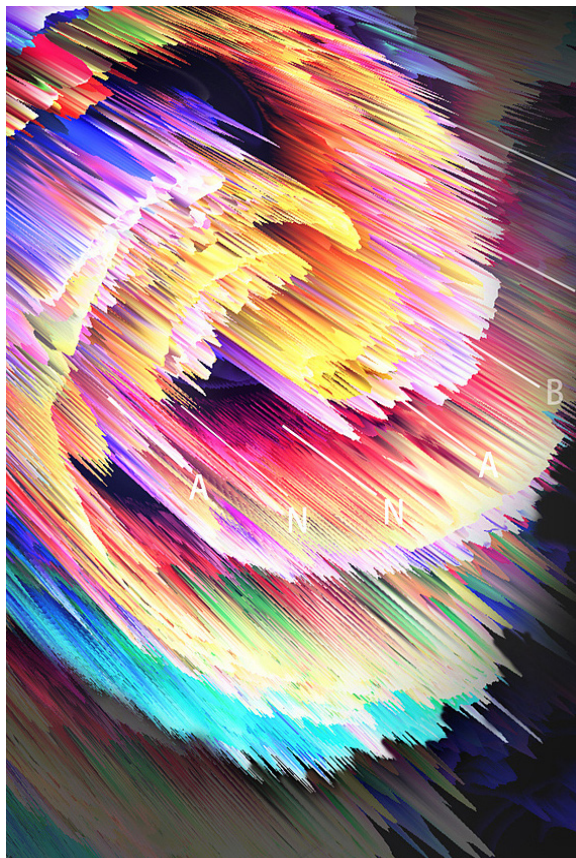
从传统的观点来说, 对于未校准光度立体检测的方法是简化光反射率后构造Lambert模型。并把解决问题的方法聚焦于解决特定形状光源的模糊性, 例如GBR模糊性处理, 尽管后来的许多项目提出的方法能够解决一般的双向反射率分布作用对实验的影响, 但主要是依靠特定的光方向给出解决方案。

本项目旨在按照SDPS-Net项目给出的训练方法, 修复、还原特定物体在不同光照方向下拍摄的图片。项目提出在假定的光方向的前提下, 以大量的光源校准为代价, 分析得出具有价值的输出。

一、项目环境介绍

(一) 环境安装步骤

```
# Create a new python3.7 environment named py3.7
conda create -n py3.7 python=3.7
# Activate the created environment
source activate py3.7
# Example commands for installing the dependencies
conda install pytorch torchvision cudatoolkit=9.0 -c
pytorch
conda install -c anaconda scipy
conda install -c anaconda numpy
conda install -c anaconda scikit-image
```



Download this code

```
git clone https://github.com/guanyingc/SDPS-Net.git
```

(二) 环境及依赖介绍

1. PyTorch (version = 1.10): PyTorch是一个开源的Python机器学习库, 基于Torch, 用于自然语言处理等应用程序。2017年1月, 由Facebook人工智能研究院 (FAIR) 基于Torch推出了PyTorch。它是一个基于Python的可续计算包, 提供两个高级功能, 一是具有强大的GPU加速的张量计算 (如NumPy), 二是包含自动求导系统的深度神经网络。

2. Python 3.7

3. CUDA-9.0: 如果电脑只支持CPU运行, 省略此项。

4. Numpy (Numerical Python): 是Python的一种开源的数值计算扩展。这种工具可用于存储和处理大型矩阵, 比Python自身的嵌套列表更高效。

5. Scipy: 是高端科学计算工具包, 用于数学、科学、工程学等领域。

6. scikit-image: 运用于图像处理和科学计算方面的Python包。

二、项目流程

(一) 总述

随着深度学习在计算机视觉领域取得了越来越多的突破, 基于深度学习思想被引入自校准光度立体研究中, 与以往通过复杂反射率建模的方法不同, 基于深度学习的光度立体研究直接通过观测的反射率到给定光方向下平面法线的映射进行学习。一种简单的基于深度学习的光度立体研究策略是直接学习从图像到表面法线的输出, 而忽略光方向作为输入的影响。然而后续的项目已经证明了这样训练出的模型表现远不如同时把图像和光方向作为输入的模式。

在本项目中, 将遵循SDPS-Net项目提出的分为两步的自校准光度立体研究法训练、测试模型, 验证SDP-Net项目的实验结果, 并对光度立体进行一定的学习。

SDPS-Net的第一阶段被命名为光源校准网络 (Lighting Calibration Network, LCNet), 旨在将一定数量的图像作为输入并估计它们对应的光方向和密度

SDPS-Net的第二阶段被命名为法线估计网络 (Normal Estimation Network, NENet), 旨在基于第二阶段输入的图像和得出的光线情况估算出表面法线情况表。

SDPS-Net提出两阶段深光度立体研究方法的原理基于以下方面: 首先, 光线信息对于法线估计十分重要, 它可以推测出阴影、反射率等各种数据; 其次, 通过显式学习估计光的方向和强度, 该模型可以利用中间监督的优势, 获取更多有利的信息; 最后, LCNet能够根据现有的光度立体方法集成, 这使得处理未知的光照情况成为可能。

(二) 第一阶段 (LCNET)

为了获取输入图片的光线数据, 一种直观的方式是直接复原光方向向量和密度值。而SDPS-Net项目提出将估算光线数据公式化的问题归结为分类问题。这一阶段又分为光线空间离散化和局部—全局特征融合两个步骤。

1. 光线空间离散化 (Discretization of lighting space)

由于光度估计变成分类问题, 因此需要对连续的光度空间离散化。可以发现光上半球面方向上的情况, 可以用 y 和 z 轴的两个方位角 $\phi \in [0^\circ, 180^\circ]$ 和 $\theta \in [-90^\circ, 90^\circ]$ 表示。常规用矢量建模是复杂且困难的, 可以将两个方位角分为两个类估算。

2. 局部—全局特征融合

一种直接观测每张图像光分布情况的方法是每次只把一张图像作为输入, 并将其用CNN编码为特征图, 但不难想象这种方法得出的结果无法令人满意。

一般一个物体表面的外形由其几何形状、反射率模型及光线分布有关。而输出的特征图是仅由一种观测方向得到, 明显不能提供解决特定形状光源模糊性问题的足够的信息。SDPS-Net项目利用光度立体法对一个物体进行多角度观察, 提出局部—全局特征融合的策略, 以期从观测中获得更多可以理解的输出信息。

从相同权重的特征提取器中分别提取每个图像的特征图, 由于它只提供来自单个观测值的信息, 所以把它称作局部特征。所有输入图像的局部特征之后会通过池化操作聚合为全局特征图。

(三) 第二阶段 (NENET)

NENet是一个多值输入单值输出模型 (MISO Network), 这与PS-FCN相似, 是一种权值共享的提取器, 一个聚合层, 一个正态回归子网。NENet与PS-FCN的不同在于后者需要精确的光度作为输入, 而NENet的光度是第一阶段通过LCNet的离散光度估计训练得到的。NENet网络最先将输入图片通过LCNet预测得到的光方向标准化, 接着将LCNet预测的光方向与图像形成权重共享特征提取器的输入。

(四) 训练数据

模仿SDPS-Net项目, 采用业界被广泛使用的Bobby和Sculpture数据集来进行训练。

数据集提供具有复杂正态分布的曲面来自MERL数据集的各种材料。在投影过程中考虑投射阴影和相互反射的影响, 使用基于物理的光线跟踪器Mitsuba进行渲染, 共有85212个样本, 每个样本通过64个不同的光方向、特定光密度的光照射在上半球面, 形成5453658个图像 (85, 212 × 64), 形成的图片尺寸是128 × 128。

训练期间, 在 $[-0.025, 0.025]$ 范围内应用噪声扰动来增强数据, 并且LCNet和NENet的输入图像大小为128 × 128。在测试时, NENet可以拍摄不同尺寸的图像, 而LCNet的输入将重新缩放为128 × 128, 因为它包含完全连接的层并需要输入具有固定的空间尺寸。仅

通过综合数据集后进行训练，将证明该模型可以很好地概括真实数据集。

(五) 实验结果

结合SDPS-Net项目，将会用DiLiGent数据集测试训练后的模型。

运行测试程序后输入结果存储在./models/目录下(见图1)，接下来将会对测试结果进行分析说明，验证SDPS-Net项目的正确性以及先进性。

Images	2021/4/14 0:06	文件夹	
None_0_res.txt	2021/4/14 0:06	文本文档	1 KB
None_1_res.txt	2021/4/14 0:06	文本文档	1 KB
None_2_res.txt	2021/4/14 0:06	文本文档	1 KB
None_res.txt	2021/4/14 0:06	文本文档	1 KB
test_epoch_1.png	2021/4/14 0:06	PNG 文件	63 KB

图1 SDPS-Net工程目录

在none为前缀的文件中可以分别获取DiLiGent数据集中的10个物体在LCNET阶段得到的光源方向、光源强度以及法向量误差(MAE)，分别对应None_0_res.txt和None_1_res.txt以及None_2_res.txt，而平均误差整合在None_res.txt中。

在test_epoch_1.png中，输出以图表的形式展示了三种数据的结果及数据分布。

第一幅图表中，由于LCNET阶段网络光源标定网络对于光源的方向用的是分类而不是回归，因此图片中的黄线和绿线分别代表了垂直方向和水平方向的分类精度，蓝线代表总体分类精度(见图2)。

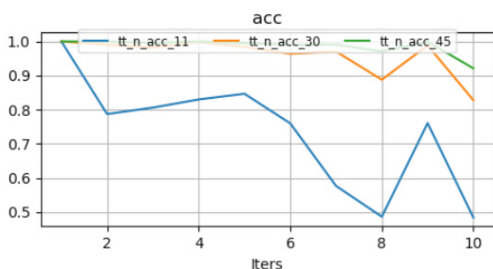


图2 分类精度

第二幅图表中的err表示每个物体的光源方向以及法向量方向的误差(见图3)。

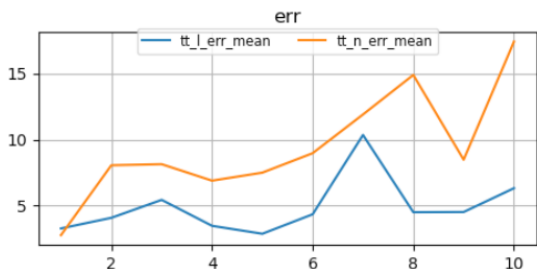


图3 误差

第三幅图表是光源强度误差的数据图像。

在下一级的Images目录下，测试程序最终输出了结合DiLiGent数据集中十个物体形成的经过处理的物体图片(见图4)。其中，前四张是经过裁剪的数据集中的物体，第五张是mask，第六张是使用网络预测得到的法线图，第七张是与正确数据契合标记的groundtruth图，最后一张是法线误差图。



图4 DiLiGent数据集物体的测试结果

最终，所得到的测试结果与SDPS-Net项目在DiLiGent数据集下的测试结果契合，成功验证了测试模型的正确性和LCNET阶段的有效性。

三、心得与总结

在学习、验证SDPS-Net项目中，本项目严格遵循项目提出的两阶段深度学习框架，以此作为中心，用于未校准光度立体测试。

在第一阶段中，把任意数量的图像作为输入，并利用项目中提出的“离散分类估计法”估计对应的光线方向和强度。

在第二阶段中，利用第一阶段的估算和光照情况，以减少中间监督，获得更多有效的估算结果。

最终用训练模型测试DiLiGent数据集，验证了SDPS-Net项目的正确性，项目中提出的两阶段框架优于现有的最先进的未校准的光度立体方法。

本项目的学习和测试过程虽然一波三折，但在学习过程中学生不仅更好地磨合了默契，对深光度立体网络的发展有了更好的了解，而且对科研实验有了更理性的认识，对项目的学习、分析、测试有了更进一步的了解。

(作者单位：吉林大学)