

# 2022.06.26周报

纪新龙

## 本周计划任务

阅读光照估计相关论文

## 具体完成情况

上周读了一篇室外光照估计论文，这篇论文使用一个数据驱动的神经网络模型来表示场景的光照，区别于球谐、高斯等容易理解的物理光照模型。

在那篇论文中（2019年发表），作者将神经网络模型表示场景光照的方法与自己之前在2017年发表的另一篇论文做对比：

Hold-Geoffroy, Yannick, Kalyan Sunkavalli, Sunil Hadap, Emiliano Gambaretto和Jean-Francois Lalonde. 《Deep Outdoor Illumination Estimation》, 7312–21, 2017.

[https://openaccess.thecvf.com/content\\_cvpr\\_2017/html/Hold-Geoffroy\\_Deep\\_Outdoor\\_Illumination\\_CVPR\\_2017\\_paper.html](https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/html/Hold-Geoffroy_Deep_Outdoor_Illumination_CVPR_2017_paper.html).

这篇论文与之前阅读的“参数化表示场景光照，再用神经网络从Fov图片中预测出这些参数”的思路一致，不同之处是使用了不同的室外场景光照的模型：Hošek-Wilkie (HW) 模型。

## 下周计划任务

继续阅读

## 具体完成情况

### 之前阅读的论文

MSGLight（球面高斯模型）：光照全景图 → 128个振幅参数

SkyNet（一个神经网络模型）：光照全景图 → 长度为64的特征向量Z

箭头→表示一种抽象化的过程，一种映射，一种从冗余数据中提取其本质特征的过程。

# Hošek-Wilkie (HW) 模型

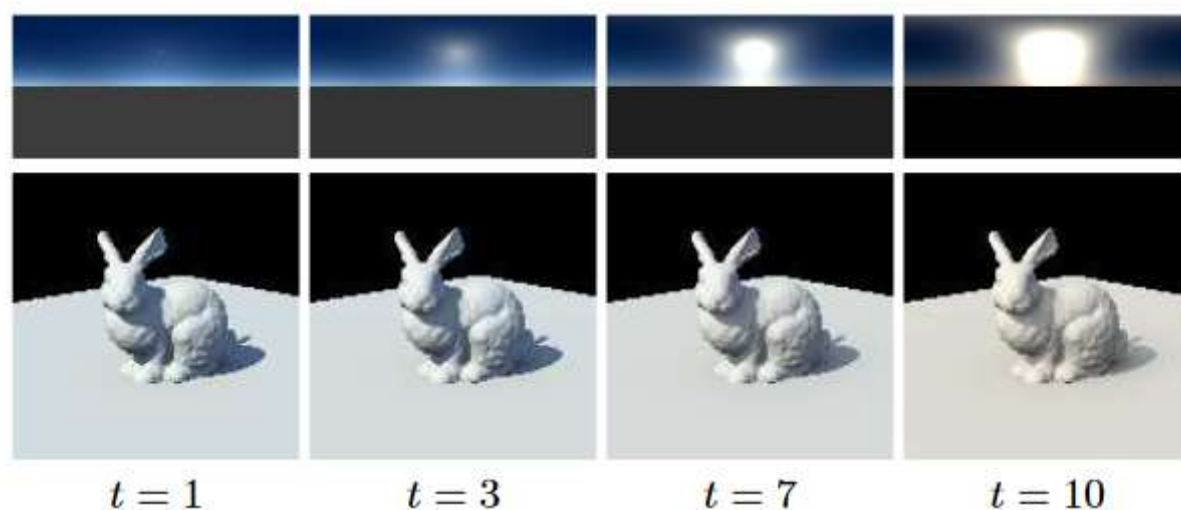
这篇论文说的是室外场景光照估计，参数化室外光照场景，使用的是HW模型。

模型参数及其含义：

原本的HW比较复杂，经过简化之后变成：

- 太阳方位角（sun position），标榜太阳在球形空间中的位置
- 大气浑浊度（atmospheric turbidity），浑浊度越高大气中的水颗粒越多，天气越偏向多云和阴天
- 曝光程度（exposure），表示从真实场景上拍摄得到的图片的整体曝光程度（亮不亮）

大气浑浊度示意图：



从左到右浑浊度越来越高，太阳周围的光晕变大，渲染出的影子越来越模糊。

## 用HW模型拟合已知全景图

像之前用球面高斯来参数化场景光照一样，需要从真实的全景光照图中优化出参数。球谐光照模型较为简单，直接用最小二乘优化出128个高斯核的振幅。但HW模型的三个参数含义不同，这里采用了不同的方式来估计参数。

1. 全景图中太阳最明显，是个光圈，所以先估计太阳方位角。

首先，太阳的位置是通过找到一个阈值(98百分位)以上的最大连接部分，并通过计算它的质心来估计的。太阳的位置被固定在这个值，因为它被确定在下一阶段对其位置进行优化常常使算法收敛到不希望的局部最小值。

2. 接着，交替估计大气浑浊度和曝光程度。

浊度 $t$ 初始化为 $\{1, 2, 3, \dots, 10\}$ ，公式(3)使用信任区域反射算法(支持边界的Levenberg-Marquardt算法的变体)对每个这些起点进行优化。产生最低误差的参数被保留为最终结果。在回环优化过程中，对于每一个现有的 $t$ ，都通过闭式解得到 $\omega^*$

## 网络的Loss函数设计

估计出真实全景光照图对应的HW参数之后，训练网络，输入Fov图片，网络应当输出这张图片所在场景的HW光照模型参数。

但是网络并没有直接用太阳方位角本身来计算Loss，而是将整个全景图划分成160个区块，然后根据真实的太阳方位角计算太阳在这些区块上出现的概率。（160个概率值之和=1）在计算Loss的时候，也是让网络预测太阳在160个区域上出现的概率值，将预测值和真实概率值做差。

LOSS函数：

### 5.3. Training details

We define the loss to be optimized as the sum of two losses, one for each head:

$$\mathcal{L}(s^*, q^*, s, q) = \mathcal{L}(s^*, s) + \beta \mathcal{L}(q^*, q), \quad (5)$$

where  $\beta = 160$  to compensate for the number of bins in  $s$ . The target sun position  $s^*$  is computed for each bin  $s_j$  as

公式的左边是上述和太阳方位有关的loss， $s$ 应该是一个长度为160的向量，对应在160个区域估计出的太阳存在概率。公式的右侧 $q$ 是四元向量，包含了大气浑浊度、曝光程度这两个和天空有关的参数，还包含了相机拍摄仰角、相机拍摄视角大小这两个拍摄Fov时的相机内参。 $\beta = 160$ 保持左右的惩罚程度一样。

## 效果评估

和MSGLight中一样，同时评估HW模型构造全景光照图的能力，以及用构造出的**全景光照图来渲染虚拟物体的能力**。前者反映HW模拟光照场景的能力，后者反映其投入到应用中后真实的效果。

另一种评估性能的方法是比较使用估计光照渲染的Lambertian 3D模型的外观和使用地面真实光照的相同模型的外观。

不同大气浑浊度下的渲染效果：



## HW模型的不足

1. 不能很好的表达低频光照信息，即“大气浑浊度”这个参数对云层上多变的光的效果表征不好。  
首先，HošekWilkie天空模型为晴朗的天空提供了准确的表征精度，但当云层覆盖增加时，其精度会下降，因为浑浊度 $t$ 不足以像晴朗的天空那样准确地模拟完全阴天的情况首先，HošekWilkie天空模型为晴朗的天空提供了准确的表征精度，但当云层覆盖增加时，其精度会下降，因为浑浊度 $t$ 不足以像晴朗的天空那样准确地模拟完全阴天的情况。
2. 从渲染效果上来看，由于HW不能很好表示多云的天空，当虚拟物体表面接近镜面时，虚拟物体的表面将观察不到云层这种细节。  
另一个限制是所得到的环境地图只模拟了天空半球。虽然这不会影响漫反射物体，比如本文中使用的兔子模型，但对于渲染高光材料来说，问题会更大，因为没有场景纹理会从它的表面反射出来。