

# 联合估计光照和法向优化总结(1)

## 1.建模方式

### 1.0 模型提出出发点

#### *High-quality shape from multi-view stereo and shading under general illumination*

- 多视图三维重建模型效率较高，但对于高频的细节处理不好；阴影恢复方法 (SFS) 虽然保持了 texture 的细节信息，但是不能直接应用于多视图三维重建模型的训练中；本文进行了多视图三维重建和 SFT 的联合优化方法
- SFS 主要是基于每个点的法向，进行表面建模的方法，对表面处理比较好；MVS 方法只能精确计算某些点的深度，其他大部分点还是需要插值，因此，不可避免会损失较多的高频信息
- SFS 本身存在较大的局限性，因为主要对法向进行建模，对于入射光做了较强的假设。对于真实的场景，其法向一般是复杂的，不是单一的光照，导致法向很难统一建模；其次，没有其他深度信息，很难直接从法向恢复非平凡的三维几何形状

### 1.1 基本假设

- 平凡的光照假设：认为表面反射率恒定，按常数计算
- 朗伯表面反射假设，不考虑更加复杂的表面漫反射模型
- MVS能够重建出初始的几何形状，SFS能够在MVS重建的结果上进行表面的细节优化
- SFS重建表面细节后的模型参数能够通过某种方式反馈给MVS进一步进行几何形状的优化和重建，两者能够不断迭代更新

### 1.2 物理数学模型

出发点：

每个点的反射模型(BRDF函数)可以视为一个卷积核与入射光分量的卷积

(实际上就是每个位置训练一个光照的传递函数，卷积核相当于滤波器，即光线模型经过此线性系统)

因此，各方向反射能量相同的朗伯模型即为低通滤波器，只输出直流分量。

用多阶的球谐函数来近似BRDF函数，因为实际的阶数是有限的，所以主要是近似低频部分的光照。

对原函数的n阶近似需要 $n^2$ 个系数

小波变换也用在方法中，用来表示更加一般的照明

球谐函数与光照模型：

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/63755519>

基本方法：

用高分辨率的网格表示几何，用MVS建立粗糙的几何；用多阶球面谐波来表示照明

## 2.联合优化策略

### 2.1 Pipeline流程:

(1)MVS方法创建初始网格对象: 边界约束和粗糙的几何估计

(2)利用粗糙的估计来计算SH系数, 即球谐函数正交基的系数

(3)将得到的SH系数输入细化模型, 进行照明估计和几何细化

(4)细化后的几何和阴影效果反馈给初始的MVS模型, 对不合理的几何进行改进, 完善几何估计

重点是最后两步:

细化模型的设计+反馈给MVS进行联合优化

感觉论文主要就是提出这几个地方:

阴影值这里, 是用卷积核和SH近似函数来卷积来代表阴影:

$$B(x) = \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{m=-k}^k \alpha_k g_{km} Y_{km}$$

注: 他这里为什么要用SH函数多项式和一个卷积核卷积来表示阴影呢? 猜想是因为为了表示每个不同位置的阴影, 所以引入卷积核, 可以相当于自适应滤波器不断调整? (公式里面 $\alpha_k$ 的值是代表卷积引来的系数, $g_{km}$ 应当是SH的系数,  $Y_{km}$ 是球谐函数)

比较的不是直接的辐射照度, 而是观测到的辐射照度和计算所得的辐射照度的在顶点处的梯度

比较梯度的作用是更好地表现高频的阴影信息

定义了一个多视图的阴影梯度误差函数 $E_0$

$$E_0 = \sum_i \sum_{j \in N(i)} \sum_{c \in Q(i,j)} (g_c(i,j) - s(i,j))^2$$

利用直接的差异计算梯度, 如下: B是刚才那个公式算出来的, 但是 $I_c$ 应该是直接有的值

$$\begin{aligned} g_c(i,j) &= I_c(P_c(\mathbf{x}_i)) - I_c(P_c(\mathbf{x}_j)), \text{ and} \\ s(i,j) &= B(\mathbf{x}_i) - B(\mathbf{x}_j). \end{aligned}$$

结合轮廓和投影约束, 引入了一个新的损失函数 $E_1$ (区别不大, 好像只是把不合理的轮廓点的惩罚变成无穷, 这样几何会准一些?):

$$\begin{aligned} E_1 &= \sum_i \sum_{j \in N(i)} \sum_{c \in Q(i,j)} d(i,j,c), \\ d(i,j,c) &= \begin{cases} (g_c(i,j) - s(i,j))^2, & M(\mathbf{x}_i) \cdot M(\mathbf{x}_j) \neq 0 \\ \infty, & \text{otherwise,} \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

各向异性平滑约束:每个边缘的平滑权值由图像沿边缘的梯度确定。

即对于不同的位置的几何图形，进行不同的边缘平滑，在SH重建函数中引入了自适应的“平滑系数”，这里引入了第二个损失函数 $E_2$ :

$$E_2 = \sum_i \left\| \sum_{j \in N(i)} w_{ij}^s w_{ij}^m (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) \right\|_2^2, \quad (11)$$

这是为了约束平滑的，我觉得就是一个特殊的插值方法，因为平滑说白了就是插值，不同的插值方法不同，这里为了考虑不同位置的几何图像或边缘的频率高低各异，因此引入了一个自适应的方法，基本思想就是根据梯度的不同，引入不同大小的平滑系数

整体的损失函数联合优化的时候就是直接线性组合来优化，引入一个权重因子 $\lambda$ 进行组合优化

$$E = \lambda E_1 + (1 - \lambda) E_2, \quad (13)$$

*“这里 $\lambda$ 是一个权重因子。由于非线性SH函数的存在，同时优化所有顶点位置是一种计算难题。然而，每次只优化一个顶点，并不能提供足够的灵活性来调整局部曲面的形状。我们的算法以固定的顺序依次访问每个顶点，在每一步中优化由顶点和它的1环邻居组成的patch的位置。为了尽量避免自交，我们将顶点运动限制在初始曲面法线方向上。”*

反馈优化策略：

将网格分成两个集合，分别对高和低遮挡的顶点使用高阶和低阶SH函数近似，好像就是高遮挡的顶点可能是高频位置处，所以使用了高阶的SH函数进行近似。这一部分好像没有细讲，但感觉这个反馈给MVS进行优化的策略挺重要的，而且他好像只反馈了一次就成功取得了很好的效果，说明此处进行了比较好的设计。

## 2.2 模型的优点与不足

优点：将MVS和SFS结合起来用于一般的、未知的光照，更容易进行推广，且的确取得了更好的表面建模效果。在进行模型假设的时候，假设成朗伯表面和恒定反射率，方便了计算和建模，抓住了问题的本质。

缺点：感觉建模方面恒定反射率和朗伯表面可以考虑优化成不恒定的，采用某种自适应的方式进行微调？联合优化的地方，就是反馈给MVS再优化，讲得比较少，没太看懂，大部分篇幅都去讲阴影和几何系细化了。