CG作业4报告

李惟乐 PB23050929

内容

- 算法原理
- 结果

算法原理

1. 固定边界求解极小曲面

顶点的微分坐标为:

$$oldsymbol{\delta}_i = oldsymbol{v_i} - \sum_{j \in N(i)} w_j oldsymbol{v_j},$$

在固定边界点坐标取极小曲面的时候,令 $oldsymbol{\delta}_i = oldsymbol{0}$,可以得到如下的线性方程组

$$v_i - rac{1}{d_i} \sum_{k \in N_{ ext{int}}(i)} v_k = rac{1}{d_i} \sum_{j \in N_{ ext{bnd}}(i)} v_j, \quad ext{for all interior } i.$$

其中 $N_{int}(i)$ 指的是在 v_i 附近的在曲面边界内的点, $N_{bnd}(i)$ 则为在该点附近的,在曲面边界上的点。边界内的点有待求解,在边界上的点为定值。因此按如下逻辑构建矩阵A和向量b:

对所有的非边界点进行遍历,对每一个边界点,再遍历它的所有邻居。若邻居为边界点,则根据其坐标值和权重,分别更新x,y,z三个方向的 b ,程序如下:

```
if (neighbor.is_boundary())
{
   const auto& position = halfedge_mesh->point(neighbor);
   B_x(i) += weight * position[0];
   B_y(i) += weight * position[1];
   B_z(i) += weight * position[2];
}
```

图像融合算法把图像看作 $\mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}^3$ 的映射) 求解的是这样一个问题:

而如果邻居并非边界点,则其为待解变量,为其构造一个矩阵上对应的三元组

```
triplet_list.push_back(Triplet<double>(i, Mirror[neighbor.idx()], -weight));
```

以此即可得到待解矩阵,解出写回即可。

2. 修改边界条件得到平面参数化

在上面求解极小曲面的基础上,如果将边界映射到多边形上,则可以得到对应的参数化表达。

圆形

对边界点按顺序进行遍历,通过以下公式得到每个点的对应角度:

$$\theta = 2\pi \; \frac{total_length_now}{perimeter}$$

其中total_length_now指的是到该点的累计边界长度,perimeter为边界总周长。之后令 $(x,y,z)=(cos\theta,sin\theta,0)$ 即可得到边界点对应的归一化圆盘映射点。

正方形

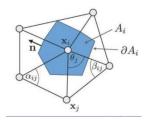
同样对边界点进行遍历,将点分为4份,比如33个点,分为8,8,8,9四份(有公共点),各个点的对应坐标如下:

- $\bullet~$ First Edge: $x=0~,~y=\frac{total_length_now}{side_length}$
- Second Edge: $y=1~,~x=\frac{total_length_now}{side_length}$
- ullet Third Edge: x=1 , $y=1-rac{total_length_now}{side_length}$
- ullet Fourth Edge: y=0 , $x=1-rac{total_length_now}{side_length}$

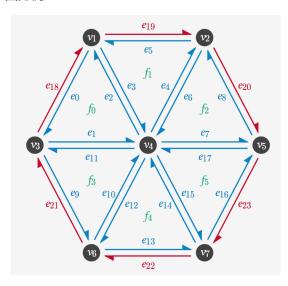
3. 不同的参数化

共实现了两种不同的参数化

- Uniform weights: $w_j = 1$;
- Cotangent weights: $w_j = \cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij}$;



这里讲一下余切权重的实现,以下图为例



比如需要计算 v_4 到 v_6 的权重,则首先找到连接两个顶点的两条半边,记为 link1 和 link2 ,则角 α 对应的两个向量(半边为):

```
alpha_edge1 = link_edge1.next().opp();
alpha_edge2 = link_edge1.next().next();
```

同理,角 β 对应的两个半边为:

```
beta_edge1 = link_edge2.next().opp();
beta_edge2 = link_edge2.next().next();
```

则利用向量的点乘与叉乘模之商,可得到两个cot值,进而得到权重。

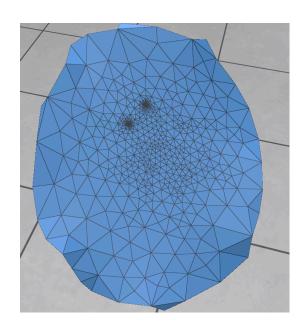
另外最终的权重值需要归一化,即

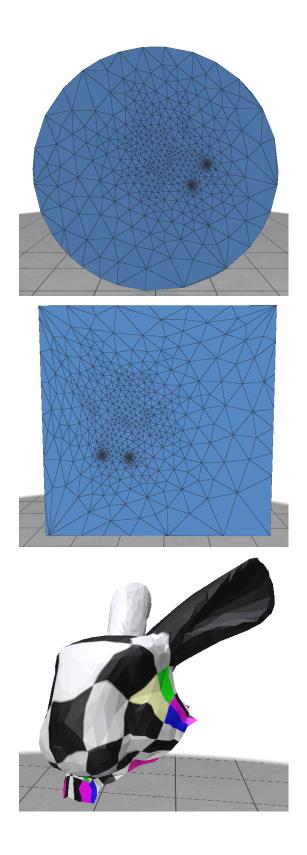
$$w_{j_Final} = rac{w_j}{\displaystyle\sum_k w_k}.$$

作业中将权重计算作为一个基类,派生出均匀权重和余切权重两个子类。

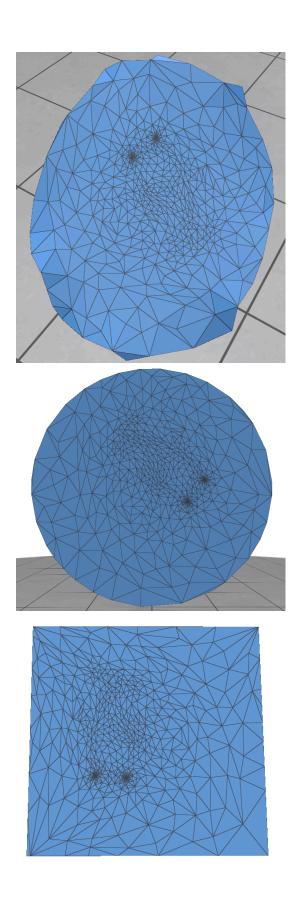
结果

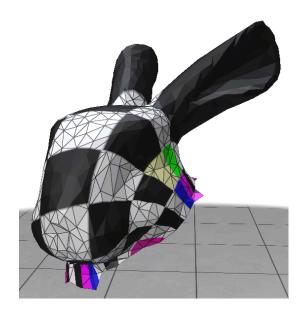
均匀权重:





余切权重:





后续扩展

在编写程序过程中, 出现过以下问题:

- 权未进行归一化处理,导致出现异常结果
- 权设置时用的参数误用为了参数化后的坐标, 应为参数化前的坐标

目前该程序还可以进行如下改进:

• 添加新的权重子类shape-preserving weights