

# USTC\_CG HW5 ARAP&ASAP

张继耀,PB20000204

2023 年 6 月 23 日

## 目录

<b>1 问题介绍</b>	<b>1</b>
1.1 主要目的 . . . . .	1
1.2 实验内容 . . . . .	1
<b>2 算法设计</b>	<b>2</b>
2.1 能量函数 . . . . .	2
2.2 ASAP算法 . . . . .	2
2.3 ARAP算法 . . . . .	3
<b>3 结果展示</b>	<b>3</b>
<b>4 总结与讨论</b>	<b>3</b>

## 1 问题介绍

### 1.1 主要目的

- 实现ASAP和ARAP两种参数化方法，并对各种参数化进行比较
- 进一步熟悉三角网格的数据结构和编程
- 学习和实现矩阵的SVD分解
- 巩固使用Eigen库求解稀疏线性方程组

### 1.2 实验内容

- 模仿 Paramaterize.h 和 Paramaterize.cpp 新建文件 ASAP.h, ASAP.cpp, ARAP.h, ARAP.cpp 等。在 Attribute.cpp 中模仿已有示例给 ASAP 方法和 ARAP 方法各添加一个按钮。
- 在UEngine中添加功能，主要有
  - 求给定边界的极小曲面
  - 非封闭网格曲面的参数化(圆形边界和正方形边界,两种权重的选取)
  - 显示纹理映射

## 2 算法设计

### 2.1 能量函数

对于3D网格中的每个三角形 $x_t = \{x_t^0, x_t^1, x_t^2\}$ ，记参数化后的三角形顶点坐标为 $u_t = \{u_t^0, u_t^1, u_t^2\}$ 。那么在 $x_t \rightarrow u_t$ 之间存在唯一的线性映射，记这个映射的Jacobian矩阵为 $J_t(u)$ ，对每个三角形 $t$ 事实上是常值。我们希望对应的这个线性映射尽可能接近特定的线性变换 $L_t$ ，例如仿射、旋转等。若记参数化的集合 $u = \{u_1, \dots, u_t\}$ ，对应的线性变换集合 $L = \{L_1, \dots, L_T\}$ 。我们可以定义能量函数：

$$E(u, L) = \sum_{t=1}^T A_t \|J_t(u) - L_t\|_F^2$$

于是这个问题就变成了优化问题：求参数 $(u, L)$ 使得 $(u, L) = \operatorname{argmin}_{(u, L)} E(u, L), s.t. L_t \in M$ 。我们最终需要的只是 $u$ ，在求解时，通过选择不同的 $L$ 可求得不同的结果。也就是下面的ASAP和ARAP。

### 2.2 ASAP算法

ASAP即AS Similar As Possible。这种方法中参数族 $M$ 具有形式

$$M = \begin{bmatrix} a & b \\ -b & a \end{bmatrix}, a, b \in \mathbb{R}$$

因此上面的能量函数转化为

$$E(u, L) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \sum_{i=0}^2 \cot(\theta_t^i) \|(u_t^i - u_t^{i+1}) - \begin{bmatrix} a & b \\ -b & a \end{bmatrix} (x_t^i - x_t^{i+1})\|_F^2$$

我们可以参考论文中的方法来求解：寻找 $a$ 和 $b$ ，使得下式取得极小值

$$E(a, b) = \sum_{i=0}^2 \omega_i \|\nabla e^i\|^2 + \lambda(a^2 + b^2 - 1)^2$$

其中有： $\nabla e^i = u^i - u^{i+1} - \begin{bmatrix} a & b \\ -b & a \end{bmatrix} (v^i - v^{i+1})$ ，其他量均为常数。记 $u^i - u^{i+1} = \begin{pmatrix} \nabla u_x^i \\ \nabla u_y^i \end{pmatrix}$ ， $v^i - v^{i+1} = \begin{pmatrix} \nabla v_x^i \\ \nabla v_y^i \end{pmatrix}$ 。让 $E$ 分别对 $a$ 和 $b$ 求偏导，我们有下面的式子：

$$C_1 a + 2\lambda(a^2 + b^2 - 1) = C_2$$

$$C_1 b + 2\lambda b(a^2 + b^2 - 1) = C_3$$

其中：

$$C_1 = \sum_{i=0}^2 \omega_i [(\nabla v_x^i)^2 + (\nabla v_y^i)^2],$$

$$C_2 = \sum_{i=0}^2 \omega_i [\nabla u_x^i \nabla v_x^i + \nabla u_y^i \nabla v_y^i],$$

$$C_3 = \sum_{i=0}^2 \omega_i [\nabla u_x^i \nabla v_x^i - \nabla u_y^i \nabla v_y^i],$$

取 $\lambda = 0$ ，我们可以解得 $a = \frac{C_2}{C_1}$ ， $b = \frac{C_3}{C_1}$ 。

根据上式构造线性方程组，还是利用Eigen解方程即可。

## 2.3 ARAP算法

ASAP即AS Rigid As Possible。这种方法中参数族 $M$ 具有形式

$$M = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}, \theta \in [0, 2\pi]$$

此时为非线性方程，上面的方法不再适用。采用Local/Global方法求解，主要有以下步骤：

- 参数化坐标初始化
- Local阶段: 固定 $u$ ，求 $L_t$

对下式进行SVD分解：

$$J_t(u) = \sum_{i=0}^2 \cot(\theta_t^i) (u_t^i - u_t^{i+1})(x_t^i - x_t^{i+1})^T = U \sum V^T$$

取

$$L_t = UV^T$$

- Global阶段: 固定 $L_t$ ，求 $u$

求解稀疏方程组：

$$\sum_{j \in N(i)} [\cot(\theta)_{ij} + \cot(\theta)_{ji}] (u_i - u_j) = \sum_{j \in N(i)} [\cot(\theta)_{ij} L_{t(i,j)} + \cot(\theta)_{ji} L_{t(j,i)}] (x_i - x_j)$$

- 重复以上步骤，直到收敛到误差范围内或者迭代了指定步数。

## 3 结果展示

## 4 总结与讨论

从测试结果可以看出迭代次数会略有影响，但影响不大，基本上肉眼难以察觉。一般只需迭代1至2次就能得到很好的结果，迭代次数过多反而浪费性能，不划算。

从图中可以看出ASAP和ARAP两种算法都是优于HW4的参数化方法的。它们生成的网格更均匀、光滑一些。而ARAP更是优于ASAP的，生成的网格基本上十分均匀，没有不规则的地方。综上，ARAP的性能是十分优良的。

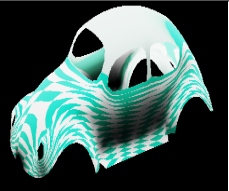
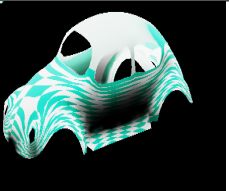





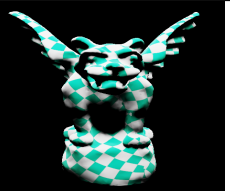




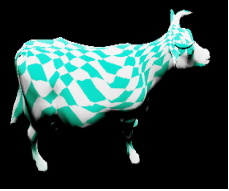



使用方法 测试例子	Uni参数化	Cot参数化	ASAP	ARAP(10次)
Beetle				
Gar				
Isis				
Cow				

表 1: 主要结果

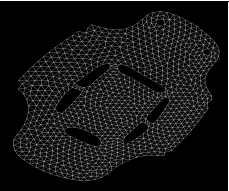
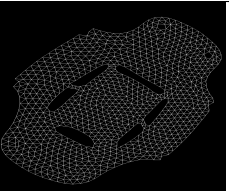
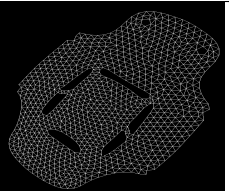
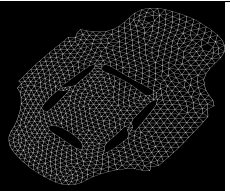
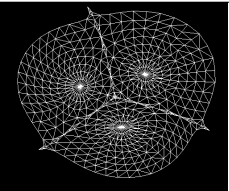
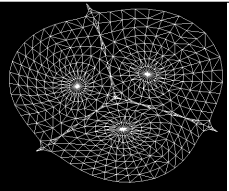
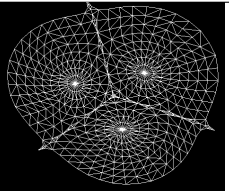
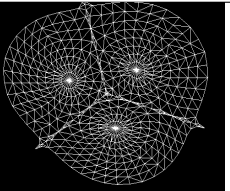
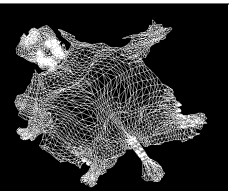
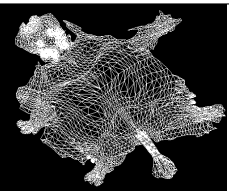
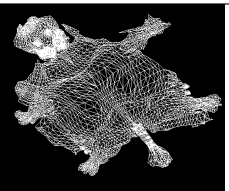
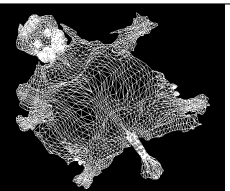
迭代次数 测试例子	1次	2次	5次	10次
Beetle				
Balls				
Cow				

表 2: ARAP不同迭代次数对结果的影响