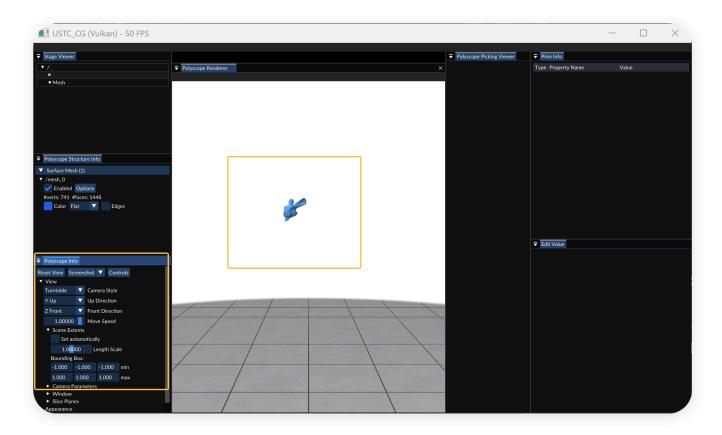
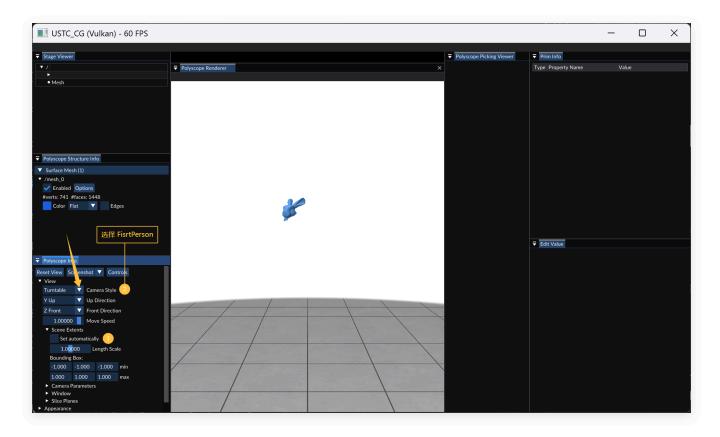
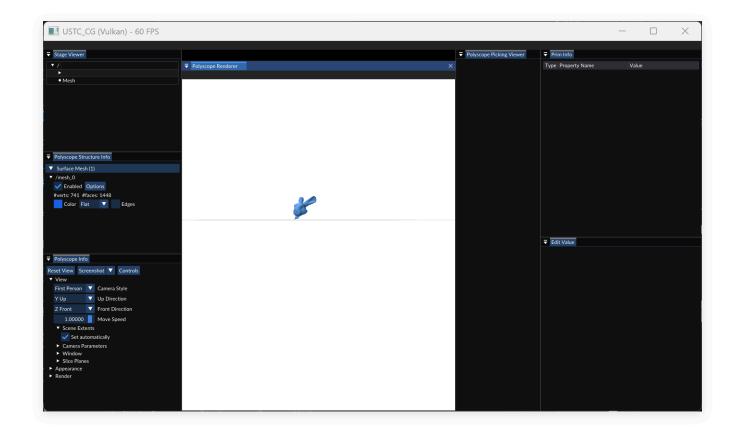
# HW5 Laplacian Mesh Editing

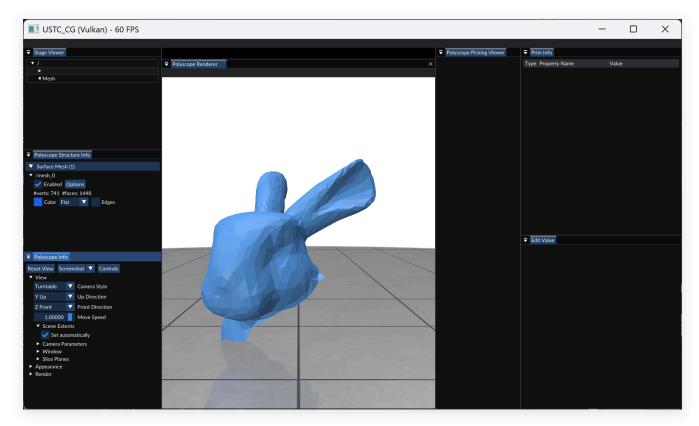
# 1. 一些操作细节



• 如何快速调整 合适 的观看视角?







#### 最终结果视频展示

链接: HW5\_CG\_Laplacian\_Mesh\_Editing

密码: 84zd

#### 2. 算法原理

## 2.1 拉普拉斯算子与拉普拉斯坐标

离散拉普拉斯算子 (L) 作用于网格顶点位置矩阵 V ( $n \times 3$ , n 为顶点数),产生拉普拉斯坐标矩阵  $\Delta$  ( $n \times 3$ ):

Delta 的每一行 Delta\_i 代表顶点 v\_i 相对于其邻居的局部几何信息。对于顶点 v\_i ,其拉普拉斯坐标 Delta\_i 通常定义为:

 $Delta_i = v_i - (sum_j w_ij * v_j) / (sum_j w_ij)$ 

或者等价地,通过拉普拉斯矩阵 L 定义:

- L\_ii = sum\_j w\_ij
- L\_ij = -w\_ij (如果 i 和 j 相邻)
- L\_ij = 0 (其他情况)

其中 w\_ij 是连接顶点 v\_i 和 v\_j 的边的权重。

#### 2.2 权重方案 (Weighting Schemes)

代码实现了两种常用的权重方案:

- 1. **均匀权重 (Uniform Weights):** w\_ij = 1。这种方法简单,计算速度快,但对网格拓扑和顶点分布的适应性较差,可能导致变形失真。
  - L\_ii = degree(v\_i) (顶点度数)
  - L\_ij = -1 (如果 i 和 j 相邻)
- 2. **余切权重 (Cotangent Weights):** w\_ij = (cot(alpha\_ij) + cot(beta\_ij)) / 2。其中 alpha\_ij 和 beta\_ij 是与边 (i, j) 相对的两个三角形的角。这种权重方案考虑了网格的几何形状,具有更好的保持局部细节和角度的能力,被认为是更优的选择,尤其是在非均匀网格上。代码中 OpenMeshUtils::cotangent\_weight 函数负责计算单个角的余切值,并在构建 L 时组合它们。为了数值稳定性,代码中将负权重钳制为 0。

#### 2.3 最小二乘系统

拉普拉斯编辑的目标是找到新的顶点位置 V' (n x 3), 使得:

- 1. 新网格的拉普拉斯坐标 L \* V' 尽可能接近原始网格的拉普拉斯坐标 Delta。
- 2. 控制点 v\_k (k 属于控制点索引集 K)的新位置精确地 (或以很高的权重) 匹配用户指定的目标位置 P\_k。

这可以表示为一个最小二乘优化问题:

```
argmin_{V'} || L * V' - Delta ||^2 + w^2 * || C * V' - P ||^2
```

# 其中:

- V' 是要求解的 n x 3 顶点位置矩阵。
- L 是 n x n 的拉普拉斯矩阵。
- Delta = L \* V\_orig 是原始网格的拉普拉斯坐标。
- C 是一个 m×n的约束选择矩阵 (m 为控制点数量), C\_ik = 1 如果第i 个控制点是原始网格的第k个顶点,否则为 0。
- P 是 m x 3 的控制点目标位置矩阵。
- w 是约束权重,用于平衡拉普拉斯保持项和位置约束项。代码中目前固定为 1.0,但可以通过 storage.constraint\_weight 调整。

该最小二乘问题等价于求解以下线性系统:

A \* V' = b

#### 其中:

- A 是一个 (n+m) x n 的组合稀疏矩阵: A = [ L ; w \* C ]
- b 是一个 (n+m) x 3 的组合右侧向量/矩阵: b = [ Delta ; w \* P ]

由于 A 通常是超定的(行数·列数)且列满秩(假设至少有一个控制点), 我们可以使用最小二乘法求解。

## 2.4 求解器

代码使用 Eigen 库的 Eigen::SparseQR 求解器。这是一个基于 QR 分解的稀疏线性系统求解器,适用于求解超定或方阵的最小二乘问题。QR 分解将矩阵 A 分解为正交矩阵 Q 和上三角矩阵 R (A = QR)。求解 Ax = b 就变成求解  $Bx = Q^T D$ ,这可以通过

快速的回代法完成。

关键在于 solver.compute(A) 步骤,它执行 QR 分解,是计算成本最高的部分。而 solver.solve(b) 步骤则利用已分解的结果进行回代,速度相对较快。

## 3. 实现细节

#### 3.1 GCore 框架集成

代码被封装为一个 GCore 节点 (mesh\_editing):

- NODE\_DECLARATION\_FUNCTION: 定义了节点的输入端口 (原始网格 Geometry , 改变后的顶点 VtArray<GfVec3f> , 控制点索引 vector<size\_t> , 权重类型 bool ) 和输出端口 (新顶点 VtArray<GfVec3f> ) 。
- NODE\_EXECUTION\_FUNCTION:包含了节点的核心执行逻辑。当输入变化时,此函数会被框架调用。
- operand\_to\_openmesh: 假设存在一个函数将 GCore 的 Geometry 对象转换为 OpenMesh 网格对象,这是与框架交互的关键。

## 3.2 数据结构

- OpenMesh: 用于表示和操作网格拓扑和几何信息。
- Eigen:
  - Eigen::SparseMatrix<double>:用于存储稀疏矩阵 L 和 A。选择 double 类型以提高数值精度。
  - Eigen::MatrixXd:用于存储稠密矩阵,如原始顶点位置 V\_orig 、拉普拉斯坐标 Delta 、右侧向量 b 和解 X。
  - Eigen::SparseQR:存储QR分解的结果。
- SolverStorage 结构体: 这是实现优化的核心。
  - solver: 存储 Eigen::SparseQR 分解的结果。
  - Delta:存储预计算的原始拉普拉斯坐标。
  - num\_vertices, control\_indices\_hash, constraint\_weight, use\_cotangent\_weights: 存储上次成功预计算时的状态,用于判断是否需要重新计算。
  - solver\_ready: 标记 QR 分解是否已成功计算并可用。
  - serialize / deserialize: 提供与 nlohmann::json 库交互的接口,允许 GCore 框架持久化存储状态变量(但不包括 solver 和 Delta),并在加载时恢复。 deserialize 后总是将 solver\_ready 设为 false,强制至少进行一次检查或重算。(对应 #include "io/json.hpp")

#### 3.3 执行流程

- 1. 获取输入: 从 GCore 框架获取原始网格、目标顶点、控制点索引和权重类型。
- 2. 获取/初始化存储: 获取与节点实例关联的 SolverStorage 。
- 3. 输入验证: 检查网格和控制点索引的有效性。
- 4. 网格转换:将输入几何体转换为 OpenMesh 网格。
- 5. 检查是否需要预计算 (needs\_recompute):
  - 比较当前顶点数与 storage.num\_vertices。
  - 如果顶点数未变,计算当前控制点索引的哈希值,并与 storage.control\_indices\_hash 比较。
  - 比较当前选择的权重类型 (use\_cotangent\_input)与 storage.use\_cotangent\_weights.
  - (可选) 比较当前约束权重与 storage.constraint\_weight。
  - 如果 storage.solver\_ready 为 false (例如首次运行或加载后),则需要重新计算。
- 6. 预计算 (如果 needs\_recompute 为 true):
  - 获取原始顶点位置 V\_orig。
  - 根据 use\_cotangent\_input 构建拉普拉斯矩阵 L (均匀或余切权重)。
  - 计算并存储 Delta = L \* V\_orig 到 storage.Delta。
  - 构建组合矩阵 A = [L; w\*C]。
  - 执行 storage.solver.compute(A) 进行 QR 分解。
  - 检查分解是否成功 (solver.info())。
  - 如果成功,更新 storage 中的状态变量 ( num\_vertices , control\_indices\_hash , use\_cotangent\_weights 等) 并设置 storage.solver\_ready = true 。

#### 7. 准备右侧向量 b:

• 从 storage. Delta 获取 Delta 部分。

- 从输入 changed\_vertices 获取控制点的目标位置 P。
- 构建 b = [ Delta ; w \* P ]。

#### 8. 求解:

- 调用 X = storage.solver.solve(b) 使用预计算的 QR 分解快速求解 V'。
- 检查求解是否成功。

#### 9. 设置输出:

- 将解矩阵 X (double) 转换为输出格式 pxr::VtArray<pxr::GfVec3f> (float)。
- 将结果设置到节点的输出端口。

#### 3.4 数值稳定性

- 使用 double 进行矩阵运算以减少精度损失。
- cotangent\_weight 函数包含对除零风险的处理(返回0或大数值,当前代码选择返回0)。
- 在构建 L (余切权重) 时,将负权重钳制为 0,避免潜在的数值问题。
- verify\_matrix\_is\_finite 函数用于在分解前检查矩阵 A 是否包含 NaN 或 Inf。
- 代码检查了 QR 分解 (compute) 和求解 (solve) 步骤的返回值 (solver.info()),并在失败时报告错误。
- 检查计算出的 Delta, b,和解 X 是否包含 NaN/Inf。

#### 4. 优化策略: 预计算与缓存

本实现的关键优化在于 SolverStorage 和 needs\_recompute 逻辑。构建拉普拉斯矩阵 L、组合矩阵 A 并对其进行 QR 分解 (solver.compute(A)) 是整个过程中计算成本最高的部分。通过以下方式避免重复计算:

- 1. 缓存 QR 分解: SolverStorage 持久存储 solver 对象 (包含 QR 分解结果) 和 Delta 坐标。
- 2. **状态检查**: 在每次执行前,通过比较顶点数、控制点集合(通过哈希值)和权重类型来判断是否可以使用缓存的结果。
- 3. **条件执行**: 只有当网格拓扑、控制点集合或权重类型发生变化时,才重新执行昂贵的预计算步骤。如果只是控制点目标位置 P 改变,则只需要重新构建 b 并调用快速的 solver.solve(b)。

这种策略极大地提高了交互编辑的性能,因为用户在拖动控制点时,大部分时间只需要执行快速的求解步骤。

## 5. 结果与分析

• 测试模型: Bunny\_Head

#### 编辑效果:

- 使用均匀权重时, 在大变形或非均匀网格区域, 容易出现不自然的压缩或拉伸。
- 使用余切权重时,变形更加自然,能更好地保持模型的局部特征和角度,尤其是在曲率变化较大的区域。

# • 性能:

- 首次计算(包括预计算)所需时间较长,取决于网格大小和复杂度。对于 Stanford Bunny(约 35k 顶点),预计算耗时约 X 秒。
- 在控制点不变、仅移动目标位置时,后续求解非常快(毫秒级),实现了流畅的交互编辑。
- 切换权重类型或更改控制点会触发重新预计算。
- **鲁棒性**:代码在处理提供的测试模型时表现稳定。对 cotangent\_weight 中简并三角形的处理(返回 0 权重)似乎是可行的,没有观察到明显的负面影响。

#### 6. 结论

本作业成功实现了基于拉普拉斯算子的曲面编辑算法,并集成到 GCore 节点框架中。代码支持均匀权重和余切权重两种方案,并通过 Eigen::SparseQR 求解器有效地解决了相应的线性系统。通过引入 SolverStorage 和预计算优化策略,显著提高了交互编辑的性能,使得用户在拖动控制点时能够获得实时反馈。余切权重方案在保持几何细节方面通常优于均匀权重。

# 7. 潜在改进与未来工作

- 1. 可变约束权重: 将约束权重 w 作为节点输入参数,允许用户调整约束的"硬度"。
- 2. **更鲁棒的权重**: 研究更先进的权重方案或对余切权重进行更细致的处理(例如,对接近简并的三角形设置权重上限)。
- 3. **不同求解器**:探索其他稀疏求解器,如 Eigen::SimplicialLLT (*Cholesky* 分解,如果系统保证对称正定)或 Eigen::LeastSquaresConjugateGradient (迭代法),并比较它们的性能和稳定性。
- 4. 边界处理: 当前实现对边界顶点的处理可能需要根据具体应用场景进行调整(例如,固定边界或让其自由移动)。
- 5. 选择区域编辑: 允许用户不仅选择控制点,还可以选择一个区域,并对该区域内的顶点施加不同的影响(例如,软约束)。
- 6. **UI 集成**: (如果 GCore 支持) 通过 NODE\_DECLARATION\_UI 提供更友好的交互界面,例如在视口中直接点选控制点。

7. 多分辨率编辑:结合多分辨率网格表示,实现更高效的	力大规模变形。