水平集方程数值求解方法

黄胤强

June 4, 2025

目录

- 1 水平集方法概述
- 2 有限差分离散化
- ③ 重初始化与数值实现
- 4 算法实现与优化
- 5 EDA 竞赛应用实例
- 6 总结与展望

水平集方法基本概念

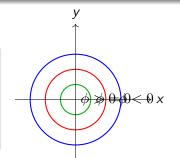
水平集函数定义

对于 n 维空间中的 (n-1) 维界面 Γ ,水平集函数 $\phi(\mathbf{x},t)$ 定义为:

$$\phi(\mathbf{x}, t) = \begin{cases} > 0 & \text{if } \mathbf{x} \text{ is inside } \Gamma \\ = 0 & \text{if } \mathbf{x} \text{ is on } \Gamma \\ < 0 & \text{if } \mathbf{x} \text{ is outside } \Gamma \end{cases}$$

核心优势

- 隐式表示: 避免参数化复杂界面
- 自动处理拓扑变化(分裂、合并)
- 数值稳定: 固定网格上的欧拉方程
- 扩展性好: 高维问题处理直观



水亚隼函数笔值线示音

水平集方程的物理意义

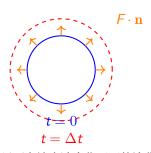
Hamilton-Jacobi 型水平集方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0$$

其中 F 是速度函数, 决定界面运动的法向速度

几何解释:

- $|\nabla \phi|$: 水平集函数的梯度模
- F: 法向速度场
- 零水平集 $\{\phi = 0\}$ 随时间演化



界面在法向速度作用下的演化

空间离散化:迎风格式

核心挑战

水平集方程是双曲型 PDE,需要满足熵条件以保证解的唯一性

一阶迎风格式:

$$|\nabla \phi|^2 \approx \max(D_x^- \phi, 0)^2 + \min(D_x^+ \phi, 0)^2 + \max(D_y^- \phi, 0)^2 + \min(D_y^+ \phi, 0)^2$$

其中:

$$D_{x}^{+}\phi_{i,j} = \frac{\phi_{i+1,j} - \phi_{i,j}}{\Delta x}$$
$$D_{x}^{-}\phi_{i,j} = \frac{\phi_{i,j} - \phi_{i-1,j}}{\Delta x}$$

高阶 WENO 格式

WENO 基本思想

加权本质无振荡格式(Weighted Essentially Non-Oscillatory)通过自适应权重选择光滑模板,在光滑区域达到高精度,在间断附近保持稳定性。

五阶 WENO 重构 (正向差分):

$$\phi_{i+1/2}^+ = \sum_{k=0}^2 \omega_k^+ \phi_{i+1/2}^{(k)}$$

三个候选模板:

$$\begin{split} \phi_{i+1/2}^{(0)} &= \frac{1}{3}\phi_{i-2} - \frac{7}{6}\phi_{i-1} + \frac{11}{6}\phi_i \\ \phi_{i+1/2}^{(1)} &= -\frac{1}{6}\phi_{i-1} + \frac{5}{6}\phi_i + \frac{1}{3}\phi_{i+1} \\ \phi_{i+1/2}^{(2)} &= \frac{1}{3}\phi_i + \frac{5}{6}\phi_{i+1} - \frac{1}{6}\phi_{i+2} \end{split}$$

权重计算:

$$\omega_k = \frac{\alpha_k}{\sum_j \alpha_j}$$
$$\alpha_k = \frac{d_k}{(\epsilon + \beta_k)^2}$$

其中 β_k 是光滑性指示子, d_k 是理想权重。

时间离散化方案

显式 Runge-Kutta 方法

三阶 TVD Runge-Kutta 格式:

$$\begin{split} \phi^{(1)} &= \phi^{\textit{n}} + \Delta \textit{tL}(\phi^{\textit{n}}) \\ \phi^{(2)} &= \frac{3}{4}\phi^{\textit{n}} + \frac{1}{4}\phi^{(1)} + \frac{1}{4}\Delta \textit{tL}(\phi^{(1)}) \\ \phi^{\textit{n}+1} &= \frac{1}{3}\phi^{\textit{n}} + \frac{2}{3}\phi^{(2)} + \frac{2}{3}\Delta \textit{tL}(\phi^{(2)}) \end{split}$$

CFL 稳定性条件:

$$\Delta t \le C \frac{\Delta x}{\max |F|}$$

隐式格式 (Backward Euler):

$$\frac{\phi^{n+1} - \phi^n}{\Delta t} + F|\nabla \phi^{n+1}| = 0$$

73121	
Forward Fuler $O(\Delta t)$ CFL \mathbb{S}	定性
RK3-TVD $O(\Delta t^3)$ CFL \mathbb{N}	L 限制 L 限制 H 稳定

4□▶ 4□▶ 4 □ ▶ 4 □ ▶ 9 0

重初始化的必要性

问题提出

水平集函数在演化过程中会逐渐偏离符号距离函数(SDF),导致:

- 梯度 $|\nabla \phi| \neq 1$,数值误差累积
- 界面厚度变化,精度下降
- 质量守恒性能恶化

重初始化方程:

$$\frac{\partial \psi}{\partial \tau} + \operatorname{sign}(\phi)(|\nabla \psi| - 1) = 0$$

重初始化频率

通常每 3-5 个时间步执行一次重初始化,平衡精度与计算效率

◆ロト ◆個ト ◆意ト ◆意ト · 意 · からぐ

核心模块架构

主要模块:

• DFISEParser: 文件解析与数

据结构构建

• LevelSetMethod: 水平集数值

方法核心

• BackwardEulerScheme: 隐式

时间推进

• GeometryProcessor: 几何处

理与格式转换

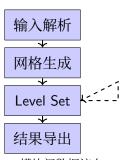
数据流:

输入文件 → 解析 → 网格 → 演化 → 输出

关键技术特点

• 多材料支持: 不同区域材料属性动态设置

• 并行计算: OpenMP 并行组装稀疏矩阵



模块间数据流向

Backward Euler 隐式格式实现

离散化方程

$$\frac{\phi^{n+1} - \phi^n}{\Delta t} + F|\nabla \phi^{n+1}| = 0$$
$$\Rightarrow (I - \Delta t L)\phi^{n+1} = \phi^n$$

其中 L 是空间离散算子

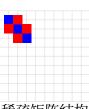
稀疏矩阵组装:

- 使用 Eigen::SparseMatrix 存储
- 基于五点/七点差分模板
- OpenMP 并行组装提高效率

线性系统求解:

- BiCGSTAB 迭代求解器
- 不完全 LU 预条件(ILU)





稀疏矩阵结构

EDA 竞赛数值求解框架

整体流程概览

- 输入处理: DF-ISE/OBJ 结构文件解析,几何信息提取,材料属性映射
- ② 数据预处理: 网格生成与细化, SDF 初始化, 多材料区域标识
- 3 数值演化: Level Set Method 演化计算,材料界面追踪,几何约束 处理
- 结果导出: 界面提取与网格重构,格式转换,几何质量验证

主要技术挑战:

- 多材料界面的精确追踪
- 复杂几何结构的网格适应
- 大规模稀疏线性系统高效求解
- 数值稳定性与精度平衡

核心模块:

- DFISEParser
- LevelSetMethod
- BackwardEulerScheme
- GeometryProcessor

数值求解流程实现

主程序执行步骤

- 解析输入文件: DFISEParser parser(inputFile); parser.parse();
- ② 网格与 SDF 初始化: levelSet.generateGrid(); levelSet.initializeSignedDistanceField();
- 材料属性设置: levelSet.setMaterialProperties(); levelSet.updateU();
- 数值演化: levelSet.evolve(); (内部调用 Backward Euler)
- 结果导出: levelSet.extractSurfaceMeshCGAL(); ConvertOBJToDFISE();

关键技术实现

稀疏矩阵并行组装(OpenMP)+ BiCGSTAB 迭代求解(Eigen 库)+ 多格式转换支持

水平集方法优缺点总结

主要优势

- **拓扑灵活性**: 自动处理分裂与 合并
- **几何精度**: 高精度曲率和法向量计算
- **扩展性强**:易于推广至高维问 题
- 数值稳定:基于欧拉框架,固 定网格

主要挑战

- **质量守恒**:数值耗散导致体积 损失
- 计算开销: 全域计算, 效率相对较低
- **重初始化**:需要定期维护 SDF 性质
- 细节保持: 小尺度特征可能丢 失
- 参数调节: 多个数值参数需要 调优