## 在地球化学的热-化-力多场耦合问题中 PINN 和 FEM 分析方法的讨论

QingjunBAO

2025/03/20

## 1. 引言

地球化学研究中,**热-化-力** (Thermo-Chemical-Mechanical, TCM) **多场耦合问题**具有重要的理论和实际意义。这类问题广泛存在于地球内部动力学、地下储层演化、矿物反应动力学等研究领域,其核心是解决热传导、化学反应动力学、物质迁移和力学变形等的耦合行为。

为了进行精确的建模和数值求解,目前常用的两种方法是**有限元方法(Finite Element Method, FEM)和物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks**, PINN)。本文系统分析两种方法在热-化-力问题中的应用,详细对比其异同点和优劣,并结合实际案例说明其应用场景。

### 2. 热-化-力耦合问题的特点

### 2.1. 强耦合性:

### 特点描述:

热、化学和力学三个物理场之间存在显著的耦合关系,彼此相互影响,形成复杂的交互作用。具体来说:

- 热·化学耦合: 温度影响化学反应速率(如 Arrhenius 方程),同时化学反应释放或吸收热量(如溶解、沉淀导致的热效应)。
- · 化学-力学耦合: 化学反应改变材料的组成和微观结构(如矿物溶解导致孔隙率变化),进而影响力学性能(如弹性模量、强度的变化)。
- · 热-力学耦合: 温度变化引起热膨胀或收缩, 从而施加应力; 力学变形则可能改变材料的热传导特性。

#### 面临挑战:

- 建立能够准确反映多物理场间相互作用的数学模型。
- 处理强耦合情况下数值求解的非线性性和计算复杂性。

## 典型实例:

- 地热系统: 地下岩体受热膨胀产生热应力,同时高温促进化学反应(如矿物溶解或沉淀)。
- •二氧化碳地质封存: 注入 CO2 后,碳酸盐矿物的溶解和沉淀改变孔隙结构,影响应力场和热传导。

## 2.2. 多尺度特性

### 特点描述:

热-化-力问题通常涉及多个不同的时间和空间尺度:

- 时间尺度: 化学反应可发生在秒级到百万年级。如矿物溶解的动力学可能较慢,而热传导和应力变化可能较快。
- •空间尺度:从微观(如晶体孔隙内的化学反应)到宏观(如岩体或储层的整体变形)都有可能涉及。

### 面临挑战:

- 时间尺度差异:不同物理场的时间尺度差异可能导致数值求解的刚性问题。例如,化学反应演变可能需要长时间步长,而热传导和力 学问题则需要较小时间步长。
- 空间尺度差异: 微观和宏观尺度的耦合需要跨尺度建模技术, 例如微尺度反应的结果如何影响宏观场的演化。

### 典型实例:

- 核废料存储: 核废料释放的热量在短时间内影响周围岩体的温度场,而化学反应和力学变形的演化可能跨越数千年。
- 岩石破裂与反应: 裂缝的形成与扩展是微尺度应力集中导致的,但裂缝网络的扩展会影响宏观尺度的流体流动和化学反应。

### 2.3. 复杂边界条件动态变化

### 特点描述:

热-化-力问题的边界条件通常是动态变化的,可能受到外界环境或内部演化过程的影响:

- 热边界条件:热流密度可能随时间变化,例如地下热源(如地热系统)或外部温度变化(如深部岩体环境)。
- 化学边界条件: 化学浓度场的边界可能由于外部注入或内部反应而动态变化。
- •力学边界条件:应力边界可能因外部加载、地质构造运动或内部材料变化而变化。

### 面临挑战:

- 动态边界建模: 需要准确捕捉时间和空间上动态变化的边界条件。
- 边界与内部耦合: 边界条件的变化可能反过来受到内部物理场演化的影响 (如流体流动改变化学浓度边界)。

#### 典型实例:

- 地质储层注入: 注入 CO<sub>2</sub> 时, 边界压力和化学浓度随时间变化, 同时影响热场和应力场。
- 火山岩浆流动:岩浆冷却过程中,热边界条件不断变化,影响周围岩石的热应力和矿物反应。

### 2.4. 非线性行为

### 特点描述:

热-化-力问题中普遍存在非线性行为:

- 热场非线性: 热传导系数可能随温度变化, 热源项可能依赖时间或空间位置。
- 化学反应非线性: 化学反应速率通常由高度非线性的动力学方程描述 (如 Arrhenius 方程)。
- · 力学行为非线性: 材料的力学响应可能具有非线性本构关系(如弹塑性、蠕变)。
- 多场耦合的非线性: 各物理场之间的相互影响导致非线性叠加效应。例如,温度场变化引起的应力场变化反过来影响热传导特性。

## 面临挑战:

- 数值求解困难: 非线性方程组求解通常需要迭代方法, 可能出现收敛困难或多解现象。
- 参数敏感性: 非线性系统对参数 (如反应速率常数、材料参数等) 高度敏感,增加了建模和验证的复杂性。

## 典型实例:

- 矿物溶解与沉淀: 溶解反应速率随矿物表面饱和度呈非线性变化,同时释放的化学热进一步影响反应速率。
- •岩石热应力破裂:温度变化引起的热膨胀导致应力集中,进而诱发裂纹扩展,裂纹扩展又改变热传导路径,形成非线性反馈。

### 3. **有限元方法** (FEM)

### 3.1. 方法简介

有限元方法通过将连续域离散化为有限数量的网格单元,并在这些单元上求解离散化的控制方程,是传统数值模拟的主流方法。

### 3.2. 优点

### · 成熟性与稳定性:

- FEM 已有几十年的发展历史,理论体系完善,商业软件(如 COMSOL、ANSYS、ABAQUS)和开源工具(如 FEniCS)支持丰富。
- 在工业和科研中被广泛验证, 具有高精度和稳定性。
- 容易处理复杂几何形状和边界条件。
- 各种非线性问题 (如非线性材料或大变形) 有成熟的技术支持。
- 在中小规模问题上,现代 FEM 软件可以快速求解且具有高效率。

### • 高精度:

- 通过细化网格,可以实现对复杂几何和高梯度区域的精确求解。

### 多场耦合能力:

- 能通过强耦合或弱耦合方式实现多物理场的联合求解。

#### 误差控制:

- 误差估计和收敛性分析成熟,便于精确控制计算结果的可信度。

### 3.3. 面临挑战:

- 复杂几何的高质量网格生成困难
- 处理移动边界或大变形问题时需要网格重构
- 多物理场耦合问题的实现复杂
- 处理超高维度问题时计算代价高昂

#### 3.4. 主要缺点

### • 网格依赖性:

- 复杂几何或动态边界条件下, 生成高质量网格可能非常困难。
- 网格划分对解的精度和稳定性有显著影响。

### · 计算成本高:

- 高分辨率网格导致存储需求和计算时间显著增加,尤其对于长时间演化问题。

### 扩展性差:

- 在高维(如包含多个化学组分)和高尺度问题中,难以避免维数灾难。

### 3.5. 适用场景

- 需要高精度和可靠性保证的工程应用
- 大规模结构力学或流体力学问题
- 需要严格误差控制的场景
- 需要精确捕捉反应前沿或局部高梯度现象的短时间模拟。

## 4. 物理信息神经网络 (PINN)

### 4.1. 方法简介

PINN 是一种基于神经网络的数值求解方法,通过将物理定律(如偏微分方程)嵌入神经网络的损失函数中,无需网格划分,直接优化全局解。

### 4.2. 主要优点

- · 无需网格划分: PINN 不依赖网格,适合复杂几何形状和动态边界条件。
- 高维能力强:能自然处理高维问题 (如时空耦合或多组分化学反应),避免维数灾难。
- •统一性:可以同时处理数据驱动和物理驱动的问题,将实验数据与理论模型结合。
- 长时间演化问题: PINN 通过全局优化避免了传统方法中的时间步进累积误差。
- 灵活性:能有效处理耦合问题,例如多场耦合(热-流体-结构等)问题。
- 易处理参数化问题:适合多参数敏感性分析和反问题求解。

## 4.3. 面临挑战:

- 训练过程可能不稳定,特别是涉及多尺度或刚性问题时
- 神经网络架构和超参数选择缺乏系统性指导
- 对于高梯度区域或奇异性的捕捉能力有限
- 物理约束可能与数据拟合存在竞争关系
- 计算资源需求可能高于传统方法

### 4.4. 主要缺点

- 训练成本高: 神经网络的训练需要大量计算资源, 尤其对高精度解的优化可能耗时较长。
- •精度和稳定性依赖网络设计:损失函数的设计、网络结构的选择直接影响解的物理一致性和收敛性。
- 捕捉高梯度现象困难: 对于局部高梯度区域(如化学反应前沿或应力集中), PINN的表现可能不如 FEM。
- 数学理论不完善: 收敛性和误差控制理论尚不成熟, 与 FEM 相比缺乏严格的数学保障。

### 4.5. 适用场景

- 复杂几何或变形边界问题
- 需要频繁参数化研究的多物理场耦合
- 反问题和参数识别
- 稀疏数据补全问题
- 涉及长时间演化、复杂几何或高维化学反应问题。
- 需要同时融合实验数据与物理模型的场景。

## 5. FEM 与 PINN 的比较

特性	有限元方法 (FEM)	物理信息神经网络 (PINN)
网格依赖性	需要网格划分,网格质量影响解的精度	无需网格划分,直接在连续域上优化
高维扩展性	高维问题受限于网格划分和计算资源,易陷	对高维问题表现优异,能自然处理高维问题,
	入维数灾难	避免维数灾难
计算域表示	依赖网格划分,适合规则域和复杂几何	无需网格,直接在连续域上优化
复杂边界适应性	较强,但网格生成可能复杂	更灵活,适合动态边界或自由边界问题
复杂性适应能力	适用于复杂几何和边界条件	适用于复杂几何、多场耦合和数据驱动问题
稳定性与可靠性	稳定性高,有丰富的理论支持	依赖优化算法,可能存在收敛性问题
精度与稳定性	高精度与稳定性保障,误差可控	精度依赖网络架构与优化,可能不稳定
误差来源	离散化误差和网格误差	网络训练误差和优化误差
计算效率	中小规模问题效率高,大规模问题计算成本	训练过程耗时,适合离线求解
	较高	
计算成本	长时间演化问题计算成本高	训练成本高,但适合离线全局优化
工具链与生态	丰富的商业工具和开源库支持	工具链尚不成熟,需自行开发或依赖开源库
多场耦合能力	成熟方法支持弱耦合和强耦合	自然表达耦合,通过损失函数统一建模

针对在地球化学的热-化-力多场耦合的问题,可推断两种方法的选用:

## 1. FEM 和 PINN **的互补性**:

- 对于局部高精度需求场景 (如应力集中区域), FEM 更适合。
- 对于高维、长时间演化或复杂几何问题,PINN 具有优势。

## 2. 混合方法的潜力:

- 可以结合两种方法,在高梯度区域局部采用 FEM 求解高精度解,其他区域用 PINN 处理全局的长时间演化或高维问题。
- 例如,催化剂反应中,局部反应前沿用 FEM 精确捕捉,远场浓度演化用 PINN 预测。

## 3. 发展方向:

- 加强 PINN 在高梯度区域的表现 (如自适应采样策略)。
- 开发 FEM 与 PINN 的耦合框架,提升综合求解能力。

通过结合 FEM 和 PINN 的优点,地球化学中的热-化-力多场耦合问题可以得到更高效、更精准的解决。

# 6. FEM 和 PINN 在处理非线性化学反应时的差异

### 6.1. 非线性化学反应问题的特点

・ 反应动力学非线性:

化学反应通常由非线性速率方程描述,例如 Arrhenius 方程:

$$R = Ae^{-\frac{Ea}{RT}}C^n$$

其中,R 是反应速率,A 是频率因子, $E_a$  是活化能,C 是反应物浓度,n 是反应级数。

- 多物理场耦合: 非线性化学反应通常耦合温度场(热效应)、物质扩散(浓度梯度)和力学场(反应诱导的变形)。
- 高梯度与局部化现象: 反应前沿(如反应界面)可能出现显著的浓度或温度梯度。

#### 6.2. FEM 和 PINN 在非线性化学反应问题中的处理方式

### FEM **的处理方式**

- 1. 离散化与网格划分:
  - 使用有限元对反应区域进行网格划分,将偏微分方程 (PDE) 离散为代数方程。
  - 非线性反应项通过数值迭代 (如 Newton-Raphson 方法) 求解。
- 2. 时间步进方法:
  - 使用显式或隐式时间积分方法(如 Backward Euler)来求解非线性时间依赖问题。
- 3. 高梯度捕捉:
  - 通过局部网格细化增强对反应前沿区域的分辨率。

### PINN 的处理方式

- 1. 神经网络表示:
  - 用神经网络直接逼近解函数 (如浓度场或温度场)。
- 2. 物理约束嵌入:
  - 将化学反应动力学(如 Arrhenius 方程)嵌入损失函数,与扩散-反应方程(PDE)和边界条件共同最小化。
- 3. 无网格采样:
  - 在计算域内随机采样训练点,避免显式网格划分。
- 4. 时间与空间统一优化:
  - 将时空视为统一域,通过网络输入(如 t,x,y)优化全局解。

### 6.3. 示例: 催化剂表面反应的模拟

#### 问题描述:

研究催化剂表面上的非线性化学反应,反应由以下扩散-反应方程描述:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = D \nabla^2 C - R(C)$$

- C: 反应物浓度。
- D: 扩散系数。
- $R(C) = Ae^{-\frac{Ea}{RT}}C^2$ : 非线性反应速率。
- 边界条件: 在表面边界, 浓度为固定值; 在开边界, 浓度梯度为零。

## FEM 的处理

1. 网格划分:

- 对催化剂表面进行网格划分 (如二维三角形网格)。
- 在反应区域前沿处加密网格,以捕捉高浓度梯度。
- 2. 时间步进:
  - 使用隐式时间积分方案 (如 Backward Euler) 解决时间依赖问题。
- 3. 求解过程:
  - 离散化后,得到非线性代数方程组,通过 Newton-Raphson 方法求解。
- 4. 优点:
  - 精确捕捉反应前沿和高梯度区域,适合短时间高精度模拟。
- 5. 缺点:
  - 网格生成复杂; 高分辨率网格导致计算成本高。
  - 在长时间模拟中, 时间步进可能累积误差。

### PINN 的处理

- 1. 网络架构:
  - ・ 构建一个神经网络,输入为 (x,y,t),输出为浓度 C(x,y,t)。
- 2. 损失函数设计:
  - 化学反应控制方程:

$$\mathcal{L}oss_{PDE} \, = \left\| \frac{\partial C}{\partial t} \, - D \nabla^2 C + A e^{-\frac{Ea}{RT}} C^2 \right\|^2$$

• 边界条件损失:

$$\mathcal{L}oss_{BC} = \left\| C - C_{boundary} \right\|^2$$

• 初始条件损失:

$$\mathcal{L}oss_{IC} \ = \left\| C_{(t=0)} - C_{initial} \right\|^{\, 2}$$

3. 训练过程:

在计算域内随机采样点,使用 Adam 优化器和 L-BFGS 对网络参数进行优化。

- 4. 优点:
  - 无需网格划分,适合复杂几何和长时间模拟。
  - 可自然处理高维问题 (如多反应组分)。
- 5. 缺点:
  - 高梯度区域(如反应前沿)的精度可能不足。
  - 训练过程耗时,资源需求较高。

## 7. 热-化-力多场耦合问题

热·化-力(Thermo-Chemical-Mechanical, TCM)多场耦合问题在地球科学、材料科学以及工程领域中具有广泛的应用。其复杂性主要体现在**强耦合性、多尺度特性、复杂边界条件动态变化**以及**非线性行为**。以下针对这些特点进行详细分析:

### 7.1. 强耦合性

热、化学和力学三个物理场之间存在显著的耦合关系,彼此相互影响,形成复杂的交互作用,计算要点是建立能够准确反映多物理场间相互 作用的数学模型。具体来说有以下的耦合情况:

- 热-化学耦合: 温度影响化学反应速率 (如 Arrhenius 方程),同时化学反应释放或吸收热量 (如溶解、沉淀导致的热效应)。
- 化学-力学耦合: 化学反应改变材料的组成和微观结构(如矿物溶解导致孔隙率变化),进而影响力学性能(如弹性模量、强度的变化)。
- 热-力学耦合: 温度变化引起热膨胀或收缩, 从而施加应力; 力学变形则可能改变材料的热传导特性。

### 应用实例

- 地热系统: 地下岩体受热膨胀产生热应力,同时高温促进化学反应(如矿物溶解或沉淀)。
- 二氧化碳地质封存: 注入 CO<sub>2</sub> 后,碳酸盐矿物的溶解和沉淀改变孔隙结构,影响应力场和热传导。

#### 7.2. 多尺度特性

热-化-力问题通常涉及多个不同的时间和空间尺度:

#### · 时间尺度:

- 化学反应可发生在秒级到百万年级。如矿物溶解的动力学可能较慢,而热传导和应力变化可能较快。
- 不同物理场的时间尺度差异可能导致数值求解的刚性问题。例如,化学反应演变可能需要长时间步长,而热传导和力学问题则需要较小时间步长。

### · 空间尺度:

- 从微观(如晶体孔隙内的化学反应)到宏观(如岩体或储层的整体变形)都有可能涉及。
- 微观和宏观尺度的耦合需要跨尺度建模技术,例如微尺度反应的结果如何影响宏观场的演化。

**应用实例-核废料存储**: 核废料释放的热量在短时间内影响周围岩体的温度场,而化学反应和力学变形的演化可能跨越数千年。- **岩石破裂与反应**: 裂缝的形成与扩展是微尺度应力集中导致的,但裂缝网络的扩展会影响宏观尺度的流体流动和化学反应。

#### 7.3. 复杂边界条件动态变化

热-化-力问题的边界条件通常是动态变化的,可能受到外界环境或内部演化过程的影响与计算要点:

- 热边界条件:热流密度可能随时间变化,例如地下热源(如地热系统)或外部温度变化(如深部岩体环境)。
- 化学边界条件: 化学浓度场的边界可能由于外部注入或内部反应而动态变化。
- 力学边界条件: 应力边界可能因外部加载、地质构造运动或内部材料变化而变化。
- 动态边界建模: 需要准确捕捉时间和空间上动态变化的边界条件。
- 边界与内部耦合: 边界条件的变化可能反过来受到内部物理场演化的影响(如流体流动改变化学浓度边界)。

### 应用实例

- 地质储层注入: 注入 CO₂ 时,边界压力和化学浓度随时间变化,同时影响热场和应力场。
- 火山岩浆流动:岩浆冷却过程中,热边界条件不断变化,影响周围岩石的热应力和矿物反应。

### 7.4. 非线性行为

热-化-力问题中普遍存在非线性行为与计算要点:

- 热场非线性: 热传导系数可能随温度变化, 热源项可能依赖时间或空间位置。
- 化学反应非线性: 化学反应速率通常由高度非线性的动力学方程描述 (如 Arrhenius 方程)。
- 力学行为非线性: 材料的力学响应可能具有非线性本构关系 (如弹塑性、蠕变)。
- · 多场耦合的非线性: 各物理场之间的相互影响导致非线性叠加效应。例如,温度场变化引起的应力场变化反过来影响热传导特性。
- 数值求解困难: 非线性方程组求解通常需要迭代方法, 可能出现收敛困难或多解现象。
- 参数敏感性: 非线性系统对参数(如反应速率常数、材料参数等)高度敏感,增加了建模和验证的复杂性。

## 应用实例

- 矿物溶解与沉淀:溶解反应速率随矿物表面饱和度呈非线性变化,同时释放的化学热进一步影响反应速率。
- 岩石热应力破裂: 温度变化引起的热膨胀导致应力集中,进而诱发裂纹扩展,裂纹扩展又改变热传导路径,形成非线性反馈。

#### 7.5. 总结

热-化-力多场耦合问题的主要特点包括:

- 强耦合性: 物理场之间的复杂交互作用使问题高度耦合。
- 多尺度特性: 时间和空间尺度的巨大差异增加了模拟难度。

- **复杂边界条件动态变化**:边界条件的变化需要精确建模和耦合求解。
- 非线性行为: 高度非线性的动力学和耦合效应使问题更加复杂。

### 8. 多尺度问题的跨尺度建模方法

热·化-力(Thermo-Chemical-Mechanical, TCM)多场耦合问题在地球科学、材料科学以及工程领域中具有广泛的应用。其复杂性主要体现在强耦合性、多尺度特性、复杂边界条件动态变化以及非线性行为。以下针对这些特点进行详细分析:

#### 8.1. 跨多尺度建模方法

8.1.1. **层次多尺度建模** 层次多尺度建模通过将问题分解为多个尺度,分别在不同尺度上建立模型,并通过适当的参数或边界条件将不同尺度连接起来。微观模型提供宏观模型的输入参数(如本构关系、有效介质属性)。

#### ・典型方法

- **均匀化方法**: 将微观结构的细节通过数学均匀化手段转化为宏观有效参数(如有效导热系数、弹性模量)。适用于周期性结构或材料的均匀性假设。
- **本构关系提取**: 从微观模拟中提取材料的本构关系(如应力-应变关系),并将其用于宏观模型。

#### ・方法优点

- 模型层次清晰, 便于理解和实现。
- 能够利用现有的单一尺度模型和方法。

### ・方法缺点

- 微观与宏观模型之间的参数传递可能丢失关键信息。
- 需要假设微观和宏观尺度之间的分离性。

#### ・应用案例

- 材料科学: 通过微观晶粒模型计算材料的有效弹性模量, 并用于宏观结构的应力分析。
- 地球科学: 利用孔隙尺度的流体动力学模拟 (Darcy 定律) 计算地质储层的有效渗透率。
- 8.1.2. **嵌套多尺度建模** 在宏观尺度上运行模型的同时,在关键区域嵌套微观模型以捕捉局部细节。宏观模型提供边界条件给微观模型,微观模型反馈局部信息到宏观模型。

### ・典型方法

- 有限元-细观力学嵌套: 在宏观有限元网格中嵌套细观力学模型,用于捕捉材料的微观行为。
- 区域自适应建模:对整个域采用宏观模型,同时对局部区域使用高分辨率的微观模型。

#### ・方法优点

- 能在宏观范围内考虑微观特征,特别适合局部非均匀性强的场景。
- 提高计算效率, 仅在感兴趣区域进行高分辨率模拟。

### ・方法缺点

- 微观模型和宏观模型之间的边界条件匹配可能困难。
- 嵌套区域的选择需要经验,可能导致不精确的反馈。

#### ・应用案例

- **岩石力学**: 在岩石裂纹区域使用细观裂纹模型,同时在整体岩体上运行宏观应力分析。
- 流体力学: 在复杂孔隙网络中嵌套微观 Navier-Stokes 方程求解,同时在宏观域使用 Darcy 流动模型。
- 8.1.3. **多尺度耦合模拟** 同时运行微观和宏观模型,通过耦合条件实时交换信息。微观模型为宏观模型提供局部行为描述,宏观模型为微观模型提供全局场信息。

#### ・典型方法

- 嵌套耦合: 在宏观域运行有限元模型, 同时在局部嵌套微观模型实时耦合。
- 多尺度迭代方法: 宏观和微观模型交替运行,通过迭代逐步逼近一致解。

#### ・方法优点

- 能够捕捉不同尺度之间的动态交互。
- 更适合强耦合问题 (如热-化-力耦合)。

### ・方法缺点

- 计算量大, 尤其是微观和宏观模型实时耦合时。
- 耦合接口的设计复杂,需要确保两种模型之间的信息传递一致性。

#### ・应用案例

- 地质储层模拟: 在宏观储层模型中嵌套孔隙尺度的化学反应模型, 用于模拟 CO₂ 注入的热-化-力耦合行为。
- 复合材料性能分析: 在复合材料的宏观结构中嵌套微观纤维-基体界面模型,研究力学性能。
- 8.1.4. **基于代理模型的多尺度建模** 使用机器学习或其他简化模型替代微观模型,快速预测微观行为。微观行为的特征通过离线模拟或实验数据进行训练。

#### ・典型方法

- **神经网络代理模型**: 用深度学习模型替代微观模拟,预测微观参数(如反应速率、渗透率)。
- 降阶模型: 使用降阶方法 (如 POD、动态模式分解) 简化微观模型。

#### ・方法优点

- 显著减少计算成本,适合大规模多尺度模拟。
- 能快速预测复杂微观行为。

### ・方法缺点

- 代理模型的精度依赖于训练数据的质量。
- 难以捕捉微观模型中的新现象 (如未见过的化学反应路径)。

#### ・应用案例

- 地球科学:通过训练神经网络快速预测岩石微观孔隙的渗透率,并用于宏观储层流体模拟。
- **催化剂设计**: 用机器学习模型替代微观反应动力学模拟, 预测催化剂性能。
- 8.1.5. **直接跨尺度方法** 在单一框架中同时模拟多尺度特征,不通过参数化简化,而是直接模拟各尺度之间的交互。例如在一个计算域中直接耦合微观和宏观物理场。

#### ・典型方法

- 全分辨率模拟: 在同一域中直接解微观和宏观方程, 例如分子动力学与连续介质力学的结合。
- **多尺度离散方法**:同时在微观和宏观网格上进行数值离散。

### ・应用案例

- 纳米材料模拟: 在同一框架中直接耦合分子动力学和有限元, 研究纳米颗粒的力学行为。
- 裂纹扩展模拟: 在宏观岩体模型中直接嵌入微观裂纹网络, 研究裂纹的动态扩展。

## ・方法优点

- 不需要假设明确的尺度分离,能够捕捉复杂的跨尺度交互。
- 更适合多尺度强耦合问题。

### ・方法缺点

- 计算量极大,通常需要高性能计算资源。
- 模型开发难度高,需要全面了解多尺度的动力学。
- 8.1.6. **时间序列的多尺度建模** 时间序列的多尺度建模旨在捕捉不同时间尺度上的特征(如短期波动、长期趋势),通过多尺度特征提取与交互建模,提升预测与分析的效果。常见技术包括**数据嵌入(embedding)、patch 划分策略、注意力机制**和**多尺度融合网络。**

### ・典型方法

- Patchformer:

将时间序列分为多个窗口(patch),局部与全局特征结合建模。可以减少计算复杂度,适合局部特征提取,跨窗口依赖捕捉有限。

Crossformer:

使用交叉尺度注意力建模不同时间尺度的特征交互,可以融合多尺度特征,适合长序列任务,但是注意力机制计算复杂

- Scaleformer:

动态调整多尺度特征的权重,通过多头注意力机制捕捉特征 灵活适应多尺度特性 训练时间较长

- Pyraformer:

基于金字塔结构逐步降维,捕捉从短期到长期的特征,适合高效处理超长序列,但是降维可能丢失信息

#### - MSGNet:

基于图神经网络捕捉不同时间尺度间的关系,适合异构数据的多尺度建模,但是模型设计复杂,对数据质量敏感

- MTST:

使用多尺度分割策略提取特征,并通过交互模块融合,其多尺度特征提取效果显著,但计算复杂度较高

- MSD-Mixer:

结合多尺度卷积和特征混合模块提取多尺度特征,计算高效,适合实时任务,但是长时间依赖捕捉能力有限

- Triformer:

同时建模短期、中期和长期特征,并通过交互模块实现特征融合,可以灵活建模多时间尺度的复杂依赖,但是模型结构复杂,训练成本高

#### ・应用案例

- **裂纹扩展与热应力耦合分析**:热膨胀与力学应力之间存在耦合行为,且热源的动态变化可能引发多时间尺度的应力重分布。
- 核废料同位素短期与长期地球化学效应:同位素分馏(如碳、氧同位素)记录了地质过程的多时间尺度信息,需同时分析短期事件(如核废料污染)与长期演化(如地下水侵蚀)的影响。
- **地质储层的长期稳定性**: 地质储层注入过程(如二氧化碳地质封存)涉及热传递、化学反应与力学变形的多场强耦合,且不同过程具有显著的时间尺度差异。

#### ・方法优点

- 捕捉多时间尺度特征: 同时建模短期动态和长期趋势。
- 适应复杂模式: 适合周期性、多周期性或非平稳时间序列。
- 增强模型性能: 通过特征交互提升预测精度。

#### ・方法缺点

- 计算复杂度高: 尤其是长时间序列的多尺度建模。
- 特征交互难度大: 多尺度特征之间的关系建模复杂。
- 对数据质量敏感: 需要高质量数据支持。

### 8.2. 使用 PINN 解决多尺度问题的跨尺度建模

物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINN)是一种基于深度学习的数值求解方法,通过将物理定律(如偏微分方程) 嵌入神经网络的损失函数中,无需网格划分即可解决复杂的多物理场问题。PINN 在多尺度问题中的应用,特别是跨尺度建模中,展现了显著的潜力,其优势在于统一建模和高维问题的适应性。

### 8.2.1. 多尺度问题的跨尺度建模挑战

- 1. 时间尺度差异: 微观过程(如化学反应)可能发生在亚秒级,而宏观现象(如地壳变形)可能持续数百万年。
- 2. 空间尺度差异: 微观尺度 (如纳米级孔隙) 与宏观尺度 (如岩体或储层) 之间的相互作用需要跨尺度建模。
- 3. 强耦合性: 不同尺度的物理场间存在复杂的相互作用(如孔隙流动影响宏观渗透率)。
- 4. 高计算成本: 传统方法 (如嵌套多尺度建模) 可能需要在微观和宏观上同时进行高分辨率模拟, 计算成本巨大。

### 8.2.2. PINN 的跨尺度建模优势

- 1. 统一建模: PINN 可以同时处理微观和宏观物理模型,通过损失函数定义跨尺度的耦合关系,无需显式网格划分。
- 2. 高维能力: PINN 可自然处理时空耦合问题以及多个参数 (如材料特性、反应速率) 的高维建模。
- 3. 自适应优化: 通过自适应采样策略,PINN 能在微观高梯度区域捕捉精细特征,同时在宏观区域保持整体连续性。
- 4. 数据融合:可结合实验数据和先验物理知识,在数据稀疏的场景下弥补传统数值方法的不足。

## 8.2.3. 使用 PINN 进行跨尺度建模的关键步骤

## 步骤 1: 定义跨尺度物理模型

- 确定微观和宏观尺度的物理方程:
  - 微观尺度方程: 描述局部现象的动力学特性 (如孔隙尺度的 Navier-Stokes 方程)。
  - 宏观尺度方程: 描述全局场变量的演化 (如 Darcy 渗流方程)。

- 识别微观与宏观之间的耦合关系:
  - 微观模型提供宏观模型的有效参数 (如渗透率、扩散系数)。
  - 宏观模型为微观模型提供边界条件 (如压力梯度、浓度分布)。

### 步骤 2: 构建 PINN 模型

- · 神经网络架构:
  - 使用一个统一的神经网络同时表示微观和宏观变量。
  - 输入: 时空坐标 (如 x, y, z, t )。
  - 输出:不同尺度的物理场变量 (如微观浓度  $C_{micro}$  和宏观浓度  $C_{macro}$ )。
- · 损失函数设计:
  - 将微观和宏观方程嵌入损失函数:
    - \* 微观方程误差:

$$\mathcal{L}oss_{micro} = \left\| \frac{\partial C_{micro}}{\partial t} - D\nabla^2 C_{micro} + R(C_{micro}) \right\|^2$$

\* 宏观方程误差:

$$\mathcal{L}oss_{macro} = \left\| \frac{\partial C_{macro}}{\partial t} - \nabla \cdot (K \nabla C_{macro}) \right\|^2$$

\* 跨尺度耦合条件:

$$\mathcal{L}oss_{coupling} = \left\|K - f(C_{micro})\right\|^2$$

其中  $f(C_{micro})$  是微观场变量决定的宏观参数。

### 步骤 3: 训练 PINN

- 训练数据:
  - 在微观尺度采样点生成高分辨率数据 (可来自实验或微观模拟)。
  - 在宏观尺度采样点生成稀疏数据 (可来自观测或简化模型)。
- · 优化器选择:
  - 使用 Adam 优化器初始训练,再结合二阶优化方法(如 L-BFGS)提高收敛速度。
- · 自适应采样:
  - 针对高梯度区域 (如反应界面) 增加采样密度, 提高局部精度。

### 步骤 4: 验证和预测

- 验证模型在不同尺度上的一致性:
  - 比较微观尺度模型预测的参数与实验或高分辨率模拟结果。
  - 检查宏观尺度变量的连续性和物理一致性。
- 使用训练好的 PINN 预测未见条件下的跨尺度行为。

## 8.2.4. 应用案例

### 案例 1: 多孔介质中的反应-扩散-渗流问题

- 问题描述:
  - 模拟多孔介质中的化学反应与流体流动:
    - \* 微观尺度: 孔隙内的反应-扩散行为。
    - \* 宏观尺度: 多孔介质的渗流行为 (Darcy 定律)。
- PINN 模型:
  - 微观方程: 反应-扩散方程。
  - 宏观方程: Darcy 渗流方程。
  - 耦合条件: 渗透率与微观孔隙浓度之间的非线性关系。

#### ・ 结果:

- PINN 统一预测了孔隙尺度的反应行为与储层尺度的渗流特性,展示了跨尺度一致性。

#### 案例 2: 地质储层中的热-化-力耦合 \*\*

#### • 问题描述:

- 研究 CO₂ 注入地质储层后的温度场、化学反应和力学变形:

\* 微观尺度: 矿物溶解和沉淀反应。

\* 宏观尺度: 储层的温度场和应力场演化。

#### • PINN 模型:

- 微观方程: 化学反应动力学方程。

- 宏观方程: 热传导方程和弹性应力平衡方程。

- 耦合条件: 微观反应释放热量,影响宏观温度场;宏观应力影响微观反应速率。

### ・结果:

- PINN 捕捉了微观反应前沿的高精度特征,同时准确预测了宏观温度和应力分布。

### 8.2.5. PINN 在跨尺度建模中的局限性

- 1. 计算成本高: 微观和宏观方程的联合优化可能需要大量采样点和计算资源。
- 2. 高梯度捕捉困难: 在高梯度区域(如反应前沿), PINN 的预测精度可能不足, 需要设计自适应采样策略。
- 3. 网络架构设计复杂:需要精心设计网络结构以同时表示微观和宏观变量。

### 9. 总结与展望

物理信息神经网络(PINN)在地球化学热-化-力(TCM)多场耦合问题中展现出显著优势。与传统的有限元方法(FEM)相比,PINN能够摆脱网格划分的限制,通过神经网络直接逼近解函数,适配复杂地质结构和动态边界条件,尤其在处理强耦合、多尺度问题时更具灵活性。 PINN的损失函数能够同时嵌入热传导、化学反应和力学平衡等多物理方程,实现自然的多场耦合建模。此外,PINN还可融合观测数据与物理规律,这使其在数据稀疏或高维场景下,具有更强的适应能力。

PINN 在多尺度问题的跨尺度建模中展现了强大的优势,能够统一处理微观和宏观物理场,并通过损失函数自然表达跨尺度的耦合关系。无 网格特性使其能够动态捕捉微观高梯度区域(如裂纹尖端或反应前沿)和宏观长期演化趋势,无需显式网格嵌套。同时,它通过动态采样和 权重调整,自适应处理复杂的动态边界条件,这在地质储层的长期稳定性分析和地震化学信号建模中尤为重要。

然而,针对高梯度区域的精度问题和计算成本挑战,未来随着优化算法和硬件性能的进步,PINN 有望在地球化学领域的实时预测、动态监测和多尺度模拟中发挥更重要的作用,为地球科学研究提供强有力的工具:

- 1. 提高收敛效率: 开发高效优化算法(如自适应采样、改进的损失权重调整),解决训练过程中的梯度消失和收敛缓慢问题。
- 2. **融合多尺度建模方法**:结合 PINN 与传统多尺度建模方法 (如 FEM 或代理模型),在宏观尺度使用 FEM,在微观尺度使用 PINN 捕捉精细特性。
- 3. 提升高梯度区域的建模能力:引入自适应采样策略,针对裂纹尖端、反应前沿等高梯度区域增加采样密度,提升局部精度。
- 4. 数据与物理的深度融合: 在数据稀疏的场景下,通过 PINN 融合物理规律与观测数据,实现对地球化学动态过程的更精准预测。
- 5. **应用于实时预测**:结合 PINN 的无网格特性,探索其在实时预测中的应用(如地震诱导化学信号、二氧化碳地质封存中的实时监测)。

展望未来,PINN 的发展重点在于优化计算效率和提升高梯度区域的精度。结合传统 FEM 等数值方法,可在宏观尺度实现高效建模,同时利用 PINN 的灵活性捕捉微观特性。此外,通过引入自适应采样和多尺度融合机制,PINN 可进一步提升对复杂多场耦合问题的建模能力。