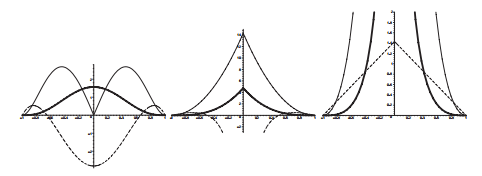
1. SPH

这一章介绍SPH原理，实际使用的时候不需要真的复现这些公式，了解原理就行

* 1. 为什么是SPH

欧拉方法采用空间描述的方式，计算节点一般是固定的，不随时间变化，而拉格朗日方法是一种随机描述方法，材料的属性固定在计算节点上，节点的位置随着材料的变形而变化，所以在处理高速问题上，拉格朗日具有一定的优势。

* 1. 核近似+粒子近似
     1. 核近似（类似SVM、卷积、插值拟合）
     2. 粒子近似
     3. 这么做的好处
     4. 核函数举例
     5. Cubic spline
     6. Gaussian



1. 相关公式

第1节说了SPH怎么算数，这章说SPH怎么用在物理上

大多数公式PySPH有写好的，知道公式怎么用、每个参数都是啥就行

不用看懂

* 1. 基本方程

需要解决粒子物理量怎么更新

* + 1. 状态方程

粒子加速度由压力经过牛顿第二定律计算，状态方程通过粒子密度计算粒子压力

声速在SPH中很重要，也通过状态方程计算

* + - 1. Tillotson

适合高速撞击的有Tillotson和ANEOS，ANEOS不好复现，这里介绍Tillotson

Tillotson通过密度和比内能将物体分为4种状态，第一种是压缩态(condensed states)(region I )，第二种状态是膨胀冷态(expanded cold states)(region II )，第四种是膨胀热态(region IV expanded hot states)()，第三种是二四之间的状态(region III )。

状态I,II时，压力和密度之间满足：

其中，是当前时刻比内能，是初始时刻比内能，是压缩比，

状态IV时，有：

状态III时，有：



其中，

* + 1. 连续性方程

计算粒子密度变化

* + 1. 动量守恒方程

根据压力计算粒子加速度

* 1. 补充方程
     1. 比内能变化率
     2. 剪应力变化率
     3. von-Mises屈服准则 应力退回算法

适用于弹塑性材料

超过屈服应力时

其中，是第二应力不变量，是流动应力

* + 1. ROCK模型

计算岩石的各种模量

* + 1. 损伤模型 2.2.3的脆性材料版本

计算岩石损伤

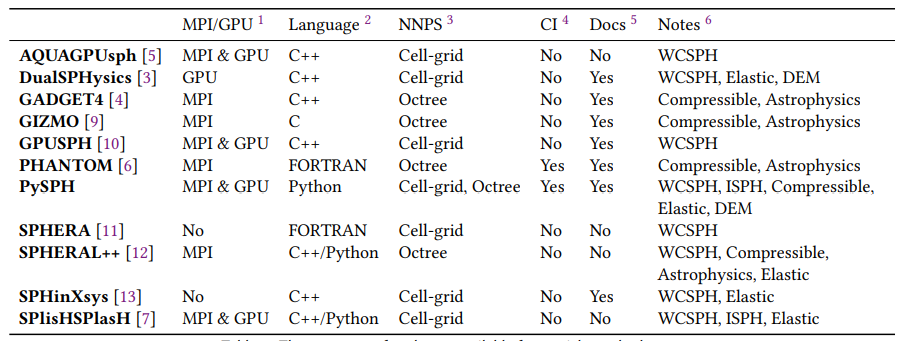
* + 1. 其它

孔隙度模型、粒子自重力模型

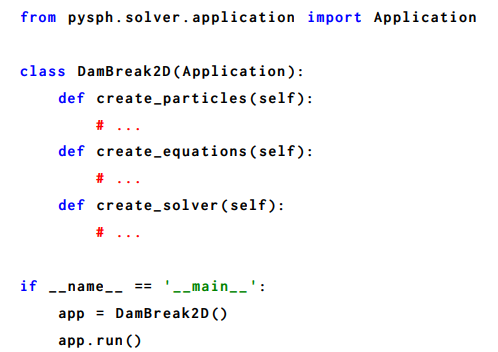
这个论文可能有线索：



1. PySPH
   1. 它牛



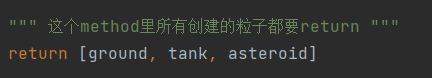
* 1. 总体框架



* 1. 创建粒子

都有什么粒子设定好





* 1. 添加方程

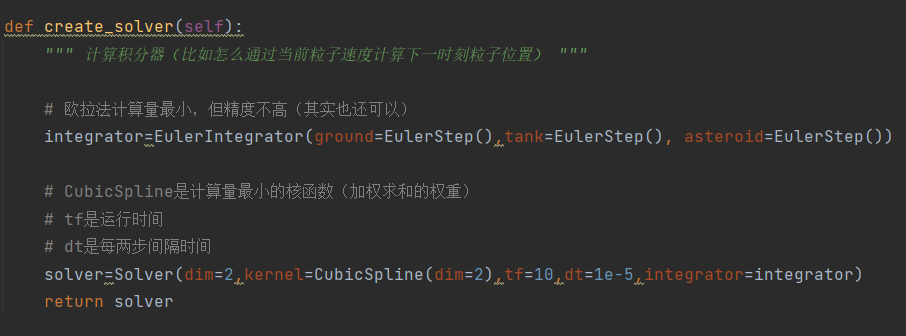
需要什么方程都堆进去





* 1. 创建求解器

核函数、积分器



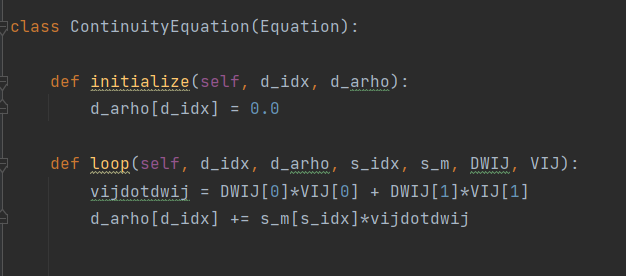
* 1. 公式写法

\_\_init\_\_里保存方程参数

Initalize里是计算每个粒子该物理量前该物理量的初值，重力加速度一般在这里赋值

loop里是每次循环时的计算

例如的求和里面的



1. 项目总结

只有自重力模型和孔隙度模型还没研究过

其余均知道怎么用

1. 图神经网络
   1. 为什么可以用图神经网络代替SPH

SPH可以看成图，只有相邻粒子之间才有相互作用，因此只有相邻粒子才有无向边

这是一个稀疏图

* 1. 图神经网络和SPH比的优势

·图神经网络可以直接拟合物理实验，SPH基本全是现成的公式，实际上对拟合效果有约束

·图神经网络社区大，开发容易

·图神经网络前景好 AI+Science

·图神经网络学出来的实际上是粒子间作用关系，学出来的权重实际上是对核函数的一种选择，这两者均可能有新发现

·图神经网络可以只保留需要的物理量，计算量小

·图神经网络不需要SPH那么多复杂形式的公式，计算量小，流水线性能好

·图神经网络可逆性好，可以逆向求解

·图神经网络搭配强化学习更容易，更容易求解撞击条件

·图神经网络中GCN、SAGE、GAT等结构和SPH的核近似太像了

·针对特定任务SPH需要更换公式，图神经网络不需要

·图神经网络需要的粒子数量少

* 1. 图神经网络和SPH结合的优势

SPH可以提供海量数据，图神经网络至少能达到SPH的平均水平

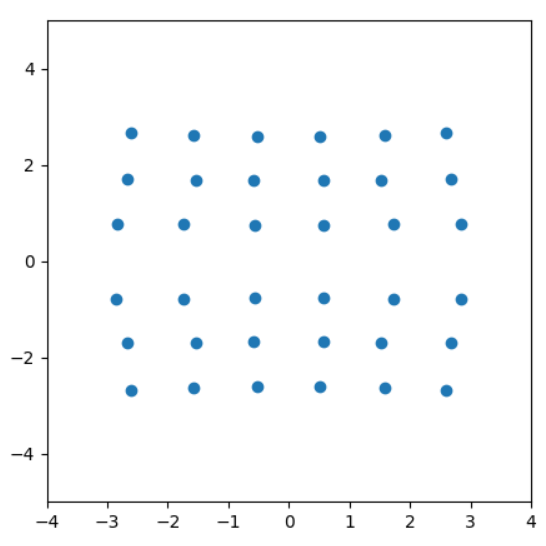
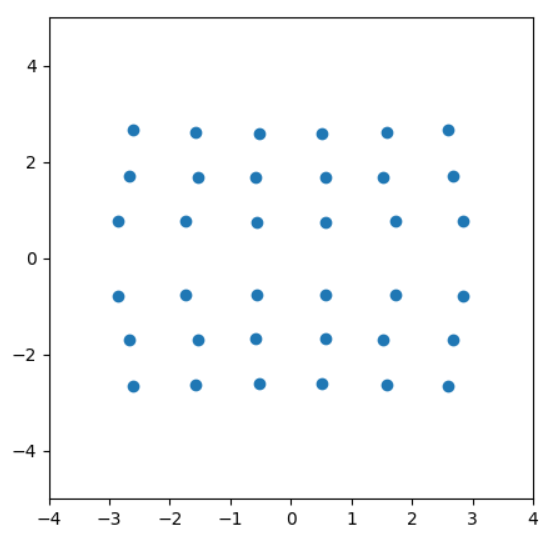
一旦有物理实验数据，图神经网络就能超过SPH

因为图神经网络需要学习的是粒子间作用关系，因此通过一个任务的数据（例如机器切削）学习出的模型可能不需要微调就可以直接应用于其它任务（如碰撞）

就像卡文迪许只是测量了光的偏转角度，但是间接可以求出地球质量

* 1. 示例

用的全局Attention，不是最合适的结构



SPH结果

图神经网络结果

* 1. 简化

粒子太多了，可以使用：

1. SVD

TopkPooling

K-Means