

面向人工智能的高真实感物理仿真

王 滨¹ 许威威² 何小伟³

¹ 北京通用人工智能研究院

² 浙江大学

³ 中国科学院软件研究所

关键词：高真实感 物理仿真 人工智能

引言

物理仿真是计算机图形学的重要组成部分，其通过赋予虚拟对象各种物理属性（比如质量、惯性、力、力矩、温度等），用数值方法求解物理现象所遵循的微分方程，从而实现对虚拟对象演化的控制，包括对各种形变、水、气、云、烟雾、燃烧、爆炸、撕裂、碰撞等物理现象的真实模拟。物理仿真使用计算的方法将物理世界的宏观运动规律映射到虚拟数字世界，极大地提高了虚拟世界的沉浸感，是当今电子游戏、电影特效、虚拟现实（Virtual Reality, VR）、增强现实（Augmented Reality, AR）中必不可少的工具。

近20年来，随着人工智能时代的来临，物理仿真技术逐渐渗透至娱乐以外的领域，在推动智能科学技术的进步上取得了卓越成果。例如在人工智能基础研发中，研究人员已经开始大量使用仿真合成数据来训练神经网络，这样不仅可以用极低的成本快速生成海量的带有丰富标签的数据，还可以根据相关任务定制数据的随机化分布，并生成真实世界中不可能采集到的稀有数据，从而规避收集真实数据所存在的隐私、安全方面的隐患。智能机器人的研发是物理仿真能够产生巨大影响的另一舞台，

机器需要以数字化的方式创建物理实体的虚拟模型，借助行为仿真来感知人和物理环境，并在仿真环境中训练培养机器人的感知思维。例如在自动驾驶领域，物理运算引擎 PhysX 可以让车辆在还原现实驾驶环境的模拟器中行驶数百万公里来进行自我训练。可以说，物理仿真为人工智能技术更好地管理、规划、服务于我们所生活的真实世界提供了无限的可能。

人工智能需要什么样的物理仿真

人工智能最迫切的需求是什么？朱松纯教授在《浅谈人工智能：现状、任务、构架与统一》一文中提到，制约现有人工智能发展的最大障碍是“缺乏物理的常识和社会的常识”。物理的常识既可以是单一物理介质对智能体的作用，比如刚体路障对人的阻碍作用、流体对人提供的浮力等，也可以是同一场景中多种介质与智能体之间的相互作用，如虚拟手术过程中需要综合考虑血流（流体）、组织（形变体）以及手术器械（刚体）之间的相互作用。

物理常识和规律的抽象已被证明是无法通过传统数据驱动的机器学习模型获取的，作为替代方案，从模拟中学习已变得越来越重要，并应用在许

多学习任务中。其基本范式是搭建一个可交互的虚拟环境,通过智能体不断与虚拟环境互动,借助回报(reward)反馈机制吸取经验和教训,持续不断地优化策略,进而从环境中得到更好的反馈。不难看出,从模拟中学习的关键在于搭建一个与现实世界行为相匹配的虚拟环境,而虚拟环境中物理反馈的及时性与准确性也成为面向人工智能的物理仿真最重要的两个评价指标。从具体实施方案来看,物理反馈的及时性与准确性需要重点解决如下几方面的问题:

1. 仿真模型准确性 从仿真本身来讲,仿真结果的真实感来源于对基本物理规律的严格遵守,仿真模型需要满足牛顿定律、动量守恒定律、机械能守恒定律以及某些特定的约束。从虚实迁移来讲,仿真模型应考虑到因为模型离散化和真实系统参数的不确定性因素导致的虚实鸿沟(reality gap)。

2. 仿真框架完备性 智能体面临的真实环境复杂多变,仿真框架应具备整合不同物理要素的能力,既要能够支持单一物理介质的仿真场景,也要支持包括流体、形变体、固体在内的多物理场复杂介质耦合仿真。此外,反向传播(back propagation)是人工智能算法的基石,物理模拟过程需要提供可能用于规划和控制优化的梯度。

3. 仿真计算高效性 人工智能是通过不断试错来获得知识的,比如为了训练机器人打视频游戏雅达利(Atari),神经网络需要与游戏环境进行上亿次的交互才能学习到比较好的策略。相比于传统面向工业的物理仿真,面向人工智能应用的物理仿真对计算效率提出了更为严苛的要求。为了达到实时仿真的目的,面向人工智能的物理仿真通常一方面通过实现高度可并行算法来提升仿真效率,另一方面则通过理论模型优化来降低仿真问题的计算复杂度。

研究现状

物理理论模型、计算模型和仿真求解器是组成物理仿真系统的三大核心要素。其中,物理理论模型方面的研究已经较为完善,人们对现实世界的绝

大多数物理现象总结了很多物理定律,可以直接拿来使用。近几年来,物理仿真方面的研究热点主要集中在如何优化计算模型和仿真求解器从而实现更快、更真实的物理现象模拟。人工智能应用关注的场景对象基本上可以概括为:(铰链)刚体、软体、流体或它们之间的耦合。

刚体仿真

刚体铰链结构的正向模拟方法可以分为三类:基于牛顿欧拉方程的方法^[1]、基于拉格朗日动力学方程的方法^[2]和基于空间向量的费瑟斯通(Featherstone)方法^[3]。其中,基于牛顿欧拉方程和拉格朗日动力学方程的方法属于解析法,为整个刚体运动链建立解析形式的连续微分方程,通常采用一阶半隐式前向欧拉积分(semi-implicit forward Euler method)对方程进行离散化并求解。基于空间向量的费瑟斯通方法属于迭代法,该方法对相邻刚体的铰接关系进行分析,递归建立了刚体的动力学方程,实现了对不同子运动链的并行前向仿真。

1989年,康奈尔大学(Cornell University)的Baraff等人首次在图形学领域中实现了包含碰撞约束的刚体仿真^[4]。该工作将刚体间的非线性接触约束线性化,建模为线性互补问题(Linear Complementary Problem, LCP)问题,形如 $x \perp Ax+b$,其中向量 x 为待求的接触力向量,LCP矩阵 A 为基于摩擦锥分解的碰撞点接触速度,向量 b 为相应的LCP余项。通过求解该问题,可以同时求解得到接触力和下一时刻系统状态,完成刚体的前向仿真。早期通过求解LCP问题进行刚体接触处理存在计算量大、相对速度较大时易发生碰撞穿透,解的存在性和唯一性无法保证等问题。

为了提升复杂接触下的刚体仿真效率,来自麦吉尔大学(McGill University)的Coevoet等人^[5]通过逐个比较相邻刚体的线速度、角速度和历史接触信息,合并具有相似空间速度的刚体,删除仿真环境中的冗余约束,减少刚体模拟的计算量。为了进一步确保碰撞约束的时间连续性,该方法还进一步利用接触历史信息对碰撞约束进行排序,使得相

邻时间步长内保留同样的有效约束。麦吉尔大学的 Peiret 等人^[6]基于舒尔补(Schur complement)理论,提出了并行求解刚体碰撞 LCP 问题的方法。该方法利用牛顿欧拉方程对单个刚体进行建模,将刚体间的铰接关系和碰撞约束构造成 LCP 问题。为了解决大规模 LCP 求解的性能瓶颈,该方法将整个刚体仿真场景划分为多个具有近似自由度的不重叠的子场景(如图1),利用舒尔补理论将全局 LCP 问题划分为子场景内的 LCP 问题和子场景间的约束,通过交替并行求解子场景内 LCP 问题及子场景之间的约束冲量,计算满足互补约束的约束力,完成前向仿真。同时,该方法使用直接法对子场景内的 LCP 问题进行求解,能够实现对大质量比和冗余约束的仿真场景的实时求解。

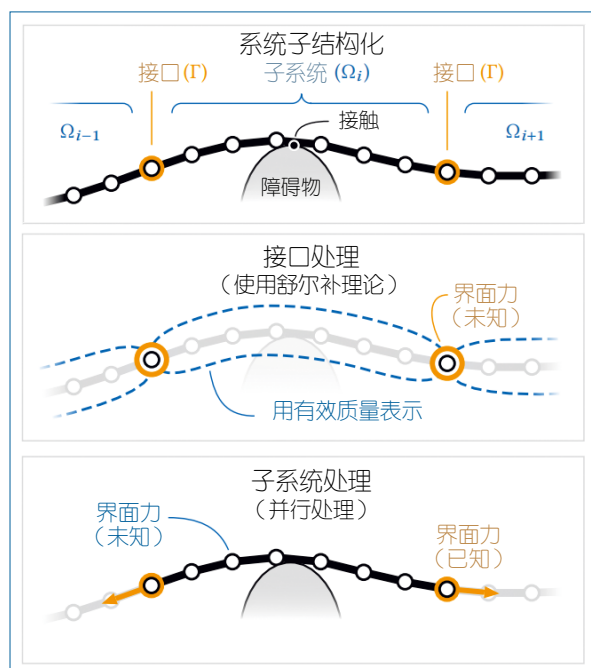


图1 基于舒尔补的约束划分方法^[6]

由于 LCP 问题对接触约束进行了线性化,在高速情况下用户必须手动减小时间步长才能避免线性化误差导致的刚体穿透现象。为了提升刚体仿真算法的易用性和通用性,避免用户针对不同仿真场景进行手动的参数调整,纽约大学(New York University)的 Ferguson 等人^[7]提出了基于增量势能

(Incremental Potential Contact, IPC)的隐式刚体仿真和碰撞求解方法,能够在每个时间步长都保证约束的正确求解。为了实现这一目标,该方法首先将刚体的运动轨迹建模为连续曲线,并针对连续曲线的刚体运动轨迹,提出了一个保守的窄阶段(narrow phase)碰撞检测算法,该算法将碰撞检测简化为最小分割量(minimal separation)的线性连续碰撞检测(Continuous Collision Detection, CCD)序列,能够解析出碰撞点的位置与当前刚体速度、位置的关系,随后将刚体仿真与 IPC 框架结合,实现了对碰撞的完整求解和基于隐式积分的刚体仿真。该方法提升了刚体仿真算法的稳定性,避免用户手动调整仿真参数,能够实现对约束的完美求解,但和传统方法相比,其仿真速度要慢一个数量级。

软体仿真求解器

图形学领域内对软体的建模方式可以分为质点模型^[8]和连续介质力学模型^[9]两类方法。为了保证软体仿真的稳定性,研究人员通常采用一阶隐式欧拉积分(implicit Euler)作为软体仿真的数值差分准则。隐式方法中的刚度矩阵求逆步骤可以抑制住数值误差的传播,但同时也阻碍了软体的高频形变,导致了数值阻尼现象^[10],特别是使用大时间步长时,系统的能量耗散非常显著。为了提升软体仿真的真实感,来自加拿大英属哥伦比亚大学(University of British Columbia)的 Yu Ju Chen 等人提出了基于指数差分(Exponential Rosenbrock-Euler, ERE)和半隐式欧拉差分的混合半隐式差分准则(SIERE)^[11]。在每个时间步长内,该方法利用部分谱分解(partial spectral decomposition)将线性方程组分为高频分量和低频分量两部分,分别利用指数差分和半隐式欧拉差分对低频分量和高频分量进行数值积分,在兼顾仿真速度的前提下,尽可能地保证软体仿真在低频区域的机械能守恒,提升了仿真的真实感和稳定性,如图2所示。此外,隐式方法不可避免地需要处理大规模稀疏线性系统求解问题。浙江大学的黄劲等人提出了一种新的预条件加速方法^[12]。该方法类似于多重网格法(multigrid

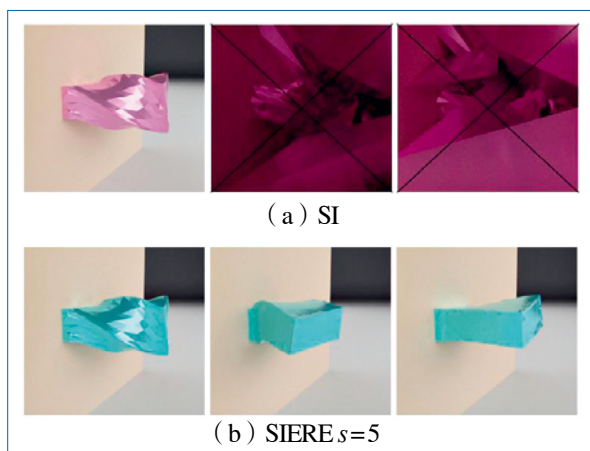


图2 (a) 基于半隐式积分 (SI) 的仿真结果^[11];
(b) 基于SIERE的仿真结果^[11]

method), 充分考虑计算架构的缓存一致性, 并利用图着色 (graph coloring) 方法提升并行度, 为待求解的线性系统建立多尺度、层次化的稀疏预条件子, 加速其求解速度。

软体仿真中的接触处理方法可以分为三类: 基于惩罚力、基于 LCP、基于接触几何的碰撞处理方法。由于软体具有局部形变的能力, 其接触点个数一般远多于刚体。基于惩罚力的方法计算量小, 实现简便, 受到许多研究人员的欢迎。但此种方法需要手工调整参数, 通用性较差, 且显式惩罚力方法容易造成仿真的不稳定。在软体仿真中, 由于接触点个数极多, 基于 LCP 的方法难以在有限的时间内实现直接求解, 研究人员通常需要对相邻接触点进行刚性合并, 减少接触规模, 加速 LCP 的求解。基于接触几何的方法是当前主流的接触处理方法, 该方法将碰撞点处的软体结点位置投影到无碰撞位置, 并根据动量守恒规律计算新的节点速度。该方法实现简便, 但不能区分静摩擦和动摩擦状态, 无法对摩擦力进行准确的仿真。

微软亚洲研究院的刘天添等人提出的投影动力学 (projective dynamics)^[13] 仿真框架, 将软体的正向模拟描述为最优化问题的形式, 并提出一种高效的全局/局部分步优化策略, 该方法允许对软体弹性力的黑塞矩阵 (Hessian matrix) 进行近似构造和预分解, 从而可以实现软体的快速仿真, 十分契

合实时应用的需求, 并催生了一系列后续研究工作。但软体内部的自碰撞以及软体和其他物体的碰撞约束破坏了投影动力学中黑塞矩阵可预计算的特性, 增加了收敛所需要的迭代次数, 造成仿真性能急剧下降。来自法国国家信息与自动化研究所 (INRIA) 的 Ly 等人针对这一问题进行了改进^[14], 将近似黑塞矩阵分解为对角部分和剩余部分, 并以半隐式的方法将布料节点上的动摩擦力建模为近似的投影动力学约束, 改善了投影动力学系统矩阵的性质, 加速了收敛过程。与投影动力学方法类似, 宾夕法尼亚大学 (University of Pennsylvania) 的李旻辰等人提出了一种基于优化的有限元物理仿真框架——增量势能接触模型 (Incremental Potential Contact, IPC)^[15], 该方法利用一个几乎处处二阶可微的无符号距离函数, 将连续碰撞检测给出的接触和摩擦约束描述成系统的增量势能, 并利用隐式欧拉积分对动力学方程进行离散化。在每一个时间步长内, 它利用包含线搜索的牛顿法对线性方程进行求解, 保证软体仿真内的约束被完全满足。尽管该方法可以保证对碰撞约束的完整求解, 但计算量较大, 仿真速度约为传统方法的十分之一。IPC 还被进一步扩展用于二维薄片物体和一维弹性体的带摩擦接触求解^[16]。

和三维软体相比, 二维可变形布料更容易发生较大规模的自碰撞和自相交。来自俄亥俄州立大学 (The Ohio State University) 的武龙华等人提出了一种基于最短顶点距离的布料相交解除方法^[17]。该方法对基于三角网格的布料表示进行分析, 从几何的角度给出了二维布料边-边自相交和顶点-三角形自相交的必要条件, 该条件可以被分解为易于检查和实现的布料内部的边长约束、顶点距离约束和定点位移约束。通过在每个时间步长内对上述三种约束进行迭代处理, 能够在 GPU 上实现高效、稳定的碰撞响应。

一维弹性体 (如头发、软质杆) 能够在三维空间中产生复杂的打结、缠绕等接触行为, 难以实现稳定高效的方法。传统的欧拉-拉格朗日 (Euleron-Lagrangian, EoL) 方法根据接触情况动态调整

软体离散化网格,实现了比较稳定的仿真。但是该方法仍不能充分仿真变形过程中的细节。黄劲等人将 EoL 方法和拉格朗日坐标统一起来,从基于曲率的材料密度场角度出发,对网格自适应离散化的过程进行约束,并在尖锐的接触点处在线插入、删除节点,在保证仿真效率的前提下,抑制了仿真中的不稳定情况^[18]。

流体仿真求解器

根据对流体建模方式的不同,计算机图形学领域不可压缩流体的物理仿真算法可以分为基于欧拉视角 (Eulerian view)、基于拉格朗日视角 (Lagrangian view) 和基于混合欧拉-拉格朗日视角 (mixed Eulerian-Lagrangian view) 的仿真。

在基于拉格朗日视角的流体仿真中,最具代表性的方法就是光滑粒子流体动力学 (Smoothed Particle Hydrodynamics, SPH) 方法^[19]。SPH 方法实现简便,易于并行,但对参数具有很高的依赖性,稳定性较差;由于该方法内的流体压力是由核函数模拟计算的,难以实现不可压缩的流体仿真,也难以对复杂的湍流进行模拟。

基于欧拉视角的流体仿真求解器^[20]利用算子分裂法 (operator splitting method) 将不可压缩的纳维-斯托克斯方程 (Navier-Stokes equation) 分解为对流方程 (advection equation) 和投影方程 (projection equation),并基于交错网格 (staggered grid) 对投影方程和对流方程进行空间离散化,进而得到以流体压力场为未知量的线性方程组,通过求解该线性系统,计算得到下一时刻流体压力场和无散速度场,实现对不可压缩流体的物理模拟。

研究人员将上述两种视角结合起来,形成了基于混合欧拉-拉格朗日视角的流体仿真方法,例如质点网格 (Particle In Cell, PIC) 方法^[21]。该方法在粒子系统上求解对流方程;随后通过粒子-网格操作 (Particle to Grid, P2G) 将粒子属性传输到欧拉网格上并求解投影方程,获得下一时刻流体压力场和无散压力场,最后通过网格-粒子操作 (Grid to Particle, G2P) 将网格上的物理属性传播到粒子

上。该方法结合了欧拉视角和拉格朗日视角的优点,保证了对流方程和投影方程的精确求解,但该方法需要建立粒子系统和欧拉网格两种数据结构,仿真速度较慢。

2014 年, Ihmsen 等人提出了隐式不可压缩 SPH (Implicit Incompressible SPH, IISPH)^[22],通过构造并求解压力泊松方程,实现 SPH 框架下近似无散度的流体模拟。该方法将固体边界条件建模为 SPH 粒子系统中的静态固体粒子,在凸固体边界处会产生不连续的压力场。为了解决这一问题,受广义 SPH 微分算子的启发,弗莱堡大学 (Freiburg University) 的 Band 等人^[23]将边界粒子体积和质量信息引入压力泊松方程,推导出了基于物理的边界压力和压力梯度,解决了压力场不连续的问题,提升了仿真的稳定性和准确性。在仿真运行时自适应地合并和分割流体粒子可以提升 SPH 方法对流体细节的仿真效果,并降低计算代价。粒子合并过程中,质量守恒、密度分布、动量守恒都是自然满足的。来自锡根大学 (University of Siegen) 的 Winchenbach 等人^[24]将自适应调整过程建模为一个以分割粒子质量和密度为变量的优化函数,并在流体仿真的运行过程中对该函数进行优化,实时获得满足约束的分割方法。这种方法极大地降低了由自适应分割过程带来的仿真误差,扩展了自适应 SPH 算法的适用范围。

和 SPH 方法相比,欧拉视角及混合欧拉-拉格朗日视角的流体仿真在保持流体旋度等细节上具有优势,吸引了许多研究人员的兴趣。一部分研究人员对欧拉方程的差分方式进行了深入探索。2018 年,蒙特利尔大学 (Université de Montréal) 的 Zehnder 等人^[26]通过泰勒展开对传统的对流-投影划分方式进行了误差分析,证明该方法在求解投影方程的过程中会导致 $O(\Delta t^2)$ 的动能损失,产生较大的数值粘性。他们进一步提出了新的对流-反射划分方式,该方法将对无散速度场的校正移动到时间间隔中间,并在反射过程中应用两倍的无散校正量,将传统方法中的一次投影替换为两次交替进行的对流和投影,这一步骤称为反射。和投影步

骤相比,反射步骤将动能损失降低为 $O(\Delta t^4)$, 加强了仿真过程中的动量和能量守恒规律。而宾夕法尼亚大学的屈子吟等人基于特征映射法 (method of characteristic mapping), 提出了名为 BiMocq² 的对流方程求解方法^[25]。不同于传统欧拉法使用单纯的速度场表示流体, BiMocq² 方法将当前时刻流体的运动状态表示为初始状态的映射, 并基于该映射求解对流方程。由于对流方程本质上就是拉格朗日视角下粒子的运动方程, 而 BiMocq² 方法恰好可以建立当前流场和初始流场的映射关系, 因此可以准确地实现对流方程的求解。

当流体稀疏地分布在三维空间上时, 均匀的欧拉网格内存在许多消耗内存但不参与流体解算的空白单元。为了解决这一问题, 日本国立情报学研究所的 Ando 等人基于八叉树提出了一种自适应欧拉网格离散化方法^[27]。和传统自适应网格相比, 该方法使用移动最小二乘法构造水平集, 能够充分利用局部的八叉树结构实现光滑的压力场离散化, 避免因网格大小不同产生不连续的物理属性估计。在保证仿真精确性、稳定性的前提下, 该方法能够提升高分辨率的稀疏流体仿真效率, 如图3所示。

同时, 来自巴西数学与计算机科学研究所的 Nakanishi 等人^[28]提出了一种改进的混合欧拉-拉格朗日流体求解器。该工作对自适应空间网格的生成方式进行了改进, 通过考虑当地流体的流向和速度增量对网格拓扑进行修改, 提升了网格重构的效率; 还基于径向基函数对欧拉网格上的有限差分进行改造, 保证物理属性在欧拉网格上的梯度具有高阶连续性, 并利用径向基函数改进了粒子和网格间物理属性传递的操作, 避免了数值耗散, 提升了求解器的精度和稳定性。

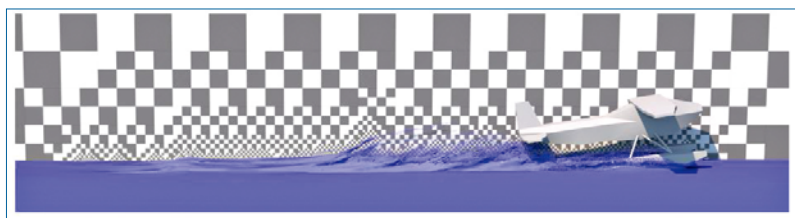


图3 基于八叉树和移动最小二乘法的自适应欧拉网格划分方法^[27]

可微分物理仿真框架

仿真框架的可微性使其可以被直接纳入基于梯度的优化算法或神经网络里, 从而有效地解决各种逆问题, 例如智能体的控制、系统参数辨识等, 因此近年来得到了广泛的关注。目前, 仿真系统中的梯度求解大致可分为自动微分法 (auto differentiation method) 和伴随法 (adjoint method) 两种。自动微分法使用例如 PyTorch 一类的自动微分工具求解仿真过程每一步运算的梯度, 再根据链式法则获得输出相对于待优化变量的导数; 伴随方法则通过构造敏感系数矩阵直接获得待优化变量的导数。自动微分法实现通用且快速, 其中最具代表性的工作就是可微编程语言 DiffTaichi^[29]。DiffTaichi 是专门面向物理过程计算设计的, 和目前常用的可微编程工具 (如 TensorFlow、PyTorch) 相比, 更适合构建不规则的可微运算符, 比如可微物理引擎中的粒子网格交互、网格采样等。伴随法则更适合具有非结构化高维输入变量, 且模拟过程是碎片化的, 很难被用于矢量化的物理仿真系统当中, 比如可变形物体动辄有成千上万的自由度, 每个顶点与其相邻的若干顶点都具有相互作用, 而顶点间的交互力是关于当前位置的非线性函数, 且使用隐式差分准则实现位置更新。

根据仿真对象的不同, 以下列举当前最佳的几个可微仿真框架。Brax^[30] 是谷歌开发的用于大规模刚体仿真的可微物理引擎, 该引擎可以在单个加速器上高效并行运行数千个物理模拟和机器学习算法, 以及在相互连接的加速器中无缝扩展数百万个模拟。ChainQueen^[31] 基于最小二乘物质点法 (Moving Least Squares Material Point Method, MLS-MPM),

是一种针对可变形对象的、实时的可微混合拉格朗日-欧拉物理模拟器, 它允许对材料属性和几何参数进行有效的模拟和优化。DiffPD (Differentiable Projective Dynamics)^[32] 是一种具有隐式时间积分的高效可微可变形物体模拟器, 它

使用伴随法来解决梯度的计算,其关键思想是利用投影动力学正向模拟中的系统矩阵的 Cholesky 预分解技术同时加快反向传播的速度。同时,DiffPD 还支持基于惩罚和基于线性互补问题的摩擦接触模型。多体动力学仿真框架 ADD (Analytically Differentiable Dynamics)^[33] 同样使用伴随法实现梯度的计算,它可以同时处理多铰链刚性和软体的摩擦接触。基于投影动力学和 Signorini-Coulomb 干摩擦接触模型,DiffCloth^[34] 实现了首个可微分的布料模拟器,它提供的梯度信息可用于辅助各种布料相关的应用,如系统参数辨识、操作、逆向设计和模拟到现实 (sim-2-real) 任务迁移。DiffAqua^[35] 则是一款专门用于水下软体游泳器设计的可微分模拟管线,它提供的梯度信息和算法可以实现软体游泳器几何形状和外部控制的协同优化。

从现实到模拟

有别于传统的计算机动画和虚拟现实,面向人工智能应用的物理模拟要求虚拟对象与其真实本体间在几何外形、行为机理和功能方面都具有高度的一致性,这给物理与行为模型的设计和参数设置等方面带来了前所未有的挑战。随着传感器技术和动作捕捉技术的飞速发展以及相应理论的不完善,数据驱动的物理建模为这一需求提供了良好的解决方案。

对于布料建模,研究者已经开发了各种基于力传感器的检测系统对特定受控外部负载条件下的布料拉伸、剪切和弯曲行为进行测量。借助成对的力-变形数据,Miguel 等人直接优化测试样本的非线性应力-应变曲线^[36];而王华民等人建议利用分段线性的应力-应变曲线拟合不同纺织材料的非线性、各向异性拉伸和弯曲行为^[37]。利用成对的力-变形测量数据还可以估计布料因织物结构产生的内摩擦特性^[38]。相似的思想也被用于早期的弹性物体材质估计应用中^[39]。基于力传感器的方法最大的局限在于所有测量数据都是在力平衡状态下获得的,因此无法用来对物体的动力学特性进行估计。

计算机图形学的另一个发展趋势是用运动学数

据拟合材料参数。通常它可以描述为带有常微分方程 (Ordinary Differential Equation, ODE) 约束的时空优化问题。王滨等人^[40]与 Hahn 等人^[41]都通过运动轨迹匹配来估计弹性体材料属性,两个工作分别使用 Kinect 传感器和 Vicon 系统捕捉物体被动运动下的表面轨迹。在优化算法的选择上,王滨等人^[40]使用 Nelder-Mead 无梯度优化算法,而 Hahn 等人^[41]则利用伴随灵敏度分析 (adjoint sensitivity analysis) 获得轨迹偏差相对于材料参数和初始边界条件的导数,并使用拟牛顿法进行基于梯度的优化问题解算。Weiss 等人^[42]提出了一种新型的混合拉格朗日-欧拉材料优化框架,其最大的不同点是目标函数定义在欧拉网格上,描述了单视角深度序列与有限元模拟结果间的差异。该方法除了可以实现杨氏模量、泊松比、瑞利阻尼和初始边界条件的优化,还可以恢复弹性物体运动过程中的碰撞平面位置和方向。上述三种方法都属于时域优化,而唐鹏斌等人则开发了一种频域优化设计工具^[43],其采用物体周期性运动作为匹配的目标轨迹,前向仿真被谐波平衡法 (harmonic balancing method) 取代,优化所需的梯度通过频域空间灵敏度分析得出。频域方法最大的优点在于可以忽略初始边界条件,且对采集误差更加鲁棒。

发展趋势与展望

经过近三十年的发展,图形学领域中针对各种不同物体的仿真算法都已经获得了长足的发展。可以预见,随着物理仿真技术的进一步发展,必然能够催生出新一代的图形图像应用,推动各行各业的生产力获得进一步发展。但该领域内仍然还有很多值得研究的课题,距离最终实现快速、真实的虚拟物理世界的标准还有很长的路要走,还有许多亟待解决的问题:

1. 如何在计算机中实现快速、稳定的多物理场仿真。随着应用的深入和算力的提高,人们对模型完备性的要求日益增强,虚拟对象逐渐从单一刚体、弹性体、流体发展到更贴近现实世界的各种耦合系

统。如何在计算机中实现快速、稳定的多物理场仿真,成为本领域内研究人员正在积极解决的问题。尽管目前已经取得了一定的进展,比如人体模型从简单的铰接刚体模型逐渐扩展到以蒙皮多人线性(Skinned Multi-Person Linear, SMPL)模型为代表的表面模型^[44]乃至更为完备的骨骼肌肉模型^[45, 46];以往以刚性部件为主的机器人等无人系统也越来越多地包含柔性^[47]、磁性^[48]等部件或能够与这些高自由度复杂对象互动;流体分子间的作用力也可以被准确地捕捉并作用在浸没其中的宏观物体上^[49],等等。但和刚体、软体与流体领域内各自的专用求解器相比,这些方法在真实感和仿真速度上仍有较大差距。

2. 如何在计算力有限的情况下,实现更加真实稳定的碰撞处理。对碰撞的处理仍然是物理仿真中的一大难题。当前物理仿真算法对摩擦力的处理均进行了较大的近似,例如当前主流的物理仿真求解器难以实现静摩擦力稍大于动摩擦力的仿真要求。三维世界中的碰撞是几何体位置的间断函数,如果能够对这种离散、间断的碰撞函数进行近似连续的建模,或许能够解决这一问题。

3. 如何对真实物体的物理属性进行快速、精确的建模。在数字空间中重建现实世界这一愿景很好,在实际实施过程中却面临很多挑战。首先,建模的物理对象往往是一个很复杂的系统,现有的理论模型往往都经过了过度简化,很难准确地描述出这个复杂的系统;即使能够找到对应的理论模型,如何精确地设定模型参数与真实系统匹配也非易事。神经网络强大的函数表达能力能够大大弥补仿真领域现有理论模型过度简化和单一的缺陷,还可以有效地弥补物理仿真中逼真效果和速度之间存在的巨大鸿沟。如果可以依靠人工智能技术提取表现某类物理特征和物理现象的新型物理模型,构造其物理引擎及核心算法,可以带来原创性、平台工具性的成果。

4. 如何进一步提高算法的并行度,充分利用GPU、多机并行的计算资源。传统串行、单机的物理仿真求解器难以快速解算大规模的仿真场景,而

GPU的发展或多机并行仿真可以解决这一问题。研究人员需要进一步对现有算法进行挖掘,力争将串行求解的计算单元进一步并行化,从而提升物理仿真求解器的速度。 ■

致谢:感谢浙江大学冯旭东同学和北京大学倪星宇同学在本文的撰写过程中给予的帮助,以及北京大学陈宝权教授对文章修改提出的宝贵建议。



王 滨

北京通用人工智能研究院研究员。主要研究方向为计算机图形学、基于物理的建模和仿真。
wangbin@bigai.ai



许威威

CCF 专业会员。浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室百人计划研究员。主要研究方向为智能计算机图形学、三维感知及虚拟现实。
xww@cad.zju.edu.cn



何小伟

CCF 专业会员。中国科学院软件研究所副研究员。主要研究为计算机图形学、物理仿真与并行计算。
xiaowei@iscas.ac.cn

参考文献

- [1] Erleben K, Sporrang J, Henriksen K, et al. *Physics-based Animation*[M]. Hingham, MA: Charles River Media, 2005.
- [2] Liu C K, Jain S. A quick tutorial on multibody dynamics[OL]. https://fab.cba.mit.edu/classes/865.18/design/optimization/dynamics_1.pdf.
- [3] Featherstone R, Orin D. Robot dynamics: equations and algorithms[C]// *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics & Automation*. IEEE, 2000.
- [4] Baraff D. Analytical methods for dynamic simulation of non-penetrating rigid bodies[J]. *Computer Graphics (Proceedings of SIGGRAPH'89)*, 1989, 23(3): 223-232.
- [5] Coevoet E, Benckroun O, Kry P G. Adaptive merging

- for rigid body simulation[J]. *ACM Trans. Graph.*, 2020, 39(4): Article No.35.
- [6] Peiret A, Andrews S, Kövecses J, et al. Schur complement-based substructuring of stiff multibody systems with contact[J]. *ACM Trans. Graph.* 2019, 38(5): Article No.150.
- [7] Zachary F, Li M, Schneider T, et al. Intersection-free Rigid Body Dynamics[J]. *ACM Trans. Graph.* 2021, 40(2): Article No.183.
- [8] Teschner M, Heidelberger B, Muller M, et al. A versatile and robust model for geometrically complex deformable solids. [C]// *CGI '04: Proceedings of the Computer Graphics International. IEEE.* 2004: 312-319.
- [9] Bonet J, Wood R D. *Nonlinear Continuum Mechanics for Finite Element Analysis*[M]. Cambridge University press, 1997.
- [10] Chen Y J, Ascher U M, Pai D K. Exponential Rosenbrock-Euler integrators for elastodynamic simulation[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2018, 24(10): 2702-2713.
- [11] Yu Ju Chen, Seung Heon Sheen, Uri M. Ascher, and Dinesh K. Pai. SIERE: A hybrid semi-implicit exponential integrator for efficiently simulating stiff deformable objects. *ACM Trans. Graph.* 40, 1, 2020.
- [12] Jiong Chen, Florian Schäfer, Jin Huang, and Mathieu Desbrun. Multiscale cholesky preconditioning for ill-conditioned problems. *ACM Trans. Graph.* 40, 4, 2021.
- [13] Tiantian Liu, Adam W. Bargteil, James F. O'Brien, and Ladislav Kavan. Fast simulation of mass-spring systems. *ACM Trans. Graph.* 32, 6, 2013.
- [14] Mickaël Ly, Jean Jouve, Laurence Boissieux, and Florence Bertails-Descoubes. Projective dynamics with dry frictional contact. *ACM Trans. Graph.* 39, 4, 2020.
- [15] Minchen Li, Zachary Ferguson, Teseo Schneider, Timothy Langlois, Denis Zorin, Daniele Panozzo, Chenfanfu Jiang, and Danny M. Kaufman. Incremental potential contact: Intersection- and inversion-free, large-deformation dynamics. *ACM Trans. Graph.* 39, 4, 2020.
- [16] Minchen Li, Danny M. Kaufman, and Chenfanfu Jiang. Codimensional incremental potential contact. *ACM Trans. Graph.* 40, 4, 2021.
- [17] Longhua Wu, Botao Wu, Yin Yang, and Huamin Wang. A safe and fast repulsion method for GPU-based cloth self collisions. *ACM Trans. Graph.* 40, 1, 2020.
- [18] Jiahao Wen, Jiong Chen, Nobuyuki Umetani, Hujun Bao, and Jin Huang. Cosserat Rod with rh Adaptive Discretization. In *Computer Graphics Forum* 39, 7, 2020.
- [19] Robert A. Gingold, and Joseph J. Monaghan. Smoothed particle hydrodynamics: theory and application to non-spherical stars. *Monthly notices of the royal astronomical society* 181, 3, 1977.
- [20] Bridson Robert. *Fluid simulation for computer graphics.* CRC press, 2015.
- [21] Francis H. Harlow, Martha Evans, and Robert D. Richtmyer. *A machine calculation method for hydrodynamic problems.* Los Alamos Scientific Laboratory of the University of California, 1955.
- [22] Markus Ihmsen, Jens Cornelis, Barbara Solenthaler, Christopher Horvath, and Matthias Teschner. Implicit incompressible SPH. *IEEE Trans. Visual. Comput. Graph.* 20, 3, 2014.
- [23] Stefan Band, Christoph Gissler, Markus Ihmsen, Jens Cornelis, Andreas Peer, and Matthias Teschner. Pressure boundaries for implicit incompressible SPH. *ACM Trans. Graph.* 37, 2, 2018.
- [24] Rene Winchenbach and Andreas Kolb. Optimized refinement for spatially adaptive SPH. *ACM Trans. Graph.* 40, 1, 2021.
- [25] Ziyin Qu, Xinxin Zhang, Ming Gao, Chenfanfu Jiang, and Baoquan Chen. Efficient and conservative fluids using bidirectional mapping. *ACM Trans. Graph.* 38, 4, 2019.
- [26] Zehnder, Jonas, Rahul Narain, and Bernhard Thomaszewski. An advection-reflection solver for detail-preserving fluid simulation. *ACM Trans. Graph.* 37, 4, 2018.
- [27] Ryoichi Ando, and Christopher Batty. A practical octree liquid simulator with adaptive surface resolution. *ACM Trans. Graph.* 39, 4, 2020.
- [28] Rafael Nakanishi, Filipe Nascimento, Rafael Campos, Paulo Pagliosa, and Afonso Paiva. RBF liquids: an adaptive PIC solver using RBF-FD. *ACM Trans. Graph.* 39, 6, 2020.
- [29] Yuanming Hu, Luke Anderson, Tzu-Mao Li, Qi Sun, Nathan Carr, Jonathan Ragan-Kelley, and Frédo Durand. DiffTaichi: Differentiable programming for physical simulation. *International Conference on Learning Representations*, 2020.
- [30] C. Daniel Freeman, Erik Frey, Anton Raichuk, Sertan Girgin, Igor Mordatch, and Olivier Bachem. Brax: A differentiable physics engine for large scale rigid body simulation, <http://github.com/google/brax>, 2021.
- [31] Yuanming Hu, Jiancheng Liu, Andrew Spielberg, Joshua

- B. Tenenbaum, William T. Freeman, Jiajun Wu, Daniela Rus, and Wojciech Matusik. Chainqueen: A real-time differentiable physical simulator for soft robotics. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2019.
- [32] Tao Du, Kui Wu, Pingchuan Ma, Sebastien Wah, Andrew Spielberg, Daniela Rus, and Wojciech Matusik. DiffPD: Differentiable projective dynamics with contact. arXiv preprint arXiv:2101.05917. 2021 Jan 15.
- [33] Moritz Geilinger, David Hahn, Jonas Zehnder, Moritz Bächer, Bernhard Thomaszewski, and Stelian Coros. ADD: Analytically differentiable dynamics for multi-body systems with frictional contact. ACM Trans. Graph. 39, 6, 2020.
- [34] Yifei Li, Tao Du, Kui Wu, Jie Xu, and Wojciech Matusik. DiffCloth: Differentiable cloth simulation with dry frictional contact. arXiv preprint arXiv:2106.05306. 2021 Jun 9.
- [35] Pingchuan Ma, Tao Du, John Z. Zhang, Kui Wu, Andrew Spielberg, Robert K. Katzschmann, and Wojciech Matusik. DiffAqua: A Differentiable Computational Design Pipeline for Soft Underwater Swimmers with Shape Interpolation. ACM Trans. Graph. 40, 4, 2021.
- [36] Eder Miguel, Derek Bradley, Bernhard Thomaszewski, Bernd Bickel, Wojciech Matusik, Miguel A. Otaduy, and Steve Marschner. Data-driven estimation of cloth simulation models. Computer Graphics Forum 31, 2, 2012.
- [37] Huamin Wang, James F. O' Brien, and Ravi Ramamoorthi. Data-driven elastic models for cloth: modeling and measurement. ACM Trans. Graph. 30, 4, 2011.
- [38] Eder Miguel, Rasmus Tamstorf, Derek Bradley, Sara C. Schvartzman, Bernhard Thomaszewski, Bernd Bickel, Wojciech Matusik, Steve Marschner, and Miguel A. Otaduy. Modeling and estimation of internal friction in cloth. ACM Trans. Graph. 32, 6, 2013.
- [39] Bernd Bickel, Moritz Bächer, Miguel A. Otaduy, Wojciech Matusik, Hanspeter Pfister, and Markus Gross. Capture and modeling of non-linear heterogeneous softtissue. ACM Trans. Graph. 28, 3, 2009.
- [40] Bin Wang, Longhua Wu, KangKang Yin, Uri Ascher, Libin Liu, and Hui Huang. Deformation capture and modeling of soft objects. ACM Trans. Graph. 34, 4, 2015.
- [41] David Hahn, Pol Bazet, James M. Bern, and Stelian Coros. Real2Sim: Visco-elasticparameter estimation from dynamic motion. ACM Trans. Graph. 38, 6, 2019.
- [42] Sebastian Weiss, Robert Maier, Rüdiger Westermann, Daniel Cremers, and Nils Thuerey. Sparse surface constraints for combining physics-based elasticity simulation and correspondence-free object reconstruction. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020.
- [43] Pengbin Tang, Jonas Zehnder, Stelian Coros, and Bernhard Thomaszewski. A harmonic balance approach for designing compliant mechanical systems with nonlinear periodic motions. ACM Trans. Graph. 39, 6, 2020).
- [44] Matthew Loper, Naureen Mahmood, Javier Romero, Gerard Pons-Moll, and Michael J. Black. SMPL: A skinned multi-person linear model. ACM Trans. Graph. 34, 6, 2015.
- [45] Masaki Nakada, Tao Zhou, Honglin Chen, Tomer Weiss, and Demetri Terzopoulos. Deep learning of biomimetic sensorimotor control for biomechanical human animation. ACM Trans. Graph. 37, 4, 2018.
- [46] Seunghwan Lee, Moonseok Park, Kyoungmin Lee, and Jehee Lee. Scalable muscle-actuated human simulation and control. ACM Trans. Graph. 38, 4, 2019.
- [47] Ying Wang, Nicholas J. Weidner, Margaret A. Baxter, Yura Hwang, Danny M. Kaufman, and Shinjiro Sueda. REDMAX: Efficient & flexible approach for articulated dynamics. ACM Trans. Graph. 38, 4, 2019.
- [48] Xingyu Ni, Bo Zhu, Bin Wang, and Baoquan Chen. A level-set method for magnetic substance simulation. ACM Trans. Graph. 39, 4, 2020.
- [49] Liangwang Ruan, Jinyuan Liu, Bo Zhu, Shinjiro Sueda, Bin Wang, and Baoquan Chen. Solid-fluid interaction with surface-tension-dominant contact. ACM Trans. Graph. 40, 4, 2021.