2021 年 10 月

机器学习在力学模拟与控制中的应用专题

机器学习在力学模拟与控制中的应用专题序

王建春*,1) 晋国栋 †,2)

*(南方科技大学工学院力学与航空航天工程系,广东深圳518055)

†(中国科学院力学研究所非线性力学国家重点实验室, 北京 100190)

近几年来,随着高性能计算机和大数据科学的快速发展,机器学习方法在各个领域得到了越来越多的应用.力学学科在过去几十年积累了大量的数值模拟数据、实验测量数据和现场监测数据,这些大规模、高维度的数据蕴含了丰富的物理特征,但传统方法无法有效地处理这些庞大的数据群. 机器学习方法可以从巨量的数据海洋中挖掘有用的信息,并能为总结新的物理规律提供有效的指导. 另一方面, 机器学习方法存在着可解释性差、泛化能力弱、容易过拟合等问题. 针对基于第一性原理的力学问题开展机器学习研究,并和已知的物理规律相对照,有助于更深入地理解机器学习方法. 因此,与机器学习的交叉融合,将有力地促进力学学科研究范式的创新,并不断拓展该学科的研究深度和应用范围.

机器学习方法已被成功应用于各类力学模拟与控制问题中,包括复杂力学系统的重构和降阶模型、参数识别与反演、湍流和多相流的封闭模型、机翼的气动优化设计、流动控制等.针对一些非常棘手的力学难题,机器学习方法由于其强大的逼近能力和高效的优化算法,能够突破传统方法的研究瓶颈,显示出了该方法的巨大潜力.另一方面,力学相关的工程应用往往要求模型具有一定的可靠性和可解释性,但是目前的机器学习方法无法提供具有明确物理含义、适用范围广的模型.因此,还需要对机器学习方法进一步提升和发展,才能真正用于解决实际的力学问题.这是机器学习方法在各个学科应用中所面临的一个普遍的挑战,同时也是一个共同的机遇.

为了改进机器学习方法在力学问题中的应用效果,并提高该方法的预测精度、计算效率和泛化能力,需要回答一些基本问题,包括:(1)如何从数据中系统地学习抽象的力学规律和本构关系?(2)如何将物理原理和机器学习有效地结合在一起?(3)如何提升模型的鲁棒性和泛化能力?(4)如何大幅度地提升复杂力学系统的模拟效率?(5)针对多尺度或高维度的力学系统,如何构造可靠、高效的降阶模型?(6)如何系统地提升对大型设计空间的快速搜索能力?围绕上述这些重要的问题,《力学学报》组织了"机器学习在力学模拟与控制中的应用"这一专题.由于篇幅限制,该专题包含了3篇综述论文和7篇研究论文,从一个侧面反映了国内科研人员在该方向上的一部分最新研究进展,供读者参考.

哈尔滨工业大学金晓威、赖马树金和李惠撰写了关于物理增强的流场深度学习建模与模拟方法的综述论文. 他们介绍了如何将流体物理规律嵌入深度学习模型, 从而提升模型的预测精度和泛化能力. 和传统降阶模型相比, 本征值正交分解辅助的深度学习降阶模型可以有效地提升预测精度. 物理融合的神经网络方法能够高效地计算流场反演问题. 进一步, 他们指出了当前方法所面临的挑战. 物理融合的神经网络求解流动控制方程正问题的计算效率和计算精度不如传统方法, 有待于进一步的提升. 物理融合的流动方程的深度学习求解方法无法保证深度网络所逼近的流场严格满足物理规律. 如何进一步设计神经网络的连接方式、激

引用格式: 王建春, 晋国栋. 机器学习在力学模拟与控制中的应用专题序. 力学学报, 2021, 53(10): 2613-2615

Wang Jianchun, Jin Guodong. Preface of theme articles on applications of machine learning to simulations and controls in mechanics. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2021, 53(10): 2613-2615

²⁰²¹⁻⁰⁹⁻³⁰ 收稿, 2021-10-04 录用, 2021-10-04 网络版发表.

¹⁾ 王建春, 副教授, 主要研究方向: 湍流和计算流体力学. E-mail: wangjc@sustech.edu.cn

²⁾ 晋国栋, 研究员, 主要研究方向: 两相湍流和大涡模拟方法. E-mail: gdjin@lnm.imech.ac.cn

活函数等组件, 使其逼近的流场自然满足流体物理规律是一个需要解决的重要问题.

清华大学邱敬然和赵立豪撰写了关于复杂流动中的智能颗粒游动策略的综述论文. 他们讨论了强化学习在智能颗粒研究中的应用,并介绍了浮游生物运动策略的相关研究进展. 系统地描述了基于强化学习的智能颗粒研究框架,包括对颗粒和流体动力学的建模,对颗粒状态和行为的定义,以及目标函数的设计. 从最简单的智能颗粒模型出发,逐步考虑重力和颗粒形状、局部流体信号以及复杂流动的影响,最终得到了鲁棒的、有实际意义的智能颗粒游动策略. 利用强化学习研究颗粒在各类复杂流动中的高效运动方式是当前的研究热点. 他们指出,虽然强化学习能够为一个具体目标提供一系列的局部最优解,后续需要结合物理机制和先验知识,进一步改进强化学习局部最优解的策略.

北京大学赵耀民和澳大利亚墨尔本大学徐晓伟撰写了关于基于基因表达式编程的数据驱动湍流建模的综述论文. 他们讨论了基因表达式编程应用于湍流建模的具体方法,包括: 基本算法、显式代数应力模型和湍流传热两种建模框架等. 然后介绍了基因表达式编程方法在涡轮叶栅尾流混合、竖直平板间自然对流、三维横向流中的射流、大涡模拟亚格子应力模型、边界层转捩等问题上的应用. 结果表明, 该方法可以有效提升常用湍流模型对于尾流混合损失、壁面热通量等关键参数的预测精度. 该方法可以给出显式的模型方程, 从而具备较强的可解释性和鲁棒性. 他们指出, 为了使一个机器学习模型能够同时预测多种类型流动及多种流动物理, 需要进一步提升模型的泛化能力.

浙江工业大学赵云华、段总样和徐璋撰写了基于离散单元法和人工神经网络的近壁颗粒动力学特征的研究论文. 他们对滚筒内的颗粒流动过程开展了离散单元法数值模拟. 结果表明, 由于壁面的影响, 摩擦系数增大时颗粒沿滚筒轴向的旋转速度偏离正态分布. 进一步采用了人工神经网络构建了颗粒无因次旋转温度、滑移速度和平动温度之间的函数模型. 该研究可以为颗粒流的壁面边界条件的理论构造和半经验修正提供基础数据和封闭模型.

北京大学吴磊和肖左利撰写了基于人工神经网络的亚格子应力建模的研究论文. 他们对不可压缩槽道湍流建立了亚格子应力的人工神经网络模型, 并考虑了滤波宽度及雷诺数对模型的影响. 在先验测试中, 新模型能够给出与直接数值模拟高度吻合的亚格子应力和亚格子耗散. 在后验测试中, 新模型对流向平均速度剖面的预测优于梯度模型、Smagorinsky 模型及隐式大涡模拟等传统大涡模拟方法.

中国空气动力研究与发展中心王年华、西南科技大学和重庆文理学院鲁鹏、国防科技创新研究院常兴华和张来平、军事科学院邓小刚撰写了基于人工神经网络的非结构网格尺度控制方法的研究论文. 他们发展了基于径向基函数插值的网格尺度控制方法, 通过贪婪算法实现边界参考点序列的精简, 提高了径向基函数插值的效率. 同时, 采用商业软件生成的二维圆柱和二维翼型非结构三角形网格作为训练样本, 建立起相对壁面距离和相对网格尺度的神经网络关系. 与传统背景网格法相比, 径向基函数方法和神经网络方法的效率提高了 5~10 倍.

大连海事大学战庆亮、白春锦和同济大学葛耀君撰写了基于尾流时程目标识别的流场参数选择的研究论文.他们使用深度学习提出了基于尾流时程数据的流场特征提取与分析方法,并实现了基于一点时程进行流场中物体外形的识别.通过对圆柱和方柱的尾流数据的研究结果表明,基于卷积神经网络的模型具有良好的训练收敛性和很高的预测精度,采用流场横向速度时程作为物体外形识别信号的模型具有很高的准确率.

南方科技大学李天一、万敏平、陈十一等撰写了关于 gappy POD 方法重构湍流数据的研究论文. 他们主要研究了数据的复杂程度和破损区域的几何特征对基于 gappy POD 的湍流数据重构的影响,详细地讨论了构成 gappy POD 重构误差的两个部分. 第一部分来自流场 POD 展开的截断误差,主要取决于流场的复杂程度. 第二部分来自 POD 基函数在已知点上组成的矩阵的满秩性,主要取决于破损区域的几何特征.

哈尔滨工程大学狄少丞和于海龙、英国斯旺西大学冯云田和瞿同明撰写了基于深度强化学习算法的颗粒材料应力-应变关系数据驱动模拟的研究论文. 他们采用颗粒材料平均孔隙率、细观组构参数和弹性刚度参数作为内变量, 结合深度学习方法建立以有向图表征的数据本构模型, 具体采用 AlphaGo Zero 算法自动

寻找最优的颗粒材料本构模型的建模路径. 研究结果表明, 采用有向图和深度强化学习算法可建立起完全依靠"数据驱动"的颗粒材料应力-应变关系. 该方法提供了一种将不同理论模型从数据角度统一起来、且基于人工智能算法发展更优模型的研究思路, 可为相似问题的研究提供借鉴.

河海大学江守燕、万晨、孙立国和杜成斌撰写了基于比例边界有限元法 (SBFEM) 和深度学习的裂纹状缺陷反演模型的研究论文. 他们将 SBFEM 和深度学习相结合, 提出了基于 Lamb 波在结构中传播时的反馈信号定量识别结构内部裂纹状缺陷的反演模型. 通过随机生成缺陷信息, 采用 SBFEM 模拟 Lamb 波在含不同缺陷信息的结构中的信号传播过程. Lamb 波在含裂纹状缺陷结构中传播时观测点的反馈信号包含了大量的裂纹信息, 可为深度学习模型提供足够多的训练数据. 研究结果表明: 建立的缺陷识别模型能够准确地量化结构内部的缺陷, 对浅表裂纹有很好的识别效果, 同时对于含噪信号模型具有较好的鲁棒性.

最后,感谢《力学学报》编辑部对机器学习专题的支持!也特别感谢所有论文作者以及审稿专家对本 专题出版的重要贡献和大力支持!

doi: 10.6052/0459-1879-21-501