

人工智能时代的土木工程

鲍跃全 李 惠

(哈尔滨工业大学, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 人工智能为土木工程学科的发展带来新的机遇, 人工智能技术深度融合土木工程基础设施规划、设计、建造和养维护的全生命周期, 深刻变革土木工程科学、技术与工程的发展。人工智能的深度学习和机器学习算法、计算机视觉、无人机、3D 打印、BIM、虚拟现实和增强现实等应用于土木工程, 将形成无人化、全自动、智慧化、实景体验的城市和区域规划、以及土木工程设计、建造、养维护和灾害管控的新技术。该文从基于人工智能的城市智能规划、结构智能设计、智能建造、智能养维护、智能防灾等方面阐述人工智能在土木工程领域的相关研究和应用。

关键词: 人工智能; 深度学习; 计算机视觉; 无人机; 3D 打印; 虚拟现实

中图分类号: TU2 TU7 TU997 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-131X(2019)05-0001-11

Artificial Intelligence for civil engineering

Bao Yuequan Li Hui

(Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Artificial Intelligence (AI) brings new opportunities for the development of civil engineering disciplines. AI technology deeply integrates the whole life cycle of civil infrastructure planning, design, construction and maintenance, and profoundly transforms the development of civil engineering. The deep learning, machine learning and reinforcement learning algorithms, computer vision, UAV, 3D printing, BIM, virtual reality and augmented reality techniques are applied to civil engineering, which will form urban and regional planning with unmanned, fully automatic, intelligent and real experience, as well as new technologies for civil engineering design, construction, maintenance, and disaster management. This article expounds the related research and application of AI in the field of civil engineering from the aspects of AI-based urban intelligent planning, intelligent structural design, intelligent construction, intelligent maintenance, and intelligent disaster prevention.

Keywords: Artificial Intelligence; deep learning; computer vision; UAV; 3D printing; BIM

E-mail: lihui@hit.edu.cn

引 言

人工智能 (AI, Artificial Intelligence) 自 20 世纪 40 年代提出以来已在多个学科中得到应用并形成多种算法。随着 2006 年以来深度学习 (DL, Deep Learning)^[1] 的快速发展, 人工智能成为各领域的研

究和应用热点。

全世界都在新一代信息技术与现代制造业、生产性服务业融合创新的产业变革方面努力。在国际上, 2012 年, 德国推行了以“智能工厂”为重心的“工业 4.0 计划”。2016 年 12 月, 英国发布了《人工智能: 未来决策指定的机遇与影响》。法国于 2017 年 3 月发布《人工智能战略》。日本将 2017 年确定为人工智能元年, 推进“超智能社会 5.0”建设。2018 年, 美国发布了人工智能的国家战略。我国是全世界人工智能行动最早、动作最快的国家之一, 2015 年 7 月, 国务院发布《关于积极推进“互联网”行动的指导意见》, 明确将“互联网+人工智能”列为重

基金项目: 国家重点研发计划 (2018YFC0705600, 2017YFC1500603)、
国家自然科学基金 (U1711265, 51638007)

作者简介: 鲍跃全, 博士, 教授

通讯作者: 李惠, 博士, 教授

收稿日期: 2019-04-09

点行动之一；2017 年 07 月 20 日，国务院发布《新一代人工智能发展规划》（国发〔2017〕35 号），规划明确指出：人工智能是新一轮科技革命和产业变革核心技术。

与其他行业相比，虽然钢（钢结构）与混凝土（混凝土工程）均是工业化的产物，但基础设施的机械化、自动化、智能化和信息化的程度还较低。人工智能技术必将渗透于人类社会活动和生产活动的各个方面，人类大规模体力劳动和恶劣环境下的工作必将被机器或机器人所取代。在土木基础设施领域，人工智能技术深度融合土木基础设施规划、设计、建造和养维护的全生命周期，深刻变革土木工程的发展。

1 智能规划

城市规划中的人工智能应用是城市规划学科的时代标志性变革，人工智能将改变传统的城市规划方法，通过深度学习现有城市的环境、灾害、人与交通等行为大数据，结合虚拟现实情境再现技术，实现城市的智能规划。同济大学吴志强^[2]和东南大学王建国^[3]等在城市规划的人工智能方法方面开展了系列研究。采用机器学习和深度学习，对城市生成和城市空间规律进行了研究，提出了“城市树”的概念，如图 1 为宁波的城市树^[2]。

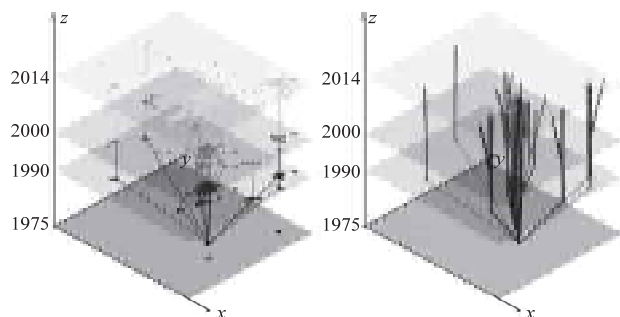


图 1 城市树^[2]
Fig.1 City tree^[2]

伦敦大学学院的 Michael Batty 整合了过去 50 年中机器学习与人工智能领域的大部分突破。介绍了如何将规划设计问题转化成一个网络化的优化问题，并展示了一种基于人工智能技术的规划设计新范式^[4]。

2 智能设计

建筑结构、桥梁结构等工程设计中应用人工智

能技术也成为智能土木发展的主要趋势。人工智能辅助土木工程的设计目前正在起步阶段，但已经展示了很好的前景。早期人工智能在结构设计中的应用主要是专家系统（Expert System）^[5]，通过模拟人类专家的推理思维过程进行判断和决策。Rafiq^[6]等介绍了人工神经网络在工程中的应用，并利用神经网络进行了预应力钢筋混凝土平板设计。Tabarak^[7]等介绍了如何利用神经网络选择合适的结构体系。Jootoo^[8]在桥梁结构初步设计相关问题上采用机器学习算法，运用机器学习进行桥梁选型。

国内外学者还对基于深度学习和强化学习的结构拓扑优化设计方法进行了初步探索。拓扑优化是一种在给定边界条件下确定设计空间中材料最佳分布的方法，目前主要用于结构设计中的概念设计阶段^[9]。Yu 等^[10]提出了一种利用深度神经网络来预测在给定边界和优化参数下拓扑优化结构的方法。Lei 等^[11]利用机器学习建立了单位垂直荷载和拓扑优化结构之间的映射，使用该映射可以在给定外部荷载下直接得到拓扑优化结构。

可以预见，通过深度学习和强化学习现有设计资料大数据，结合用户需求参数，未来计算机将实现建筑、桥梁、隧道等基础设施的设计方案自动生成。

3 智能建造

在智能建造领域，与人工智能相关的技术主要包括：3D 打印，BIM 和施工现场智能管理等。

3.1 3D 打印

3D 打印即快速成型技术的一种，被认为是新的工业革命^[12]。在建筑领域，丁烈云总结了国内外现有建筑 3D 打印技术的相关研究进展，并依据使用材料和打印工艺将目前主要建筑 3D 打印技术归纳为三类：基于混凝土分层喷挤叠加的增材建造方法、基于砂石粉末分层黏合叠加的增材建造方法和大型机械臂驱动的材料三维构造建造方法^[13]。

3.2 BIM

建筑信息模型（Building Information Modeling, BIM），由美国佐治亚理工大学 Eastman 教授于 1975 年提出。应用 BIM 技术，可以有效提高建造效率。中国第一高楼上海中心、北京第一高楼中国尊、华中第一高楼武汉中心等均应用了 BIM 技术，其中上海中心的工程实践证明：应用 BIM 技术，可以排除 90% 图纸错误，减少 60% 返工，缩短 10% 施工工期，提高项目效益^[14]。

3.3 施工现场智能管理

在施工现场管理领域中,人工智能有着广泛的应用。美国密歇根大学的 Behzadan 等^[15]使用了增强现实技术,令现场人员轻松访问项目的计划、图表、进度和预算等信息。Chen 等^[16]提出了一种智能调度系统 (ISS),帮助项目经理根据项目目标和项目约束找到近似最优的进度计划。在施工智能监

控领域,Fang 等^[17]通过计算机视觉中的深度学习目标检测算法,对施工现场监控视频进行自动预警,自动识别现场人员有无佩戴安全帽。哈尔滨工业大学鲍跃全等近期也提出了基于计算机视觉的施工现场人体姿态估计辅助安全帽佩戴检测方法,可以准确识别施工人员安全帽佩戴情况(如图2)。



图 2 各类工程场景施工人员安全帽佩戴检测效果

Fig.2 Safety helmet wearing detection results of construction workers on different engineering scenarios

4 智能养维护

4.1 无人机

近年来,装备摄像头的无人机(UAV)在建筑、桥梁和其他民用基础设施系统的视觉监控建设和运行方面的应用呈指数级增长^[18]。无人机可搭载多种类型传感器,如相机、红外热成像相机、激光雷达等。通过搭载的高分辨率相机,无人机可快速获得大量拍摄区域的高精度、大比例图像,为及时更新实时道路信息、采取紧急救援提供准确、快速的实时信息,以协助相关部门快速制订出准确的应急和处置方案等。搭载红外热成像相机的无人机融合光学图像和红外热成像图像,实现更准确的结构缺陷评价。搭载激光雷达的无人机采用激光测绘技术,快速获取拍摄场景的三维点云,提供拍摄场景的粗尺度的三维全局信息。无人机在无损检测中的应用主要集中在任务状态检测、损伤分析和状态监测等方面^[19]。

Reagan 等^[20]提出了一种结合使用无人机和三维数字图像相关性进行非接触式光学测量以监测桥梁健康状况的方法。Gillins 等^[21]展示了俄勒冈州一座桥梁使用多机无人机进行检查的方法和结果。Sankarasrinivasan 等^[22]提出了集成无人机、图像处理和数据采集程序,用于裂缝检测和表面退化评估的方法。Carrio 等^[23]提出一种无人机热成像图像在

建筑修复和异常检测中的应用。Yoon 等^[24]提出了一种使用运动的无人机来获取结构振动的方法。哈尔滨工业大学李惠课题组最近利用深度学习,使用无人机捕获的图像生成了拓扑灵敏的大型斜拉桥三维模型,如图3所示。

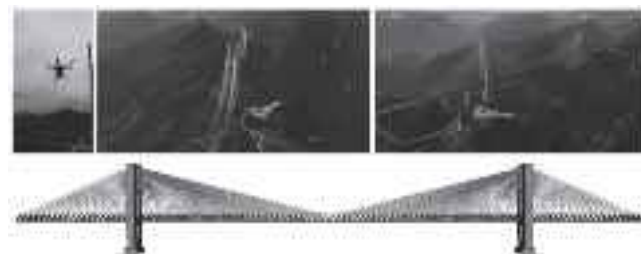


图 3 使用无人机图像生成拓扑灵敏的斜拉桥三维模型

Fig.3 Topology-aware 3D reconstruction for cable-stayed bridges using UAV images

4.2 计算机视觉

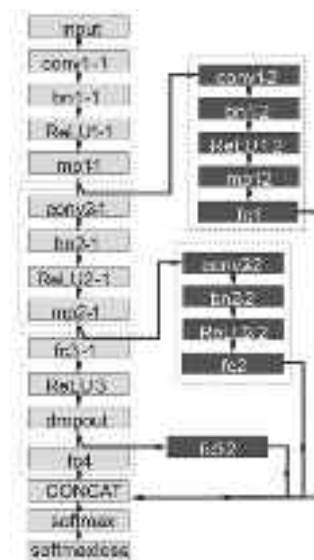
计算机视觉技术是人工智能领域的一个重要分支,研究如何让计算机学会看懂并理解真实世界,具体指通过相机获得图像或视频,由计算机代替人眼对目标进行图像识别、运动跟踪、场景重建、图像恢复、图像测量等任务处理,进一步通过理解图像来获取其中包含的信息和知识。计算机视觉技术在土木工程里的应用,主要包括裂纹识别、位移测量、模态参数识别、车辆荷载识别等方面。

基于计算机视觉的裂缝识别是土木工程结构

损伤识别领域的研究热点^[25-26]。Jahanshahi 等^[27]于 2009 年开展了一项有关基于图像分割等传统图像处理的桥梁结构裂缝检测技术的调查,为利用图像识别桥梁结构表面缺陷提供了可能性;随后又提出了一种非接触式遥感裂缝检测方法,对裂缝进行了量化^[28]。Lee 等^[29]开发了一种基于视觉的机器人图像采集装置,并提出了一种更先进的自动视觉监控系统。该系统采用基于视觉的遥控机器人进行图像采集,并通过数字图像处理软件对采集到的裂缝大小进行识别,使检测过程更加快速、安全、可靠,且成本低廉。Yeum 和 Dyke^[30]通过目标检测和分组进行自动处理,提出了一种基于视觉的桥梁裂缝检测技术。Yang 和 Nagarajaiah 等^[31-32]结合稀疏表示的低秩方法,利用视频实时检测局部结构损伤。Oullette 等^[33]提出了一种基于遗传算法和卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNNs)的裂缝检测方法。为了更深入地了解输入输出的映射关系,近年来计算机视觉领域中出现了基于深度学习的诸多先进算法。Xu 等^[34]建立了基于受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann machine, RBM)的钢结构表面裂纹识别框架;随后又提出了融合输入图像多级特征的多通道有向无环图网络实现了钢箱梁微小疲劳裂纹识别(如图 4 所示)^[35]。Makantasis 等^[36]通过采用两个卷积层和一个全连通层的浅层 CNN,实现了隧道裂缝检测。Protopapadakis 等^[37]将三维建模技术与 CNNs 相结合,用来检测混凝土缺陷。为了提高识别算法的整体性能和鲁棒性,Chen 等^[38]提出了一种基于朴素贝叶斯数据融合的卷积神经网络裂缝检测方法。针对钢材缺陷分类检测问题, Soukup 等^[39]提出了一种最大值汇聚的 CNN 方法。为了检测道路和铁路表面的缺陷, Masci 等^[40]基于 CNN 在黑暗环境中对铁路表面的光度立体图像进行训练,以检测缺陷。Zhang 等^[41]采用 CNN 进行道路裂缝检测。Paulya 等^[42]研究了深度网络的有效性以及摄像机位置对路面裂缝检测性能的影响。Bernasconi 等^[43]提出了一种基于应变场的疲劳裂纹扩展监测方法,并应用于增强现实的可视化框架中。

基于视觉的位移和振动监测方法已经在土木工程中应用了十多年,典型的视觉振动测量方法有基于光学干涉的振动测量方法、目标跟踪法以及数字图像相关法等。

Chang 等^[44-45]基于近景数字摄影测量和计算机视觉原理,提出了一种在实验室测量三维结构振动



(a) 深度融合网络



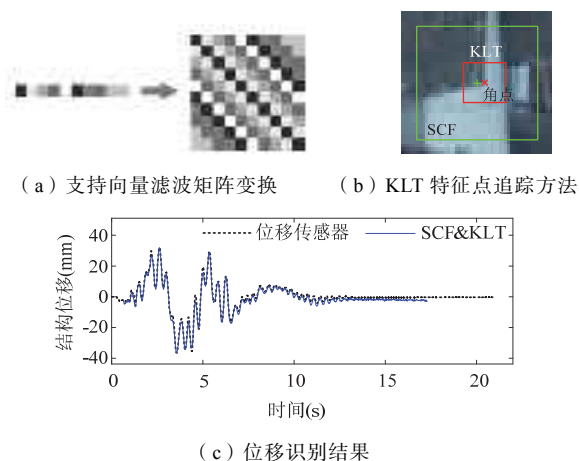
(b) 裂纹识别结果

图 4 基于深度融合网络和计算机视觉的钢箱梁微小疲劳裂纹识别^[37]

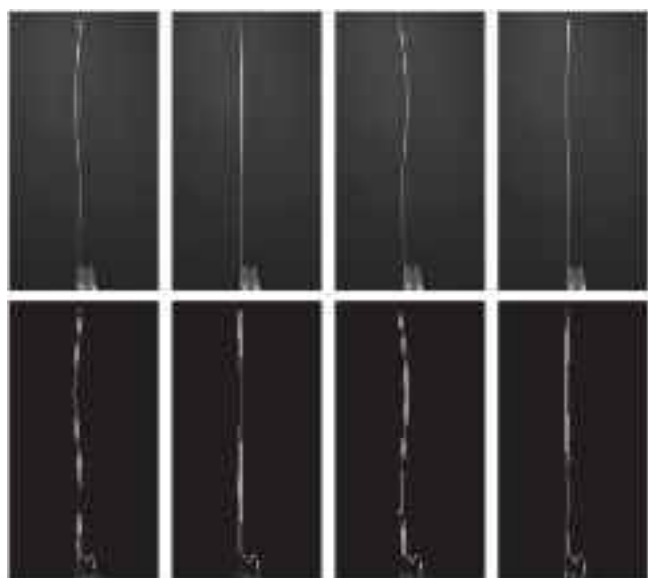
Fig.4 Surface fatigue crack identification in steel box girders based on deep fusion CNN and computer vision techniques^[37]

响应的视频测量技术。Ho 等^[46]提出了基于多点视觉的基础设施动态位移测量方法。Martins 等^[47]提出利用视觉技术进行悬索桥三维位移测量方法。Ye 等^[48-49]基于数字图像处理相关性理论和多点模板匹配算法,提出了基于计算机视觉的大跨桥梁远距离非接触分布式结构位移监测方法,实现了千米级现场结构位移监测。Zhao 等^[50]结合了支持向量滤波(图 5(a))以及 KLT 特征点匹配追踪方法(图 5(b))成功实现了对土木工程桥塔结构的动态位移的识别(图 5(c))。其中支持向量滤波方法首先选出一个大致的区域,再利用 KLT 实现精确跟踪,同时具备了鲁棒性和精确性。

基于计算机视觉的模式参数可视化识别方法成为近年来的研究热点,利用摄像机测量而不需要进行结构表面预处理即可直接提取结构模式参数,该技术主要结合了基于相位的光流计算^[51]和视频运动放大技术^[52]的视频处理方法。MIT 的 Chen 等^[53]利用视频运动放大技术成功测量得到了一个天线杆的模式参数。Sarraf 等^[54]利用基于相位的视频运动

图 5 计算机视觉技术测量结构的振动位移^[50]Fig.5 Vibration displacement of structures measured by computer vision technology^[50]

放大技术测量得到了一个风机叶片振型、频率等模态参数，并与加速度计进行比较，显示该方法具有良好的精度。Yang 等^[55]成功地识别出了一个实验室四层框架结构的各阶模态参数（图 6），具有较高的精度，并探讨了视频帧率不满足香农采样定理条件下模态参数识别的可能性^[56]，而且建立了可以替代有限元模型的高度逼真的视频运动模型进行结构动力分析^[57]。

图 6 结构模态振型识别结果^[55]Fig.6 Structural modal shapes identification results^[55]

特别需要指出的是，传统基于模态参数的结构损伤识别因振型测点过少导致难以准确识别结构损伤，而计算机视觉技术为获得稠密测点振型提供了简便实用的方法，从而为准确进行损伤识别提供了坚实的基础。Li 等^[58]提出了基于分形的结构损伤识

别方法，该方法需要稠密测点振型数据；Yang 等^[59]在采用计算机视觉获得稠密测点振型的基础上，采用分形方法识别结构损伤。

荷载是土木工程结构的重要输入，Chen 等率先研究了融合摄像和动态地秤的桥梁车辆时空分布识别方法^[60]，并进一步建立了基于马尔科夫随机场的车辆荷载空间联合概率模型^[61]。

4.3 大数据深度学习

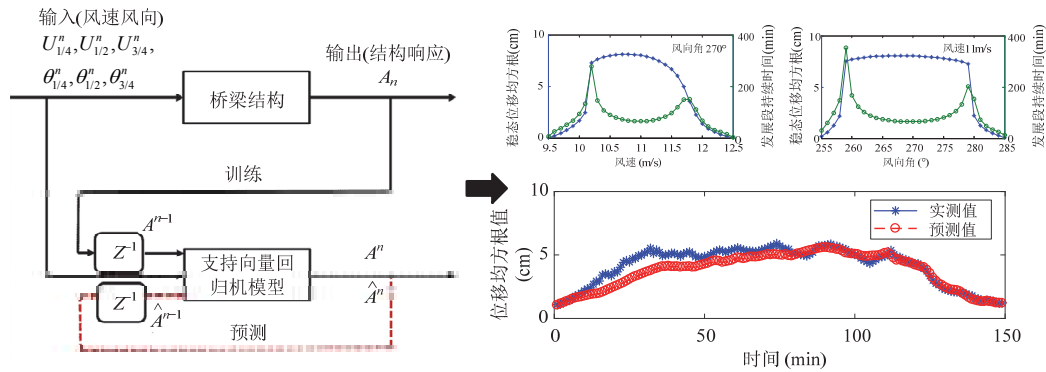
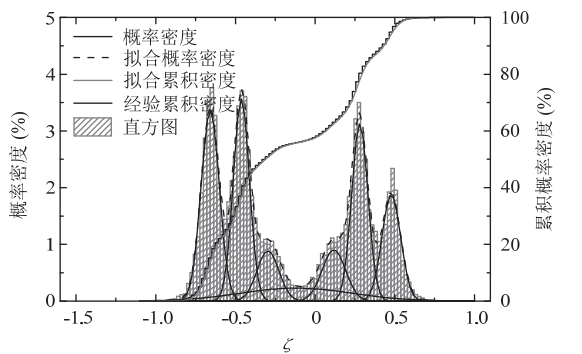
人工智能算法在土木工程领域的应用始于 20 世纪 90 年代。初期主要是基于机器学习（ML，Machine Learning）的结构损伤识别方法等。Farrar 和 Worden^[62]总结了美国 Los Alamos 国家实验室近 10 年在此方面的研究探索，Worden 等^[63]综述了在机械及土木工程领域所使用到的传统机器学习算法，并展望了机器学习可能的应用。

2010 年，李惠提出了结构健康监测数据科学与工程的研究方向^[64-65]，开展了机器学习和深度学习在土木工程领域的应用研究。在桥梁风工程方面，基于快速聚类算法提出了大跨度桥梁振动特征空间以及涡激振动识别方法，准确、高效地识别出了 166 次原型桥梁涡激振动事件^[66]；基于决策树方法提出了涡激振动模态预测方法，实现了仅通过来流风速风向对涡激振动模态的准确预测（图 7）；进一步，基于支持向量回归机算法提出了大跨度桥梁涡激振动响应模型，实现了原型桥梁真实涡激振动事件全过程响应的预测和影响因素分析^[67]。支持向量回归方程如下式所示：

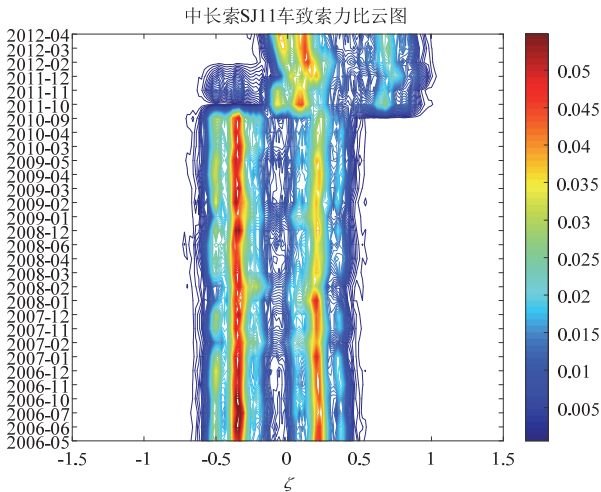
$$f(x) = \sum_{i=1}^M (\alpha_i^* - \alpha_i) \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) + b \quad (1)$$

式中： α_i 和 α_i^* 为拉格朗日乘子； x_i 为训练集中少数样本（支持向量）的输入； M 为训练集中支持向量样本的数量； b 为偏置项。

在桥梁结构健康监测大数据挖掘方面，Li 等^[68]提出了基于快速聚类算法和混合高斯模型的斜拉索状态识别方法，基于拉索索力局部响应监测数据，首先提出了多源复杂作用下局部响应数据的解耦方法，得到环境荷载和车辆荷载的解耦索力时程，进而提出了车致索力的索力比指标，并将该指标作为拉索服役模式识别中的特征，提出了索力比的高斯混合模型（GMM）（式 2）和基于密度和距离的快速聚类方法，使用期望最大化（EM）算法进行了 GMM 模型中的参数估计，发现车致索力比中的 6 个聚类模式，并发展了索力比模式识别的拉索状态评估方法（图 8）。

图 7 基于机器学习的原型桥梁涡激振动预测建模结果^[67]Fig.7 Results of predictive modeling of vortex-induced vibrations of a prototype bridge based on machine learning^[67]

(a) 高斯混合模型及参数估计



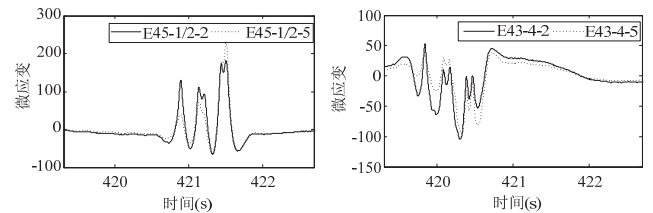
(b) 基于索力比指标的拉索状态评估

图 8 基于快速聚类算法和混合高斯模型的斜拉索状态识别^[68]Fig.8 Condition assessment of stay-cables based on fast clustering and Gaussian Mixture Model^[68]

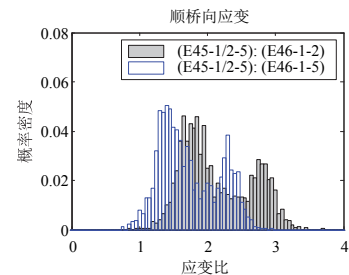
$$f(\zeta_n^m | \mathcal{G}) = \sum_{k=1}^K w_k f(\zeta_n^m | \theta_k) \quad (2)$$

式中: $f(\zeta_n^m | \mathcal{G})$ 是在车辆 n 作用下第 m 对拉索的索力比的概率密度函数; $\mathcal{G} = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K, w\}$, $w = \{w_1, w_2, \dots, w_K\}$ 表示权重系数, 且 $\sum_{k=1}^K w_k = 1$ 。

Wei 等^[69]提出基于应变监测数据的大跨度桥梁主梁损伤识别方法, 正交异性桥面板由于服役环境恶劣产生大量裂缝, 然而, 由于其构造复杂, 传统方法难以进行裂缝识别和检测。针对这一问题, 基于应变响应的局部响应特性, 根据影响线理论提出了基于统计参数的裂缝识别方法。首先发展了基于小波变换的车致应变提取方法, 其次采用模板匹配识别不同截面相同车辆荷载作用下的应变时程, 基于应变比 (式 3) 和控制图理论, 得到相同车辆荷载下不同截面车致应变幅值比的统计参数, 根据统计参数的随时间变化的特点发展了基于应变的钢箱梁裂缝识别统计方法, 并在厦门海沧大桥的实际工程中进行了应用。



(a) 三主轴卡车加载下不同横截面的应变响应



(b) 基于应变比的钢箱梁状态评估

图 9 基于应变监测数据的大跨度桥梁主梁损伤识别^[69]Fig.9 Damage identification of steel box girder based on monitored strain response^[69]

$$\varepsilon_{ik}(t) = \alpha_{ik} W(t), \quad \varepsilon_{jk}(t) = \alpha_{jk} W(t)$$

$$R_{ij} = \frac{\max(\varepsilon_{ik}(t)) - \min(\varepsilon_{ik}(t))}{\max(\varepsilon_{jk}(t)) - \min(\varepsilon_{jk}(t))} = \frac{\alpha_{ik}}{\alpha_{jk}} \quad (3)$$

式中： $\varepsilon_{ik}(t)$ 和 $\varepsilon_{jk}(t)$ 分别为车辆荷载作用下 $W(t)$ 第 i/j 个横截面上对应位置处编号为 k 的传感器所测得的应变响应； α_{ik} 和 α_{jk} 为只与箱梁性质有关的荷载影响系数。因此，应变比 R_{ij} 只与结构状态有关，可以用作钢箱梁的结构状态指标。

鲍跃全等^[70-71]提出了基于计算机视觉和深度神经网络的结构健康监测异常数据诊断方法。首先，将连续时序数据分段并图像化，将时域响应和频域响应堆栈为双通道图像并做标注。然后搭建并训练卷积神经网络，通过卷积操作学习数据的异常特征。采用某大跨度斜拉桥的加速度数据进行算例验证，同时考虑了数据集平衡性和训练集比例的影响。结果表明该方法能高效探测多种数据异常，具有良好的应用前景。

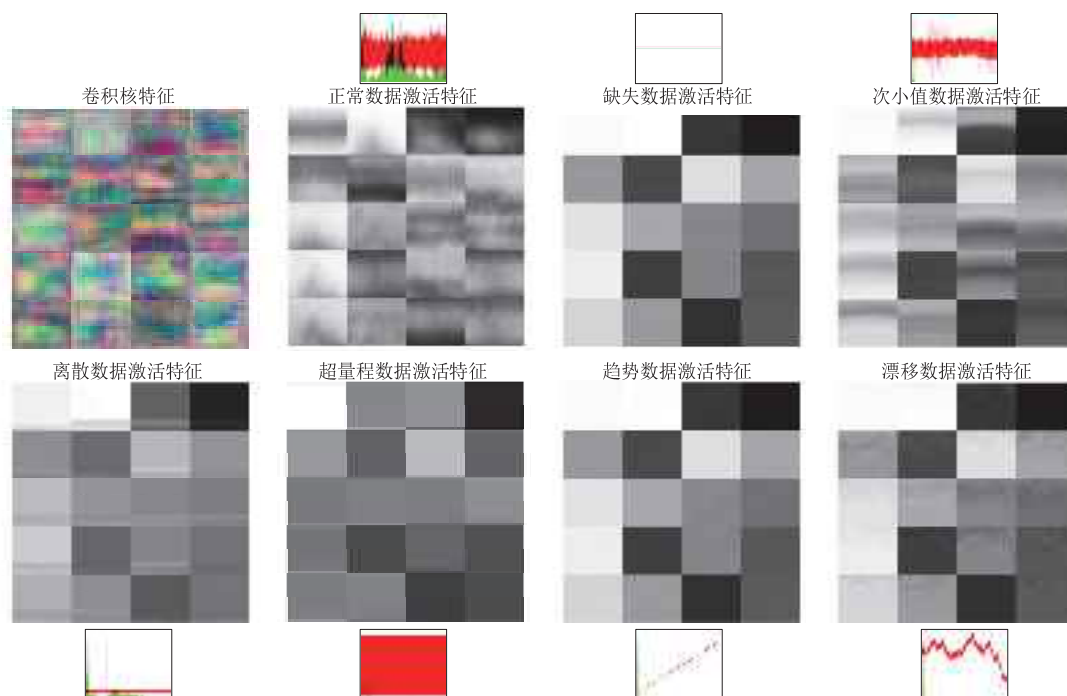


图 10 异常数据的卷积层特征^[71]

Fig.10 Convolutional layer features of anomaly data^[71]

5 智能防灾减灾

城市大规模基础设施灾害风险管控实质为一个复杂的优化决策问题。随着计算机科学的发展，使用深度强化学习（DRL，Deep Reinforcement Learning）技术为解决这一问题带来了新的思路，强化学习^[72]（Reinforcement Learning）是受行为心理学启发的机器学习技术，其研究的是计算机代理（Agent）如何在一个环境（Environment）中采取行动（Action）以最大化奖励（Reward）函数，曾广泛应用于统筹学和控制论等领域。

哈尔滨工业大学李惠课题组近期提出了结构智能风险管控的强化学习框架（图 11）。考虑结构全寿命服役下的长期和短期风险、综合维修管养花费设计管养花费或奖励规则，基于马尔科夫决策过

程模型，将结构风险管控表述为通过维修等动作在花费最小的情况下维护结构安全的优化控制过程；基于深度强化学习算法，架构结构智能风险管控系统，系统基于结构维修的真实历史数据或由结构退化模型、灾害模型和维修花费模型等生成的模拟数据进行网络训练，以监测或检测得到的结构状态信息为输入，建立考虑结构状态和服役年限的结构维修价值网络，并输出某服役年内的维修动作。方法在桥面板系统的风险管控决策中得到验证，在相似的维修效果下，花费要低于人工设计的基于状态的管控策略。

遥感、无人机、机器人、手机和结构健康监测技术等群智感知技术可以记录地震、台风等灾害中和灾害后工程结构的响应和破坏信息，充分利用这些信息并采用机器学习算法可以快速评估城市灾害

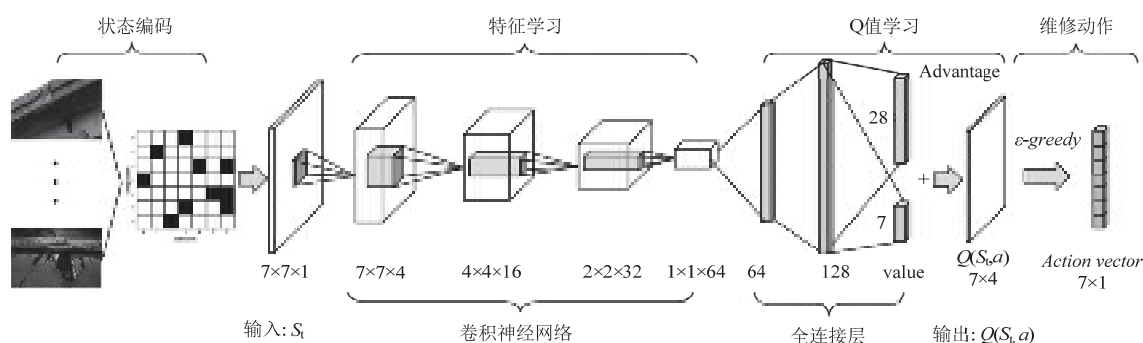


图 11 基于深度强化学习的结构维护智能决策方法

Fig.11 Framework of deep reinforcement learning-based optimal structural maintenance policy making

等级和损失情况, 这些信息亦成为研究结构灾害破坏机理和机制的现场试验数据。Xu 等^[73]研究了基于计算机视觉的结构地震破坏类型(开裂、混凝土剥落、钢筋屈曲等), 但总体而言, 相关的研究还很少。

6 结论

本文从城市智能规划、结构智能设计、智能建造、智能养维护、智能防灾等方面阐述了人工智能在土木工程领域的相关研究和应用现状。人工智能在土木工程领域的研究和应用仍处于起步阶段, 未来具有很大的发展空间。随着人工智能发展, 未来将出现“自动人工智能科学家”和“自动人工智能工程师”, 并具备创建理论、定理和设计能力。为使人工智能理论与技术更好的应用于土木工程, 推动智能土木工程学科的发展, 需要在以下方面进行系统的科学研究和技术研发:

(1) 结合土木工程学科特点, 建立土木工程的人工智能理论体系。

(2) 采用深度学习等理论深入挖掘结构健康监测、检测、试验、数值模拟等大数据, 发展土木工程大数据挖掘的人工智能方法。

(3) 基于人工智能理论的城市智能规划、结构智能设计、智能建造、智能养维护、智能防灾等相关的软件和硬件装备。

人工智能与土木工程的全生命周期深入融合, 将推动我国的土木工程进一步向安全、长寿、绿色、高效、智能的可持续方向发展。

参 考 文 献

- [1] Le Cun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521: 436-444
- [2] 吴志强. 人工智能辅助城市规划[J]. 时代建筑,

- 2018(1): 6-11 (Wu Zhiqiang. Artificial intelligence assisted urban planning [J]. Time Architecture, 2018(1): 6-11 (in Chinese))
- [3] 王建国. 基于人机互动的数字化城市设计——城市设计第四代范型刍议[J]. 国际城市规划, 2018, 33(1): 1-6 (Wang Jianguo. Digital urban design based on human-computer interaction: discussion on the fourth generation of urban design [J]. Urban Planning International, 2018, 33(1): 1-6 (in Chinese))
- [4] 麦克·巴迪. 城市规划与设计中的人工智能[J]. 沈尧, 译. 时代建筑, 2018(1): 24-31 (Batty M. Artificial intelligence in city planning and design [J]. Shen Yao, translate. Time Architecture, 2018(1): 24-31 (in Chinese))
- [5] Hammad A, Itoh Y, Nishido T. Bridge planning using GIS and expert system approach [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 1993, 7(3): 278-295
- [6] Rafiq M Y, Bugmann G, Easterbrook D J. Neural network design for engineering applications [J]. Computer and Structures, 2001, 79(17): 1541-1552
- [7] Tabarak M A B, William D S. Artificial neural network for the selection of buildable structural system. Engineering [J]. Construction and Architectural Management, 2003, 10(4): 263-271
- [8] Jootoo A, Lattanzi D. Bridge type classification: supervised learning on a modified NBI data set [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2017, 31(6): 04017063
- [9] Sigmund O, Maute K. Topology optimization approaches A comparative review [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2013, 48(6): 1031-1055
- [10] Yu Y, Hur T, Jung J, et al. Deep learning for determining a near-optimal topological design without any iteration [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2019, 59(3): 787-799
- [11] Lei X, Liu C, Du Z, et al. Machine learning-driven real-time topology optimization under moving morphable component-based framework [J]. Journal of Applied Mechanics, 2019, 86(1): 011004
- [12] Berman B. 3-D printing: The new industrial revolution [J]. Business Horizons, 2012, 55(2): 155-162
- [13] 丁烈云, 徐捷, 覃亚伟. 建筑 3D 打印数字建造技术研究应用综述[J]. 土木工程与管理学报, 2015, 32(3):

- 1-10 (Ding Lieyun, Xu Jie, Qin Yawei. Research and application review of the digital construction technology of 3D printing for construction [J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2015, 32(3): 1-10 (in Chinese))
- [14] 李春云. 数字建造时代正在到来!——专访中国工程院院士、华中科技大学校长丁烈云[J]. 住宅与房地产, 2018, 515(29): 10-13
- [15] Behzadan A H, Aziz Z, Anumba C J, et al. Ubiquitous location tracking for context-specific information delivery on construction sites [J]. Automation in Construction, 2008, 17(6): 737-748
- [16] Chen S M, Griffs F H, Chen P H, et al. Simulation and analytical techniques for construction resource planning and scheduling [J]. Automation in Construction, 2012, 21: 99-113
- [17] Fang Q, Li H, Luo X C, et al. Detecting non-hardhat-use by a deep learning method from far-field surveillance videos [J]. Automation in Construction, 2018, 85: 1-9
- [18] Ham Y, Han K K, Lin J J, et al. Visual monitoring of civil infrastructure systems via camera-equipped Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): a review of related works [J]. Visualization in Engineering, 2016, 4(1): 1-8
- [19] Eschmann C, Kuo C M, Kuo C H, et al. Unmanned aircraft systems for remote building inspection and monitoring [C/OL]//6th European Workshop on Structural Health Monitoring. Dresden, Germany, 2012
- [20] Reagan D, Sabato A, Niezrecki C. Feasibility of using digital image correlation for unmanned aerial vehicle structural health monitoring of bridges [J]. Structural Health Monitoring, 2018, 17(5): 1056-1072
- [21] Gillins M N, Gillins D T, Parrish C. Cost-effective bridge safety inspections using unmanned aircraft systems (UAS) [C/OL]//Proceedings of Geotechnical and Structural Engineering Congress. Phoenix, Arizona, United States, 2016
- [22] Sankarasrinivasan S, Balasubramanian E, Karthik K, et al. Health monitoring of civil structures with integrated UAV and image processing system [J]. Procedia Computer Science, 2015, 54: 508-515
- [23] Carrio A, Pestana J, Sanchez-Lopez J L, et al. UBRISTES: UAV-based building rehabilitation with visible and thermal infrared remote sensing [C]//Robot 2015: Second Iberian Robotics Conference. New York: Springer, 2016: 245-256
- [24] Yoon H, Hoskere V, Park J W, et al. Cross-correlation-based structural system identification using unmanned aerial vehicles [J]. Sensors, 2017, 17(9): 2075
- [25] Oh J K, Jang G, Oh S, et al. Bridge inspection robot system with machine vision [J]. Automation in Construction, 2009, 18(7): 929-941
- [26] Lim R S, La H M, Sheng W H. A robotic crack inspection and mapping system for bridge deck maintenance [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2014, 11(2): 367-378
- [27] Jahanshahi M R, Kelly J S, Masri S F, et al. A survey and evaluation of promising approaches for automatic image-based defect detection of bridge structures [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2009, 5(6): 455-486
- [28] Jahanshahi M R, Masri S F, Padgett C W, et al. An innovative methodology for detection and quantification of cracks through incorporation of depth perception [J]. Machine Vision and Applications, 2013, 24(2): 227-241
- [29] Lee B J, Shin D H, Seo J W, et al. Intelligent bridge inspection using remote controlled robot and image processing technique [C/OL] // Proceedings of International Association for Automation and Robotics in Construction. Seoul, Korea, 2011: 1426-1431
- [30] Yeum C M, Dyke S J. Vision-based automated crack detection for bridge inspection [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2015, 30(10): 759-770
- [31] Yang Y C, Nagarajaiah S. Dynamic imaging: real-time detection of local structural damage with blind separation of low-rank background and sparse innovation [J]. Journal of Structural Engineering, 2015, 142(2): 04015144
- [32] Nagarajaiah S, Yang Y C. Modeling and harnessing sparse and low-rank data structure: a new paradigm for structural dynamics, identification, damage detection, and health monitoring [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2017, 24(1): e1851
- [33] Oullette R, Browne M, Hirasawa K. Genetic algorithm optimization of a convolutional neural network for autonomous crack detection. Evolutionary Computation [C]//Proceedings of the 2004 congress on evolutionary computation. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2004
- [34] Xu Y, Li S L, Zhang D Y, et al. Identification framework for cracks on a steel structure surface by a restricted Boltzmann machines algorithm based on consumer-grade camera images [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2017, 25(4): e2075
- [35] Xu Y, Bao Y, Chen J, et al. Surface fatigue crack identification in steel box girder of bridges by a deep fusion convolutional neural network based on consumer-grade camera images [J/OL]. Structural Health Monitoring, 2018. DOI: 1475921718764873
- [36] Makantasis K, Protopapadakis E, Doulamis A, et al. Deep convolutional neural networks for efficient vision based tunnel inspection [C]//IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, Cluj-Napoca, Romania. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015
- [37] Protopapadakis E, Makantasis K, Kopsiaftis G, et al. Crack identification via user feedback, convolutional neural networks and laser scanners for tunnel infrastructures [C]//The 11th Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications. Setúbal, Portugal: SCITEPRESS, 2016: 725-734
- [38] Chen F C, Jahanshahi M R. NB-CNN: deep learning-based crack detection using convolutional neural network and Naïve Bayes data fusion [J]. IEEE

- Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(5): 4392-4400
- [39] Soukup D, Huber-Mörk R. Convolutional neural networks for steel surface defect detection from photometric stereo images [C]//In International Symposium on Visual Computing, Cham: Springer, 2014: 668-677
- [40] Masci J, Meier U, Ciresan D, et al. Steel defect classification with max-pooling convolutional neural networks [C]//In The 2012 International Joint Conference on Neural Networks, Brisbane, QLD, Australia. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2012
- [41] Zhang L, Yang F, Zhang Y D, et al. Road crack detection using deep convolutional neural network [C]// In 2016 IEEE international conference on image processing (ICIP). New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2016: 3708-3712
- [42] Pauly L, Hogg D, Fuentes R, et al. Deeper networks for pavement crack detection[C/OL]//In Proceedings of the 34th ISARC. 2017, 479-485
- [43] Bernasconi A, Kharshiduzzaman M, Anodio L F, et al. Development of a monitoring system for crack growth in bonded single-lap joints based on the strain field and visualization by augmented reality [J]. The Journal of Adhesion, 2014, 90(5/6): 496-510
- [44] Chang C C, Ji Y F. Flexible videogrammetric technique for three-dimensional structural vibration measurement [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2007, 133(6): 656-663
- [45] Chang C C, Ji Y F. Nontarget stereo vision technique for spatiotemporal response measurement of line-like structures [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2008, 134(6): 466-474
- [46] Ho H N, Lee J H, Park Y S, et al. A synchronized multipoint vision-based system for displacement measurement of civil infrastructures [J]. The Scientific World Journal, 2012, 2012: 1-9
- [47] Martins L L, Rebordão J M, Ribeiro A S. Conception and development of an optical methodology applied to long-distance measurement of suspension bridges dynamic displacement [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2013, 459: 012055
- [48] Ye X W, Ni Y Q, Wai T T, et al. A vision-based system for dynamic displacement measurement of long-span bridges: algorithm and verification [J]. Smart Structures and Systems, 2013, 12(3/4): 363-379
- [49] Ye X W, Dong C Z, Liu T. Image-based structural dynamic displacement measurement using different multi-object tracking algorithms [J]. Smart Structures and Systems, 2016, 17(6): 935-956
- [50] Zhao J, Bao Y, Guan Z, et al. Video-based multiscale identification approach for tower vibration of a cable-stayed bridge model under earthquake ground motions [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2019, 26(3): e2314
- [51] Fleet D J, Jepson A D. Computation of component image velocity from local phase information [J]. International Journal of Computer Vision, 1990, 5(1): 77-104
- [52] Wadhwa N, Rubinstein M, Durand F, et al. Phase-based video motion processing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 80
- [53] Chen J G, Davis A, Wadhwa N, et al. Video camera-based vibration measurement for condition assessment of civil infrastructure [C]// International Symposium Non-Destructive Testing in Civil Engineering (NDT-CE). Berlin, Germany: Federal Institute for Materials Research and Testing, 2015
- [54] Sarrafi A, Poozesh P, Niezrecki C, et al. Mode extraction on wind turbine blades via phase-based video motion estimation [C]// In Smart Materials and Nondestructive Evaluation for Energy Systems. Portland, USA: SPIE, 2017
- [55] Yang Y, Dorn C, Mancini T, et al. Blind identification of full-field vibration modes from video measurements with phase-based video motion magnification [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 567-590
- [56] Yang Y, Dorn C, Mancini T, et al. Blind identification of fullfield vibration modes of output-only structures from uniformly-sampled, possibly temporally-aliased (subNyquist). video measurements [J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 390: 232-256
- [57] Yang Y, Dorn C, Mancini T, et al. Spatiotemporal video-domain high-fidelity simulation and realistic visualization of full-field dynamic responses of structures by a combination of high-spatial-resolution modal model and video motion manipulations [J]. Struct Control Health Monitoring, 2018, 25(8): e2193
- [58] Li H, Huang Y, Ou J, et al. Fractal dimension-based damage detection method for beams with a uniform cross-section [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2011, 26(3): 190-206
- [59] Yang Y, Dorn C, Mancini T, et al. Reference-free detection of minute, non-visible, damage using full-field, high-resolution mode shapes output-only identified from digital videos of structures [J]. Structural Health Monitoring, 2018, 17(3): 514-531
- [60] Chen Z, Li H, Bao Y, et al. Identification of spatio-temporal distribution of vehicle loads on long-span bridges using computer vision technology [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2016, 23(3): 517-534
- [61] Chen Z, Bao Y, Li H. The random field model of the spatial distribution of heavy vehicle loads on long-span bridges [C]// Proc. SPIE 9805, Health Monitoring of Structural and Biological Systems. Las Vegas, Nevada: SPIE
- [62] Farrar C R, Worden K. Structural health monitoring: a machine learning perspective [M]. New York: John Wiley & Sons, 2012
- [63] Worden K, Staszewski W J, Hensman J J. Natural computing for mechanical systems research: a tutorial overview [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 4-111
- [64] 李惠, 鲍跃全, 李顺龙, 等. 结构健康监测数据科学

- 与工程[M]. 北京: 科学出版社, 2016
- [65] Bao Y, Chen Z, Wei S, et al. The state-of-art of data science and engineering in structural health monitoring [J/OL]. Engineering, 2018. DOI: 10.1016/j.eng.2018.11.027
- [66] Li S, Laima S, Li H. Cluster analysis of winds and wind-induced vibrations on a long-span bridge based on long-term field monitoring data [J]. Engineering Structures, 2017, 138: 245-259
- [67] Li S, Laima S, Li H. Data-driven modeling of vortex-induced vibration of a long-span suspension bridge using decision tree learning and support vector regression [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2018, 172: 196-211
- [68] Li S, Wei S, Bao Y, et al. Condition assessment of cables by pattern recognition of vehicle-induced cable tension ratio [J]. Engineering Structures, 2018, 155(15): 1-15
- [69] Wei S, Zhang Z, Li S, et al. Strain features and condition assessment of orthotropic steel deck cable-supported bridges subjected to vehicle loads by using dense FBG strain sensors [J]. Smart Materials and Structures, 2017
- [70] Bao Y, Tang Z, Li H, Zhang Y. Computer vision and deep learning-based data anomaly detection method for structural health monitoring [J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(2): 401-421
- [71] Tang Z, Chen Z, Bao Y, et al. Convolutional neural network-based data anomaly detection method using multiple information for structural health monitoring [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2018, 26(1): e2296
- [72] Sutton R, Barto A. Reinforcement learning: An introduction [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1998
- [73] Xu Y, Wei S, Bao Y, et al. Automatic seismic damage identification of reinforced concrete columns from images by a region - based deep convolutional neural network [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2019, 26(3): e2313

鲍跃全(1981—), 男, 博士, 教授。主要从事结构健康监测大数据挖掘、稀疏优化和深度学习等方面的研究。

李 惠(1966—), 女, 博士, 教授。主要从事智能科学与技术的研究, 包括人工智能科学家与工程师、大数据、结构健康监测、智能材料、智能流体力学、智能控制与仿生控制等。