

编号:

哈尔滨工业大学

大一年度项目立项报告

项目名称: 基于计算机视觉的多类型桥梁结构构件智能识别

项目负责人: 王硕 学号: 1190502105

联系电话: 电子邮箱

专业集群: 智慧人居环境与智能交通 辅导员: 白雨佳

指导教师: 李惠 职称: 教授、博导

联系电话 电子邮箱

院系及专业: 土木工程学院, 防灾减灾工程与防护工程

指导教师: 徐阳 职称: 讲师

联系电话: 电子邮箱:

院系及专业: 土木工程学院, 防灾减灾工程与防护工程

哈尔滨工业大学基础学部制表
填表日期 2019 年 10 月 26 日

一、项目团队成员（包括项目负责人、按顺序）

姓名	性别	所在专业集群	学号	联系电话	本人签字
王硕	男	智慧人居环境与智能交通	1190502105		
罗嗣民	男	智慧人居环境与智能交通	1190502110		
李磊	男	智慧人居环境与智能交通	1190501819		
包金刚	男	智慧人居环境与智能交通	1190502422		

二、指导教师意见

<div>签 名：_____</div> <div>年 月 日</div>

三、项目专家组意见

<div>批准经费：_____元</div> <div>组长签名：_____（学部盖章）</div> <div>年 月 日</div>

四、立项报告（字数在 2000 字以上）

（一）立项背景（研究现状、趋势、研究意义等）

1.1 研究背景

随着我国国民经济建设的快速发展，斜拉桥、悬索桥等大跨桥梁结构承担着极其重要的作用。这些桥梁结构在环境侵蚀、材料老化、循环荷载等复杂因素的耦合作用下，会在不同类型的桥梁结构构件上产生局部损伤的萌生、发展和累积，极端情况下会发生灾难性的安全事故。比如在钢筋混凝土桥墩和桥塔结构中，混凝土开裂、混凝土剥落、钢筋暴露和钢筋屈曲是最为常见的四种结构损伤形式。其中，混凝土开裂是损伤发展的第一步；然后随着多条混凝土主裂缝的扩展和连通，大块混凝土区域便会产生剥落，随即发生混凝土保护层的失效；钢筋开始暴露在自然环境中，进而会发生锈蚀，导致力学性能退化；最终在循环荷载作用下，钢筋发生屈曲，意味着结构遭受了严重的破坏，已临近失效边缘。这些局部损伤往往会同时出现在同一个结构构件上，形成多类损伤的复杂耦合。

传统结构巡检评价方法是根据具体的构件检查目标，选择目视检查或使用专业的检测设备，依靠专家经验知识，由专业人员在现场对不同结构构件进行逐一人工检查，然而进行安全状态的五级分类（即完好、轻微破坏、中等破坏、严重破坏及倒塌）。这一大类方法的缺点是需要消耗大量的人力、时力，检测结果十分依赖检测人员的主观意识，且评价依据大都是定性描述，无法形成稳定、准确的定量评估体系，因此检测结果的稳定性和准确性无法得到有效保障。如何及时、准确、自动、智能地对不同类型的桥梁结构构件进行分类识别，进而对结构构件上的局部损伤进行分类识别定位，是实现桥梁结构安全检测和状态评估的重要基础，也是目前亟待解决的问题。

交通基础设施在重大地震事件发生后，对提供必要的资源起着至关重要的作用。一般来说，震后反应活动有严格的时间限制，例如，要在 72 小时内进行救生活动、提供关键物资和服务，还要在 7 天内提供大规模护理^[1]。即使在现场地面运动不会引起结构崩溃，关闭关键运输系统安全检查和维护活动可能会产生负面的社会和经济影响，包括人员滞留^[2]和交通运输停滞^[3]。快速安全评估和改造对减少交通系统关闭造成的损失至关重要，地震后的交通拥堵和通信故障往往会阻碍人员检查员和其他应急人员的集结和部署^[4]。

1.2 国内外研究现状及分析

基于视觉的结构自主检测是一种很有前途的方法，可以在严重的时间和资源限制下快速识别整个受影响地区的交通基础设施的状况。基于自动视觉的结构检测可由自动收集数据的机器人（如无人机）^[5]进行，包括自动结构损伤检测^{[6][7][8][9]}以及整体结构安全的自动评估^{[10][11]}

等。桥梁构件识别是利用输入图像自动检测、定位和分类桥梁关键构件的过程。桥梁构件识别对于基于视觉的结构自动检测是至关重要的。首先，桥梁构件识别是模拟人类检查员感知桥梁结构的关键过程，通过此过程，检查员可以进行损伤定位、聚焦损伤发生区域、进而评估损伤。桥梁构件识别还可以有效地去除不感兴趣的结构构件的损伤报警，从而使损伤检测结果保持一致性。最后，桥梁构件识别是整体结构评估的必要步骤，因为现有的主要结构检测指南需要同时使用损伤信息和结构构件信息来推导整体安全评估^[12]。

国内外研究者在基于视觉的桥梁构件识别方面开展了一些前瞻性的探索性研究。Koch 等人提出了一种早期的基于结构构件识别的自动化视觉结构检测方法^[13]。在该框架下，Zhu 和 Brilakis 提出了一种基于线段检测的钢筋混凝土柱识别方法^[14]。为了将构成钢筋混凝土柱边界的边界与其它不相关边界区分开来，该方法应用阈值，选取具有预定长宽比范围的近平行线段对进行识别。然而该方法严重依赖于阈值的值，而且往往无法找到部分被遮挡或相对较远的柱边界。该方法还将满足阈值要求的任意线段对都识别为柱，没有进一步的上下文理解，使得该方法不能保证对更复杂的图像有效。当 3D 云数据可用后，更多的稳健的方法被提出，从而利用几何信息自顶向下检测桥梁构件^[15]。近年来，基于深度学习算法的结构构件检测与定位方法得到了广泛的研究。在 Yeum^[16]中讨论的结构损伤自动评估框架^[17]有四个不同层次的步骤：元数据过滤、场景分类、目标检测和损伤评估作为对该框架的试点研究，该研究显示了使用 CNN 和“VGG”结构进行建筑物倒塌分类的结果^[18]。High 和 Mosalam^[19]研究了一个二元结构构件识别问题(梁/柱与墙)，作为其结构损伤识别框架的一部分。为了识别输入图像中主要结构部件的类型并对其进行定位，本研究使用了 2000 幅带有图像标记的图像，对 VGG 型 CNN 进行了精细调整。梁/柱和墙的图像分类准确率分别为 99%和 86%，并利用类激活映射(CAM)对构件进行了近似定位^[20]。结果表明，图像中的主要结构成分在 CAM 中被突出显示为类似于团状的图案。

得益于预装摄像头、无人机、可穿戴虚拟现实设备等硬件条件的发展，可以根据累积的监测数据和过往的巡检结果，建立结构局部损伤的图像档案。因此，基于视觉的损伤检测与识别技术更容易应用于实际结构上，为从图像中识别结构地震损伤提供了可能性。计算机视觉和图像处理技术已经广泛应用于混凝土裂缝^[21]、混凝土剥落^[22]、螺栓松动^[23]、路面裂缝^[24]、地下混凝土管裂缝^[25]、沥青路面坑洞^[26]等图像数据集上进行损伤识别。然而,这些研究仍然存在以下限制：首先是应用传统的、非机器学习的方法来处理图像的局部像素信息，期望直接输出感兴趣区域，需要根据损伤的特征，提出几何和物理模型假设，预先人为设计好图像滤波器和关键参数进行损伤检测；或者需要限制图像的内部和外部参数，如物距、视角、焦距等，以及均匀的照明条件。此类方法通常只能适用于特定的场景，而真正的挑战在于所提方

法应该对在复杂真实场景下拍摄的任意图像都具有较好的泛化能力和普适性。

为了解决上述问题,机器学习尤其是深度学习技术已经开始与基于计算机视觉和图像处理的方法一起,联合应用于结构健康监测和损伤识别问题中^[27]。受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann machine, RBM)和卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNNs)被广泛应用于钢结构、混凝土结构、路面、隧道和铁路的表面裂缝识别。除了对裂缝进行研究外^[28],研究者还对其他类型的结构损伤进行了基于深度网络的识别。Butcher 等提出了一种基于随机神经网络结构的钢筋混凝土缺陷检测方法^[29]。Cha 等提出了一种基于视觉的深度学习结构损伤区域检测方法^[30]。Hezaveh 等提出了一种基于多层卷积神经网络的利用小型无人机对屋顶图像损伤的评估方法^[31]。Vettrivel 等提出了一种深度学习与三维点云特征协同结合的灾害损伤检测方法^[32]。Reich 等对机器学习技术在土木工程问题中的应用进行了综述,提出了一种七步通用程序^[33]。Cha 等利用霍夫变换和支持向量机,提出了一种基于视觉的螺栓松动检测方法^[34],随后又提出了一种基于密度峰值快速聚类算法的无监督结构损伤定位方法^[35]。Yeum 等提出了一种利用三维坐标变换和 ROI 定位对民用基础设施进行可视化检测的自主图像定位方法^[36]。摄影测量作为一种非接触式光学方法,具有成本低、灵活、空间分辨率高、可同步测量等优点,近年来在基于视觉的损伤检测领域也得到了广泛的应用。Yang 和 Nagarajaiah 等建立了一种先进的、基于数字视频测量的、对结构全场动态行为实现高分辨率的盲源分离和提取的可视化框架,定位像素级精度的非可见结构损伤^[37]。除了利用图像外,研究者还利用合成孔径雷达(SAR)卫星数据和遥感技术实现了结构损伤检测。Yamazaki 和 Balz 等利用地震后高分辨率卫星数据对建筑损伤进行了研究^{[38][39]}。Sharma 等利用 SAR 数据实现了地震损伤快速检测的可视化技术^[40]。Gong 等提出了一种基于道路矢量数据的道路损伤提取方法^[41]。

随着民用基础设施的发展和社交网络媒体的普及,包含桥梁结构健康信息的大量图像和视频可以由专业的土木工程检测人员以及非专业人员拍摄并上传到互联网。目前,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)已经广泛应用于辅助图像采集过程,使图像的获取过程变得更加自动化、程序化。此外,世界范围内已有诸多研究者广泛地开展了桥塔、桥墩、主梁、拉索等桥梁结构构件的模型试验,并且在试验过程中,采用图像拍摄设备记录了不同破坏程度下的结构局部损伤情况。试验室获得的这些结构构件图像同样包含了不同的桥梁结构构件类型,往往也具有不同的拍摄风格,符合实际的实拍图像特点。以上这些桥梁结构构件图像获取方式也为本项目的开展提供了良好的应用场景和数据基础。

(二) 项目研究内容及实施方案

2.1 研究内容

本项目拟开展基于计算机视觉的多类型桥梁结构构件智能识别的研究,具体的研究内容

主要包括：

- 1) 研究基于深度学习的桥梁结构构件分类识别方法；
- 2) 研究基于图像处理的桥梁结构构件区域像素级识别方法；
- 3) 研究多类型桥梁结构构件区域的语义分割方法。

2.2 实施方案

本项目拟开展基于计算机视觉的多类型桥梁结构构件智能识别的研究，项目整体技术路线框图如图 1 所示。

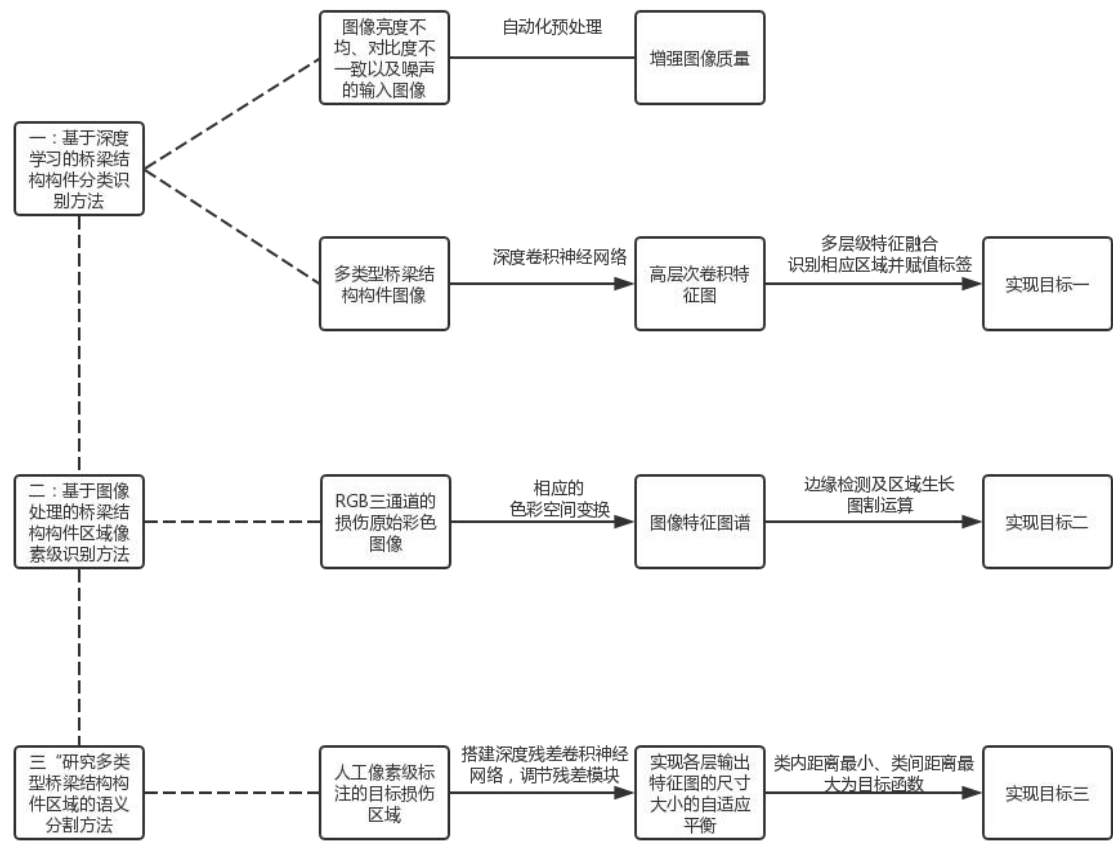


图 1 本项目的总体技术路线图

具体实施方案如下：

(1) 基于深度学习的桥梁结构构件分类识别方法

对存在图像亮度不均、对比度不一致以及噪声的输入图像进行灰度变换、空间滤波、频域变换及图像降噪等自动化预处理，进一步增强图像质量。针对多类型桥梁结构构件图像，采用深度卷积神经网络，获得输入图像的高层次卷积特征图，并完成多层次特征融合，识别出各类结构构件的相应区域并赋值以标签，实现桥梁结构构件的智能分类识别。

(2) 基于图像处理的桥梁结构构件区域像素级识别方法

考虑不同色彩空间中损伤区域可能呈现出的相应特征，以采集到的 RGB 三通道的损伤原始彩色图像为输入，进行相应的色彩空间变换，获得变换后的图像特征图谱。然后对桥梁结构构件图像进行边缘检测及区域生长，采用最大流最小割算法对预处理后的图像进行图割运算，接着采用考虑图像局部区域关联信息的图像处理算法，实现基于图像处理的桥梁结构构件区域像素级识别。

(3) 研究多类型桥梁结构构件区域的语义分割方法

以人工像素级标注的目标损伤区域为输出，搭建深度残差卷积神经网络，通过调节深度网络中的残差模块，实现各层输出特征图的尺寸大小的自适应平衡，并以特征向量空间中不同构件区域类型标签的二范数距离为指标，根据类内距离最小、类间距离最大为目标函数进行优化，满足多类型桥梁结构构件区域识别的需求，完成各类型桥梁结构构件自动划分的语义分割，实现像素级的多类型桥梁结构构件区域识别。

(三) 进度安排

本项目的进度安排如下表所示：

分项内容	2019 年			2020 年									
	10月	11月	12月	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月
文献调研、方法总结、预备知识学习	■	■											
(1) 研究基于深度学习的桥梁结构构件分类识别方法		■	■	■									
(2) 研究基于图像处理的桥梁结构构件区域像素级识别方法				■	■	■	■						
中期成果整理汇总、会议论文撰写							■	■	■				
(3) 研究多类型桥梁结构构件区域的语义分割方法							■	■	■	■	■		
结题成果整理汇总、会议论文投稿											■	■	■

(四) 中期及结题预期目标（即中期检查和结题验收时考核的依据）

4.1 中期目标：

- 1) 完成基于深度学习的桥梁结构构件分类识别方法研究；
- 2) 完成基于图像处理的桥梁结构构件区域像素级识别方法的算法开发；
- 3) 形成中期报告一份；
- 4) 整理相应研究成果，并开始撰写会议论文。

4.2 结题目标:

- 1) 完成所有既定研究内容, 建立多类型桥梁结构构件区域的语义分割方法;
- 2) 形成结题报告一份;
- 3) 相应研究成果撰写会议论文一篇, 并完成投稿。

(五) 经费使用计划

预算类别	主要用途	预算金额 (元)
材料费	项目研究需要开展结构构件模型破坏试验, 从而产生多类型结构损伤构件图像进行识别。用于购买开展试验所必需的混凝土、钢材、以及测试辅助耗材等。	1000
分析测试费	项目研究需要开展部分结构构件模型试验, 从而产生多类型结构损伤构件图像进行识别。用于结构模型试验费用等。	500
差旅运输费	用于项目调研、咨询所产生的市内交通费等	300
资料费	用于购买如计算机视觉、深度学习等相关研究领域的专业书籍、文献调研等所发生的费用	200

(六) 主要参考文献(参考文献书写顺序: 序号 作者. 文章名. 学术刊物名. 年, 卷(期): 引用起止页.)

- [1] National Research Council. (2011). National earthquake resilience. Washington, DC: National Academies Press.
- [2] Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism. (2012b). MLIT report about transportation policies [in Japanese]. Retrieved from http://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/soukou/sogoseisaku_soukou_tk_000037.html
- [3] East Japan Railway Company. (2018). Retrieved from <https://www.jreast.co.jp/kippu/24.html>
- [4] Greer, A. (2012). Earthquake preparedness and response: Comparison of the United States and Japan. Leadership and Management in Engineering, 12(3), 111–125.
- [5] Yeum, C. M., Choi, J., & Dyke, S. J. (2017). Autonomous image localization for visual inspection of civil infrastructure. Smart Materials and Structures, 26(3), 035051.
- [6] Cha, Y.-J., & Choi, W. (2017). Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 32(5), 361–378.
- [7] Xue, Y., & Li, Y. (2018). A fast detection method via region-based fully convolutional neural networks for shield tunnel lining defects. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 33, 638–654.
- [8] Yeum, C.M., & Dyke, S. J. (2015). Vision-based automated crack detection for bridge

- inspection. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 30(10), 759–770.
- [9] Zhang, A., Wang, K. C. P., Li, B., Yang, E., Dai, X., Peng, Y., ...Chen, C. (2017). Automated pixel-level pavement crack detection on 3D asphalt surfaces using a deep-learning network. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32(10), 805–819.
- [10] Yeum, C. M., Dyke, S. J., Ramirez, J., & Benes, B. (2016). Big visual data analytics for damage classification in civil engineering. In *International Conference on Smart Infrastructure and Construction* (pp. 569–574). London, UK: ICE Publishing.
- [11] Yeum, C. M., Dyke, S. J., Benes, B., Hacker, T., Ramirez, J., Lund, A., & Pujol, S. (2018). Postevent reconnaissance image documentation using automated classification. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 33(1), 04018103.
- [12] FHWA. (2004). National Bridge Inspection Standards Regulations (NBIS). *Federal Register*, 69(239), 15–35.
- [13] Koch, C., German, S. P., Rashidi, A., Zhu, Z., König, M., & Brilakis, I. (2014). Achievements and challenges in machine vision-based inspection of large concrete structures. *Advances in Structural Engineering*, 17(3), 303–318.
- [14] Zhu, Z., & Brilakis, I. (2010). Concrete column recognition in images and videos. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 24(6), 478–487.
- [15] Lu, R., Brilakis, I., & Middleton, C. R. (2019). Detection of structural components in point clouds of existing RC bridges. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 34(3), 191–212.
- [16] Yeum, C. M., Dyke, S. J., Ramirez, J., & Benes, B. (2016). Big visual data analytics for damage classification in civil engineering. In *International Conference on Smart Infrastructure and Construction* (pp. 569 – 574). London, UK: ICE Publishing.
- [17] Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. Paper presented at the *International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*, San Diego, CA.
- [18] Gao, Y., & Mosalam, K. M. (2018). Deep transfer learning for image based structural damage recognition. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 33(9), 748 – 768.
- [19] Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (2016). Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. Paper presented at the *International Conference on Computer Vision*, Volume 7, Venice, Italy.
- [20] Zhou, B., Khosla, A., Lapedriza, A., Oliva, A., & Torralba, A. (2016). Learning deep features for discriminative localization. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 2921 – 2929). Piscataway, NJ: IEEE.

- [21] Abdel-Qader I, Abudayyeh O, Kelly M E. Analysis of edge-detection techniques for crack identification in bridges[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2003, 17(4): 255-263.
- [22] German S, Brilakis I, DesRoches R. Rapid entropy-based detection and properties measurement of concrete spalling with machine vision for post-earthquake safety assessments[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2012, 26(4): 846-858.
- [23] Park J, Kim T, Kim J. Image-based bolt-loosening detection technique of bolt joint in steel bridges[C]. 6th international conference on advances in experimental structural engineering, University of Illinois, Urbana-Champaign. 2015.
- [24] Zalama E, Gómez-García-Bermejo J, Medina R, et al. Road crack detection using visual features extracted by Gabor filters[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2014, 29(5): 342-358.
- [25] Sinha S K, Fieguth P W, Polak M A. Computer vision techniques for automatic structural assessment of underground pipes[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2003, 18(2): 95-112.
- [26] Koch C, Brilakis I. Pothole detection in asphalt pavement images[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2011, 25(3): 507-515.
- [27] O'Byrne M, Schoefs F, Ghosh B, et al. Texture analysis based damage detection of ageing infrastructural elements[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2013, 28(3): 162-177.
- [28] 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]. *Structural Health Monitoring*, 2018: 1475921718764873.
- [29] Butcher J B, Day C R, Austin J C, et al. Defect detection in reinforced concrete using random neural architectures[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2014, 29(3): 191-207.
- [30] Cha Y J, Choi W, Suh G, et al. Autonomous structural visual inspection using region-based deep learning for detecting multiple damage types[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, 33(9): 731-747.
- [31] Hezaveh M M, Kanan C, Salvaggio C. Roof damage assessment using deep learning[C]. 2017 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR). IEEE, 2017: 6403-6408.
- [32] Vetrivel A, Gerke M, Kerle N, et al. Disaster damage detection through synergistic use of deep learning and 3D point cloud features derived from very high resolution oblique aerial images, and multiple-kernel-learning[J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2018, 140: 45-59.
- [33] Reich Y. Machine learning techniques for civil engineering problems[J]. *Computer-Aided Civil*

and Infrastructure Engineering, 1997, 12(4): 295-310.

- [34] Cha Y J, You K, Choi W. Vision-based detection of loosened bolts using the Hough transform and support vector machines[J]. Automation in Construction, 2016, 71: 181-188.
- [35] Cha Y J, Wang Z. Unsupervised novelty detection-based structural damage localization using a density peaks-based fast clustering algorithm[J]. Structural Health Monitoring, 2018, 17(2): 313-324.
- [36] Yeum C M, Choi J, Dyke S J. Autonomous image localization for visual inspection of civil infrastructure[J]. Smart Materials and Structures, 2017, 26(3): 035051.
- [37] Yang Y, Dorn C, Farrar C, et al. Full-field imaging and modeling of structural dynamics with digital video cameras[J]. Structural Health Monitoring 2017, 2017 (shm).
- [38] Yamazaki F, Kouchi K, Kohiyama M, et al. Earthquake damage detection using high-resolution satellite images[C]. IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2004, 4: 2280-2283.
- [39] Balz T, Liao M. Building-damage detection using post-seismic high-resolution SAR satellite data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(13): 3369-3391.
- [40] Sharma R, Tateishi R, Hara K, et al. Earthquake Damage Visualization (EDV) technique for the rapid detection of earthquake-induced damages using SAR data[J]. Sensors, 2017, 17(2): 235.
- [41] Gong L, An L, Liu M, et al. Road damage detection from high-resolution RS image[C]. 2012 IEEE international geoscience and remote sensing symposium. IEEE, 2012: 990-993.