



基于BP神经网络的齿爬式升船机 横导向装置结构损伤识别*

梁恒诺¹, 肖童¹, 熊绍钧², 王可², 李智³, 周吉¹, 程熊豪¹, 石端伟¹

(1. 武汉大学 动力与机械学院, 湖北 武汉 430072; 2. 长江勘测规划设计研究院, 湖北 武汉 430010;

3. 中国长江三峡集团有限公司, 北京 100038)

摘要: 为了准确有效地实现齿爬式升船机横导向装置的损伤识别, 提出以固有频率变化率、应力、位移作为输入特征参数, 由损伤结构分类器、损伤位置分类器、损伤程度分类器构成的结构损伤识别模型。以向家坝升船机横导向装置为例, 对18种损伤状态下的横导向装置进行模态分析和静力学分析, 得到1 646组训练样本和100组测试样本, 分别采用BP神经网络、支持向量机和贝叶斯算法进行结构损伤识别模型的训练与识别准确率测试。结果表明: 基于BP神经网络算法的横导向装置结构损伤识别模型对损伤结构、损伤位置、损伤程度的识别准确率分别为93%、90%和91%, 比基于支持向量机、贝叶斯算法的识别准确率分别平均提高7%、13%, 该模型能够有效准确地对横导向装置进行损伤识别。

关键词: 齿爬式升船机; 横导向装置; BP神经网络; 损伤识别

中图分类号: TV 61; U 642

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2021)06-0158-06

Structural damage detection of transverse guiding equipment of gear rack climbing type shiplift based on BP neural network

LIANG Heng-nuo¹, XIAO Tong¹, XIONG Shao-jun², WANG Ke², LI Zhi³, ZHOU Ji¹, CHENG Xiong-hao¹, SHI Duan-wei¹

(1. School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. Changjiang Institute of Survey, Planning, Design and Research, Wuhan 430010, China;

3. China Three Gorges Corporation, Beijing 100038, China)

Abstract: To accurately detect the damage for transverse guiding equipment of gear rack climbing type ship lift, considering the natural frequency change rate, stress, and strain as input characteristic parameters, we propose a structural damage detection model combining with the damaged structure classifier, damaged location classifier, and damaged level classifier. Taking Xiangjiaba ship lift as an example, we carry out the modal analysis and static analysis under 18 damage conditions to obtain 1, 646 training samples and 100 testing samples. The structural damage detection model for the transverse guiding equipment was trained and tested based on the BP neural network, support vector machine (SVM) and Bayesian. The result demonstrated that the accuracy of the model based on the BP neural network for the damaged structure, damaged location, and damaged level are 93%, 90%, and 91% respectively, which was 7% and 13% higher respectively than that based on SVM and Bayesian. The model was effective for the damage detection of the transverse guiding equipment.

Keywords: rack climbing type ship lift; transverse guiding equipment; BP neural network; damage detection

收稿日期: 2020-09-04

*基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFC0402002)

作者简介: 梁恒诺(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为机械系统动力学。

通信作者: 石端伟(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事机械系统动力学研究与教学工作。E-mail: dwshi@whu.edu.cn。

齿爬式升船机横导向装置是保证承船厢升降过程中横向稳定运行的重要设备, 其损伤会给船厢安全稳定运行带来隐患, 如何准确有效地识别横导向装置损伤结构、损伤位置和损伤程度对于检修和维护具有重要意义。

关于齿爬式升船机横导向装置的研究以及设计, 陈素艳^[1]、朱虹^[2]对三峡升船机的横导向装置的功能、布置、结构组成做了详细的总结; 黄文利^[3]对向家坝升船机设计进行了综述。这些文献主要关注横导向装置的强度是否符合设计要求, 是否出现局部超过许可应力等情况, 但是对于已经投入运行的横导向装置产生的损伤没有明确的检测和识别手段。

关于深度学习算法在结构损伤中的应用研究, 刘军科^[4]、叶杨^[5]、N. Harish^[6]采用支持向量机算法分别对齿轮箱、直升机旋翼桨叶、防波堤的损伤进行定位识别; 梁岗^[7]、李功标^[8]、Xiaomo Jiang^[9]采用贝叶斯算法对裂纹梁、杆件等损伤进行识别。2 种算法都可以准确定位结构的损伤位置, 而且算法的框架和代码都已经很成熟, 但是 BP 神经网络算法相比其他算法的优势在于能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系, 而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程, 应用更加广泛。李忠献^[10]、杨则英^[11]、卢嘉鑫^[12]应用 BP 神经网络与模态分析相结合, 对大型斜拉桥、中等跨径桥梁、斜拉桥中的桥塔、主梁和拉索等子结构进行了损伤识别, 有效地定位损伤位置和程度; Byung Kwan Oh^[13]、Animesh Paral^[14]、Saeed Eftekhari Azam^[15]通过深度 BP 神经网络与动力学分析相结合, 获取建筑损伤特征值并训练, 得到用于建筑主要部位的损伤定位检测方法。这些文献应用 BP 神经网络识别分类的优势, 虽然能准确判断损伤结构, 但由于有些复制结构过于庞大而无法准确定位结构损伤位置, 不利于工程中快速排查损伤, 且在实际工程中难以测量整体或局部结构的固有频率, 无法满足实际工程的需要。

目前, 升船机难以进行损伤工况下的结构实际测试。为了探讨结构损伤识别的可行性, 笔者通过有限元仿真, 得到结构的特征参数(固有频率变化率、应力、位移), 提出损伤结构、损伤位置、

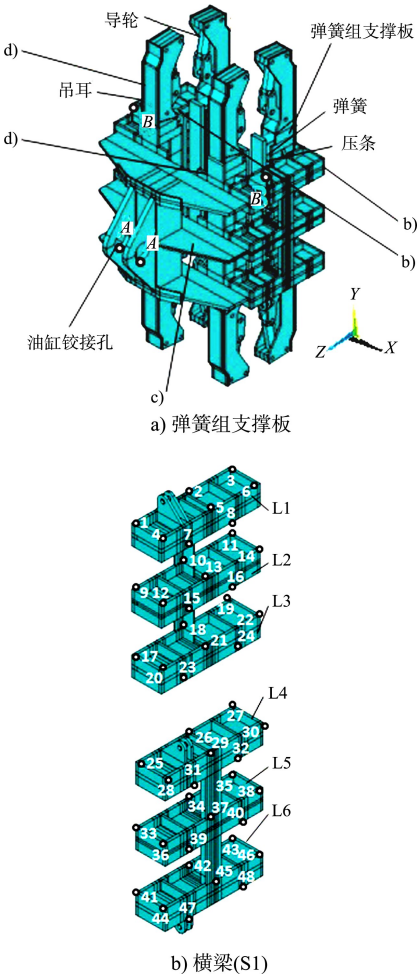
损伤程度的结构损伤识别模型, 以向家坝齿爬式升船机横导向装置为例, 得到不同损伤状态下横导向装置上样本点的特征参数, 分别采用 BP 神经网络、支持向量机、贝叶斯算法训练模型与识别准确率测试。

1 横导向装置结构损伤识别

1.1 齿爬式升船机横导向装置

齿爬式升船机横导向装置的主要结构包括横梁、中间支架、竖梁、压条、弹簧、导轮等(图 1)。中间支架的油缸铰接孔圆周上与液压杆采用螺栓连接; 横梁上的吊耳与拉杆采用螺栓连接。

横导向装置工作时, 压条与导轨夹紧, 弹簧导向轮弹簧压缩, 此时, 压条承受正压力, 均匀施加在弹簧组支撑板上, 方向垂直于压条与弹簧的相交面; 压条承受滑动摩擦力, 摩擦系数取 0.15, 滚轮滚动摩擦力不计, 将作用于压条的摩擦力施加于弹簧组支撑板上。



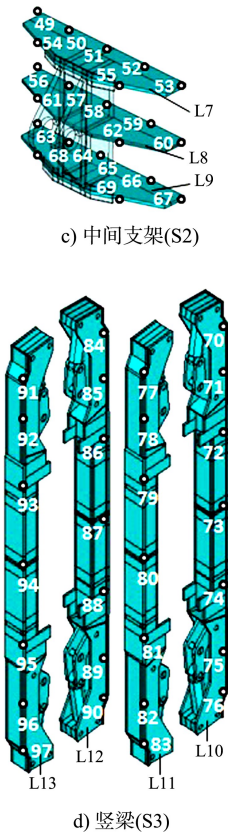


图 1 向家坝升船机横导向装置

1.2 横导向装置损伤状态模拟

对横导向装置损伤状态的模拟主要包括损伤结构、损伤位置、损伤程度的模拟。为了方便识别，损伤结构用 S#编号：S1 表示损伤结构为横梁，S2 为中间支架，S3 为竖梁；损伤位置用 L#编号：其中 L1~L6 位于 S1，L7~L9 位于 S2，L10~L13 位于 S3；损伤程度用 D#编号：D0~D5 分别表示损伤程度为 0%，10%，20%，30%，40%，50%。

借鉴杆系、框架、梁等结构模拟裂缝损伤的方式^[16-18]，通过改变横导向装置的横梁、中间支架、竖梁的弹性模量来模拟横导向装置的损伤状态，不同损伤程度 D#对应不同的弹性模量(表 1)。

表 1 损伤程度 D#与弹性模量

D0	D1	D2	D3	D4	D5
E	$0.9E$	$0.8E$	$0.7E$	$0.6E$	$0.5E$

采用 S#D#表示横导向装置的损伤状态，例如 S1D1 表示横导向装置中横梁损伤程度为 10%，其他结构无损伤的状态(即横导向装置中横梁有限单元的弹性模量变为 $0.9E$ ，其余单元的弹性模量

保持 E 不变)。

因此，横导向装置的损伤状态共划分为 18 种：S1D0~S1D5、S2D0~S2D5、S3D0~S3D5。对 18 种损伤状态下的横导向装置进行模态分析和静力学分析，选取样本点 1~97 的特征参数(固有频率变化率、应力、位移)进行统计。其中，样本点 1~48 位于横梁(S1)的 L1~L6；样本点 49~69 位于中间支架(S2)的 L7~L9；样本点 70~97 位于竖梁(S3)的 L10~L13。

1.3 横导向装置结构损伤识别模型

横导向装置结构损伤识别模型由损伤结构分类器、损伤位置分类器、损伤程度分类器组成(图 2)。依次识别损伤结构、损伤位置、损伤程度：将测试样本的特征参数输入到模型中，首先进入损伤结构分类器，识别得到 S#后进入损伤位置分类器，识别得到 L#后进入损伤程度分类器，识别得到 D#，模型最终输出结果 S#L#D#，完成识别。每个分类器采用 BP 神经网络算法^[19-20]进行训练。

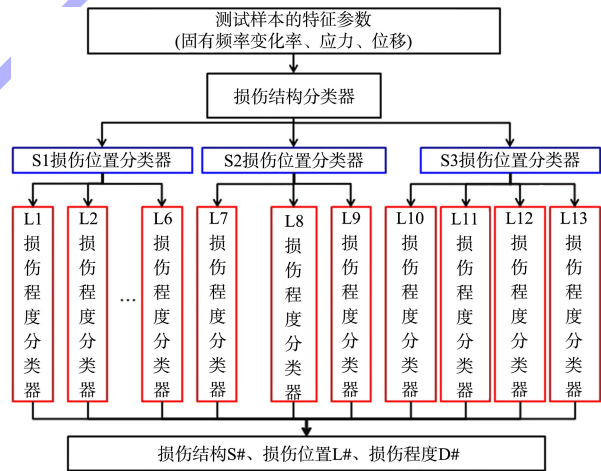


图 2 横导向装置结构损伤识别模型

损伤结构分类器用以识别损伤结构编号 S#。训练损伤结构分类器的过程(图 3)如下：计算 S1D0、S2D0、S3D0 下横导向装置的样本点 1~48、点 49~69、点 70~97 的特征参数，作为损伤结构分类器输入，以 S1、S2、S3 作为输出进行 BP 神经网络算法训练，得到子分类器 1。同理训练 S1D1~S3D1、S1D2~S3D2、...、S1D5~S3D5 下点 1~97 的特征参数，分别得到子分类器 2、子分类器 3、...、子分类器 6 并存入到损伤结构分类器中。当待识别样本进入损伤结构分类器，6 个子分类器

将被调用, 分别对样本进行损伤结构编号识别, 通过统计损伤结构编号的数目, 选取数目最多的损伤结构编号作为损伤结构分类器的输出。

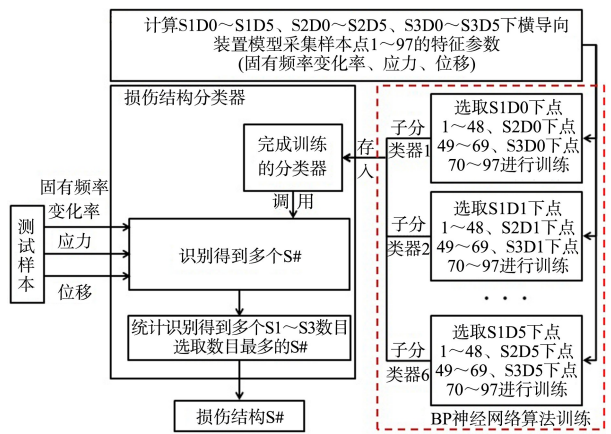


图 3 损伤结构分类器

损伤位置分类器用以识别损伤位置识别编号 L#。训练过程以 S1 损伤位置分类器(图 4)为例说明: 计算 S1D0 下横导向装置的样本点 1~48 的特征参数, 作为损伤位置分类器输入, 以 L1、L2、...、L6 作为输出进行 BP 神经网络训练, 得到子分类器 1。同理训练 S1D1、S2D2、...、S1D5 下横导向装置模型的点 1~48 的特征参数, 分别得到子分类器 2、子分类器 3、...、子分类器 6 并存入到 S1 损伤位置分类器中。当待识别样本进入损伤位置分类器, 6 个子分类器将被调用, 分别对样本进行损伤位置编号识别, 通过统计损伤位置编号的数目, 选取数目最多的损伤位置编号作为 S1 损伤位置分类器的输出。采用同样的方法, 将对象变为 S2、S3, 分别搭建 S2 损伤位置分类器、S3 损伤位置分类器。

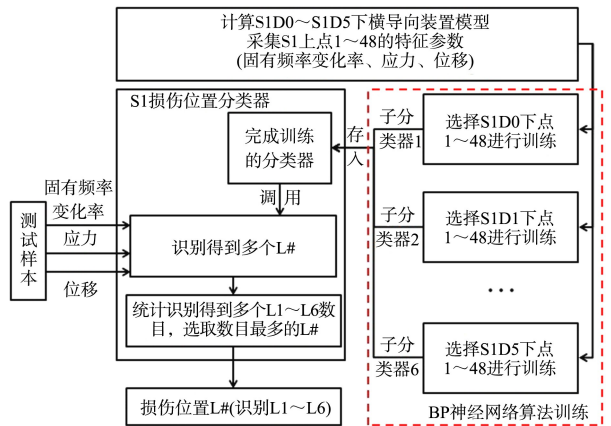


图 4 S1 损伤位置分类器

损伤程度分类器用以识别损伤程度编号 D#。训练过程以 L1 损伤程度分类器(图 5)为例说明: 计算 S1D0、S1D1、...、S1D5 下横导向装置的样本点 1~8 的特征参数, 作为损伤程度分类器输入, 以 D0、D1、...、D5 作为输出进行 BP 神经网络训练。当待识别样本进入损伤程度分类器, 对输入的特征参数进行识别, 得到损伤程度编号。采用同样的方法, 将对象变为 L2、L3、...、L13 分别搭建 L2 损伤程度分类器、L3 损伤分类器、...、L13 损伤分类器。

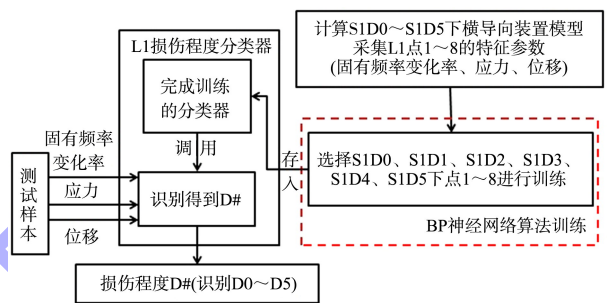


图 5 L1 损伤程度分类器

2 算例

2.1 横导向装置损伤状态下有限元分析

以向家坝升船机横导向设备为例, 采用 SOLID 单元模拟向家坝升船机横导向装置的各个结构, 总单元为 91 245 个, 主要材料为 Q235 钢, $\sigma_s = 235 \text{ MPa}$, $\sigma_b = 375 \text{ MPa}$, $[\sigma] = 213 \text{ MPa}$, 密度 $\rho = 7.83 \text{ g/cm}^3$, 弹性模量 $E = 207 \text{ GPa}$, 泊松比为 0.3。计算时, 施加主要载荷参数(表 2)在横导向装置上; 施加的约束包括: 中间支架的油缸铰接孔圆周上(图 1 中 A 点)施加全约束, 释放旋转自由度; 横梁上的吊耳铰接孔圆周上(图 1 中 B 点)施加竖直(Y 向)位移约束。对横导向装置在 S1D0~S1D5、S2D0~S2D5、S3D0~S3D5 共 18 种状态下进行模态分析和静力学分析。

表 2 向家坝升船机横导向装置主要载荷

自质量/t	导轮压力/kN	压条压力/kN	压条摩擦系数
4.4	420	4 000	0.15

横导向装置不同损伤状态下样本点的特征参数变化见表 3。从表 3 可知: 在同一损伤结构 S# 和损伤程度 D# 的情况下, 样本点的 1 阶固有频率

变化率不变；在不改变损伤程度 D#、仅改变损伤结构 S#的情况下，样本点的 1 阶固有频率变化率、应力、位移发生较大变化，样本点间的特征参数差异可以区别不同损伤结构；在不改变损伤结构 S#、仅改变损伤程度 D#的情况下，同一样本点的特征参数存在较大差异，可用以区别不同损伤程度。

表 3 不同损伤状态下样本点的特征参数

损伤状态	样本点	1 阶固有频率变化率	应力/MPa	位移/mm
S1D5	S1	1	7.1	-60.17
		2	7.1	15.46
S2D5	S1	1	10.5	-88.52
		2	10.5	-20.74
	S2	49	10.5	-150.86
		50	10.5	10.27
				0.23
S2D4	S2	49	10.5	-146.37
		50	10.5	-10.89

2.2 横导向装置结构损伤识别模型测试

由 S1D0 ~ S1D5、S2D0 ~ S2D5、S3D0 ~ S3D5 共 18 种状态下横导向装置的有限元计算结果，得到 1 746(损伤状态数目 18×样本点数目 97) 组样本，选取 1 646 组样本作为训练样本，分别采用 BP 神经网络、支持向量机、贝叶斯算法训练横导向装置结构损伤识别模型。

将未参与训练的 100 组测试样本的特征参数输入到横导向装置结构损伤识别模型中，得到不同算法下横导向装置结构损伤识别模型的识别准确率(表 4)。

表 4 不同算法下结构损伤识别模型的识别准确率

算法	识别准确率/%		
	损伤结构	损伤位置	损伤程度
BP 神经网络	93	90	91
支持向量机	88	81	86
贝叶斯	85	76	79

结果表明：同一算法训练下，损伤结构的识别准确率高于损伤位置、损伤程度的识别；不同算法下，BP 神经网络算法对于损伤结构、损伤位置、损伤程度的识别准确率高于 90%，比支持向量机、贝叶斯算法的识别准确率平均分别提高 7%、13%。

3 结论

1) 提出以固有频率变化率、应力、位移作为特征参数，由损伤结构分类器、损伤位置分类器、损伤程度分类器组成的结构损伤识别模型。以向家坝升船机横导向装置为例，损伤结构、损伤位置、损伤程度的识别准确率分别为 93%、90% 和 91%，表明该模型能够较为准确地识别横导向装置的损伤结构、损伤位置和损伤程度。

2) 基于 BP 神经网络算法的横导向装置结构损伤识别模型，比基于支持向量机、贝叶斯算法的识别准确率分别平均提高了 7%、13%，表明 BP 神经网络算法对横导向装置的结构损伤识别更加优越。

参考文献：

[1] 陈素艳,王丽.三峡水利枢纽工程升船机船厢横向往导系统的设计[J].起重运输机械,2013(1):28-30.

[2] 朱虹,邓润兴.三峡升船机总体布置设计[J].人民长江,2009,40(23):48-50,92.

[3] 黄文利.向家坝水电站一级垂直升船机设计[C]//中国水力发电工程学会金属结构专业委员会,全国水利水电工程金属结构专业信息网.水工机械技术2008年论文集.北京:中国水力发电工程学会,2007:28-36.

[4] 刘军科,丁云飞.基于孪生支持向量机的齿轮箱故障诊断[J].自动化技术与应用,2020,39(7):5-10.

[5] 叶杨,徐志伟,陈仁文,等.基于KPCA和SVM的直升机旋翼桨叶损伤源定位[J].电子测量与仪器学报,2020,34(4):118-123.

[6] HARISH N, LOKESHA, MANDAL S, et al. Parameter optimization using GA in SVM to predict damage level of non-reshaped berm breakwater[J]. The international journal of ocean & climate systems, 2014, 5(2): 79-88.

[7] 梁岗,沈奎双,马玉付.基于贝叶斯推断的裂纹梁损伤参数识别[J].上海海事大学学报,2018,39(3):85-91.

[8] 李功标,瞿伟廉.基于应变模态和贝叶斯方法的杆件损伤识别[J].武汉理工大学学报,2007(1):135-138.

[9] JIANG X M, MAHADEVAN S. Bayesian probabilistic inference for nonparametric damage detection of structures[J]. Journal of engineering mechanics, 2008, 134(10): 820-831.

[10] 李忠献,杨晓明,丁阳.应用人工神经网络技术的大型斜拉桥子结构损伤识别研究[J].地震工程与工程振

动, 2003(3): 92-99.

[11] 杨则英, 张亚磊, 曲建波, 等. 基于 BP 神经网络的中等跨径桥梁损伤识别探讨[J]. 公路与汽运, 2020(3): 136-140, 155.

[12] 卢嘉鑫, 杨晓明. 用于斜拉桥子结构损伤识别的神经网络性能分析[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2018, 37(3): 558-563.

[13] OH B K, LEE S H, PARK H S. Damage localization method for building structures based on the interrelation of dynamic displacement measurements using convolutional neural network[J]. Structural control and health monitoring, 2020, 27(8): 1-23.

[14] PARAI A, ROY D K S, SAMANTA A K. Application of a mode shape derivative-based damage index in artificial neural network for structural damage identification in shear frame building[J]. Journal of civil structural health monitoring, 2019, 9(3): 411-423.

[15] AZAM S E, RAGEH A, LINZELL D. Damage detection in structural systems utilizing artificial neural networks and proper orthogonal decomposition [J]. Structural control and health monitoring, 2019, 26(2): 1-24.

[16] 袁旭东, 周晶, 黄梅. 基于静力位移及频率的结构损伤识别神经网络方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005(4): 488-490.

[17] 胡琴, 徐巍, 高飞, 等. 基于 BP 神经网络的 CRTS I 型板式无砟轨道 CA 充填层损伤识别[J]. 土木工程与管理学报, 2018, 35(5): 87-93.

[18] 万小鹏, 王军强, 赵美英. 基于模态频率和神经网络的结构损伤检测[J]. 西北工业大学学报, 2003(2): 156-159.

[19] 袁曾任. 人工神经网络极其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.

[20] 杨杰, 占军, 张继传. MATLAB 神经网络 30 例[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017.

(本文编辑 郭雪珍)

(上接第 157 页)

参考文献:

[1] 林承坤. 长江三峡新滩的巨型岩崩与滑坡对航道影响的初步研究[J]. 中国航海, 1986(1): 13-21.

[2] 王育林, 陈风云, 齐华林, 等. 危岩体崩滑对航道影响及滑坡涌浪特性研究[J]. 中国地质灾害与防治学报, 1994(3): 95-100.

[3] 刘建新, 李拥军. 韩庄老运河航道拓宽工程滑坡产生的原因及防治措施[J]. 水运工程, 2001(4): 36-37, 41.

[4] 仲南艳, 殷晓明, 王斐. 航道护岸工程中基槽边坡稳定研究[J]. 水运工程, 2007(11): 80-86.

[5] 唐正涛, 孙爱国, 熊荣军, 等. 某滑坡滑带土应力-应变关系模型研究[J]. 水运工程, 2014(12): 156-161, 184.

[6] 张恒, 来向华, 廖林燕, 等. 基于强度折减法的海底边坡三维稳定性分析[J]. 水运工程, 2016(4): 148-153, 159.

[7] 回恒酉, 谭洪平, 仲启珂. 护岸工程基坑边坡稳定性计算传统方法与数值模拟法的对比[J]. 水运工程, 2019(4): 110-114.

[8] 刘杰. 滑坡涌浪传播及翻坝过程数值模拟[J]. 人民长江, 2016, 47(14): 81-85.

[9] 荆海晓, 陈国鼎, 李国栋. 水下滑坡产生涌浪波特性的数值模拟研究[J]. 应用力学学报, 2018, 35(3): 503-509, 685.

[10] 景路, 郭颂怡, 赵涛. 基于流体动力学-离散单元耦合算法的海底滑坡动力学分析[J]. 岩土力学, 2019, 40(1): 388-394.

[11] 余同希, 薛璞. 工程塑性力学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2010.

[12] BUI H H, FUKAGAWA R, SAKO K, et al. Lagrangian meshfree particles method (SPH) for large deformation and failure flows of geomaterial using elastic-plastic soil constitutive model [J]. Int. J. Numer. Anal. Methods Geomech., 2008, 32(12): 1537-1570.

[13] 张雄, 廉艳平, 刘岩, 等. 物质点法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.

[14] 杨婷婷, 杨永森, 邱流潮. 基于物质点法的土体流动大变形过程数值模拟[J]. 工程地质学报, 2018, 26(6): 1463-1472.

[15] LUBE G, HUPPERT H E, SPARKS R S J, et al. Collapses of two-dimensional granular columns[J]. Physical review E, 2005, 72(4): 041301.

(本文编辑 武亚庆)