

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2017.05.021

基于风速预测的风电机组自动解缆优化方案研究*

王 欣, 吴根勇, 潘东浩, 应 有

(1. 风力发电系统国家重点实验室, 浙江 杭州 310012; 2. 浙江运达风电股份有限公司, 浙江 杭州 310012)

摘要: 针对当前风电机组解缆控制存在的问题, 首先对目标风电场的解缆情况进行了统计分析, 指出优化解缆控制方案的必要性; 然后提出了基于 PSO-LSSVM 模型的超短期风速预测方法, 实现了对未来 30 min 内平均风速的预测; 最后提出了基于超短期风速预测的风电机组自动解缆优化方案, 并对目标风电场的解缆控制方案进行了优化升级。测试结果表明 PSO-LSSVM 模型与 LSSVM 模型相比具有更高的预测精度, 能够满足解缆控制的要求; 优化后的解缆控制方案有效降低了因解缆造成的电量损失, 具有良好的工程应用价值。

关键词: 风电机组; 解缆; 超短期风速预测; PSO; LSSVM

中图分类号: TM315; TK83

文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2017)05-0533-05

Optimization of wind turbine unwind control based on wind speed forecasting

WANG Xin, WU Gen-yong, PAN Dong-hao, YING You

(State Key Laboratory of Wind Power System, Zhejiang Windey Co., Ltd., Hangzhou 310012, China)

Abstract: Aiming at existing problems on the wind turbine unwind control system, firstly the unwind control performance of the target wind farms was analyzed and the necessity of the research on unwind control scheme was put out. Then a ultra-short-term wind speed forecasting method based on PSO-LSSVM model was proposed, the average wind speed in the future 30 minute was forecasted using a PSO-LSSVM model. At last a unwind control optimization scheme based on the forecasting wind speed was proposed, and the unwind control schemes in the target wind farms were optimized. The results indicate that the experimental result shows that the PSO-LSSVM model has a higher prediction accuracy than the LSSVM model, the proposed scheme can reduce the power loss causing by unwind and has good engineering application value.

Key words: wind turbine; unwind; ultra short-term wind speed forecasting; PSO; LSSVM

0 引 言

由于风向的不确定性, 风力发电机组需要频繁的偏航对风, 偏航动作会导致机舱和塔架之间的连接电缆发生扭绞, 当机舱位置达到预先设定的“扭绞极限”时, 机组控制器会报告故障, 风力发电机组将停机, 并自动进行解缆操作, 解缆结束后, 故障信号消除, 控制器自动复位^[1-2]。

本研究首先将对当前风电机组的采用的自动解缆控制方案进行说明, 最后将在实际的风电场进行测试实验, 验证所提方案的有效性。

1 解缆控制现状

根据风电机组预先设定的解缆控制参数, 当机舱已调向 720° 或 1 080° 时, 控制器报告“扭缆限位故障”, 机组进行自动解缆操作。目前, 偏航驱动普遍采用的是电机驱动的方式, 偏航电机多为恒频电机, 经过齿轮传动后机舱转动速度约在 0.2°/s ~ 0.5°/s, 完成一次解缆动作所需时间在 30 min 左右。

根据需要, 本研究随机抽取 3 个风电场作为研究的目标风电场, 3 个风电场的机组平均可利用率都在 96% 以上, 机组的健康状况较好。3 个风电场的解缆

收稿日期: 2016-12-02

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2015BAA06B01)

作者简介: 王欣(1990-), 女, 河北衡水人, 硕士研究生, 主要从事风电大数据应用方面的研究. E-mail: wangxin6601@126.com

控制策略相同:风速小于 7 m/s 时,“扭缆限位”参数设置为 720°;风速大于 7 m/s 时,“扭缆限位”参数设置为 1 080°。

本研究对 3 个风电场 2015 的解缆情况进行统计,

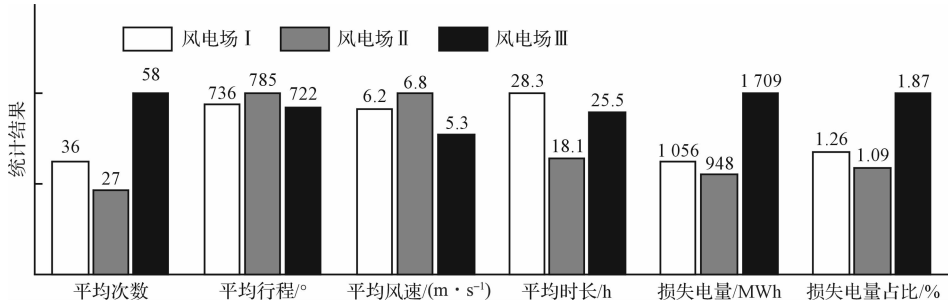


图 1 目标风电场的 2015 年解缆情况统计

由图 1 可以看出,3 个风电场单台机组的年平均解缆次数均在 25 次以上,平均单台机组的年平均解缆时长在 20 小时左右,整个风电场因解缆造成的损失电量损失均大于 900 MWh,占风电场年发电量的 1% 以上。

2 超短期风速预测方法

近年来,电网及风电场方面对风电功率预测的预测精度及预测周期都提高了要求,目前,超短期风电功率预测已经能够实现分钟级预测^[3]。准确的超短期风电场风速预测,能够辅助风电场实现并网操作^[4],降低由于风电波动引起的电网电压和频率波动^[5],同时在风电机组控制方面也发挥着重要作用^[6-8]。关于风速及风功率预测方法的研究也已经取得了不少成果,常见的预测方法有卡尔曼滤波法^[9]、时间序列法^[10]、人工神经网络法^[11]、模糊逻辑法等。本研究从工程实际的应用需求出发,采用最小二乘支持向量机 (least squares support vector machine, LSSVM) 算法进行风速预测,并通过粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法实现 LSSVM 模型参数的优化选择。

2.1 LSSVM 原理

对于给定的训练数据集 $(x_i, y_i), x_i \in R^n, y_i \in R, i = 1, 2, \dots, l, x_i$ 为输入量, y_i 为对应的输出量,利用以非线性映射将样本从原空间映射到特征空间 $\Phi(x_i)$,在高维特征空间中构造最优决策函数: $y(x) = \omega \cdot \Phi(x) + b$ 。对于 LSSVM,选择误差 ξ 的二范数损失函数作为风险最小化的估计问题,因此可建立优化目标表示为:

$$\min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (1)$$

约束条件:

$$y_i = \varphi(x_i) \cdot \omega + b + \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

式中: $\omega^T \omega$ —控制模型复杂度; C —边际系数; ξ_i —松弛因子,也称误差变量; b —偏差量。

引入 Lagrange 函数求解这一最优化问题,将不等式约束改为等式约束:

统计项包括:平均(解缆)次数、平均(解缆)行程、(解缆期间的)平均风速、平均(解缆)时长、(风电场因解缆造成的)损失电量及损失电量占比(占年发电量的百分比)。统计结果如图 1 所示。

$$L(\omega, b, \xi, a) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i (\varphi(x_i) \cdot \omega + b + \xi_i - y_i) \quad (3)$$

式中: a_i —Lagrange 乘子。

根据优化条件可得:

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^l a_i \cdot \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^l a_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

引入的映射函数 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$,求解以下方程组,采用最小二乘法求解回归系数 a_i 和偏差 b ,得到非线性预测模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x, x_i) + b \quad (5)$$

2.1 PSO 原理

PSO 算法将每个个体看做是搜索空间中的一个无重量无体积的微粒,每个粒子用位置、速度、适应度 3 个指标来表征。粒子依据自身的历史最优位置和整个群体的最优位置来更新速度和位置,计算出粒子的目标函数值,以此作为适应度来衡量粒子的优劣程度^[12]。

PSO 算法最初由 n 个随机粒子组成的群体对 D 维空间进行搜索。第 i 个粒子表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,对应的速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$,它经历过的最好位置(最好适应值)记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,也称为 pbest。群体所有微粒经历过的最好位置记为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$,也称为 gbest。对每一代,它的第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 根据如下公式进行进化:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 \xi (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \eta (p_{id}^k - x_{id}^k) \quad (6)$$

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = v_{\max}, v_{id}^{k+1} > v_{\max} \\ v_{id}^{k+1} = -v_{\max}, v_{id}^{k+1} < -v_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + \gamma v_{id}^{k+1} \quad (8)$$

式中: ω —惯性权重,表示对粒子当前速度继承度, ω 值较大,全局寻优能力强,局部寻优能力弱; c_1 —粒子跟踪自己历史最优的权重系数; c_2 —粒子跟踪群体最

优的权重系数; ξ, η —两个在 $[0, 1]$ 范围里变化的随机值; v_{max} —常数,由用户自定义决定,粒子速度受到最大速度 v_{max} 的限制; γ —位置更新时与速度有关的一个系数,称为约束因子。

粒子通过不断更新,最终飞至解空间中最优解所在的位置,搜索过程结束,最后输出的 P_g 即为全局最优解。

2.3 PSO-LSSVM 算法

本研究选择 Gaussian 型径向基函数 RBF 作为 LSSVM 的核函数^[13],其形式为: $K(x, x_i) = \exp(-(x - x_i)^2/2\sigma^2)$, 惩罚因子 C 及核函数参数 σ^2 对模型性能有重要影响。为了克服 LSSVM 算法的参数的最优选择问题,本研究将 PSO 算法与 LSSVM 算法相结合,通过 PSO 算法选择惩罚因子 C 及核函数参数 σ^2 , PSO-LSSVM 算法的实现流程如图 2 所示。

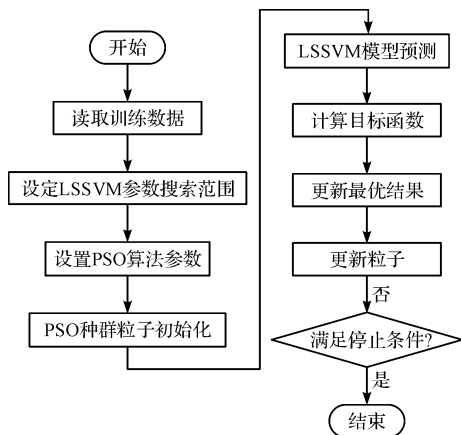


图2 PSO-LSSVM 算法流程图

本研究以 LSSVM 训练误差作为目标函数,当相邻节点间目标函数差值小于设定值,或者 PSO 算法达到设定的最大循环次数,则结束 PSO 的参数寻优过程, LSSVM 模型以得到的最优 C, σ^2 参数进行风速预测。

3 风速预测实例分析

本研究选择风电场 I 的 1# 机组作为目标机组,历史数据样本采样周期为 5 min。以样本中前 4 h 的运行数据作为训练样本,后 1 小时的运行数据作为测试样本。对目标机组 2016 年 1 月 1 日 12:00 ~ 13:00 的 12 个时间点进行风速预测,预测结果如图 3 所示。

由图 3 中的预测结果可以看出,风速预测值的变化规律与实际风速的变化规律一致。对比基于不同预测方法的风速预测结果可以看出, PSO 算法优化后的 LSSVM 模型与没有进行算法优化的 LSSVM 模型相比预测结果更贴近实际风速,改进的 PSO-LSSVM 模型提高了风速预测精度。

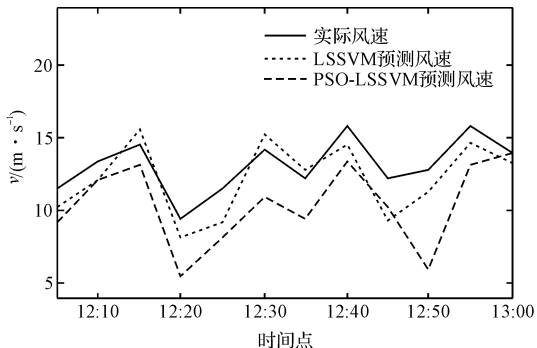


图3 基于不同预测方法的风速预测结果比较

表1 基于不同预测方法的风速预测误差比较

时间点	实际风速/ (m·s ⁻¹)	预测误差/(m·s ⁻¹)		绝对百分比误差/(%)	
		LSSVM	PSO-LSSVM	LSSVM	PSO-LSSVM
12:05	11.6	-2.4	-1.2	20.9	10.7
12:10	13.4	-1.3	-1.3	9.7	10.0
12:15	14.5	-1.4	0.9	9.5	6.4
12:20	9.4	-3.9	-1.3	42.2	13.9
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
13:00	13.9	0	-0.7	0.2	4.7

进一步计算基于不同预测方法的风速预测误差,统计结果如表 1 所示。根据表 1 中的统计结果可以看出,采用 LSSVM 模型 12 个点的平均预测误差为 -2.7 m/s,采用 PSO-LSSVM 模型 12 个点的平均预测误差为 -0.9 m/s。

若只考虑后 30 min 的平均预测结果的话, LSSVM 模型的预测误差为 -2.62 m/s, PSO-LSSVM 模型的预测误差为 -0.7 m/s, PSO-LSSVM 模型的 30 min 平均风速预测精度可达到 5.6%。

基于风速预测信息进行自动解缆控制,只需根据风速预测值判断机组是否进入小风工况,对风速预测精度要求不高。根据上述的风速预测实例可以判定,基于 PSO-LSSVM 模型的风速预测方法,能够满足自动解缆控制对风速预测精度的要求。

4 解缆控制优化方案

根据第 2 节中提出的风速预测方法,可以基于当前时刻的前 4 h 的历史运行数据在线预测未来 30 min 内的风速变化。为了避免由于解缆造成的电量损失,使机组的解缆操作尽可能集中在小风时段执行,优化的解缆控制方案如图 4 所示。

在控制器中增加控制参数“解缆风速” v_{unwind} ,可就风电场的实际情况进行设置,推荐值为 3 m/s ~ 5 m/s。

5 实验及结果分析

本研究为了验证第 4 节提出的解缆控制优化方案的有效性,于 2016 年 1 月 1 日对第 1 节所列的 3 个风电场的解缆控制方案进行优化升级。风电场 I 的 1# 机组在 2016 年 1 月 7 日 7:00 - 8:00 时段内进行了一次解缆

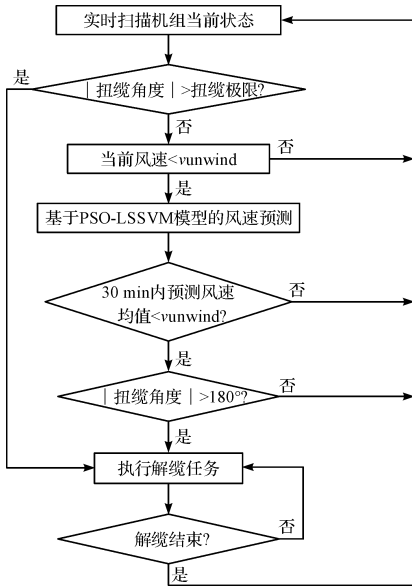


图 4 解缆控制优化方案流程图

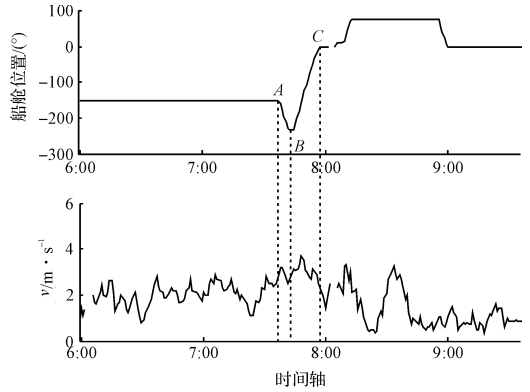


图 5 风电场 I 的 1#机组解缆控制方案优化后的运行结果

动作。解缆控制方案优化后的运行结果如图 5 所示。

从机舱位置及对应的风速变化时序图可以看出, 机组运行至 B 点时, 满足程序升级后的解缆条件, 机组执行解缆命令, 图 5 中的 BC 段为机组的解缆过程, 解缆前的机舱扭缆角度为 -216° 。可见, 这是解缆控制方案优化后的一次小风解缆过程。

截至 2016 年 6 月 30 日, 对 3 个风电场 2016 年上

半年(优化后)的解缆情况进行统计, 并与 2015 年上半年(优化前)的解缆情况进行对比分析。

根据图 6 中的统计结果可以看出, 解缆控制策略优化后, 2016 年上半年与 2015 年同期相比, 由于降低了小风时段的扭缆限值, 机组的解缆次数有所增加, 机组的单次解缆行程相应减小。优化后的 3 个风电场在解缆期间的平均风速都降低至 4 m/s 以下, 这样保证了机组的解缆过程基本上在小风时段甚至是小风切出时段进行, 因此 3 个风电场的损失电量都显著降低。由此可见, 优化的解缆控制方案达到了预期的效果, 能够有效减少因解缆造成的电量损失。3 个风电场的统计结果分别如图 6(a~c) 所示。

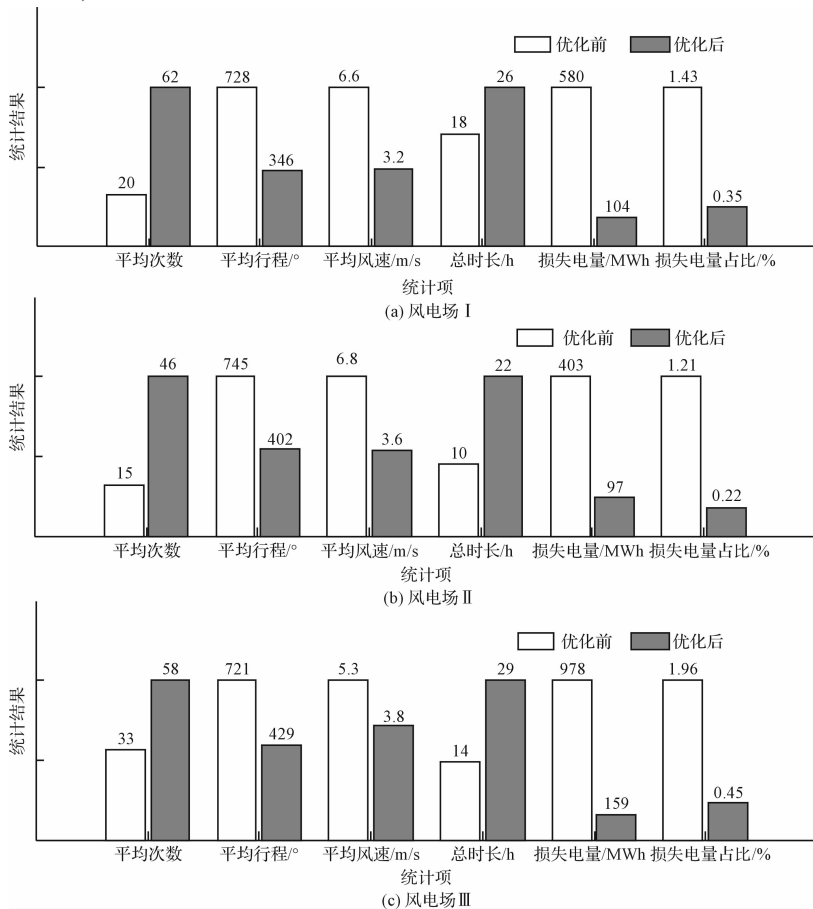


图 6 目标风电场优化前后的解缆情况对比

6 结束语

本研究首先指出了优化解缆控制方案的必要性,然后根据当前机组解缆控制存在的问题,提出了基于超短期风速预测的风电机组自动解缆优化方案,即采用 PSO-LSSVM 预测模型对未来 30 min 内的平均风速进行预测。实例分析表明 PSO-LSSVM 模型比 LSSVM 预测模型具有更高的预测精度,PSO-LSSVM 模型的预测精度能够满足解缆控制的要求。最后对目标风电场的解缆控制方案进行了优化升级。测试结果表明,优化后的解缆控制方案有效降低了因解缆造成的电量损失。

参考文献 (References):

- [1] 霍志红. 风力发电机组控制技术[M]. 北京:中国水利水电出版社,2010.
- [2] 朱轸年. 风力发电机组塔架制造工艺与质量控制[J]. 机电工程技术,2016,45(10):136-140.
- [3] 杨秀媛,肖洋,陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(11):1-5.
- [4] 颜拥,文福拴,杨首晖. 考虑风电出力波动性的发电调度[J]. 电力系统自动化,2010,34(6):79-88.

本文引用格式:

王欣,吴根勇,潘东浩,等. 基于风速预测的风电机组自动解缆优化方案研究[J]. 机电工程,2017,34(5):533-537.

WANG Xin, WU Genyong, PAN Donghao, et al. Optimization of wind turbine unwind control based on wind speed forecasting[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2017,34(5):533-537.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

(上接第 486 页)

7 结束语

通过以上分析可见,在高精度、高速度、大载荷(动载)轨道设计中宜采用本研究中所说的分离式调节锁紧机构,不宜采用斜块式调节锁紧机构。分离式调节锁紧机构主要用于中国航空救生研究所及兵器 051 基地等超音速运行火箭橇试验场,经过适应性改进,目前已成功应用于上海交大船模拖曳水池和国家海洋气象试验基地综合试验水池,使用结果表明,该机构在轨道精度、轨道稳定性、后期维护等方面均优于传统的斜块式调节锁紧机构。

参考文献 (References):

- [1] 杨兴邦. XB 高精度火箭橇试验滑轨[J]. 中国工程科学,2000,10(2):99-104.
- [2] 郭欣,李广年,劳展杰. 船模水池拖车系统设计分析[J]. 船海工程,2013,42(3):64-66.
- [3] 王冰. 高精度轨道的结构设计[J]. 制造业自动化,

- [5] 陈宁,于继来. 基于电气剖分信息的风电系统有功调度与控制[J]. 中国电机工程学报,2008,28(16):51-58.
- [6] RIAHY G H, ABEDI M. Short term wind speed forecasting for wind turbine applications using linear prediction method[J]. *Renew Energy*,2008,33(1):35-41.
- [7] 汤奕,王琦,陈宁,等. 采用功率预测信息的风电场有功优化控制方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(34):1-7.
- [8] 张立强,练敏,张婧芳. 液压力型风力发电机的恒转速控制[J]. 液压气动与密封,2015(2):37-39.
- [9] BOSSANYI E A. Short-term wind prediction using kalman filters[J]. *Wind Engineering*,1985,9(1):1-8.
- [10] KAMAL L, JAFRI Y Z. Time series models to simulate and forecast hourly averaged wind speed in wuetta, Pakistan[J]. *Solar Energy*,1997,61(1):23-32.
- [11] ALEXIADIS M, DOKOPOULOS P, SAHSAMANOGLU H, et al. Short term forecasting of wind speed and related electrical power[J]. *Solar Energy*,1998,63(1):61-68.
- [12] BERGH F, ENGELBRECHT A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*,2004.8(3):225-239.
- [13] WU ZONGMIN. Generalized bochner's theorem for radial function[J]. *Approximation Theory and its Applications*,1997(3):103-108.

[编辑:周昱晨]

2005,27(7):61-64.

- [4] 何越磊,黎桂,李再玮. 基于激光跟踪测量的火箭橇轨道精测技术分析[J]. 郑州大学学报:工学版,2014,35(4):36-40.
- [5] 杨大明. 拖曳水池方案论证[J]. 科技创新导报,2008(31):97-98.
- [6] 郭海强. 船舶性能数值水池的研究及其若干应用[D]. 上海:上海交通大学船舶与海洋工程学院,2009.
- [7] 曾雷. 试验水池拖车计算机控制系统[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学自动化学院,2008.
- [8] 张立乾,邓宗才,郭富民,等. 滑橇高速运动动态效应与滑轨平顺度的关系研究[J]. 弹道学报,2011,23(2):106-110.
- [9] 王国涛,徐燕. 高速深井离心泵内部流场数值模拟与试验研究[J]. 流体机械,2015,44(4):8-11.
- [10] 杨大明,赵洪江. 新建船池质量探讨[J]. 科学技术与工程,2009,9(3):758-760.
- [11] 于志丹. 试验水池拖车速度控制系统设计与实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学自动化学院,2008.

[编辑:李辉]