

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20230299

基于智能算法的圆柱形堰闸流量预测模型

曹顶业, 李珊珊, 李国栋, 沈桂莹

(西安理工大学西北旱区生态水利国家重点实验室, 陕西 西安 710048)

摘要: 堰闸结构具有较大的泄流能力, 为准确高效校核堰闸流量, 采用 BP 神经网络、支持向量机(SVM)和广义回归神经网络(GRNN)3 种智能算法对圆柱形堰闸流量系数(C_d)进行预测, 并探究了无量纲参数与流量系数之间的相关性及变化规律。结果表明, 广义回归神经网络 GRNN 模型和 BP 神经网络模型均可准确预测圆柱形堰闸流量系数, BP 模型测试阶段决定系数为 0.997, 均方根误差为 0.009, 平均绝对百分比为 0.801%, 纳什效率系数为 0.997, 优于 GRNN 模型, 可作为堰闸流量系数的高效高精度预测模型。闸门开度与圆柱直径之比(a/D)、堰顶水头与圆柱直径之比(H_w/D)与 C_d 之间具有强相关性。 C_d 随上游弗劳德数(Fr)、 H_w/D 的增加而增加, a/D 越大, C_d 增幅越大。研究结果可为圆柱形堰闸在实际工程中的推广应用提供理论参考和技术支撑。

关键词: 圆柱形堰闸; 流量系数; 预测; 人工智能

中图分类号: TV135.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)09-0202-05

1 引言

堰闸作为一种新的水工建筑物, 可有效提高堰的水力性能和泥沙清除能力^[1]。目前, 针对堰闸的水力特性问题开展了许多研究。邓海龙等^[2]研制出升降式三角堰闸用于测量农田排水沟的排水量; 刘芹等^[3]在堰闸过流能力公式进行线性化处理的基础上综合比较得出替代法的处理方式更简便; 南永兵^[4]设计一种 WES 堰上闸门测流控制系统, 用于实现灌区用水的精确化配置和控制。可见对于堰闸的研究范围十分广泛, 然而针对堰闸复杂泄流特性问题尚缺乏系统性的研究。近年来, 人工智能技术广泛用于解决水工建筑物复杂泄流特性问题^[5]。HAGHIABI A H 等^[6,7]采用人工神经网络、支持向量机和高斯过程回归等智能模型预测迷宫堰、矩形尖顶堰和斜堰等水工建筑物的泄流能力。上述研究表明, 利用人工智能技术对水工建筑物的流量系数进行建模, 可更好地解决复杂水力特性问题, 其计算效率和精度明显高于传统经验模型。为此, 本文以圆柱形堰闸

为例, 采用 BP 神经网络、支持向量机(SVM)和广义回归神经网络(GRNN)等 3 种智能算法预测其流量系数, 旨在获得可靠性强、泛化能力高的预测模型; 同时, 探究流量系数与无量纲参数的相关性及变化规律, 以期为该结构在实际工程中的设计和运行提供理论支撑和科学依据。

2 数据和模型

2.1 试验数据

试验^[8]水槽由宽 0.4 m、长 7.5 m、深 0.46 m 的有机玻璃制成, 恒定坡度为 0.000 1, 圆柱堰闸模型的直径分别为 50、75、110、125 mm 的 PVC 管, 其模型的周长配有橡胶密封件以防止泄漏, 并使用硅胶固定在水槽侧。同时, 使用嵌入进水箱中的蜂窝滤网减少湍流和水面振荡。设定圆柱形堰闸从 $a=0\sim 60$ mm 的各种闸门开启高度, 增量为 10 mm。流量由电磁流量计测量, 精度为 $\pm 0.1\text{ s}^{-1}$; 水位由水位计测量, 精度为 ± 0.1 mm。结构图见图 1。

2.2 量纲分析

圆柱形堰流量计算公式^[9]为:

收稿日期: 2023-03-02, **修回日期:** 2023-04-14

基金项目: 西安理工大学优硕种子基金(310/252082213); 陕西省教育厅专项(22JK047); 陕西省科技计划项目(2023-JC-QN-0395)

作者简介: 曹顶业(2000-), 女, 硕士研究生, 研究方向为水力学及河流动力学, E-mail: 978431515@qq.com

通讯作者: 李国栋(1967-), 男, 博士、教授、博导, 研究方向为流体力学等, E-mail: gdli2008@xaut.edu.cn

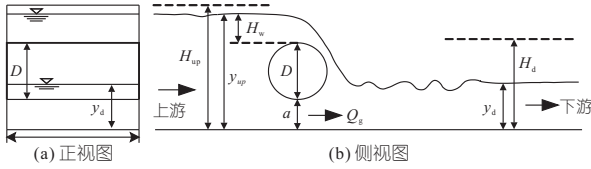


图 1 圆柱形堰闸结构图

Fig. 1 Structural drawing of cylindrical weir-gate

$$Q_w = C_{dw} B \frac{2}{3\sqrt{3}} \sqrt{2g} H_w^{1.5} \quad (1)$$

式中, C_{dw} 为圆柱堰流量系数; B 为渠道宽度; g 为重力加速度; H_w 为堰上水头。

圆柱形闸门流量计算公式^[10]为:

$$Q_g = C_{dg} a B \sqrt{2g y_{up}} \quad (2)$$

式中, C_{dg} 为圆柱闸流量系数; a 为闸门开启高度; y_{up} 为上游水深。

应用连续性方程, 可得圆柱形堰闸的流量系数计算公式为:

$$C_{ds} = \frac{Q_s}{a B \sqrt{2g y_{up}} + B \frac{2}{3} \sqrt{\frac{2}{3}} g H_w^{1.5}} \quad (3)$$

式中, C_{ds} 为流量系数; Q_s 为上游流量。

根据白金汉定理, 得到影响圆柱形堰闸流量系数的参数:

$$C_{ds} = f_1(Q_s, y_d, H_w, a, D, \delta, B, S_0, g, \mu, \rho, \sigma) \quad (4)$$

式中, y_d 为尾水深度; D 为直径; δ 为收缩量; S_0 为河床坡度; μ 为流体的动态粘度; ρ 为流体密度; σ 为表面张力。

选取 D, g, ρ 作为基本变量, 得到无量纲关系式:

$$C_{ds} = f_2\left(\frac{Q_s}{g^{0.5} y_{up}^{2.5}}, \frac{y_d}{D}, \frac{H_w}{D}, \frac{a}{D}, \frac{\delta}{D}, \frac{B}{D}, S_0, Re_{up} = \frac{\rho g^{1/2} H_w^{3/2}}{\mu}, We_{up} = \frac{\rho g H_w^2}{\sigma}\right) \quad (5)$$

对渠道紊流, 可忽略雷诺数 Re_{up} (粘性效应) 的影响^[11]。由于渠道宽度固定, 河床坡度等于 $S_0 = 0.0001$, 横截面在通道上未收缩, 因此可忽略 $B/D, S_0, \delta/D$ ^[12]。堰上水头 $H_w > 2.5$ cm, 可忽略 We (表面张力) 的影响^[13]。

因此, 得到简化无量纲参数集:

$$C_{ds} = f_3\left(\frac{Q_s}{g^{0.5} y_{up}^{2.5}}, \frac{y_d}{D}, \frac{H_w}{D}, \frac{a}{D}\right) \quad (6)$$

针对圆柱形堰闸自由出流进行研究, 因此影响圆柱形堰闸流量系数 C_{ds} 的无量纲函数关系式:

$$C_{ds} = f_4\left(Fr, \frac{H_w}{D}, \frac{a}{D}\right) \quad (7)$$

式中, Fr 为上游弗劳德数; H_w/D 为堰顶水头与圆柱直径之比; a/D 为闸门开度与圆柱直径之比。

2.3 数据预处理

为准确预测流量系数, 将数据集进行划分, 70% 作为训练集, 30% 作为测试集^[14]。由量纲分析可知, 影响圆柱形堰闸流量系数的无量纲参数为 $Fr, H_w/D, a/D$, 将其作为模型输入, C_d 作为模型输出, 数据集特征见表 1。

表 1 各参数变化范围

Tab. 1 Variation range of each parameter

指标	最大值	最小值	平均值
Fr	0.402	0.123	0.262
H_w/D	1.628	0.150	0.647
a/D	1.000	0.000	0.247
C_d	1.403	0.613	0.991

2.4 研究方法

本文研究数据集为小样本数据集, 因此选择开发适用于小规模样本且具有较强鲁棒性的模型。

(1) 广义神经网络 (GRNN)。广义神经网络是 RBF 函数的另外一种变形形式, 具有很强的非线性拟合能力和学习速度, 可用于预测、建模、映射和交互^[15], 适用于非线性和函数逼近等问题。GRNN 网络最重要的参数为隐含层中的光滑因子 S_{spread} ^[5], 该参数值影响网络对样本预估逼近程度。样本数据较少时, 模型也表现出良好的预测效果, 网络还可处理不稳定数据。

(2) BP 神经网络 (BP)。BP 神经网络作为传统的多层前馈神经网络模型, 具有良好的自学习、自适应能力。其主要包括信号的前向传播和误差的反向传播, 对于误差反向传播, 模型根据梯度下降法, 不断调整各层权重和阈值, 旨在使网络计算输出的总误差实现最小化, 从而使输出目标能接近期望值。

(3) 支持向量机 (SVM)。支持向量机是 (SVM) 适用于小规模训练样本, 可解决高维特征的分类和回归问题, 具有较好的鲁棒性。模型结构图见图 2。

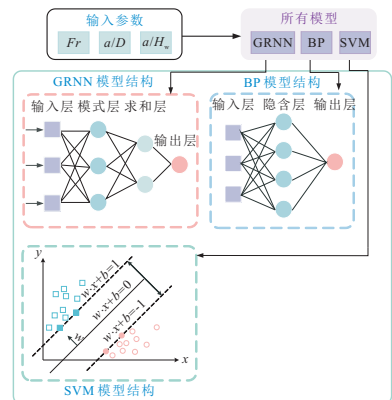


图 2 模型结构图

Fig. 2 Model structure diagram

2.5 模型评价指标

为评估各模型的性能,选取均方根误差(R_{RMSE})、平均绝对百分比误差(M_{MAPE})、决定系数(R^2)、纳什效率系数(N_{NSE})等 4 种统计指标,其中, R_{RMSE} 、 M_{MAPE} 越接近 0, N_{NSE} 、 R^2 越接近 1, 说明模型预测效果越好。

3 结果与讨论

3.1 模型比较

GRNN 模型测试阶段的性能见表 2, 随着 S_{spread} 值变小, 预测性能变好。当 $S_{spread} = 0.001$ 时, $R^2 = 0.984$, $R_{RMSE} = 0.031$, $M_{MAPE} = 2.969\%$, 继续减小该值时, 模型性能无明显变化。因此, 选取 $S_{spread} = 0.001$ 为最优参数。

表 2 GRNN 测试阶段的性能变化

Tab. 2 The performance change of GRNN in test phase

S_{spread}	R_{RMSE}	$M_{MAPE}/\%$	R^2	N_{NSE}
1	0.202	20.676	0.850	0.111
0.1	0.041	3.843	0.974	0.970
0.01	0.043	3.739	0.969	0.965
0.005	0.033	3.154	0.983	0.983
0.001	0.031	2.969	0.984	0.982
0.0001	0.031	2.970	0.984	0.982

BP 神经网络模型选用 Sigmoid 函数作为激活函数, 隐藏层神经元个数 N_H 为输入参数的 2 倍及以上时, 模型可获得较优的预测效果。BP 模型测试阶段性能见表 3。由表 3 可知, N_H 值越大, 模型精度越高。当 $N_H = 9$ 时模型误差较小、泛化能力较强, 继续增加 N_H 值模型易陷入过拟合, 性能反而略有降低。当 $N_H = 9$ 时, BP 模型在测试阶段的误差密度图见图 3。由图 3 可知, 90% 的数据预测误差在 2% 以下, 且关于 0 趋势线呈明显对称分布, 表明 BP 模型此时性能最佳, 稳定性及精度较高。

表 3 BP 测试阶段的性能变化

Tab. 3 Performance changes in BP testing phase

N_H	R_{RMSE}	$M_{MAPE}/\%$	R^2	N_{NSE}
6	0.042	3.004	0.980	0.968
7	0.028	2.026	0.987	0.986
8	0.021	2.363	0.990	0.988
9	0.009	0.801	0.997	0.997
10	0.028	1.770	0.988	0.987

SVM 模型的准确性取决于参数 C 、 γ 的选择, C 为误差惩罚因子, 会影响分类精度, 正则化参数 γ 会对特征空间中的划分产生影响。采用试错法对 C 、 γ 的取值进行寻优, 得出当 $C = 10$ 、 $\gamma = 2$ 时, 性能指标 $M_{MAPE} = 12.423\%$, $R_{RMSE} = 0.119$, $R^2 = 0.941$, $N_{NSE} = 0.735$, 说明 SVM 具有

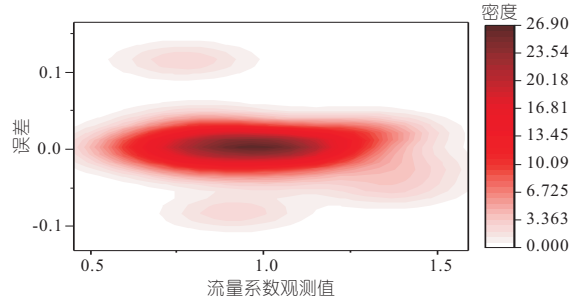


图 3 测试阶段 BP 模型误差密度图

Fig. 3 Error density diagram of BP model in test stage

较强的稳定性和可靠性。

流量系数观测值与预测值的散点图见图 4。由图 4 可知, 训练阶段 SVM 模型拟合效果一般, GRNN 与 BP 模型的真实值与预测值十分接近, 表明对数据的挖掘程度较高。测试阶段 GRNN 与 BP 模型表现较好, 具有较强的泛化能力和预测准确性。

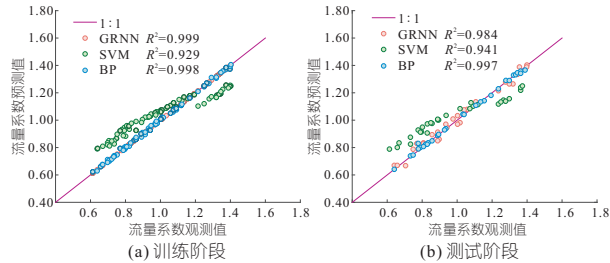


图 4 流量系数观测值和预测值在训练阶段和测试阶段的散点图

Fig. 4 Scatter fitting diagram of flow coefficient test value and predicted value in training stage and test stage

各最优模型测试阶段的性能指标见表 4。由表 4 可知, BP 模型 $R^2 = 0.998$ 、 $N_{NSE} = 0.997$, 较 SVM 和 GRNN 模型分别提升 5.6%、1.3% 和 26.3%、1.5%, 表明 BP 具有较强的拟合能力的较快的计算效率; BP 模型 $R_{RMSE} = 0.009$ 、 $M_{MAPE} = 0.801\%$, 较 SVM 和 GRNN 模型分别下降 92.4%、70.9% 和 93.5%、73%, 表明 BP 预测结果误差较小、准确性高。

表 4 模型的评价指标汇总

Tab. 4 Summary of evaluation indicators for the model

模型	R^2	R_{RMSE}	$M_{MAPE}/\%$	N_{NSE}
SVM	0.941	0.119	12.423	0.735
GRNN	0.984	0.031	2.970	0.982
BP	0.997	0.009	0.801	0.997

选取五种评价指标 R^2 、 N_{NSE} 、 R_{RMSE} 、平均绝对误差(M_{MAE})和模型散度(S_{SI})绘制成雷达图, 见图 5。由图 5 可知, SVM 模型效果最差, BP 和 GRNN 图形重合度较高, 然而 GRNN 模型 S_{SI} 和 M_{MAE} ($S_{SI} = 0.0109$ 、 $M_{MAE} = 0.031$) 略优于 BP 模型 ($S_{SI} = 0.02088$ 、 $M_{MAE} = 0.054$)。

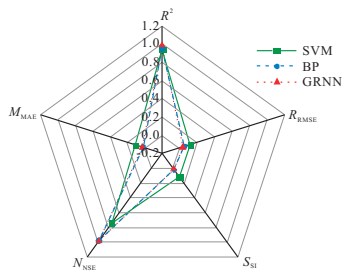


图 5 测试阶段模型评价指标雷达图

Fig. 5 Radar chart of model evaluation index in test stage

图 6 为各测试阶段流量系数的相对偏差 (R_{RD})。由图 6 可知,GRNN 模型 ($[-2.72, 3.75]$)和 BP 模型 ($[-4.69, 6.97]$)远优于 SVM 模型 ($[-5.76, 12.55]$)。GRNN 模型 R_{RD} 值整体范围比 BP 小,但其数据波动稍大,而 BP 模型 83%的数据 R_{RD} 值在 $[-1.5, 1.5]$ 以内,且大多数靠近 0 趋势线,具有更高的稳定性。

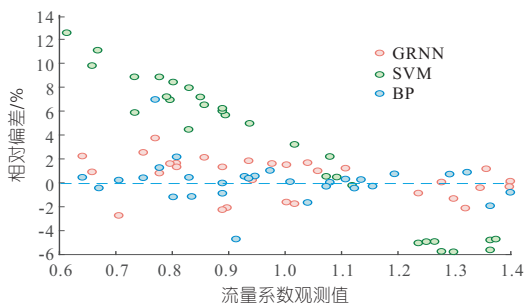


图 6 测试阶段模型相对偏差

Fig. 6 Relative deviation of model in test phase

综上所述,BP 模型预测圆柱形堰闸流量系数效果最好,具有更高的稳定性和精确性。

3.2 相关性分析

为探究流量系数 C_d 与无量纲参数的线性相关关系,绘制皮尔逊相关系数图,见图 7。由图 7 可知, a/D 、 H_w/D 、 Fr 与 C_d 的相关系数值 P 分别为 -0.799 、 -0.277 、 0.648 ,表示 a/D 与 C_d 有强负相关性, H_w/D 与 C_d 有强正相关性, Fr 与 C_d 呈弱相关性。

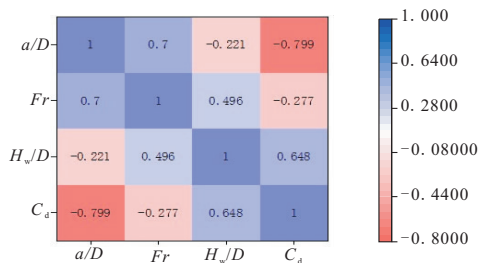


图 7 皮尔逊相关系数图

Fig. 7 Pearson correlation coefficient diagram

3.3 敏感性分析

为进一步分析模型输入参数与输出参数之间的变化规律,绘制 C_d 相对于 Fr 和 H_w/D 的变化趋势图,见图 8。由图 8(a)可知, C_d 随 Fr 的增加

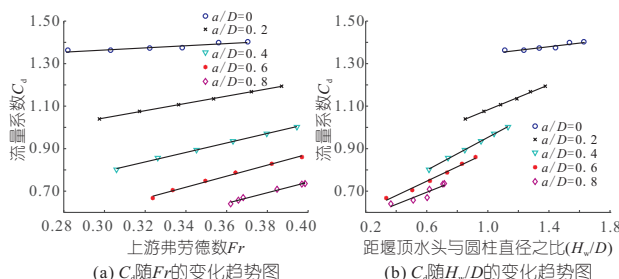


图 8 C_d 随 Fr 和 H_w/D 的变化趋势图

Fig. 8 Trend diagram of C_d with Fr and H_w/D

而增加,且 a/D 值越大, C_d 增幅越大。对于同一 Fr ,随着 a/D 的增加, C_d 值显著下降。由图 8(b)可知, C_d 随 H_w/D 的增大呈线性增加, a/D 越大, C_d 增长梯度越大,增长趋势越明显。对同一 H_w/D , C_d 随 a/D 的增大而急剧减小。

4 结论

a. 通过白金汉 $-\pi$ 定理得出, Fr 、 H_w/D 、 a/D 是影响流量系数 C_d 的重要无量纲参数,对 C_d 具有显著影响。BP 模型测试阶段 $R^2 = 0.997$, $R_{RMSE} = 0.009$, $M_{MAPE} = 0.801\%$, $N_{NSE} = 0.997$,较 SVM 和 BP 具有更强的泛化能力和预测稳定性,可作为圆柱形堰闸流量系数的有效预测模型。

b. 相关性分析得出, a/D 与 C_d 有强负相关性; H_w/D 与 C_d 有强正相关性, Fr 与 C_d 呈弱线性相关性;敏感性分析得出, C_d 随 Fr 、 H_w/D 的增加而增加, a/D 的值越大, C_d 增幅越大。对同一 Fr 或同一 H_w/D ,随 a/D 的增加, C_d 值均为显著下降。

c. 通过智能算法对圆柱形堰闸的流量系数进行智能建模,可解决传统方法精度不高、计算复杂等问题,为圆柱形堰闸在实际工程中的应用提供理论依据和技术支撑。

参考文献:

[1] SALEHI S, AZIMI A H. Discharge characteristics of weir-orifice and weir-gate structures [J]. Journal of irrigation and drainage engineering, 2019, 145 (11): 04019025.

[2] 邓海龙,谢亨旺,刘方平,等.升降式三角堰闸在生态排水沟中的应用及效应 [J].中国农村水利水电,2018(8):155-159.

[3] 刘芹,方国华,孙洪滨,等.环状河网堰闸过流追赶系数计算方法研究[J].水动力学研究与进展 A 辑,2015,30(5):571-579.

[4] 南永兵.明渠灌溉堰上闸门测流控制系统研究及应用[D].太原:太原理工大学,2018.

[5] 沈桂莹,李珊珊,李国栋. 基于机器学习对三角堰流量系数的预测研究 [J]. 力学季刊, 2022, 43(3): 691-699.

[6] HAGHIABI A H, PARSAIE A, EMEMGHOLIZADEH S. Prediction of discharge coefficient of triangular labyrinth weirs using adaptive neuro fuzzy inference system [J]. Alexandria engineering journal, 2018, 57(3): 1773-1782.

[7] BALOUCHI B, RAKHSHANDEHROO G. Using physical and soft computing models to evaluate discharge coefficient for combined weir-gate structures under free flow conditions [J]. Iranian journal of science and technology, transactions of civil engineering, 2018, 42(4): 427-438.

[8] SEVERI A, MASOUDIAN M, KORDI E, et al. Discharge coefficient of combined-free over-under flow on a cylindrical weir-gate [J]. ISH journal of hydraulic engineering, 2015, 21(1): 42-52.

[9] BOS M G. Discharge measurement structures[R]. Itri, 1976.

[10] TAO H, JAMEI M, AHMADIANFAR I, et al. Discharge coefficient prediction of canal radial gate using neurocomputing models: an investigation of free and submerged flow scenarios[J]. Engineering applications of computational fluid mechanics, 2022, 16(1): 1-19.

[11] HAGHIABI A H, PARSAIE A, SHAMSI Z. Intelligent mathematical modeling of discharge coefficient of nonlinear weirs with triangular plan [J]. AUT journal of civil engineering, 2019, 3(2): 149-156.

[12] PARSAIE A, HAGHIABI A H, SANEIE M, et al. Prediction of discharge coefficient of cylindrical weir-gate using adaptive neuro fuzzy inference systems (ANFIS) [J]. Frontiers of structural and civil engineering, 2017, 11(1): 111-122.

[13] 李国栋,沈桂莹,李珊珊,等. 基于 LS-SVM 的侧堰泄流能力预测模型 [J/OL]. 应用基础与工程科学学报;1-12.

[14] AKBARI M, SALMASI F, ARVANAGHI H, et al. Application of Gaussian process regression model to predict discharge coefficient of Gated Piano Key Weir[J]. Water resources management, 2019, 33(11): 3929-3947.

[15] SPECHT D F. A general regression neural network [J]. IEEE transactions on neural networks, 1991, 2(6): 568-576.

Discharge Prediction Model of Cylindrical Weir-Gate Based on Intelligent Algorithm

CAO Ding-ye, LI Shan-shan, LI Guo-dong, SHEN Gui-ying

(State Key Laboratory of Ecological Water Conservancy in Arid Areas of Northwest China, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: The weir-gate structure has larger discharge capacity. To accurately and efficiently check the discharge of weir-gate, three intelligent algorithms including BP neural network, SVM and GRNN were used to predict the discharge coefficient of cylindrical weir-gate. The correlation analysis and variation law between dimensionless parameters and discharge coefficient were discussed. The results show that the GRNN and the BP can accurately predict the discharge coefficient of the cylindrical weir-gate. The determination coefficient of the BP in the test stage is 0.997, the root mean square error is 0.009, the average absolute percentage is 0.801%, and the Nash efficiency coefficient is 0.997, which is superior to the GRNN, and it can be used as an efficient and high-precision prediction model for the discharge coefficient of the weir-gate. There is a stronger correlation between the ratio of gate opening to cylinder diameter (a/D), the ratio of weir head to cylinder diameter (H_w/D) and C_d . The C_d increased with the increase of upstream Froude number (Fr) and H_w/D , and the greater the a/D is, the greater the increase of C_d is. The search results provide theoretical reference and technical support for the popularization and application of cylindrical weir gate in practical engineering.

Key words: cylindrical weir-gate; discharge coefficient; prediction; artificial intelligence

(上接第 158 页)

Prediction of Bidding Quotation Distribution for Water Conservancy Projects Based on Bayesian-MCMC Algorithm

WANG Xu-min¹, ZHENG Shun-chao^{1,2}

(1. College of Civil Engineering and Environment, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China; 2. China Construction Third Engineering Bureau South China Co., Ltd., Guangzhou 510623, China)

Abstract: Bidding is the main way for a hydraulic engineering contractor to obtain a project, and the level of the bid price directly affects whether the contractor can obtain its construction right. Before bidding, predicting the distribution of the bid price of the proposed hydraulic engineering can optimize the formulation of its own quotation. A global optimization Bayesian-MCMC algorithm was used to predict the Beta distribution parameters. Bidding behavior of contractor was simulated by numeric analysis. The algorithm does not need to consider the conjugate of the prior distribution and likelihood function in Bayesian estimation. The numerical simulation results show that the Bayesian-MCMC algorithm requires less data for simulation and has better prediction effect than the traditional moment estimation method.

Key words: distribution of bidding; Bayesian-MCMC algorithm; Beta distribution; numerical simulation; forecast