

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20222504

基于 Bayesian-MCMC 算法的水利工程投标报价分布预测

王绪民¹, 郑顺超^{1,2}

(1. 湖北工业大学土木建筑与环境学院, 湖北 武汉 430068; 2. 中建三局集团华南有限公司, 广东 广州 510623)

摘要: 投标是水利工程承包商获取项目的主要途径, 投标报价的高低直接影响承包商能否获取项目的承建权, 投标前对拟投水利工程投标报价分布进行预测可优化己方报价制定。为此, 通过全局寻优的 Bayesian-MCMC 算法对投标报价分布模型进行反演, 并通过数值分析模拟承包商投标行为。结果表明, Bayesian-MCMC 算法无需考虑贝叶斯估计中先验分布与似然函数的共轭性, 且模拟所需数据更少, 得到的分布稳定性好且更加精确。

关键词: 投标报价分布; Bayesian-MCMC 算法; Beta 分布; 数值模拟; 预测

中图分类号: [TV-9]; TU723.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)09-0155-04

1 引言

随着招投标理论的不不断发展, 当前我国在水利工程招投标过程中主要采用综合评估法, 在这种方法中引入评标基准价的概念, 承包商的报价越接近评标基准价商务标得分越高, 评标基准价以初审合格承包商投标报价为基础, 所以在评标时商务标想要获取高分就需承包商对潜在合格投标的承包商报价进行合理的分析^[1]。投标报价概率分布类型的确定是分析其他承包商报价的基础, 主要包括梯形分布、指数分布、正态分布和贝塔分布等, 但现有研究仅限于主观的假设或通过历史投标数据进行数据拟合来验证投标报价更偏向哪一类分布, 少有通过具体的分布对投标报价进行预测分析^[2]。在水利工程项目的投标报价策略研究方面, 分别从前景理论^[3]、模糊集合理论^[4]、网络分析法基础上结合三角模糊数方法^[5]、BP 神经网络理论^[6]等方面构建水利工程项目投标决策模型, 但仅为承包商选择合适的投标项目提供参考意见。为此, 本文利用贝塔分布模型和贝叶斯—马尔科夫蒙特卡罗 (Bayesian-MCMC) 算法相结合的方法对某一具体水利工程投标报价分布作出预测, 以期对水利工程投标报价策略提供指导意见, 帮助承包商获取项目承建权。

2 理论介绍

2.1 贝塔分布

贝塔分布由于收集整理的数据具有多样性, 通常为计算方便, 归一化处理数据后使其满足标准贝塔分布的要求, 标准贝塔分布为:

$$f(x, a, b) = \frac{1}{B(a, b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1} \quad (1)$$
$$a > 0, b > 0, 0 \leq x \leq 1$$

其中 $B(a, b) = \int_0^1 x^{a-1} (1-x)^{b-1} dx$ (2)

式中, x 为随机变量; a, b 为形状参数; $B(a, b)$ 是以 a, b 为参数的 Beta 分布函数。

在标准贝塔分布中, 参数 a, b 共同决定贝塔分布的性质和形状, 其均值 μ 和方差 σ^2 分别为:

$$\mu = a / (a + b) \quad (3)$$

$$\sigma^2 = ab / [(a + b + 1)(a + b)^2] \quad (4)$$

在统计分析中, 样本的均值和方差通过计算可得到, 所以经常使用矩估计法来求解贝塔分布参数, 即式(3)、(4)转变^[7]为:

$$a = (1 - \mu)\mu^2 / \sigma^2 - \mu \quad (5)$$

$$b = (1 - \mu)a / \mu \quad (6)$$

2.2 贝叶斯统计推断

与条件概率类似, 贝叶斯统计推断根据先验概率分布来推断后验概率分布, 不同之处在于其

收稿日期: 2022-10-30, 修回日期: 2022-12-13

基金项目: “科技助力经济 2020”重点专项项目(2020ZLSH08)

作者简介: 王绪民(1972-), 男, 博士、教授、硕导, 研究方向为政策评估与工程项目管理等, E-mail: 2504196373@qq.com

结合先验概率分布和当前收集的信息对数学模型进行统计更新,从而得到更加准确且合理的后验概率分布,后验分布的密度函数 $\pi(\theta|x)$ 可表示为:

$$\pi(\theta|x) = \frac{\pi(\theta)L(x|\theta)}{\int \pi(\theta)L(x|\theta)d\theta} \quad (7)$$

式中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为样本数据; $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 为参数; $\pi(\theta)$ 为 θ 的先验分布的密度函数; $L(x|\theta)$ 为样本的概率函数(也称为似然函数); $\int \pi(\theta)L(x|\theta)d\theta$ 为样本 x 的边际分布,与参数 θ 无关。

因此后验概率分布与先验概率分布和似然函数之积(联合后验分布)呈正比,即:

$$\pi(\theta|x) \propto L(x|\theta)\pi(\theta) \quad (8)$$

先验分布的确定有两种方法:①主观概率先验。利用经验对某件事发生概率的预测,主观概率的确立主要有利用历史数据知识、专家的意见和通过对比确定某事件的相对似然性;②数学模型。通过数学模型来估计的先验,如无信息先验和共轭先验^[8]。

似然函数是样本数据 x 的分布在以某个参数 θ 为前提条件下提出的,样本中每一个变量均对应着一个似然函数,对样本数据进行似然估计可得似然函数 $L(x|\theta)$ 为:

$$L(x|\theta) = \prod_{i=1}^n L(x_i|\theta) \quad (9)$$

后验分布的密度函数可由两种方法确定,一种是先验分布的密度函数与后似然函数共轭,此时可求出后验分布的解析数学解;另一种是不考虑先验分布和似然函数的共轭性,通过马尔科夫蒙特卡罗(MCMC)方法求得后验分布的近似数值解。

2.3 马尔科夫蒙特卡罗方法

MCMC 方法由马尔科夫链和蒙特卡罗模拟两部分组合而成。马尔科夫链的遍历性表明,当采样的数据点足够大时,便可得到一条平稳且收敛的马尔科夫链,再利用蒙特卡罗方法得到近似后验概率分布函数或概率密度函数,化解了贝叶斯推断中复杂积分的计算难题。在众多抽样方法中,Metropolis-Hastings(MH)算法最常用,适用于 MCMC 方法抽样。

3 模型构建

3.1 基本假设

假设 1 假设某水利工程投标报价呈贝塔分布,其中某次投标项目有 n 个投标人通过初审,且均为理性的经济人,其中投标人的报价 $d \in (\underline{C}, \bar{C})$, \underline{C} 为投标最低成本价, \bar{C} 为招标控制价,即投标人报价模型为:

$$f(d, a, b, \underline{C}, \bar{C}) = \frac{1}{(\bar{C} - \underline{C})B(a, b)} \left(\frac{\bar{C} - d}{\bar{C} - \underline{C}}\right)^{a-1} \left(1 - \frac{\bar{C} - d}{\bar{C} - \underline{C}}\right)^{b-1} \quad (10)$$

式中, d 为投标报价。

假设 2 同类型的水利工程投标报价趋于同一分布,但不同水利工程工程量存在差异,导致不同项目报价存在差异,所以对报价模型进行归一化处理,令 β 表示投标人的报价指数,即:

$$\beta = [(\bar{C} - d)/(\bar{C} - \underline{C})] \in [0, 1] \quad (11)$$

将式(11)代入式(10),得到投标报价指数的概率密度函数 $f(\beta, a, b)$ 为:

$$f(\beta, a, b) = \frac{1}{(\bar{C} - \underline{C})B(a, b)} \beta^{a-1} (1 - \beta)^{b-1} \quad (12)$$

$a > 0, b > 0, 0 \leq \beta \leq 1$

其中 $B(a, b) = \int_0^1 \beta^{a-1} (1 - \beta)^{b-1} d\beta$

式中, β 为投标指数。

假设 3 当数据样本较小时,先验信息的选择对后验分布的影响较大,而贝叶斯分层模型可减小这种影响,且分层模型更加灵活、产生后验分布数据更加稳健^[9]。在贝塔分布中, a, b 是投标报价指数 β 的参数,又称超参数,同时两者相互独立,且共同控制贝塔分布形状。基于此特性,本文不直接通过投标报价指数 β 来反映报价分布,而采用超参数 a, b 来侧面反映投标报价分布的变化,则似然函数 $L(\beta|a, b)$ 表示为:

$$L(\beta|a, b) = \prod_{i=1}^n L(\beta_i|a, b) \quad (13)$$

式中, $\prod_{i=1}^n L(\beta_i|a, b)$ 为样本数据在参数 (a, b) 时的似然函数。

投标报价指数的贝叶斯推断模型可表示为:

$$\pi(a, b|\beta) \propto L(a)L(b) \prod_{i=1}^n L(\beta_i|a, b) \quad (14)$$

式中, $L(a)$ 为 a 的先验分布函数; $L(b)$ 为 b 的先验分布函数。

假设 4 由于不清楚超参数 a, b 的分布类

型,故假设超参数 a, b 先验分布分别为 $N(\mu_a, \sigma_a^2)$ 、 $N(\mu_b, \sigma_b^2)$ 。

3.2 分层模型 MH 算法实现

区别于常规 MH 抽样,该分层模型要同时对 a, b 进行抽样,从而找到最适合的 $B(a, b)$,具体步骤如下。

步骤 1 随机定义超参数初始值 (a_1, b_1) 。

步骤 2 分别从假设分布中随机选出一个新的值,并判断该值是否被接受,其中 a_{i+1} 为从正态分布 $N(\mu_a, \sigma_a^2)$ 中随机生成的一个值,该值的接受概率 α 为:

$$\alpha = \min \left(\frac{L(a_{i+1})L(b_i) \prod_{i=1}^n \pi(\beta_i | a_{i+1}, b_i)}{L(a_i)L(b_i) \prod_{i=1}^n \pi(\beta_i | a_i, b_i)}, 1 \right) \quad (15)$$

式中, $L(a_i)$ 、 $L(a_{i+1})$ 、 $L(b_i)$ 分别为 a_i 、 a_{i+1} 、 b_i 的先验分布函数; $\prod_{i=1}^n \pi(\beta_i | a_{i+1}, b_i)$ 、 $\prod_{i=1}^n \pi(\beta_i | a_i, b_i)$ 分别为样本数据在分布参数为 (a_{i+1}, b_i) 、 (a_i, b_i) 的似然函数。

在均匀分布 $u \sim U[0, 1]$ 中随机生成随机数 u , 当 $u \leq \alpha$ 时接受 a_{i+1} , 否则令 $a_{i+1} = a_i$, 同理 b_{i+1} 从正态分布 $N(\mu_b, \sigma_b^2)$ 中随机生成的一个值,该值的接受概率 α 为:

$$\alpha = \min \left(\frac{L(a_{i+1})L(b_{i+1}) \prod_{i=1}^n \pi(\beta_i | a_{i+1}, b_{i+1})}{L(a_{i+1})L(b_i) \prod_{i=1}^n \pi(\beta_i | a_{i+1}, b_i)}, 1 \right) \quad (16)$$

式中, $L(b_{i+1})$ 为 b_{i+1} 的先验分布函数; $\prod_{i=1}^n \pi(\beta_i | a_{i+1}, b_{i+1})$ 为样本数据在分布参数为 (a_{i+1}, b_{i+1}) 的似然函数。

在均匀分布 $u \sim U[0, 1]$ 中随机生成随机数 u , 当 $u \leq \alpha$ 时接受 b_{i+1} , 否则令 $b_{i+1} = b_i$ 。

步骤 3 重复步骤 2, 经过 M 次迭代后, 除去前面 m 次的燃烧期, 取尾部 $M - m$ 个样本, 视作从后验分布中采样得到的数据, 取其平均值视为 a, b 的估计值:

$$\begin{cases} \bar{a} = \frac{1}{M - m} \sum_{j=1}^{M-m} a_j \\ \bar{b} = \frac{1}{M - m} \sum_{j=1}^{M-m} b_j \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\sum_{j=1}^{M-m} a_j$ 、 $\sum_{j=1}^{M-m} b_j$ 分别为 $M - m$ 次模拟后参数

a, b 值的和。

4 数值模拟

基于 Python3.7 软件对投标报价分布模型参数进行反演。为更好体现出模型效果, 假设某一水利工程招标控制价与最低成本价已知, 报价指数服从 $B(4, 8)$ 分布即式 (12) 中常数项 $1/(\bar{C} - \underline{C})$ 对分布形状无影响, 为得到一个标准贝塔分布函数利于计算, 在计算中对其进行删除。利用 Python3.7 软件中的随机数生成函数随机产生服从 $B(4, 8)$ 分布数据 5 组, 每组 45 个参数, 具体数据见表 1。

表 1 投标报价随机模拟
Tab. 1 Bid price random simulation

组别	报价 β																																															
1	0.394 7	0.352 6	0.089 9	0.265 9	0.129 4	0.449 9	0.283 9	0.158 8	0.210 7	0.264 1	0.813 4	0.246 1	0.310 6	0.153 2	0.258 0	0.257 3	0.301 2	0.332 4	0.147 2	0.478 9	0.309 6	0.104 7	0.324 7	0.185 4	0.201 1	0.340 0	0.234 2	0.479 0	0.467 6	0.125 0	0.300 1	0.427 9	0.430 1	0.367 8	0.438 4	0.398 3	0.161 7	0.438 0	0.601 8	0.243 1	0.447 4	0.435 3	0.371 7	0.292 5	0.662 5			
	2	0.090 1	0.375 1	0.298 9	0.265 8	0.379 4	0.254 2	0.442 0	0.389 2	0.361 0	0.348 5	0.410 2	0.166 0	0.334 4	0.117 6	0.447 7	0.406 1	0.389 8	0.294 2	0.314 3	0.440 0	0.197 5	0.241 6	0.382 8	0.173 1	0.311 4	0.192 9	0.310 6	0.374 7	0.349 2	0.364 1	0.364 6	0.279 1	0.443 7	0.294 2	0.240 4	0.452 5	0.335 8	0.308 2	0.346 2	0.400 9	0.441 9	0.284 1	0.132 9	0.257 0	0.598 0		
		3	0.337 3	0.225 4	0.462 6	0.570 9	0.324 5	0.712 0	0.666 5	0.447 0	0.487 1	0.230 4	0.220 1	0.199 0	0.155 2	0.560 7	0.273 2	0.269 5	0.356 7	0.107 4	0.387 2	0.478 1	0.255 5	0.371 9	0.585 1	0.146 7	0.406 9	0.275 0	0.337 8	0.432 4	0.247 5	0.189 4	0.300 8	0.368 1	0.432 0	0.471 2	0.199 4	0.146 9	0.619 7	0.380 7	0.202 4	0.454 8	0.444 0	0.464 5	0.372 1	0.255 7	0.436 7	
			4	0.425 3	0.512 3	0.421 8	0.258 1	0.492 9	0.555 4	0.280 0	0.177 0	0.064 3	0.394 1	0.276 2	0.620 9	0.280 0	0.435 0	0.349 8	0.446 7	0.465 7	0.436 3	0.313 0	0.111 3	0.304 1	0.589 6	0.213 8	0.369 1	0.277 7	0.346 7	0.225 2	0.414 2	0.137 0	0.256 8	0.365 3	0.328 3	0.187 4	0.415 8	0.272 4	0.362 8	0.347 6	0.513 1	0.262 1	0.355 7	0.237 2	0.238 7	0.223 9	0.432 7	0.417 9
				5	0.253 8	0.368 7	0.201 5	0.316 1	0.458 9	0.251 0	0.141 2	0.235 8	0.416 5	0.301 3	0.289 0	0.313 1	0.368 7	0.428 2	0.490 7	0.292 4	0.101 9	0.342 8	0.425 9	0.188 3	0.341 9	0.361 1	0.491 6	0.475 9	0.364 3	0.462 8	0.359 9	0.150 1	0.268 2	0.173 8	0.359 3	0.388 8	0.476 6	0.339 4	0.302 0	0.309 5	0.143 6	0.442 2	0.191 3	0.160 4	0.314 9	0.563 5	0.364 9	0.201 8

在实际水利工程中数据的收集是通过实际项目积累而来, 且随同类水利工程报价次数的增加投标人也更了解该类工程的行情, 投标人成本大致不变, 报价的报高率逐渐趋于稳定, 即随报价次数增加每次报价分布更趋于假设的真实分布。为更好体现出该效果模拟时的样本数据采用逐次增加得到以实现实际过程中报价趋于一个稳定报价分布的趋势, 即第一次模拟采用样本数据为第一组数据, 第二次模拟采用样本数据为第一、二组数据, 以此类推。超参数 a, b 的先验分布分别为 $N(4, 0.1)$ 、 $N(8, 0.2)$, 超参数初始值为 $a_0 = 3.6$ 、 $b_0 = 7.8$, 迭代次数 $M = 20\ 000$ 次, 燃烧期 $m = 10\ 000$ 次。经 Bayesian-MCMC 算法的迭代计算后, 发现每次模拟均可形成稳定轨迹图, 且图像类

似,取第 5 次模拟后超参数 a 、 b 的轨迹图和后验直方图,见图 1。

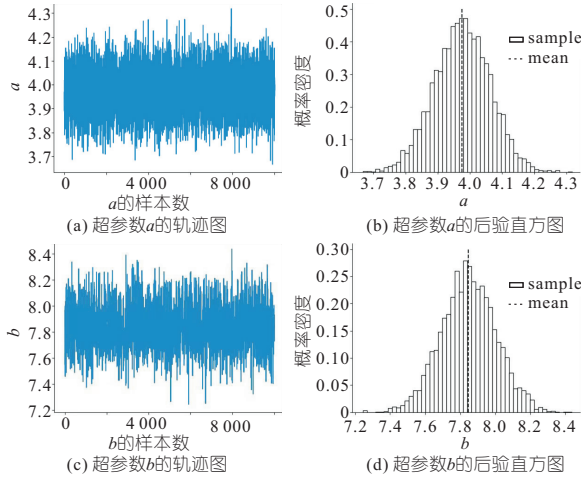


图 1 超参数 a 、 b 的轨迹图和后验直方图

Fig. 1 Trajectory plot and posterior histogram of hyperparameter a and b

由图 1 可知,超参数 a 、 b 的后验直方图酷似正态分布,直接取后验分布的平均值近似得到超参数 a 、 b 。

为体现出 Bayesian-MCMC 算法的优点,每次模拟前对组合的样本数据进行矩估计后得到另一种参数 a 、 b ,两者数据对比见表 2。

表 2 参数 a 、 b 数据对比

Tab. 2 Data comparison of parameters a and b

模拟次数	a				b			
	矩估计法	偏差率/%	Bayesian-MCMC	偏差率/%	矩估计法	偏差率/%	Bayesian-MCMC	偏差率/%
1	2.937 5	26.56	3.967 0	0.82	6.063 4	24.21	7.838 5	2.02
2	4.118 6	2.97	3.963 8	0.91	8.537 6	6.72	7.865 3	1.68
3	3.847 2	3.82	3.976 1	0.60	7.553 5	5.58	7.830 7	2.12
4	4.037 7	0.94	3.981 0	0.48	7.883 3	1.46	7.836 5	2.04
5	4.225 3	5.63	3.974 7	0.63	8.384 9	4.81	7.820 6	2.24
平均值	3.833 3	7.98	3.972 5	0.69	7.684 5	8.56	7.838 3	2.02

由表 2 可知,随着样本数据的改变两种方法生成的 a 、 b 值均发生了变化,矩估计法仅能反映数据自身的信息,由于试验次数少样本数量低模拟的参数和真实的分布参数相差很大,在随机 5 组模拟中参数 a 最高偏离真实参数的 26.32%,参数 b 最高偏离真实参数的 24.21%,平均偏差分别为 7.98%、8.56%。相比矩估计法, Bayesian-MCMC 算法结合参数 a 、 b 的先验分布信息与样本数据共同控制参数 a 、 b 的后验分布,试验结果显示得到的数据偏差明显优于矩估计法。其中参数 a 最高偏差率 0.91%,最低偏差率 0.48%,平均偏差率 0.69%;参数 b 最高偏差率 2.24%,最低偏差率 1.68%,平均偏差率 2.02%。

综上所述,矩估计法得到相对稳定且接近假设分布的参数需一定数据的支撑,而 Bayesian-MCMC 算法模拟的 5 次结果中,数据相对更稳定、更接近假设分布,且对同类型水利工程历史投标数据的需求量更低。而在实际水利工程投标报价中能参与借鉴的资料有限, Bayesian-MCMC 算法打破了资料少的局限性,仅用少量的数据就能达到目的。

5 结论

a. 基于 Bayesian-MCMC 算法对投标报价分布模型进行反演,并通过数值分析模拟承包商投标行为,发现运用 Bayesian-MCMC 算法得到的分布稳定性好且更加精确,同时数值模拟结果表明当数据有限时也可达到不错的预测效果。

b. 本文研究为水利工程中小样本数据预测投标报价分布问题提供了一种新途径,未来将结合其他智能算法进一步优化模型。

参考文献:

[1] 湖北省公共资源交易监督管理局. 湖北省水利水电工程施工招标文件示范文本(2022 年电子化第七版)[EB/OL]//http://ztb.hubei.gov.cn/bmdt/zt-zl/zbwjswfb/202109/t20210929_3788899_shtml, (2022-07-22)[2022-10-15].

[2] 马国顺,王婷. 基于梯形分布的一级密封价格拍卖博弈及均衡分析[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2016,38(1):78-84.

[3] 聂相田,王博,郜军艳. 基于模糊逻辑的水利工程多项目投标决策方法[J]. 水利发电学报,2013,32(5):294-298,305.

[4] 聂相田,李智勇,王博. 基于前景理论的水利工程投标决策分析[J]. 人民黄河,2018,40(2):117-120,125.

[5] 卢亚琼,章恒全. 基于改进的 ANP 的国际水利工程投标决策[J]. 水电能源科学,2014,32(2):147-150.

[6] 王博,顿新春,李智勇. 基于 BP 神经网络的水利工程投标决策模型及应用[J]. 水电能源科学,2013,31(3):131-134.

[7] 陈慧,谢丽蓉,信博文,等. 基于 Beta 分布的塔筒电梯储能容量配置最小区间研究[J]. 太阳能学报, 2021,42(4):454-459.

[8] 韦来生. 贝叶斯统计[M]. 北京:高等教育出版社, 2016:24-48.

[9] 陈妍,何亮,余少青,等. 应用分层模型进行核电站设备可靠性参数估计[J]. 核科学与工程,2017,37(3):458-463.

[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