

· 施 工 ·



基于管道阻力-流速模型的 泥浆输送流速寻优方法

倪 雁¹, 高礼科², 李 雷², 蒋 爽^{2,3}

(1. 中交上海航道勘察设计研究院有限公司, 上海 200120; 2. 河海大学 机电工程学院, 江苏 常州 213022;
3. 河海大学, 疏浚技术教育部工程研究中心, 江苏 常州 213022)

摘要: 疏浚工程中, 管道泥浆最优流速确定多依赖于经验公式, 工况变化较大时预测精度不高。采用 Durand 模型对不同试验工况下的阻力损失进行建模, 并基于试验数据对模型常数进行调整, 提高 Durand 模型的预测精度; 采用高斯过程回归方法建模, 分析训练样本数量对预测结果的影响; 提出一种基于管道阻力-流速模型的流速寻优方法, 并进行对比试验。结果表明, 使用高斯过程回归方法建立的管道阻力模型预测精度更高, 可达 0.97 以上, 并可依据管道阻力(浓度)变化实时更新临界流速, 从而为疏浚管道泥浆最优流速的确定提供了一种较为有效的寻优方法。

关键词: 疏浚工程; 泥浆输送最优流速; 阻力建模; 高斯过程回归

中图分类号: U674

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2024)02-0191-07

Optimization method of slurry transportation velocity based on pipeline resistance-velocity model

NI Yan¹, GAO Like², LI Lei², JIANG Shuang^{2,3}

(1. Shanghai Waterway Engineering Design and Consulting Co., Ltd., Shanghai 200120, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China;

3. Engineering Research Center of Dredging Technology of Ministry of Education, Hohai University, Changzhou 213022, China)

Abstract: In dredging engineering, determination of optimal velocity of slurry transportation usually depends on empirical formulae. Changeable working conditions lead to low prediction accuracy. This paper uses Durand model to model the resistance loss under different test conditions, and adjusts the model constants based on test data to improve prediction accuracy of Durand model. The paper uses Gaussian process regression method in the modelling, with analysis of influence of training samples numbers on prediction results. The paper proposes a velocity optimization method based on resistance-velocity model, and carries out comparative tests. The results show that prediction accuracy of pipeline resistance model established by Gaussian process regression method is higher, which can be higher than 0.97. Critical velocity can also be real-time updated in terms of changes of pipeline resistance (concentration), providing a more effective optimization method to determine the optimal slurry velocity.

Keywords: dredging engineering; optimal slurry transportation velocity; resistance modeling; Gaussian process regression

管道输送系统是绞吸式挖泥船系统的重要组成部分, 泥浆流速直接影响管道输送系统效率, 进而影响挖泥船的施工效率^[1]。合理选择泥浆输

送流速能够提高管道输送效率, 增加产量。国内有许多学者对管道输送最优流速进行了研究。包元平^[2]研究挖泥船管道输送作业工况点的选择对

收稿日期: 2023-04-24

作者简介: 倪雁 (1987—), 男, 硕士, 工程师, 从事港口航道工程设计与研究。

泥浆输送效率的影响,并提出几种优选工况点的方法;范世东等^[3]以产量最大为目标,研究疏浚作业工况点预测优化模型,其本质也是一种通过建立一系列约束条件求解最优工况点的多约束条件下的最优化问题,其主要特点在于建立优化模型的过程中加入了更多的实际施工经验,使模型变得更加具有实际意义;刘一鸣等^[4]为满足不同工况下的输沙产量,提出基于遗传算法的输送产量优化方法,对管道输送参数进行优化,以提高产量。

然而传统阻力建模方法由于浆体流动的复杂性和试验条件的限制,没有一种公式能完全准确地计算出不同工况下阻力的大小^[5]。现有的各种经验公式都只能在其适用条件范围内计算才能得到较为准确的结果,且由于疏浚施工特点,输送土质、浓度和流速难以维持稳定,阻力计算效果较差。本文通过分析泥沙输送的比能耗特性,确定以阻力-流速模型作为流速寻优的依据后,基于泥浆阻力特性试验数据,分别采用 Durand 模型和高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)模型,建立对应试验工况下的阻力-流速模型,通过模型试验比较模型预测的准确性,并提出了基于管道阻力-流速模型的流速寻优方法。

1 Durand 模型管道阻力预测方法

1.1 Durand 模型

在工程上,一般采用 Durand 公式作为阻力计算公式。Durand 公式是 Durand 根据重力理论采用多种粒径和密度的颗粒、多种管径和不同泥浆体积分浓度进行多次试验而得出的,计算公式为^[6]:

$$J_m = \left[K \left(\frac{\sqrt{gD}}{v} \right)^3 \left(\frac{v_t}{\sqrt{gd}} \right)^{1.5} C_v + 1 \right] J_0 \quad (1)$$

式中: J_m 为浆体水力坡降; K 为经验常数, Durand 将 K 值定为 180; v 为泥浆流速, m/s; D 为管径, m; C_v 为体积浓度; v_t 为颗粒沉降速度, m/s; d 为颗粒中值粒径, m; J_0 为清水水力坡降。

由弗劳德数 $Fr = \frac{\sqrt{gD}}{v}$ 、 v_t 对应的弗劳德数

$Fr_{v_t} = \frac{\sqrt{gd}}{v_t}$ 可将 Durand 公式变形为:

$$J_m = [K(Fr^2 Fr_{v_t}^{-1})^n C_v + 1] J_0 \quad (2)$$

此时常数 K 、 n 由试验数据决定,不同的试验工况对应不同的 K 和 n 值。

1.2 泥泵管道输送试验

河海大学疏浚实验室依据挖泥船实际管道输送系统的组成以及施工过程中实际管线的布置,研制了 22 kW 泥浆管道输送试验平台,该平台可以对挖泥船实际施工过程中的泥浆输送过程进行模拟。本文利用管道输送试验台进行不同浓度 1 mm 粗沙的阻力特性试验,然后利用 Durand 模型计算相同试验条件下的 1 mm 粗沙阻力特性,并将计算值和实际值进行比较,部分结果见图 1。

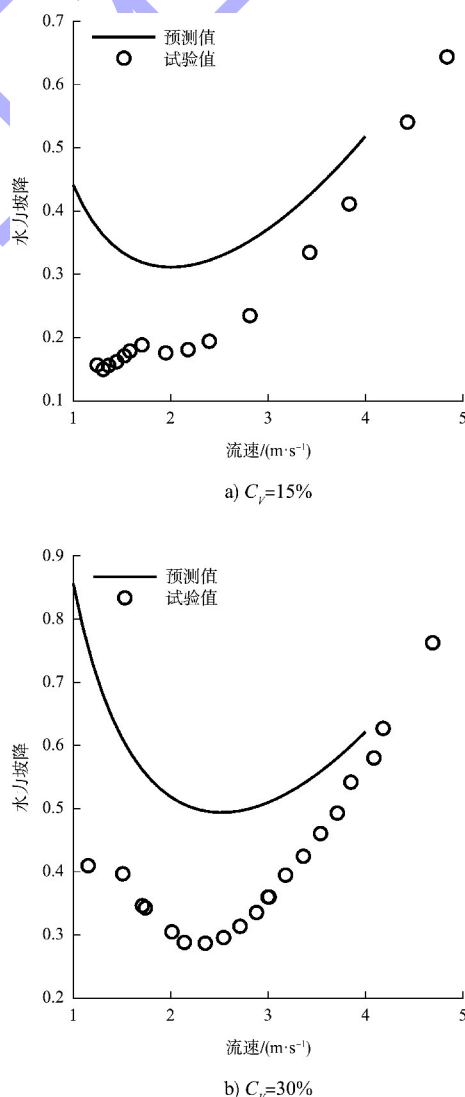


图1 Durand 模型计算结果

显然, Durand 模型的计算结果表现不大理想, 只能大致描述阻力特性曲线变化, 并不能定量预测阻力损失的大小。虽然 Durand 模型对阻力损失的预测效果不佳, 但对探寻阻力损失变化的趋势则有一定的参考作用, 但这是由于本试验采用的沙质单一, 所以 Durand 模型有一定的预测效果, 而在实际工程中, 疏浚环境复杂, Durand 模型的预测效果有限。

1.3 修正的 Durand 模型

为了提升 Durand 模型对试验工况管道阻力损失的预测效果, 需要对公式的经验常数进行修正, 基于试验数据, 通过最小误差法对各个浓度的 K 、 n 值进行修正, 修正后的 K 、 n 值见表 1, 部分修正曲线见图 2。

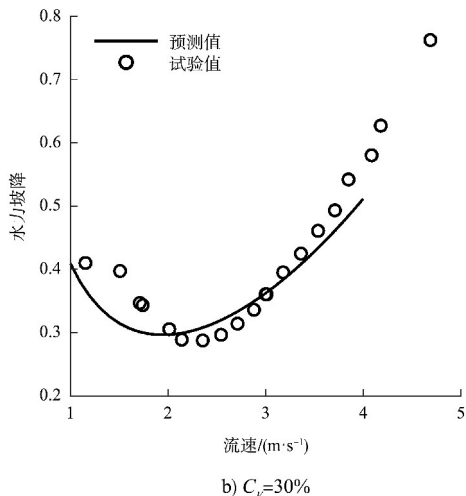
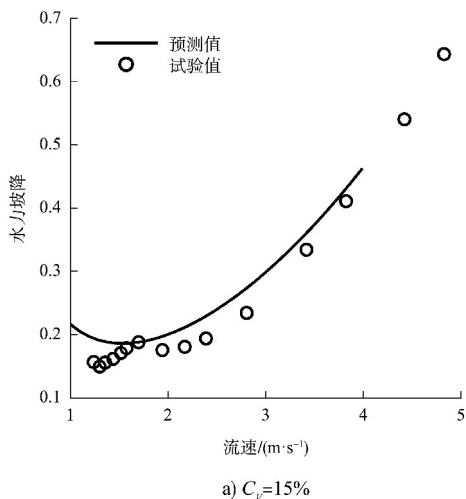


图2 修正后 Durand 模型计算结果

表1 各浓度修正的 K 、 n 值

$C_p/\%$	K	n	可决系数 R^2
10	67.75	-1.71	0.997 2
15	67.46	-1.59	0.993 2
20	112.30	-1.74	0.974 5
25	90.19	-1.60	0.961 4
30	82.61	-1.46	0.905 2

由图 2 可以看出, 修正常数后的 Durand 模型能够很好地匹配低浓度临界流速及附近流速的管道阻力特性曲线, 但是在高浓度时及高速时误差较大, 相比原始 Durand 模型, 修正常数后的 Durand 模型预测出的阻力特性曲线与试验数据的吻合度有了较大提高。然而, 其计算出的结果并不能很好地满足准确描述阻力特性曲线的需要, 尤其是对阻力损失最小点的预测准确度较低, 只能起到参考作用。

同时, 由于实际施工过程中水底环境复杂, 输送的物料也不局限于单一物质, 浓度和流速的变化较大, 采集的数据点会非常离散, 且无法维持固定浓度和流速进行数据采集, 所以对经验常数的修正效果也有限, 故此在工程中无法单纯地依靠 Durand 模型进行阻力建模, 也无法确定最优流速的范围。

2 高斯过程回归模型管道阻力预测方法

高斯过程 (Gaussian process, GP) 是一种基于概率论和数理统计的数据处理方法, 在机器学习以及其他领域有着非常广泛的应用^[7]。将高斯过程在回归分析中的应用称为高斯过程回归, 本文中的管道阻力损失的预测问题为回归分析问题, 所以可用高斯过程回归解决。

高斯过程源于随机过程, 是一种特殊的贝叶斯方法, 在处理复杂非线性、高维度的预测建模问题时有着较好的适应性, 输出的结果可以在概率层面上表达可信程度。高斯过程是任意有限个关于连续域 (时间或者空间) 的随机变量的集合, 且其中的每个随机变量均服从于高斯分布, 所以高斯过程的分布即连续域上所有随机变量的联合分布。一个高斯过程可由均值函数 $m(x)$ 和协方差函数 $k(x, x^*)$ 唯一确定, 高斯过程的表达式为:

$$f(x) \sim G_p(m(x), k(x, x^*)) \quad (3)$$

$$m(x) = E[f(x)] \quad (4)$$

$$k(x, x^*) = E[(f(x) - m(x))(f(x^*) - m(x^*))^T] \quad (5)$$

式中: x 为任意随机变量; x^* 为非观测点; E 为期望。

机器学习预测模型是通过选择合适的机器学习方法建立系统输入和输出之间的相互联系, 进而对输出参数进行预测, 整个过程完全由系统自身产生的数据支撑^[8]。故此, 本文提出将机器学习中的高斯过程回归模型应用于泥浆管道阻力损失的预测。

管道输送过程中, 影响阻力损失的影响因素有很多, 其中泥浆浓度和流速是两个最主要的因素, 直接反映了泥浆在管道中的输送状态。本文将试验数据中的稳定工况点作为样本数据, 以泥浆浓度和流速作为输入参数、管道阻力损失作为输出参数建立机器学习模型, 对不同工况下的泥浆管道阻力损失进行预测, 具体阻力损失预测流程见图 3。

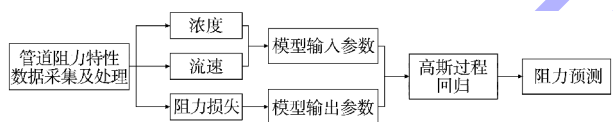


图3 阻力损失预测流程

在对高斯过程模型进行建模时, 采用不同的协方差函数分别进行了训练, 并对比不同协方差函数训练出的模型的预测结果, 最终选择效果最好的 Matern5/2 核函数作为模型训练协方差函数。

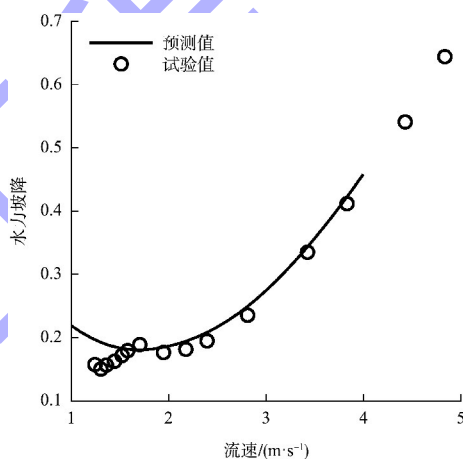
2.1 训练样本数量对预测精度的影响

由挖泥船工作过程可知, 施工时浓度和流速会有一定波动, 因此数据点的分布较为随机, 并不会像在实验室采集一样, 可以固定浓度和流速采集。数据点也并不是越多越好, 采集的点越多, 试挖过程所消耗的时间越长, 消耗的功率越多。为了尽可能地减少数据点的采集, 本文通过改变采集点的样本数量进行仿真试验, 研究训练样本数量对模型预测精度的影响。

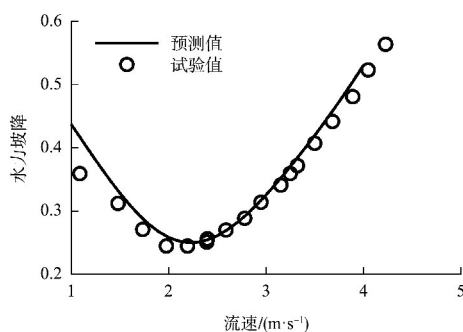
由阻力-流速的特性曲线可知, 曲线的拐点是至关重要的特征点。拐点的确定直接决定了阻力最低点的位置, 而过了拐点之后, 随着流速增

加, 泥沙颗粒全部悬浮, 趋向于伪均质流输送, 阻力损失随着流速增加而逐渐增加, 且曲线偏向于二次曲线, 所以训练出的模型对阻力曲线拐点的预测是否准确在一定程度上显示了模型的准确性。

将训练样本打乱后随机取两组试验样本, 样本数量为原始的 75%, 分别对两组样本进行训练, 并对体积浓度为 15%、25% 的阻力特性曲线进行预测。将预测结果与试验数据进行对比, 为统一评价指标, 本文的预测结果均以 R^2 作为预测精度评价指标, 结果发现两组预测结果相差不大, 预测精度均达到了 0.97, 其中一组预测结果见图 4。



a) $C_v=15\%$



b) $C_v=25\%$

图4 75%样本训练模型的预测结果

由图 4 可知, 75% 的样本数量对预测结果的影响并不大, 模型预测得出的阻力特性曲线能较为清晰地显示出各个浓度下阻力的变化趋势且预测曲线和试验数据的吻合度较高, 在一定范围内能够准确预测当前浓度、流速所对应的阻力损失。然后将训练样本数量减少到 50%、25%, 并继续

进行试验,训练样本数量为50%的模型预测精度为0.98,训练样本数量为25%的模型预测精度为0.91,试验结果见图5、6。

由图5可知,50%样本训练后的预测结果也较为理想,而继续减少样本数量到25%后,样本数量过少,虽然预测精度仍然较高,但是根据图6,结果无法准确描述出阻力损失的变化特征,对拐点的预测产生了误差,整体预测结果偏离较大。

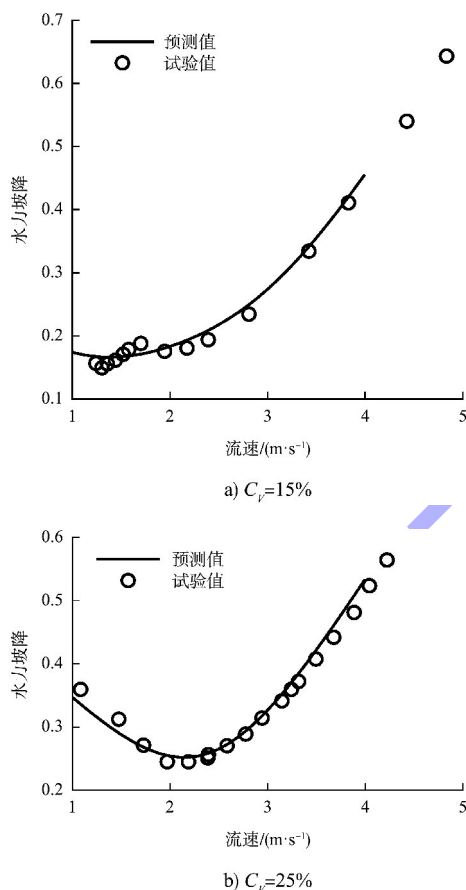


图5 50%样本训练模型的预测结果

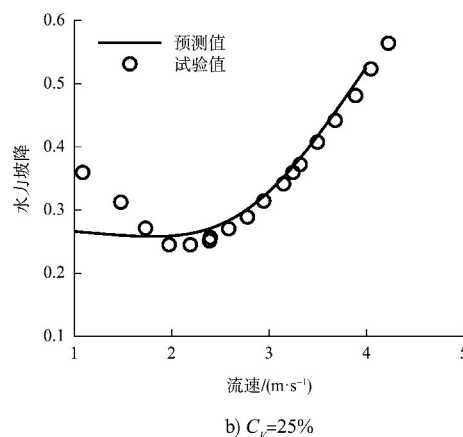
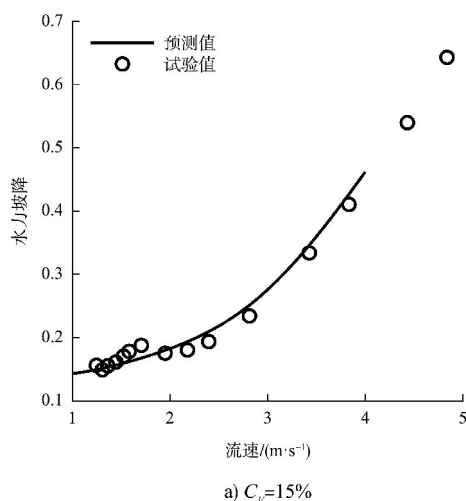


图6 25%样本训练模型的预测结果

本文采用的高斯过程回归模型在使用50%训练样本进行训练后,仍能保持较高的预测精度,直到样本数量过少,已经无法描述曲线变化时,预测结果才开始出现较大偏差,表现了高斯过程回归模型能够适用于小样本训练的优点。

2.2 与修正 Durand 模型预测结果对比

采用相同试验平台所得到的浓度-流速-阻力数据,选择浓度为10%、20%、30%的浓度-流速-阻力数据作为训练样本,模型输入为浓度和流速,输出为阻力损失,对GPR模型进行训练,选取中间浓度15%、25%的数据作为预测样本,比较模型预测结果与试验数据之间的误差,并与修正 Durand 模型计算结果进行对比。GPR模型对15%、25%的阻力损失预测见图7,修正 Durand 模型对15%、25%的阻力损失计算结果见图8。

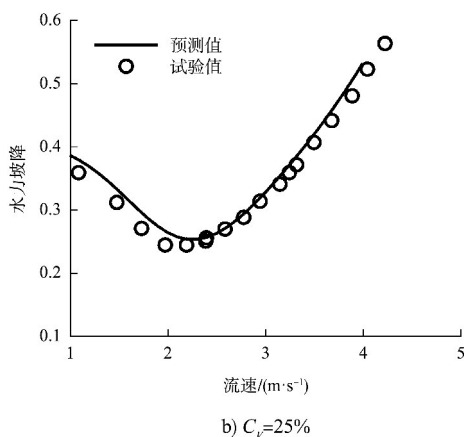


图7 GPR模型的预测结果

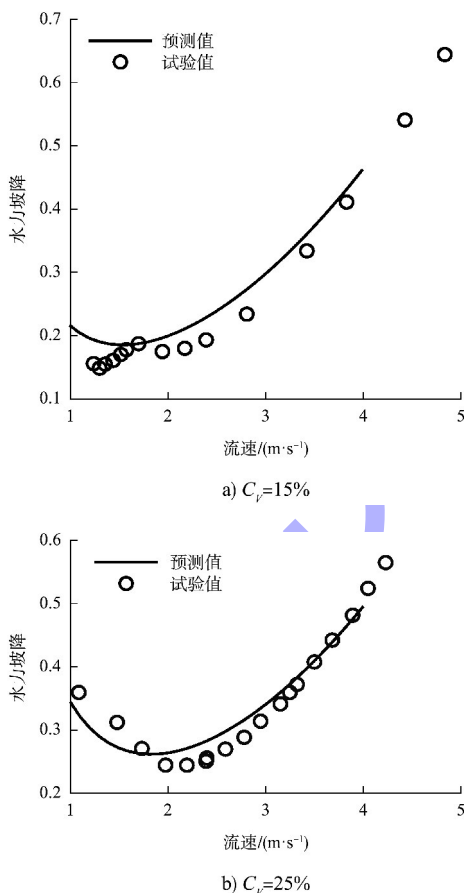


图8 修正 Durand 模型的预测结果

由图7可知,训练出来的 GPR 模型对中间浓度阻力损失数据的预测效果也较可观,预测精度为 0.98,能够清楚地反映阻力损失的变化情况。修正 Durand 模型的预测精度为 0.93,虽然与 GPR 模型的精度差距不大,但是根据图8,其曲线预测结果很明显不如 GPR 模型。修正 Durand 模型的结果只是在大趋势和数值上接近实际数据,但对曲

线关键拐点的预测并不准确,而 GPR 模型则是在数值上接近实际数据的同时,能够更加准确地描述阻力特性曲线的变化过程,对关键拐点的预测也很准确,更容易找到阻力损失最低点。

在浓度为 15% 和 25% 的预测结果中,修正 Durand 模型流速 1~3 m/s 的预测结果与实际数据都有较大的误差,当流速超过 3 m/s,此时阻力损失随流速基本成线性变化后,两者之间的误差才逐渐缩小。同时,预测结果中阻力损失最小点所对应的阻力和流速也和实际数据有所偏离,阻力数值差别不大,流速差别大。反观 GPR 模型预测结果,都很好地贴合了实际数据,阻力损失最小点对应的阻力和流速都非常接近,可以看出,相较于修正 Durand 模型,GPR 模型对阻力损失的预测效果更好。

3 管道流速寻优方法

针对疏浚施工过程中不能准确确定输送流速的难点,本文考虑实际疏浚施工情况,提出一种基于管道阻力-流速模型的流速寻优方法,见图9。

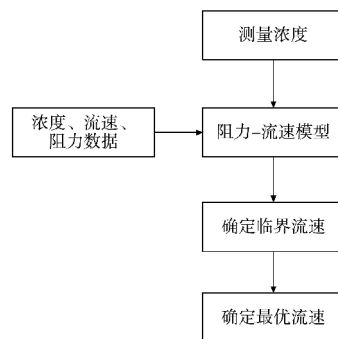


图9 流速寻优方法

流速寻优方法主要包括以下步骤:1) 对施工环境进行试挖,采集管道浓度、流速及阻力损失数据;2) 使用阻力数据对管道的阻力特性进行建模;3) 依据管道当前浓度,利用阻力-流速模型计算得出临界流速;4) 依据最优流速确定方法,计算得到最优流速。

3.1 最优流速确定原则

管道输送浓度为 20% 泥浆的试验数据以及相应比能耗的计算结果见图10。可以看出,由两条

关系曲线可以得知,当流速处于临界流速 v_c 时,比能耗和水力坡降最小,所以最优流速应选在临界流速附近。然而若选择临界流速作为最优流速,阻力虽然最小,管道输送效率最高,但是一旦遇到浓度突然增加的情况,阻力变大,流速会迅速减小,容易造成管道堵塞,所以为了保证输送安全,不能将临界流速作为最优流速。最优流速的确定时需要遵循如下原则:1) 输送时所消耗的能量较低;2) 留有一定的安全余量,保证输送安全;3) 管路磨损程度较低。

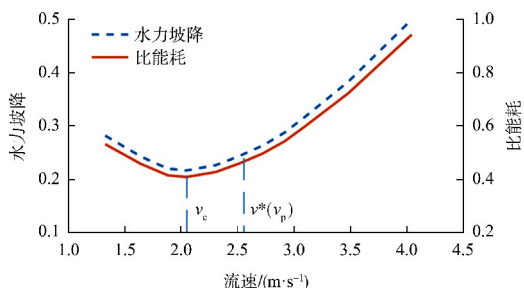


图 10 输送过程管道阻力特性曲线

根据以上原则,一般将临界流速提升一定倍数作为实用流速(经济流速) v_p , 见图 10, 以实用流速作为最优流速 v^* 。

3.2 最优流速计算方法

本文采用实用流速 v_p 作为最优流速 v^* , 在工程中,实用流速是在临界流速 v_c 的基础上再提升 K_v 倍,即^[9]:

$$v_p = K_v v_c \quad (6)$$

式中: v_p 为最低实用流速, m/s; K_v 为系数, 可按表 2 确定; v_c 为临界流速, m/s。

表 2 最低实用流速系数 K_v 取值

土类	淤泥、粉土	粉砂	粗砂、中砂	粗砂、砾石
K_v	1.10	1.20	1.25	1.30

在挖泥船作业时,可以通过施工现场的数据对管道阻力损失进行实时建模,找出阻力损失最低点对应的临界流速后,通过最优流速确定方法计算出当前浓度的最优流速,并根据施工数据的变化进行实时更新,从而将输送流速始终稳定在最优流速,保障泥浆的安全、稳定、高效输送。

4 结论

1) 相比原始 Durand 模型,修正常数后的 Durand 模型预测出的阻力特性曲线准确度提升明显,但由于实际施工过程中水底环境和输送物料复杂,浓度和流速难以稳定,因此经验常数的修正效果有限。

2) 将机器学习方法——高斯过程回归引入阻力损失建模中,能够使用浓度流速变化的离散数据点进行建模,且在训练样本数量较少时,仍具有一定的预测精度。该方法对阻力损失最小点的预测优于传统 Durand 模型。

3) 基于高斯过程回归模型,提出了以阻力-流速为依据的流速寻优方法。该方法直接从生产施工数据出发,不需要考虑土质、管径等其他影响因素,摆脱了复杂公式的限制,更加贴近实际工程需求。

参考文献:

- [1] 倪福生. 国内外疏浚设备发展综述[J]. 河海大学常州分校学报, 2004(1): 1-9.
- [2] 包元平. 提高绞吸式挖泥船生产效率的探讨[J]. 水运工程, 2000(6): 27-32.
- [3] 范世东, 刘正林, 朱汉华. 疏浚作业优化模型研究及系统实现[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2002(2): 151-153.
- [4] 刘一鸣, 姜晗琳, 李振山. 黄河下游泥沙长距离管道输送目标优化方法[J]. 人民黄河, 2021, 43(5): 30-34, 41.
- [5] 张兴荣. 管道水力输送[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 1998.
- [6] NI F S, ZHAO L J, MATOUSEK V, et al. Two-phase flow of highly concentrated slurry in a pipeline[J]. Journal of hydrodynamics(Ser. B), 2004(3): 325-331.
- [7] ZHANG Y S, FENG M, ZHANG W M, et al. A Gaussian process regression-based sea surface temperature interpolation algorithm [J]. Journal of oceanology and limnology 2021, 39(4): 1211-1221.
- [8] 刘开云, 方昱, 刘保国, 等. 隧道围岩变形预测的进化高斯过程回归模型[J]. 铁道学报, 2011, 33(12): 101-106.
- [9] 中交上海航道勘察设计研究院有限公司, 中交天津港航勘察设计研究院有限公司. 疏浚与吹填工程设计规范: JTS 181-5—2012[S]. 北京: 人民交通出版社, 2012.

(本文编辑 王聰)