



# 基于粗糙集技术的绞吸船挖掘黏性土生产率预测

尹崧宇<sup>1,2</sup>, 李章超<sup>1,2</sup>, 李艳玲<sup>1,2</sup>, 郭喜亮<sup>1,2</sup>

(1. 中交天津航道局有限公司, 天津 300461; 2. 天津市疏浚工程技术企业重点实验室, 天津 300457)

**摘要:** 挖泥船是疏浚工程中应用最广泛的疏浚设备, 其生产效率直接影响整个工程的效率。本文采用粗糙集技术建立了一个船舶生产率预估模型, 并针对绞吸船挖掘黏性土这一工况, 开展模型验证性试验。根据实船数据与经验研究成果, 分别采用土质参数与土质等级两种方式表征土质变化情况, 并对两种方式下生产率预估结果进行对比。结果表明: 两种方式下生产率误差均在 10% 以下, 采用粗糙集技术建立生产率预估模型的方法可行; 基于土质等级建模得到的生产率预估值更接近实际生产率。

**关键词:** 生产率; 模型; 粗糙集; 绞吸船

中图分类号: U 616

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2023)S2-0069-06

## Prediction of productivity of cohesive soil excavated by cutter suction dredge based on rough sets theory

YIN Song-yu<sup>1,2</sup>, LI Zhang-chao<sup>1,2</sup>, LI Yan-ling<sup>1,2</sup>, GUO Xi-liang<sup>1,2</sup>

(1.CCCC Tianjin Dredging Co., Ltd., Tianjin 300461, China;

2.Tianjin Key Laboratory for Dredging Engineering Enterprises, Tianjin 300457, China)

**Abstract:** Dredger is the most widely used dredging equipment in dredging engineering, and its productivity directly affects the efficiency of the dredging process. This paper establishes a prediction model of dredger productivity by using rough sets theory, and the model validation experiment is carried out for the working condition of cutter suction dredger excavating cohesive soil. According to the real ship data and empirical research results, soil parameters and soil grade are used to characterize the soil change, and the productivity prediction results under the two methods are compared. The results show that the productivity errors of the both methods are less than 10%, and the method of establishing productivity prediction model using rough set technology is feasible. The predicted value is calculated based on soil grade is much closer to the actual value.

**Keywords:** productivity; model; rough sets theory; cutter suction dredger

疏浚是一项涉及机械、岩土、流体等多种学科复杂的综合技术, 疏浚工程项目的资本投入往往较高。精准掌控疏浚生产力对于控制成本和优化调度效率至关重要。挖泥船是疏浚工程中应用最广泛的疏浚设备, 其生产效率将直接影响整个工程的效率。因此, 准确预测挖泥船生产效率是把控

疏浚生产力的前提, 也是研究热点。Yang 等<sup>[1-2]</sup> 利用 BP 神经网络建立了一种耙吸船生产率预测模型, 该模型考虑了挖泥船的摆动速度、液压管路输送速度和挖泥船的工作压力 3 个因素对生产率的影响, 采用贝叶斯正则化方法进行数据分析。随后, 他们在现有研究成果的基础上对模型进行

优化, 以绞刀电机电流、流速、吸入真空、横移速度作为输入变量, 以泥浆浓度作为输出因素, 建立了绞吸船产量预测模型。Su 等<sup>[3]</sup>同样利用 BP 神经网络建立了一种耙吸船生产率预测模型, 该模型采用遗传算法对 BP 神经网络初始权值和阈值进行优化, 解决了传统 BP 神经网络训练时间长且容易陷入局部极小值的缺点。上述研究表明, 采用人工智能的方法建立不同类型挖泥船的生产率预测模型是可行的。然而, 研究表明<sup>[4-7]</sup> 水下疏浚对象的性质对挖泥船生产效率影响较大, 仅仅选取船舶性能参数作为输入变量进行建模, 而忽略作为疏浚对象的土质参数将对模型的准确性产生不确定影响。

由于挖泥船的挖掘工具与水下土质环境的相互作用是动态、不确定、复杂的, 因此将土质参数与挖泥船性能参数共同作为输入变量, 采用人工智能算法建立生产率预测模型存在一个重要难题。由于不同土质的性质及破坏机理不尽相同, 影响挖掘效率的重要土质参数类型也有所不同, 因此, 针对土质类型的不同, 需要有针对性地改变作为输入变量的土质参数类型, 分别进行建模。本文仅针对绞吸船挖掘黏性土开展研究, 综合考虑土质参数和挖泥船性能参数对挖掘生产率的影响作用, 以实船数据与经验研究成果为依据, 采用人工智能算法建立生产率预测模型。由于输入变量是数值(可能不精确)测量和定性信息的混合物, 提出一种基于粗糙集技术的方法使定性信息与定量信息能够顺利衔接。目前没有基于此项技术的挖泥船生产率预测方法。类似的研究表明<sup>[8-11]</sup> 这一方法值得尝试。

## 1 基于模糊集的生产率预测方法

20 世纪 80 年代初, Pawlak<sup>[12-13]</sup>首先提出粗糙集理论, 它是一种非线性数学方法, 能够有效地分析和处理不完整、不一致、不精确的信息, 并从中发现隐含的知识, 揭示潜在的规律。采用该方法建立生产率预测模型需通过多个流程, 见图 1。

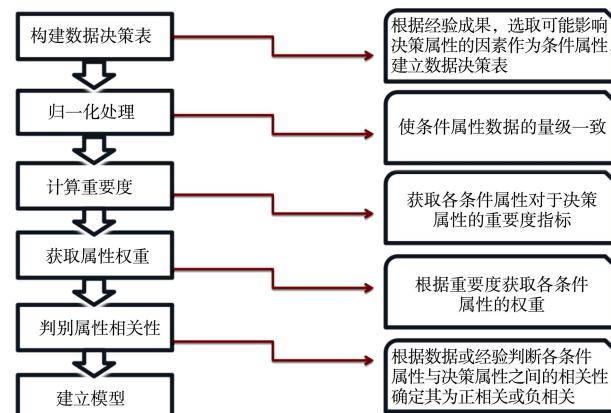


图 1 模型建立流程

### 1.1 构建数据集合

应用粗糙集理论<sup>[14]</sup>, 首先需要建立一个知识系统  $S$ , 该系统可表示为:

$$S = (U, R, V, f) \quad (1)$$

式中:  $U$  为非空的有限论域;  $R$  为非空的属性集合;  $V$  为各属性值的集合;  $f$  为信息函数, 它为每个属性赋予一个信息值。针对本文所要解决的问题,  $U$  可表示为用于生产率预测模型推导的所有样本数据的集合;  $R$  为条件属性与决策属性的集合, 可表示为  $R = \{C, D\}$ , 其中  $C$  为条件属性集合, 由根据经验研究成果获取的可能对生产率产生影响的所有土质指标和船舶性能指标构成,  $D$  为决策属性集合, 由生产率指标构成。由此, 用于进行模型推导的知识系统构建完成, 其信息见表 1。

表 1 知识系统信息表

U	R						D
	C						
	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	.....	$A_m$	
$X_1$	$a_{11}$	$a_{21}$	$a_{31}$	$a_{41}$	.....	$a_{m1}$	$d_1$
$X_2$	$a_{12}$	$a_{22}$	$a_{32}$	$a_{42}$	.....	$a_{m2}$	$d_2$
$X_3$	$a_{13}$	$a_{23}$	$a_{33}$	$a_{43}$	.....	$a_{m3}$	$d_3$
.....					.....		...
$X_n$	$a_{1n}$	$a_{2n}$	$a_{3n}$	$a_{4n}$	.....	$a_{mn}$	$d_n$

### 1.2 归一化处理

由于集合  $R$  中各子项之间的数值可能存在较大差异, 无法直接采用原始数据进行模型推导, 因此需要对集合  $R$  进行归一化处理, 使各条件属性的数值处于同一数量级下。对于条件属性  $A_i$  中

的任意数据  $a_{ij}$ , 可通过公式(2)进行归一化处理:

$$b_{ij} = \frac{a_{ij} - a_{i_{\min}}}{a_{i_{\max}} - a_{i_{\min}}} \quad (2)$$

式中:  $a_{i_{\max}}$  与  $a_{i_{\min}}$  分别为集合  $U$  范围内, 条件属性  $A_i$  的最大值和最小值。显然, 经过归一化处理后, 表 1 内所有数据均在 0~1 范围内。

### 1.3 计算重要度与属性权重

根据粗糙集理论<sup>[15-16]</sup>, 各条件属性对于决策属性的重要度可以通过公式(3)获得:

$$\text{Sig}(A_i) = I(D|C) - I[D|(C - \{A_i\})] \quad (3)$$

式中:  $I(D|C)$  是条件熵, 作为知识不确定性的测量度被引入, 其表达式为:

$$I(D|C) = \sum_{i=1}^n \frac{|X_i|^2}{|U|^2} \sum_{j=1}^k \frac{|D_j \cap X_i|^2}{|X_i|^2} \left(1 - \frac{|D_j \cap X_i|}{|X_i|}\right) \quad (4)$$

式中:  $X_i$  为  $U|C$  的子集  $D_j$  为  $U|D$  的子集。

在求得重要度后, 每个条件属性的权重可通过式(5)求得:

$$W(A_i) = \frac{\text{Sig}(A_i)}{\sum_{i=1}^m \text{Sig}(A_i)} \quad (5)$$

### 1.4 模型建立

尽管采用粗糙集理论得到了每个条件属性的权重, 但条件属性与决策属性之间的相关性尚不

得知。对于某一条件属性, 其值的增大会引起决策属性的增大还是减小, 需要进行判断。为便于模型建立, 本文引入了相关性系数序列, 其表达式为  $K = \{k_1, k_2, k_3, \dots, k_m\}$ , 根据经验理论成果或实际试验数据, 将序列  $K$  中各子项赋值为 1 或 -1。由此, 可按式(6)建立生产率预测模型:

$$d_j = \left[ \sum_{i=1}^m k_i \cdot W(A_i) \cdot a_{ij} \right] \cdot (d_{j_{\max}} - d_{j_{\min}}) + d_{j_{\min}} \quad (6)$$

## 2 基于土质参数的绞吸船挖掘黏性土生产率预测

绞吸船的船舶生产率包括挖掘生产率和输送生产率, 两者之间存在相互作用。通常认为挖掘生产率和输送生产率中较低的值是实际船舶生产率。针对挖掘生产率进行预测, 条件属性集合由黏性土土质参数及绞吸船挖掘性能参数构成。根据经验研究成果<sup>[17]</sup>, 选取标贯击数、天然密度、液性指数和抗剪强度作为土质参数, 选取绞刀切厚、绞刀转速、横移速度及绞刀工作压力作为挖掘性能参数, 共同构成条件属性集合。

采用 30 个样本建立决策信息表, 样本来源于中国某港口航道开挖工程中的实际施工数据, 部分决策信息见表 2。根据表 2 可以求得各条件属性对决策属性的重要度, 计算结果及计算过程中产生的重要中间变量见表 3。

表 2 基于土质参数的知识系统信息

U	R							D
	标贯击数	天然密度/ (g·cm <sup>-3</sup> )	液性指数	抗剪强度/kPa	绞刀切厚/m	绞刀转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	横移速度/ (m·min <sup>-1</sup> )	
$X_1$	13	1.93	0.71	70.19	2.4	23.87	2.11	5.71
$X_2$	15	2.00	0.44	83.32	1.0	23.60	3.95	7.11
$X_3$	7	1.92	0.67	49.40	1.0	24.20	4.87	9.13
$X_4$	16	2.00	0.44	83.32	0.6	23.80	3.67	9.41
$X_5$	8	1.93	0.71	70.19	4.9	23.30	2.17	8.31
								549.3
								410.5
								1105.6
								784.5
								1500.7

表 3 基于土质参数的权重计算结果

C	标贯击数/ 击	天然密度/ (g·cm <sup>-3</sup> )	液性指数	抗剪强度/ kPa	切削厚度/ m	绞刀转速/ (r·min <sup>-1</sup> )	横移速度/ (m·min <sup>-1</sup> )	绞刀工作 压力/kPa
$a_{i_{\max}}$	18	2.07	0.990	160.09	4.900	24.200	5.270	9.690
$a_{i_{\min}}$	7	1.86	0.360	36.94	0.500	19.800	1.620	5.200
$\text{Sig}(A_i)$	0	0.00	0.091	0.00	0.318	0.182	0.273	0.136
$W(A_i)$	0	0.00	0.091	0.00	0.318	0.182	0.273	0.136

由表 3 可知, 液性指数、绞刀切厚、绞刀转速、横移速度及绞刀工作压力为影响绞吸船生产率的强相关项。根据经验研究成果, 绞刀切削厚度、横移速度与绞吸船生产率均为正相关。液性指数、绞刀转速和绞刀工作压力与生产率的关系曲线见图 2, 可以看出, 液性指数与生产率呈负相关; 绞刀转速、绞刀工作压力与生产率呈正相关。

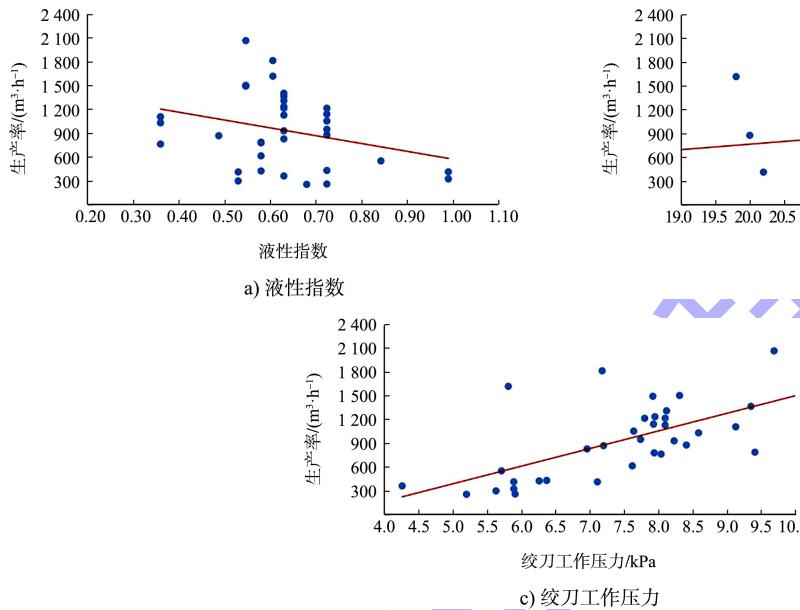


图 2 条件属性与生产率关系曲线

表 4 基于土质参数的生产率预测

液性指数	绞刀切厚/ m	绞刀转速/ (r·min⁻¹)	横移速度/ (m·min⁻¹)	绞刀工作 压力/kPa	实际生产率/ (m³·h⁻¹)	预测生产率/ (m³·h⁻¹)	误差/%
0.72	2.5	20.0	2.98	8.41	875.4	792.2	9.5
0.63	2.5	22.5	4.40	7.80	1 213.2	1 171.0	3.5
0.72	2.0	21.9	4.33	7.93	1 138.3	1 032.1	9.3
0.63	1.0	24.6	4.35	8.12	1 307.3	1 138.4	12.9
0.72	2.0	22.1	2.79	7.74	946.6	830.8	12.2

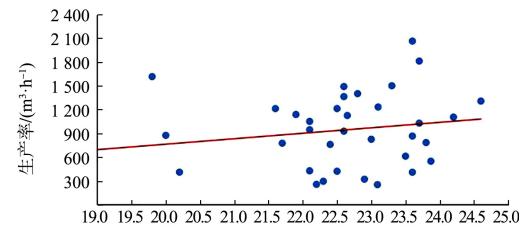
### 3 基于土质等级的绞吸船挖掘黏性土生产率预测

基于土质参数的生产率预测模型建立方法, 经粗糙集运算后, 土质参数中仅有液性指数的对生产率影响在计算过程中被考虑, 而标贯击数、天然密度及抗剪强度等参数与生产率之间的相关性被忽略。仅通过液性指数表征土质类型显然是片面的, 这或许是引起生产率误差的重要原因之一。为解决这一问题, 提出一种基于土质分级的绞吸船挖掘黏性土生产率预估模型。

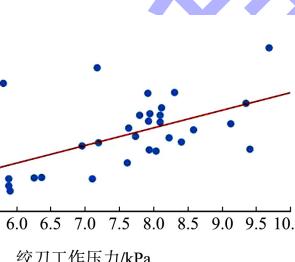
土质等级被认为是一个可以体现土质类型的

由此, 可将相关系数序列表示为  $K = \{0, 0, -1, 0, 1, 1, 1, 1\}$ , 应用此序列, 绞吸船挖掘黏性土生产率可通过式(6)进行预测。

采用 5 个样本验证生产率预测的准确性, 其结果见表 4, 最大误差为 12.9%, 平均误差为 9.5%。由验证结果可知, 平均误差可控制在 10% 以内, 采用此模型进行生产率预测具备一定的可行性。



b) 绞刀转速



c) 绞刀工作压力

综合性参数, 黏性土可按表 5 进行分级。在本模型中, 由土质等级替代标贯击数、天然密度、液性指数和抗剪强度作为土质参数, 由绞刀切厚、绞刀转速、横移速度及绞刀工作压力作为挖掘性能参数, 共同构成条件属性集合, 部分决策信息见表 6。

表 5 黏性土分类标准

土类等级	标贯击数/击	天然密度/(g·cm⁻³)	液性指数	抗剪强度/kPa
3	≤8	≤1.87	>0.50	≤50
4	≤15	≤1.95	≥0.25	≤100
5	>15	>1.95	<0.25	>100

表 6 基于土质等级的知识系统信息

U	C					D
	土类等级	绞刀切厚/m	绞刀转速/(r·min <sup>-1</sup> )	横移速度/(m·min <sup>-1</sup> )	绞刀工作压力/kPa	
X <sub>1</sub>	4	2.4	23.9	2.11	5.71	549.3
X <sub>2</sub>	4	1.0	23.6	3.95	7.11	410.5
X <sub>3</sub>	3	1.0	24.2	4.87	9.13	1 105.6
X <sub>4</sub>	5	0.6	23.8	3.67	9.41	784.5
X <sub>5</sub>	4	4.9	23.3	2.17	8.31	1 500.7

表 7 为采用粗糙集进行计算得到的试验结果。可以看出, 5 个条件属性均为影响绞吸船生产率的强相关项。将相关系数序列表示为  $K = \{-1, 1, 1, 1, 1\}$ , 通过式(6)计算用于模型检测的 5 个样本的生产率, 并进行误差分析, 其结果见表 8。

表 7 基于土质等级的权重试验结果

C	土质等级	切削厚度/m	绞刀转速/(r·min <sup>-1</sup> )	横移速度/(m·min <sup>-1</sup> )	绞刀工作压力/kPa
$a_{i_{\text{max}}}$	5	4.900	24.200	5.270	9.690
$a_{i_{\text{min}}}$	3	0.500	19.800	1.620	5.200
$\text{Sig}(A_i)$	0	0.318	0.182	0.273	0.136
$W(A_i)$	0	0.318	0.182	0.273	0.136

表 8 基于土质等级的生产率预测

实际生产率/(m <sup>3</sup> ·h <sup>-1</sup> )	基于土质参数预测生产率/(m <sup>3</sup> ·h <sup>-1</sup> )	基于土质等级预测生产率/(m <sup>3</sup> ·h <sup>-1</sup> )	基于土质参数误差/%	基于土质等级误差/%
875.4	792.2	773.0	9.5	11.7
1 213.2	1 171.0	1 180.4	3.5	2.7
1 138.3	1 032.1	1 139.7	9.3	0.1
1 307.3	1 138.4	1 296.4	12.9	0.8
946.6	830.8	897.8	12.2	5.2

由表 8 可知, 基于土质等级建立模型, 其预测结果的最大误差为 11.7%, 平均误差为 4.9%。与基于土质参数建立模型所得计算结果相比, 最大误差略微减小, 而平均误差近似降低 1 倍。显然, 基于土质等级的建模方法更加接近实际生产率, 也从另一方面证实了作为挖掘对象的土层变化情况对生产率影响巨大。选取恰当土质参数, 有效表征土质类型将对缩小生产率计算误差提供有力支持。

## 4 结论

1) 选取适当的土质参数和挖泥船性能参数构建条件属性集合, 在通过粗糙集理论获取各条件

属性权重的基础上, 引入相关系数矩阵, 顺利实现船舶生产率与其各影响因素之间的衔接。

2) 采用标贯击数、天然密度、液性指数以及抗剪强度 4 种土质参数和采用土类等级两种方式表征土质变化情况, 分别进行生产率预测, 结果表明, 两种方法所得生产率平均误差均在 10% 以下, 采用该模型预测生产率具备可行性。

3) 采用土类等级进行建模, 其预测结果更接近实际生产率, 其平均误差仅为 4.9%。

目前, 该模型仅针对绞吸船挖掘黏性土这一工况进行试验验证, 使得该模型的应用存在局限性。疏浚区土层多样, 大多情况下疏浚对象为多种土质类型的混合。因此, 未来将对其他工况下的模型建立及试验验证继续开展研究工作。

## 参考文献:

- [1] YANG J B, NI F S, and WEI C Y. A BP neural network model for predicting the production of a cutter suction dredger[J]. AER-advances in engineering research. 2015, 27: 1221-1226.
- [2] 杨金宝, 倪福生, 魏长赟, 等. 基于双隐含层 BP 神经网络的绞吸挖泥船产量预测[J]. 计算机与数字工程, 2016, 44(7): 1234-1237.
- [3] SU Z, FU J Q, SUN J. A genetic neural network approach for production prediction of trailing suction dredge [J]. Communications in computer and information science . 2017, 762: 44-52.
- [4] ANDERSON M J, BARKDOLL B D. Incorporation of air emissions in dredging method selection [J]. Journal of waterway, port, coastal, ocean engineering, 2010, 136(4): 191-199.
- [5] BLAZQUEZ C A, ADAMS T M, KEILLOR P. Optimization of mechanical dredging operations for sediment remediation[J]. Journal of waterway, port, coastal, ocean engineering,

- 2001, 127(6): 299-307.
- [6] HENRIKSEN J, RANDALL R, SOCOLOFSKY S. Near-field resuspension model for a cutter suction dredge[J]. Journal of waterway, port, coastal, ocean engineering, 2012, 138(3): 181-191.
- [7] MANAP N, VOULVOULIS N. Risk-based decision-making framework for the selection of sediment dredging option[J]. Science of the total environment, 2014, 496: 607-623.
- [8] AGHIERO E, ALIQUE J R, HABER R, et al. Fuzzy modelling of machine-tool cutting process [C]//Proceedings: The Third International Conference on Industrial Fuzzy Control and Intelligent Systems, Houston: [s.n.], 1993, 191-196.
- [9] BALAZINSKI M, BELLEROSE M, CZOGALA E. Application of fuzzy logic techniques to the selection of cutting parameters in machining processes [J]. Fuzzy sets and systems, 1994, 63(3): 307-317.
- [10] FEI J, JAWAHIR I S. A fuzzy classification technique for predictive assessment of chip breakability for use in intelligent machining systems [C]// Proceedings Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Francisco: [s.n.], 1993: 1275-1280.
- [11] LEVER P J A, WANG F Y, CHEN D. A fuzzy control system for an automated mining excavator[C]//Proceedings 1994 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Francisco: [s.n.], 1994: 1275-1280.
- [12] PAWLAK Z. A rough set view on Bayes' theorem[J]. International journal of intelligent systems. 2003, 18(5): 487-498.
- [13] PAWLAK Z, SKOWRON A. Rudiments of rough sets[J]. Information Sciences. 2007, 177(1): 3-27.
- [14] DEN HARTOG M H, BABUSKA R, DEKETH H J R, et al. Knowledge-based fuzzy model for performance prediction of a rock-cutting trencher [J]. International journal of approximate reasoning, 1997, 16(1): 43-66.
- [15] YAN T, Han C Z. A novel approach of rough conditional entropy-based attribute selection for incomplete decision system[J]. Mathematical problems in engineering, 2014 (Pt.2): 1-15.
- [16] SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. Mobile Computing and Communication. Review, 2001, 5(1): 3-55.
- [17] YUE P, ZHONG D H, MIAO Z J, et al. Prediction of dredging productivity using a rock and soil classification model[J]. Journal of waterway, port, coastal, and ocean engineering, 2015, 141(4): 06015001.

(本文编辑 赵娟)

(上接第 10 页)

## 参考文献:

- [1] JING L D, WU C X, LIU J T, et al. The effects of dredging on nitrogen balance in sediment-water microcosms and implications to dredging projects[J]. Ecological engineering, 2013, 52: 167-174.
- [2] 林莉, 李青云, 吴敏. 河湖疏浚底泥无害化处理和资源化利用研究进展[J]. 长江科学院院报, 2014, 31(10): 80-88.
- [3] JAESUNG P, YOUNGHWAN S, SOOKACK N, et al. The suitability evaluation of dredged soil from reservoirs as embankment material [J]. Journal of environmental management, 2016, 183: 443-452.
- [4] 谢瑞桃. 黑臭河流底泥在绿化种植中的资源化利用研究[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2017.
- [5] 黄翔峰, 王志, 叶广宇, 等. 疏浚底泥改良土壤理化性质促进芦苇快速定植研究[J]. 环境科学学报, 2019, 39(12): 4261-4268.
- [6] 杨丹, 刘燕, 葛皎. 河道疏浚底泥农业利用对油菜幼苗生长的影响[J]. 北方园艺, 2016(16): 177-181.
- [7] ANA P, VÉRONIQUE E, CLAUDE A, et al. Response of soil microbial communities to compost amendments [J]. Soil biology and biochemistry, 2005, 38(3): 460-470.
- [8] 薛婷婷. 湖泊底泥发酵生产有机肥的工艺研究[D]. 西安: 西北大学, 2016.
- [9] 黄佳音, 杨旺旺, 王利桃, 等. 基于白洋淀底泥土工管袋脱水工艺试验研究[J]. 人民黄河, 2019, 41(S2): 97-98, 119.
- [10] 王松, 魏新庆, 王立彤. 环保疏浚联合土工管袋用于湖库底泥的脱水减容[J]. 中国给水排水, 2011, 27(8): 47-51.
- [11] 金建华, 苗兆静. 污泥脱水中 PAC 与 PAM 联合使用的试验研究[J]. 江苏环境科技, 2006, 19(2): 4-6.
- [12] 李思宇, 杨玉萍, 范宏英, 等. 剩余污泥与餐厨垃圾混合发酵处理技术现状及影响因素分析[J]. 绿色科技, 2018(12): 64-66.
- [13] 高文. 水葫芦与污泥联合厌氧消化产沼气试验研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2018. (本文编辑 王传瑜)