

基于BP神经网络的堆肥物料抗剪强度预测模型

李成杰^{1,2}, 王涛², 李海漪^{1,2}, 李加文², 邢家乐², 杨非²
(1. 机械科学研究总院集团有限公司, 北京 100044; 2. 机科发展科技股份有限公司, 北京 100044)

摘要: 针对目前传统方式采集堆肥物料抗剪强度数据过程中环境恶劣、数据采集困难、试验误差大等问题,提出一种基于BP神经网络的抗剪强度预测模型。通过现场试验得到堆肥物料抗剪强度和堆体高度、温度、含水率、密度等参数共39组有效数据,以其中35组作为训练样本,其余4组用于评价模型的预测性能。结果表明,该模型预测值与实测值的平均误差为11.35%,基于BP神经网络的抗剪强度预测模型具有较高的预测精度,为抗剪强度的预测提供了一种新方法。

关键词: 污泥堆肥; 抗剪强度; BP神经网络; 预测模型

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2020)07-0108-06

Prediction Model of Compost Materials Shear Strength Based on BP Neural Network

LI Cheng-jie^{1,2}, WANG Tao², LI Hai-yi^{1,2}, LI Jia-wen², XING Jia-le², YANG Fei²
(1. China Academy of Machinery Science and Technology Group Co. Ltd., Beijing 100044, China; 2. Machinery Technology Development Co. Ltd., Beijing 100044, China)

Abstract: A prediction model of compost materials shear strength based on BP neural network was proposed to solve the problems of the harsh environment, difficulty in data collection and a large test error in the process of collecting shear strength data by using traditional methods. A total of 39 sets of effective data were obtained through field test of shear strength and other four parameters (pile height, temperature, moisture content and density of the compost materials), among which 35 groups were used as training samples and the remaining 4 groups were used to evaluate the prediction performance of the model. The results showed that the average prediction error between the predicted value and the measured value was 11.35%. The proposed shear strength prediction model based on BP neural network has high prediction accuracy, which provides a new method for shear strength prediction.

Key words: sludge compost; shear strength; BP neural network; prediction model

近年来,国内污水处理厂污泥的产量急剧增加,污泥中含有大量有机物、微生物、病原体、重金属等物质,如果处理不当会对环境造成二次污染。国内外关于污泥的处置方法主要有:土地填埋、焚烧、堆肥后土地利用等,其中污泥堆肥后土地利用是目前业内公认的最成熟、最稳定、最经济的符合我国国情的有机固废生物处理技术之一^[1]。污泥堆肥过程中不同的处理工艺、脱水污泥来源、干湿物料配比、

调理剂等因素,均会影响发酵仓内物料的性质及污泥的堆肥效果。

超级好氧堆肥技术(SACT)作为中国原创堆肥技术的代表,是以动态隧道式发酵仓型、全机械化流程、MCCD设计理念为核心的具有完全自主知识产权的堆肥技术^[2]。现有工艺采用F5.110滚筒式翻堆机对发酵仓内物料进行动态翻堆,促进堆体温度升高、含水率降低,同时缩短堆肥周期。由于堆肥过

程中不同阶段的物料具有不同的性质,导致物料对翻堆机的阻力特性呈非线性变化趋势。马瑶等^[3]研究了污泥好氧堆肥过程中调理剂的配比对堆肥效果的影响,指出在污泥与调理剂(锯末)的配制比例为10:1的情况下,堆肥过程中含水率、有机质明显下降,中温发酵下pH值的变化符合堆肥标准要求。李海漪等^[4]通过对滚筒式翻堆机刀具及污泥的运动建立数学模型并进行分析,从而找到了刀具角度和翻抛距离的关系。目前开展的研究中包含了不同堆肥物料参数、翻堆机设计参数对堆肥效果的影响,缺乏关于堆肥物料与翻堆机之间的力学性能研究,即堆肥物料抗剪强度分析。

笔者基于SACT污泥堆肥工艺,提出了一种关于堆肥物料抗剪强度的检测方法,开展了关于堆肥物料参数和抗剪强度的采集试验,并基于BP神经网络建立了堆体抗剪强度预测模型,可为翻堆机的机械结构设计及优化、翻堆系统的工艺参数优化等奠定理论基础。

1 堆肥物料阻力特性

1.1 莫尔-库伦强度理论

1776年,库伦提出了著名的库伦公式,见式(1)。1900年莫尔指出,若一个土单元的应力莫尔圆中的任意一个面上的剪应力达到了式(2),则该单元达到了极限状态,揭示了土强度的本质与机理,式(1)只是在一定应力水平下式(2)的线性特例^[5]。

$$\tau_r = c + \sigma \tan \varphi \quad (1)$$

$$\tau_r = f(\sigma_n) \quad (2)$$

式(1)中黏聚力 c 和摩擦阻力 $\sigma \tan \varphi$ 是决定抗剪强度线性变化规律的重要参数。黏聚力 c 是土颗粒之间的连续作用力,一般表现为黏土颗粒-水-电之间的相互作用,主要包括:静电引力、范德华力、颗粒间的胶结、颗粒间接触点的化合价键、表观黏聚力和排斥力;摩擦阻力 $\sigma \tan \varphi$ 是土颗粒之间的相互作用力,一般分为滑动摩擦力和咬合摩擦力^[6]。影响土强度的因素有很多,土的抗剪强度及其影响因素的关系可以定性表示为式(3)。

$$\tau_r = f(e, \varphi, C, \sigma', c, H, T, \varepsilon, \dot{\varepsilon}, S) \quad (3)$$

式中: e 为孔隙比; C 为土的构成; H 为历史应力; T 为温度; σ' 为拉应力; ε 和 $\dot{\varepsilon}$ 分别为应变和应变率; S 为土的结构; c 为黏聚力; φ 为内摩擦角。

1.2 阻力特性指标

污泥堆肥过程中翻堆机对堆体的翻抛作用如图

1所示。从翻堆机刀具前段与堆体接触到堆体内部发生剪切破坏的过程中,翻堆机主要克服的是物料之间的黏聚力 c 和摩擦阻力 $\sigma \tan \varphi$;从堆体内部发生剪切破坏到刀具带动物料脱离堆体的过程中,翻堆机主要克服的是物料之间的摩擦阻力 $\sigma \tan \varphi$ 。

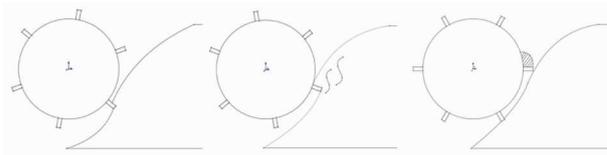


图1 翻抛过程示意

Fig. 1 Schematic diagram of turnover process

污泥堆肥过程中不同阶段的物料性质不同,即发酵仓内不同位置区域的物料性质发生了变化。进料端物料经混料机混合后形成大颗粒状,其温度低、含水率高、密度大;中间段物料经过多次翻堆和破碎作用后形成泥状,其温度高、含水率高、密度达到最大;出料端物料经过完整的堆肥过程后形成小颗粒状,其温度略有下降、含水率低、密度小。由于不同阶段的物料具有不同性质,导致物料的抗剪强度呈非线性变化的趋势。

堆肥物料的阻力特性通过分析抗剪强度与堆体高度、温度、含水率等各项参数之间的变化规律获得,可以定性表示为式(4)。

$$\tau = f(\text{物料参数体系}) \quad (4)$$

1.3 堆体物料参数体系

依据SACT堆肥工艺参数体系及相关文献调研结果可知,影响物料堆肥效果的因素主要包含:堆体高度、温度、含水率、密度、颗粒大小、孔隙比、pH值、C/N值、微生物含量、氧浓度、有机质含量和调理剂等,建立以上参数与抗剪强度影响因素之间的关联度分析^[5,7],结果见表1。本试验采用堆体高度、温度、含水率、密度、颗粒大小、孔隙比和调理剂作为堆肥物料阻力特性的主要影响因素。

表1 关联度分析

Tab. 1 Correlation analysis

项目	与 τ 的关联度
堆体高度	6,7,8
温度	1,2,3,5
含水率	1,3,5,6,7
密度	1,3,4,6,8
颗粒大小	1,2,3,4,5,7
孔隙比	1,2,4,5,6,7
调理剂	1,3,4,5,7

续表 1 (Continued)

项 目	与 τ 的关联度
pH 值	4
C/N 值	4
微生物含量	3,4
氧浓度	4
有机质含量	3,8

注: 1~8 表示抗剪强度 τ 的影响因素, 分别为静电引力、范德华力、颗粒间的胶结、颗粒间接触点的化合价键、表观黏聚力、颗粒间的滑动摩擦、颗粒间的咬合摩擦、物料自重。

试验过程中所用调理剂(花生壳)的含水率为 10.67%; 发酵仓内中段物料为泥状, 部分颗粒粒径数据无法采集; 直接测量孔隙比难度较大, 因此可由堆体密度、含水率等参数换算得到。综合以上现场因素, 依据物料参数可测性、实测数据有效性、现场试验能力等客观条件, 将堆肥物料阻力特性指标简化为式(5)。

$$\tau = f(h, T, \rho, w) \quad (5)$$

式中: τ 为抗剪强度, Pa; h 为堆体高度, m; T 为堆体温度, $^{\circ}\text{C}$; ρ 为堆体密度, g/cm^3 ; w 为堆体含水率, %。

1.4 BP 神经网络理论

堆肥物料阻力特性指标中各项参数的数据拟合属于多因素非线性拟合, 且所有实测数据存在一定人为误差。常用的数据分析方法有多因素正交试验法、神经网络、遗传算法等, 其中 BP 神经网络是目前研究最为成熟、应用最为广泛的人工神经网络模型之一, 因其具有非线性映射能力、自学习和自适应能力、泛化能力、容错能力等特点, 被广泛应用于自动控制、信号处理、预测、函数拟合等学科和领域中^[8]。BP 神经网络是一种多层前向网络, 其结构如图 2 所示。

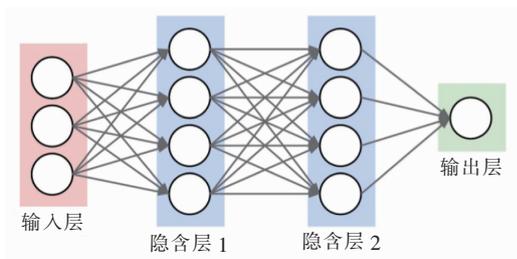


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 BP neural network structure

输入样本群经过各隐含层函数正向传播与误差的反向传播过程, 由输出层输出结果, 所以隐含层数

量及各隐含层神经元数目共同决定 BP 神经网络结构。本试验选择基于 Matlab 软件的 BP 神经网络进行抗剪强度数据分析及预测。

2 结果与讨论

洛阳污泥处理厂于 2014 年 11 月开始试运行, 设计处理规模为 328 t/d (以湿泥含水率为 80% 计), 采用“SACT 堆肥工艺+资源化利用”技术。脱水污泥来源于周边地区的污水处理厂, 符合污泥堆肥指标要求, 其具体性质: 原湿泥的 pH 值为 6.57、含水率为 82.31%、有机质为 35.65%、C/N 值为 15.32、TP 为 9.862 mg/g。调理剂为花生壳, 其基本性质: 含水率为 10.67%、含氮量为 0.8%、C/N 值为 15.8。进仓物料的含水率为 52.33% (低于工艺设计参数的 55%), 出仓物料的含水率为 35.57% (低于工艺设计参数的 40%), 堆肥过程中进出仓物料的有机质含量、pH 值以及碳、氮、磷的含量等物料参数趋于稳定^[9]。

发酵车间共 16 条发酵仓, 仓内堆体长为 48 m, 宽为 5.1 m。为确保采集数据的全面性和可靠性, 选择 1 号、2 号和 6 号发酵仓为试验数据采集仓。这是因为 1 号和 2 号仓同一天进行翻堆作业, 6 号仓隔天进行翻堆作业。厂区堆肥周期为 14 d, 结合各项参数的采集要求, 采样点设置如下: 以进料端为原点、出料端为终点设为 X 轴, 取 14 个等距采样点; 以堆体宽为 Y 轴, 设置 2 个等距采样点; 共 28 个采样点开展数据采集试验, 具体分布如图 3 所示。

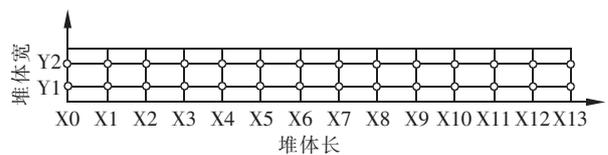


图 3 采样点的分布

Fig. 3 Distribution of sample point

2.1 抗剪强度采集试验结果

抗剪强度 τ 的检测方法有直剪试验、三轴剪切试验、十字板剪切试验、无侧压缩试验、螺旋板压缩试验等。综合考虑各检测方法的优缺点和现场试验的可操作性、可控性、可测性等因素, 本试验采用十字板剪切试验作为抗剪强度 τ 的现场检测方法。同时依据《土力学工程技术规范》设计了非标试验器材——十字板剪切仪, 如图 4 所示。结合相关检测仪器用于现场测量堆肥物料的抗剪强度 τ , 即通过实测极限扭矩 M , 推导出抗剪强度 $\tau = 94.316M$ 。



图4 十字板剪切仪

Fig.4 Vane shear instrument

以1号发酵仓为例,在堆体1 m和1.3 m物料层取24个采样点(X0、X13采样点处于堆体两端边缘,不进行抗剪强度测量)测量原状物料剪切破坏峰值和重塑物料剪切破坏峰值,结果如图5所示。可知,堆体中前段,进仓物料经过1~2次翻抛和破碎后,堆体密度增大、含水率增高、孔隙率降低,原状物料剪切破坏峰值达到最大值,抗剪强度达到最大值。堆体末端物料形成小颗粒状,含水率较低、孔隙比较大,堆体高度达到最大值,重塑物料剪切破坏峰值达到最大值,抗剪强度较大。

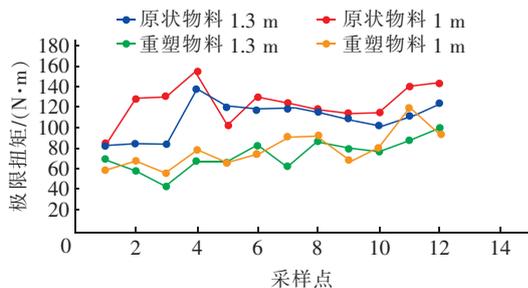


图5 1号仓原状和重塑物料剪切破坏峰值曲线

Fig.5 Original and remolded material's shear-failure peak curve of No. 1 fermentation tank

2.2 物料参数体系采集试验结果

2.2.1 堆体高度的变化

1号、2号和6号仓堆体高度的变化如图6所示。进料端堆体高度1.9 m处为布料机的布料高度,进仓物料经过翻堆机的翻抛和破碎作用后,堆体密度和含水率下降、孔隙比上升,堆体高度从进料端的1.2 m逐步上升至出料端的1.8 m。堆体高度在25~30 m处发生较大变化,原因是翻堆机前进速度

变化,属于堆肥工艺参数调整误差。

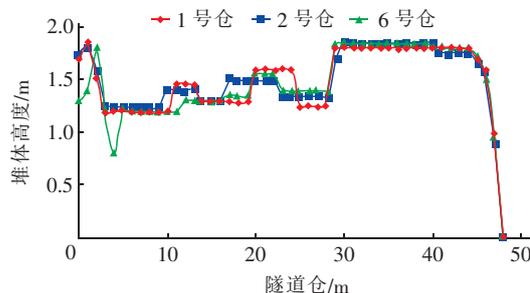


图6 堆体高度分布曲线

Fig.6 Distribution curve of pile height

2.2.2 堆体温度的变化

在堆体0.5、0.8和1.3 m物料层对1号、2号和6号仓堆体的28个采样点进行温度数据采集,取Y1、Y2采样点的平均值绘制温度曲线。取厂区中控室2018年9月1日—11月20日温度数据,以小时为节点共64 000组数据,整合后绘制1~8号仓平均温度分布曲线,见图7。本试验所采集1号、2号和6号仓进料端的堆体温度分别为32、30、29℃,仓前段迅速升温至66、64、66℃,仓中段温度保持在50~70℃,仓后段堆体温度略有下降,为50~60℃。所测温度变化曲线与厂区长期监测温度的变化趋势大致相同。

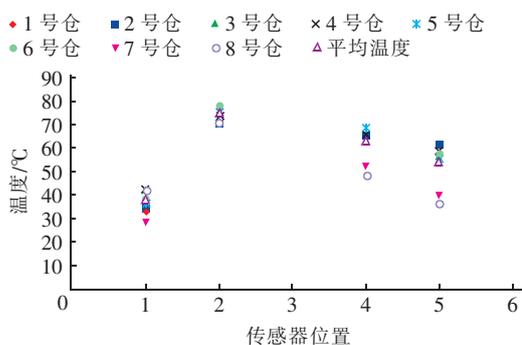


图7 9月1日—11月20日温度分布曲线

Fig.7 Distribution curve of temperature from September 1st to November 20th

2.2.3 堆体含水率的变化

在堆体1.3 m物料层对1号、2号和6号仓堆体的28个采样点进行含水率数据采集,取Y1、Y2采样点的平均值绘制含水率曲线。取厂区化验室2018年1月1日—10月20日含水率检测报表,整合数据后可以看出,返料、调理剂(花生壳)、进仓物料和出仓物料的含水率分别为20.96%、10.67%、52.33%、34.57%。1号、2号和6号仓进仓物料的

含水率分别为 52.4%、56.3%、57.1%，出仓物料的含水率分别为 35.6%、41.1%、36.9%，与厂区长期监测数据相符合。

2.2.4 堆体密度的变化

由于翻堆机的翻抛、破碎作用以及堆体通风曝气、水分蒸发，堆肥过程中堆体密度逐渐下降，孔隙比逐渐升高。以 1 号发酵仓为例，在堆体 1.3 m 物料层对 28 个采样点进行密度数据采集，取 Y1、Y2 采样点的平均值绘制密度曲线。结果表明，进料端的堆体密度为 700 kg/m³，仓前段上升至最高，为 800 kg/m³，仓中段和后段堆体密度逐渐下降，在出料端稳定保持在 500 kg/m³。

本次试验在洛阳污泥处理厂设 3 条对比试验仓，每条仓设 28 个采样点共 84 个采样点，采集极限扭矩、堆体高度、温度、含水率和密度 5 项数据，共 420 组。

2.3 基于 BP 神经网络的数据分析

将 420 组数据按照单个采样点进行一一对应整合处理，排除进、出料端无效数据后共得到 39 组数据，任意选择 35 组数据用于训练 BP 神经网络，其余 4 组数据用于验证 BP 神经网络算法的准确性。4 组验证数据见表 2。

表 2 验证数据

Tab. 2 Verification data

序号	堆体高度/m	堆体温度/℃	堆体含水率/%	堆体密度/(kg·m ⁻³)	极限扭矩/(N·m)
1	1.25	49.17	45.44	742.50	117.31
2	1.75	71.83	43.03	534.01	117.40
3	1.25	53.83	57.23	632.19	101.61
4	1.35	52.00	56.92	751.08	119.30

初步设置 BP 神经网络中隐含层为 3 层，每层神经元数量分别为 3、5、4，网络学习速率为 0.05，可得 4 组验证数据预测极限扭矩分别为 106.414 9、191.821 6、107.966 0、116.445 3 N·m。预测值与实测值的误差分别为 9.3%、63.4%、6.3%、2.4%，平均误差为 20.35%。BP 神经网络的预测值和实测值对比结果如图 8 所示。

经过初步验证可得，BP 神经网络算法适用于抗剪强度与各项物料参数的非线性拟合。但是以上数据测试结果的误差较大，需要设置合适的参数使每组预测值单项误差 < 30%，平均误差 < 15%。经过反复测试与结果对比，最终选择隐含层数为 3，神经

元数量分别为 4、7、2，网络学习速率为 0.05，训练神经网络所要达到的目标误差为 10⁻⁶，本次训练运行 1 s，进行了 237 次迭代运算，得到 4 组验证数据的预测极限扭矩值分别为 109.919 3、118.065 7、88.040 5、149.187 2 N·m，预测值与实测值的误差分别为 6.3%、0.6%、13.4%、25.1%，平均误差为 11.35%。BP 神经网络预测值和实测值的对比结果见图 9。

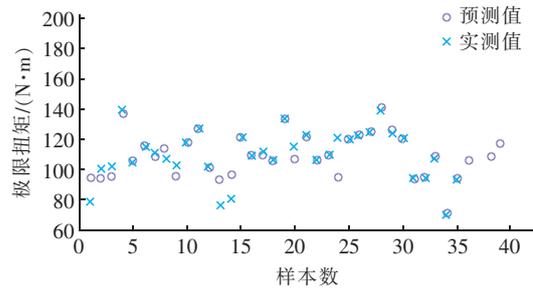


图 8 预测值和实测值的对比结果

Fig. 8 Comparison of predicted and measured values

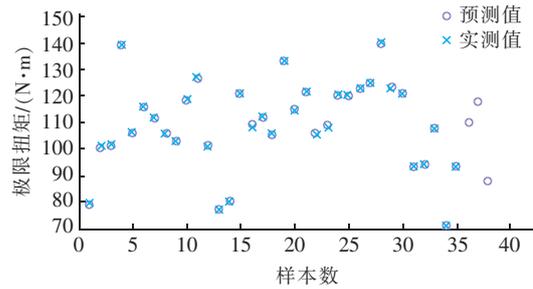


图 9 预测值和实测值的对比结果

Fig. 9 Comparison of predicted and measured values

3 结论

① 提出了堆体物料的阻力特性指标 $\tau = f(h, T, \rho, w)$ ；提供了一种基于十字板剪切试验的堆体抗剪强度实测方案和一种基于 BP 神经网络的堆体抗剪强度预测模型；十字板剪切试验可测得堆体极限扭矩 M ，并进一步求得堆体抗剪强度 $\tau = 94.316M$ 。

② 通过 BP 神经网络中隐含层数、每层神经元数量、网络学习速率等参数的优化，计算过程从 16 s 缩短至 1 s；计算迭代次数从 6 579 次减少至 237 次；计算效率大幅提升，得到预测值与实测值的误差分别为 6.3%、0.6%、13.4%、25.1%，平均误差为 11.35%，构建的抗剪强度预测模型达到预期结果。

参考文献：

[1] 王涛. SACT 污泥堆肥工艺设计方法[J]. 中国给水排

- 水,2017,33(24):82-86.
Wang Tao. Design method of SACT sludge composting process[J]. China Water & Wastewater,2017,33(24):82-86(in Chinese).
- [2] 王涛,邢家乐,兰轩花,等. SACT 污泥高温好氧发酵技术典型案例分析[J]. 给水排水,2014,40(7):24-27.
Wang Tao, Xing Jiale, Lan Xuanhua, et al. Analysis on the SACT high temperature aeration ferment technology and its typical case [J]. Water & Wastewater Engineering,2014,40(7):24-27(in Chinese).
- [3] 马瑶,王宏哲,彭举威,等. 不同 C/N 比的村镇剩余污泥堆肥资源化研究[J]. 哈尔滨商业大学学报:自然科学版,2016,32(1):29-32.
Ma Yao, Wang Hongzhe, Peng Juwei, et al. Recycling study on rural surplus sludge compost of different proportion of C/N[J]. Journal of Harbin University of Commerce:Natural Sciences Edition,2016,32(1):29-32(in Chinese).
- [4] 李海漪,李云飞,居玉坤. 基于数学模型对 SACT 工艺中刀具角度和翻堆距离关系的探讨[J]. 中国农机化学报,2018,39(4):25-27,33.
Li Haiyi, Li Yunfei, Ju Yukun. Discussion on the relationship between blade angle and turning distance in SACT process based on mathematical model[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2018,39(4):25-27,33(in Chinese).
- [5] 李广信. 高等土力学[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社,2016.
Li Guangxin. Advanced Soil Mechanics[M]. 2nd ed. Beijing:Tsinghua University Press,2016(in Chinese).
- [6] 李文. 含水率对甘肃黄土边坡抗剪强度的影响研究[D]. 西安:长安大学,2010.
Li Wen. Study on the Wate Content Effect on Shear Strength of Loess Slope in Gansu Area[D]. Xi'an:Chang'an University,2010(in Chinese).
- [7] 龙玉民. 重塑粘性土 c, φ 值影响因素研究[D]. 长沙:中南大学,2012.
Long Yumin. Influence Factor Study of Remolded Cohesive Soil's c, φ Values [D]. Changsha: Central South University,2012(in Chinese).
- [8] 王吉权. BP 神经网络的理论及其在农业机械化中的应用研究[D]. 沈阳:沈阳农业大学,2011.
Wang Jiquan. Research on BP Neural Network Theory and Its Application in Agricultural Mechanization [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2011 (in Chinese).
- [9] 王涛. 从洛阳污泥两期工程设计看中国污泥堆肥技术变迁与发展趋势[J]. 给水排水,2018,44(9):41-45.
Wang Tao. Viewing the change and development trend of Chinese sludge composting technology from the design of Luoyang sludge treatment project [J]. Water & Wastewater Engineering, 2018, 44 (9): 41 - 45 (in Chinese).



作者简介:李成杰(1993-),男,河南周口人,硕士,助理工程师,研究方向为环保技术与装备。

E-mail:591103430@qq.com

收稿日期:2019-09-01

做好水文监测分析预报,保障国家水安全