

基于神经网络 PID 的疏浚管道泥浆流速控制

蒋爽^{1,2}, 刘世纪^{1,2}, 高礼科^{1,2}, 倪福生^{1,2}

(1. 河海大学 机电工程学院, 江苏 常州 213022;

2. 河海大学 疏浚技术教育部工程研究中心, 江苏 常州 213022)

摘要: 疏浚作业中, 泥浆管道内物料的组成、粒径、浓度等随水下地形土质等变化很大, 易造成流速波动甚至堵管、爆管等故障, 因此泥浆流速稳定控制对泥浆输送的效率和安全性具有重要意义; 疏浚管道输送系统具有非线性、大时滞和参数时变等特征, 传统 PID 控制方法效果不佳, 故此将 BP 神经网络和传统 PID 控制算法相结合, 并将其应用于泥浆流速控制中; 以河海大学管道输送实验平台为对象, 采用受控自回归 CAR 模型描述泥泵变频器频率与管道泥浆流速之间的关系, 通过实验和数值处理对模型进行离线辨识; 在此基础上通过仿真对比传统 PID、单神经元 PID 和 BP-PID 的流速控制性能, 发现 BP-PID 控制器的超调量仅为 3.8%, 响应时间为 11 s, 控制性能较好; 最后通过在体积浓度 -10% 到 -30% 泥浆范围内, 泥浆浓度小幅度和大幅度增减实验, 对流速控制方法进行了验证, 结果表明在浓度平缓或剧烈波动时, 采用 BP-PID 控制算法的流速控制系统, 均能够在保证输送安全的前提下, 快速、稳定地达到目标流速, 具有较好的自适应控制性能。

关键词: 疏浚工程; 泥浆流速控制; 泥泵管道输送实验台; 受控自回归模型; 神经网络 PID; 单神经元 PID

Slurry Flow Rate Control for Dredging Pipelines Based on Neural Network PID

JIANG Shuang^{1,2}, LIU Shiji^{1,2}, GAO Like^{1,2}, NI Fusheng^{1,2}

(1. School of Mechatronics Engineering, Hohai University Changzhou 213022, China; 2. Engineering Research Center of Dredging Technology of Ministry of Education, Hohai University Changzhou 213022, China)

Abstract: In dredging operations, the composition, particle size and concentration of the material in the mud pipeline vary greatly with the underwater topography and soil quality, which may cause faults such as the fluctuation of flow rate and even blockage and bursting of the pipeline. Therefore, the stable control of mud flow rate is of great significance to the efficiency and safety of mud conveying. The dredging pipeline conveying system has the characteristics of nonlinearity, large time delay and time-varying parameters, and traditional PID control methods are ineffective. Therefore, BP neural network and traditional PID control algorithms are combined and applied to the slurry flow rate control. Taking the pipeline conveying experimental platform of Hohai University as the object, a controlled autoregressive CAR model is used to describe the relationship between mud pump inverter frequency and pipe slurry flow rate, and the model is carried out the off-line identification through the experiments and numerical processing. On this basis, the flow rate control performances of conventional PID, single neural PID and BP-PID are compared by the simulation. It is found that the overshoot of the BP-PID controller is only reached by 3.8% and the response time by 11 s. Finally, the flow rate control method was validated by small and large variation of mud concentration with the volume concentration range of -10% to -30%. The results show that the flow rate control system with the BP-PID control algorithm can achieve the target flow rate quickly and stably with a good adaptive control performance, ensuring the safety of conveying when the concentration is calm or fluctuating drastically.

Keywords: dredging engineering; slurry flow rate control; mud pump pipeline transportation bench; controlled autoregressive model; neural network PID; single neural PID

0 引言

疏浚是指使用挖泥船等具有挖掘输送功能的装置对水下土石方进行开采作业的工程^[1]。管道输送系统作为挖泥船系统的关键部分之一, 直接影响疏浚施工效率。由于水底土质复杂、地形起伏变化, 使得输送物料组成多变, 输送浓度变化较大, 导致输送流速波动, 物料容易沉积, 进而堵塞管路, 所以泥浆流速稳定控制对管道输送的安全至关重要^[2]。但由于泥浆自身的质量大、惯性大, 使得改变泥浆流速需要较长时间, 系统响应时间慢, 延时明显, 这

些问题导致了泥浆流速控制困难^[3]。

国内有学者对泥浆流速控制进行了诸多研究。闭治跃针对泥浆流速对象建模, 提出一种无辨识单神经元自适应预估控制。高礼科针对泥浆流速稳定, 使用模糊 pid 对调速系统进行控制。潘成广提出无模型自适应前馈控制, 使得泥浆管道输送拥有良好的控制作用。上述研究提出的控制方法对于流速控制有一定效果, 但大多停留在仿真阶段, 并没有实验验证^[3-6], 部分模型相对简单, 在浓度小幅变化时效果较好, 但当浓度变化幅度较大或者较为剧烈时, 无

收稿日期: 2023-01-14; 修回日期: 2023-03-08。

基金项目: 国家重点研发计划专项项目(2018YFC040740405); 河海大学大学生创新训练项目(202210294109Z)。

作者简介: 蒋爽(1981-), 男, 硕士, 高级实验师。

引用格式: 蒋爽, 刘世纪, 高礼科, 等. 基于神经网络 PID 的疏浚管道泥浆流速控制[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 198-206, 220.

法很好的实现跟踪控制。

PID 控制器因其控制结构简单、参数调整便捷且具有良好的鲁棒性而在工业控制领域中有着广泛的使用, 疏浚工程中通常也采用传统 PID 对流速进行控制, 但多存在参数固定, 自适应效果较差等问题, 难以应对复杂多变的泥浆输送系统。如粗大颗粒长距离输送时, 由于流态在推移质、悬移质之间不断切换, 浓度波动幅度和频率变化剧烈, 传统 PID 控制器因适应性不强, 易发生堵管等故障。神经网络由于其工作原理而具有很强的学习性和适应性, 由神经网络构成的控制算法结构简单、易于实现, 具有较强的自适应性、鲁棒性和较高的容错率, 非常适用于解决非线性和不确定系统的控制问题^[7], 故此本文基于流速实验数据, 在建立泥浆管道输送系统仿真模型的基础上, 设计神经网络 PID 控制器, 采用神经网络对 PID 参数进行自适应调整, 以达到最优的控制效果, 并对控制器进行仿真以及模型实验验证控制性能。

1 疏浚泥浆管道输送系统模型

挖泥船管道输送过程主要是将绞刀或耙头破碎水下土壤形成的砂水混合物, 通过泥泵进行加速, 沿排泥管排放至指定位置^[4]。河海大学依据挖泥船的实际管线布置及输送过程, 设计搭建了疏浚泥泵管道输送模型实验台, 结构及组成如图 1 所示。

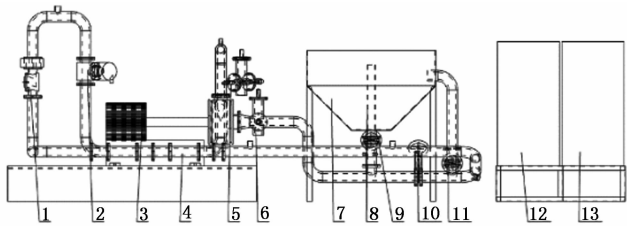


图 1 实验平台整体结构框图

实验平台硬件各部分: 1-浓度计, 2-流量计, 3~22 kW 泥泵机组, 4-循环管路, 5-泵出口压力传感器, 6-泵入口压力传感器, 7-加料斗, 8-堵料钢管, 9-进料阀门, 10-水平阀门, 11-收料阀门, 12-控制柜, 13-变频器柜。

实验台工作时, 首先将循环管路充满水, 由变频器驱动泥泵电机, 带动泥泵旋转形成循环水流, 然后根据实验要求, 通过加沙斗将一定量的泥沙逐步加入到循环管路中, 改变变频器频率即可改变管路中砂水混合物的流速, 从而模拟挖泥船泥浆的输送过程。

工业上大部分系统和过程均具有非线性、延时大等特点, 这导致了建立其准确数值仿真模型的困难, 所以一般会把这些系统和过程近似成带时滞的线性系统来研究, 并采用系统辨识或者机理建模的方式来获得仿真模型^[8]。由于泥浆管道输送系统的物料组成、浓度不确定, 参数时变性强, 且具有非线性、大时滞、参数时变特点, 本文采用受控自回归模型 (CAR) 来描述泥浆管道输送系统, 并通过实验和数值处理的方式对系统的仿真模型进行离线辨

识, CAR 模型的一般形式如式所示。

$$A(z)y(k) = z^{-d}B(z)u(k) + \xi(k) \quad (1)$$

式中, $A(z) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_nz^{-n}$; $B(z) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_nz^{-n}$; $\xi(k)$ 为 k 时刻的随机干扰; z^{-1} 为单位后移算子。将式 (1) 整理可得:

$$y(k) = \varphi^T(k-1)\theta + \xi(k) \quad (2)$$

其中: $\varphi(k)$ 为信息向量:

$$\begin{aligned} \varphi^T(k-1) = & [-y(-k-1), -y(-k-2), \dots, -y(-k-n); \\ & u(k-d), u(k-d-1), \dots, u(k-d-n)] \end{aligned}$$

θ 为参数向量:

$$\theta = [a_1, a_2, \dots, a_n; b_1, b_2, \dots, b_n]^T;$$

在实际疏浚过程中, 平均输送浓度大约在 10% 到 30%, 所以本文对浓度 C_v 为 20% 的泥浆管道输送系统进行系统辨识。实验台控制过程如图所示, 系统的输入 $u(k)$ 为上位机给定的变频器频率, 输出 $y(k)$ 为泥浆流速 v 。

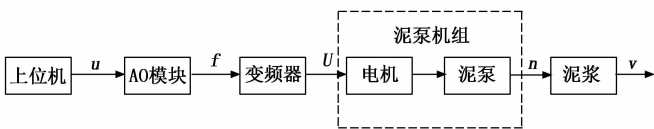


图 2 实验台泥浆管道输送过程

为了获得系统的仿真模型, 需要确定系统的时滞时间, 本文使用阶跃信号来确定泥浆响应时滞时间。在实验工况为 20% 泥浆浓度的条件下, 变频器初始频率为 5 Hz, 终止频率为 30 Hz, 记录管道中泥浆随变频器启动后的流速变化情况, 监控系统采样时间为 0.1 s, 管道输送输入频率从 5 Hz 变化到 30 Hz 的系统响应如图 1 所示

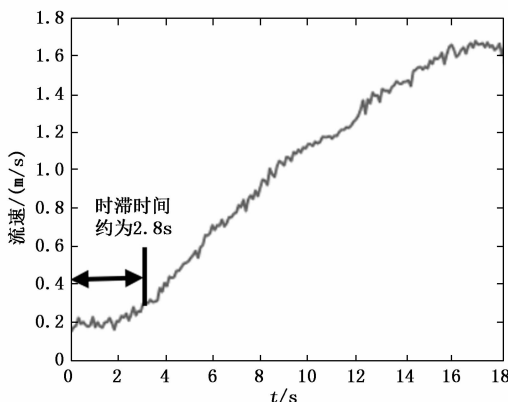


图 3 泥浆流速响应图

图 3 中可以看出泥浆时滞时间约为 2.8 s, 设定系统采样时间为 1 s, 单位后移算子 $d=3$, 由于二阶系统足以描述常用系统模型, 设定泥浆管道输送系统仿真模型阶数 $n=2$, 可得待辨识 CAR 模型如下式所示:

$$y(k) = a_1y(k-1) + a_2y(k-2) + b_1u(k-3) + b_2u(k-4) + b_3u(k-5) \quad (3)$$

由 CAR 模型可知, 待辨识参数为 5 个, 为了提高 CAR 模型辨识结果的精度以及参数的收敛速度, 本文使用改进

的粒子群算法对模型参数进行辨识。但传统粒子群算法的缺点是容易陷入局部极值以致提前收敛、搜索效率低，本文将变异操作加入到粒子群搜索过程中，其原理是在每一次迭代过程中，随机选取一个粒子执行变异操作，变异后的粒子可以增加整个粒子群的搜索范围，能够粒子及时跳出局部极值，提高算法收敛的效率。经参数辨识后，20% 浓度管道输送系统仿真模型为：

$$y(k) = 1.1430y(k-1) - 0.2461y(k-2) + 0.0942u(k-3) \quad (4)$$

将模型仿真结果与 20% 浓度泥浆流速变化实验数据进行对比，得出与实验数据的吻合程度为 91.09%，如图 2 所示，可以看出模型预测的流速和实际流速差别不大，能较为准确地反映泥浆的动态特性。

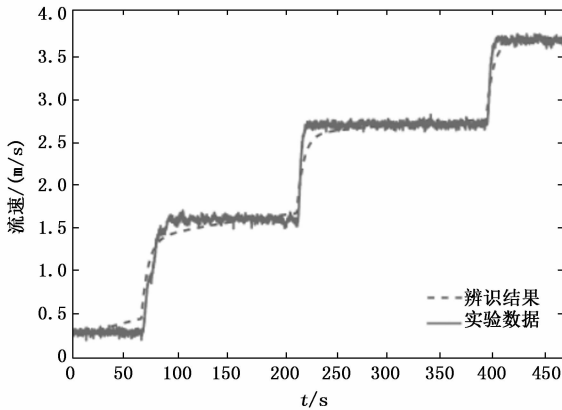


图 4 辨识结果和实验数据对比

2 神经网络 PID 流速控制仿真

2.1 BP 神经网络 PID 控制器设计

BP 神经网络 (back propagation neural network) 能够对任意非线性函数进行拟合，且结构清晰、算法明确，故此选用 BP 神经网络与 PID 进行结合，通过对各层神经元的权值进行反向传播调整，可对参数之间的关系进行自学习，以找出某一控制律下的最优 PID 参数，进而代替人为经验给定，提升控制效果^[9]。基于 BP 神经网络的 PID 控制器的流速控制框图如图 5 所示，其中， v^* 为期望流速； e 为实际流速和期望流速的偏差； u 为系统控制量； v 为泥浆流速。 K_p 、 K_i 、 K_d 分别为 PID 控制器的比例系数、积分系数、微分系数。

为了保证在工业控制中的控制稳定性，避免执行机构因传感器故障而产生大幅度动作，大多采用增量式 PID 控制，控制算法如下^[10]：

$$\begin{aligned} u(k) &= u(k-1) + \Delta u(k) \quad (5) \\ \Delta u(k) &= K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i e(k) + K_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \end{aligned}$$

可以看出，控制增量只与系统历史 3 个时刻的采样有关，对系统动作影响较小，避免了误差累积。将 K_p 、 K_i 、 K_d 作为系统可调系数时，可将式 (6) 描述为：

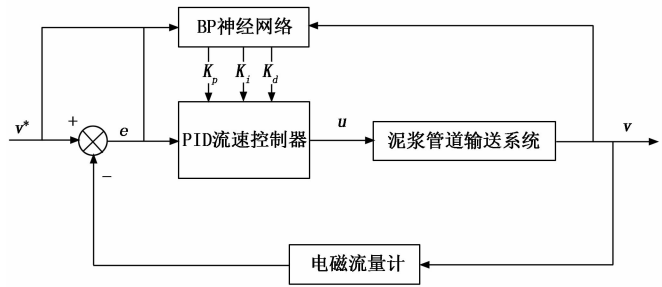


图 5 BP 神经网络 PID 流速控制框图

$$u(k) = f[u(k-1), K_p, K_i, K_d, e(k), e(k-1), e(k-2)] \quad (6)$$

式中的函数 f 是与 $u(k-1)$ 、 K_p 、 K_i 、 K_d 、 $e(k)$ 、 $e(k-1)$ 、 $e(k-2)$ 有关的非线性函数，可通过 BPNN 的非线性逼近能力对该函数进行逼近，找出最优控制律。

为了降低网络规模、提高网络的计算效率，在满足输入输出要求的情况下，应尽可能减少隐含层的神经元个数和层数。在 BP-PID 控制器设计中，网络输入量对应的是被控系统的各种运行参数，网络输出量则为控制器 3 个参数 K_p 、 K_i 、 K_d 。隐含层用于从输入信号中提取特征，一般选择 1 层。初始连接权值的选择影响着神经网络的收敛结果，所以在初始化连接权值时，为了提升收敛效率，一般选择稍小的权值。在激活函数选择时，由于网络输出量为 K_p 、 K_i 、 K_d ，均为非负值，所以选择非负型 Sigmoid 函数作为输出层的激活函数：

$$g(x) = \frac{1}{2}[1 + \tanh(x)] = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

采样当前时刻的系统期望值 $r(k)$ 和实际输出值 $y(k)$ ，计算 $e(k) = r(k) - y(k)$ 。此时网络输入为：

$$o_i^{(1)} = x(j) (j = 1, 2, \dots, M) \quad (8)$$

神经网络隐含层输入和输出分别如下：

$$net_i^{(2)} = \sum_{j=0}^M \omega_{ij}^{(2)} o_j^{(1)} \quad (9)$$

$$o_i^{(2)}(k) = f(net_i^{(2)}(k)) (i = 1, 2, \dots, Q)$$

输出层输入和输出分别如下：

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^Q \omega_{li}^{(3)} o_i^{(2)}(k) \quad (10)$$

$$o_l^{(3)}(k) = g(net_l^{(3)}(k)) (l = 1, 2, 3)$$

函数 $f(x)$ 、 $g(x)$ 代表对计算结果进行非线性映射。输出层的 3 个输出分别对应 PID 参数 K_p 、 K_i 、 K_d ，由式 (6) 的控制算法即可计算得出控制器输出的控制量 $u(k)$ 。

网络采用反向传播算法更新参数，取性能指标函数 $E(k)$ 为：

$$E(k) = \frac{1}{2}[r(k) - y(k)]^2 \quad (11)$$

使用梯度下降法依次对各层神经元的连接权值进行调整，为了加快网络反向训练的计算速度，添加了考虑历史权值调整程度的惯性项，当网络的学习速率为 η 、惯性项的动量因子为 α 时，输出层各神经元的连接权值的调整量为：

$$\Delta\omega_i^{(3)}(k) = -\eta \frac{\partial E(k)}{\partial \omega_i^{(3)}} + \alpha \Delta\omega_i^{(3)}(k-1) \quad (12)$$

同样的, 对隐含层神经元的连接权值也进行相应调整, 多次迭代计算后达到预期指标。

2.2 BP 神经网络 PID 控制器仿真

在输送过程中, 泥浆浓度增加, 泥浆的临界流速将会提高, 输送流速安全余量减少, 此时泥浆中的物料可能会产生沉积并淤积在管道内, 影响管路输送, 甚至会造成管路堵塞, 所以泥浆流速改变的过程需要较快的响应时间, 同时, 由于泥浆成分复杂、特性容易变化、容易产生波动, 所以流速控制的过程也要稳定, 这就对控制器的各项控制指标提出了较高的要求。

本文采用 BP 神经网络 PID 控制器对泥浆管道输送系统进行流速跟踪控制仿真, 仿真模型采用 20% 浓度泥浆的 CAR 模型, 以阶跃响应来研究控制器的各项控制性能, 并与其他常用 PID 整定方法对比, 验证 BP-PID 控制器的流速控制效果。BP 神经网络 PID 控制器采用 MATLAB 中的 S-function 进行设计, 并在 Simulink 中进行仿真, 如图 6 所示。

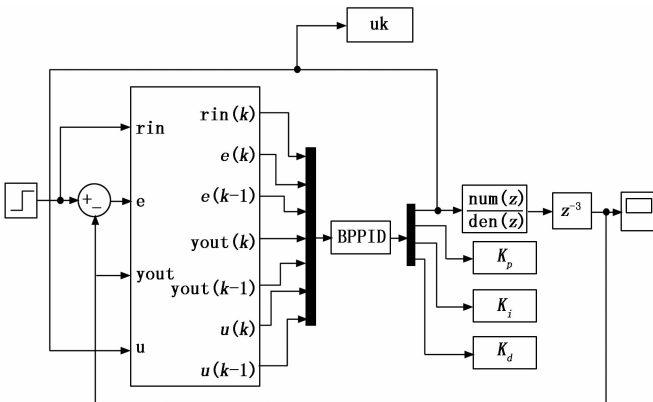


图 6 BP-PID 控制系统仿真框图

BP 神经网络的网络层数为 3 层, 包含输入层、隐含层、输出层。各层神经元个数分别为 4、5、3, 输入层的 4 个输入量分别为期望值、当前值、误差值、以及偏置项常数 1; 输出层为 PID 的 3 个参数: K_p 、 K_i 、 K_d ; 隐含层数设置为可调参数, 由于隐含层神经元越多控制器越复杂, 收敛速度越慢, 所以选定隐含层神经元个数为 5。

为了减少计算量以及考虑管道输送过程的实际情况, 采样时间本文设置为 1 s。由于学习速率和动量因子的选取对网络收敛速度有很大的影响, 学习速率依据经验可在 0.01 至 0.8 之间选取, 其取值不同对算法学习效果有很大影响。适当增大学习速率, 对网络的收敛速度有一定的改善, 但学习速率如果过大, 则容易造成网络发散; 动量因子的取值也有一定的选取范围, 一般在 0 到 0.1 之间选取, 太大也会造成网络不收敛。经过多次仿真实验验证, 学习速率定为 0.2, 动量因子定为 0.02 时, 控制误差下降速率很快, 且网络收敛。

设定期望流速信号为阶跃信号, BP 神经网络 PID 控制器的阶跃响应曲线如图 7 (a) 所示, 系统控制量变化情况

如图 7 (b) 所示。图 7 (a) 中, 系统上升时间约为 6.7 s, 超调量为 3.8%, 调节时间 11 s, 震荡次数为 0 次。整体调节过程表现为超调量小, 系统响应速度快, 调节时间短。图 8 为调节过程中 PID 各参数的变化曲线, 可以看出 BP 神经网络 PID 在阶跃信号变化时通过自我调整控制参数完成对被控系统的优化控制。

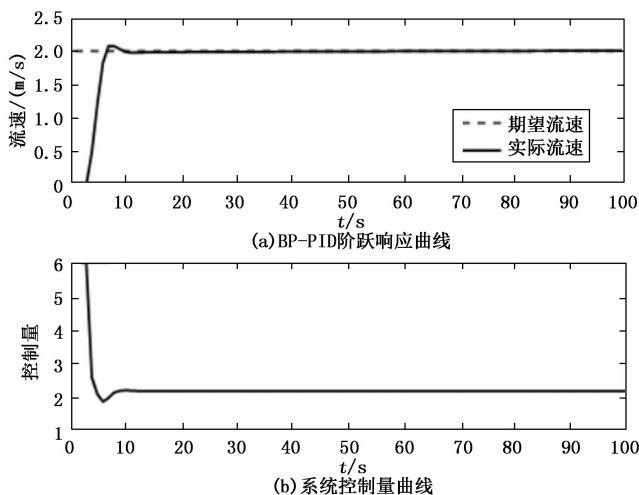


图 7 BP-PID 控制器阶跃仿真

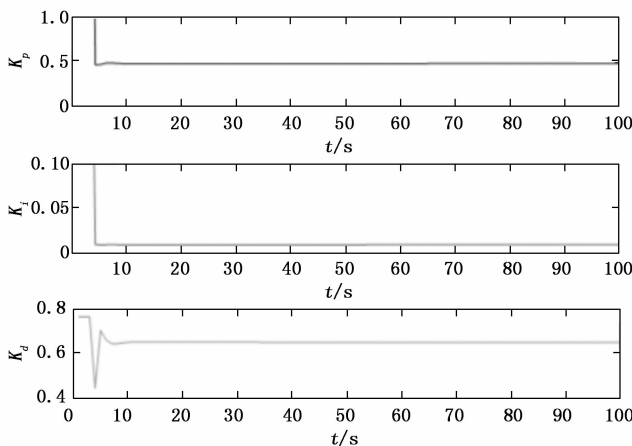


图 8 BP-PID 控制器参数变化图

2.3 单神经元 PID 控制器设计及仿真

单神经元 (single neuron) 作为神经网络的基本组成部分和复杂的神经网络相比, 其结构简单和鲁棒性好, 同样具备一定的自学习和自适应性, 将其与 PID 结合, 能够对 PID 参数进行快速在线整定, 有效提升 PID 的控制性能^[11], 其控制过程如图 9 所示。

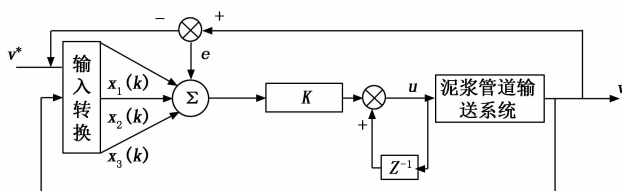


图 9 单神经元 PID 流速控制框图

图中的输入转换部分可以将系统设定流速 v^* 与实际流速 v 转换为神经元自学习时所需的输入状态量 $x(k)$ 。神经元通过有监督型 Hebb 学习对自身的权系数进行修正, 产生控制信号 $u(k)$, 实现自适应功能。

其中: $x_1(k) = e(k)$; $x_2(k) = e(k) - e(k-1)$; $x_3(k) = e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)$ 。

令 $w_i(k)$ 为神经元连接权值。 K 为神经元的比例系数 ($K > 0$), K 越大, 系统整体速度越快, 但同时超调量也会增多, 而且影响系统整体稳定性。根据图 9 可知:

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (13)$$

$$\Delta u(k) = K[w_1(k)e(k) + w_2(k)[e(k) - e(k-1)] + w_3(k)[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (14)$$

设系统性能指标 $z(k) = e(k)$, 则 $k+1$ 时刻连接权值应修正为:

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta u(k) x_i(k) \quad (15)$$

其中: η 为学习速率, 大于零。

由于 Simulink 中没有现成的单神经元 PID 功能模块, 所以本文通过 S-function 来编写单神经元 PID 控制代码, 并在 Simulink 中进行仿真, 如图 10 所示。在仿真参数设置中, 令初始连接权值为 0.1, $K=0.18$, 各学习率分别为 $xiteP=0.4$, $xiteI=0.35$, $xiteD=0.4$, 神经元采用有监督型 Hebb 学习规则, 采样时间为 1 s, 设定期望流速信号为阶跃信号, 单神经元 PID 控制器的阶跃响应曲线如图 11 (a) 所示, 系统控制量变化情况如图 11 (b) 所示。图 11 (a) 中, 系统上升时间约为 52 s, 超调量为 1.3%, 小于 2%, 可视为稳定值, 故调节时间也为 52 s, 震荡次数为 0 次。整体调节过程表现为基本没有超调量, 但是调节时间较长。

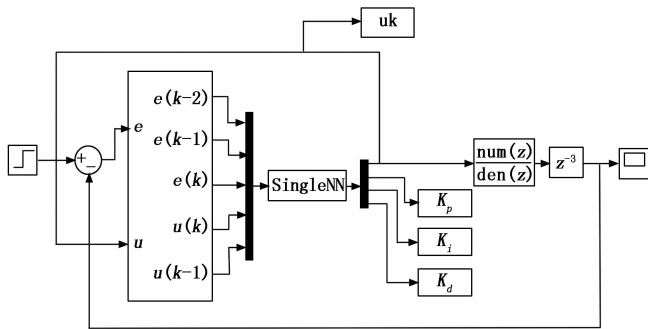


图 10 单神经元 PID 控制系统仿真框图

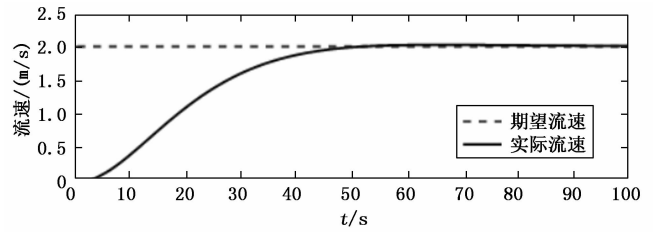
2.4 仿真对比

BP 神经网络 PID (BP-PID)、单神经元 PID (SN-PID)、PID 三种不同整定方法的控制器控制效果对比如图 12 所示, 性能指标对比如图 13 所示。由图 13 可知, 相比于其他两种控制器的控制结果, BP 神经网络 PID 控制器的各项控制性能指标均都有了较为明显的改善, 能够较好地实现泥浆流速跟踪控制。

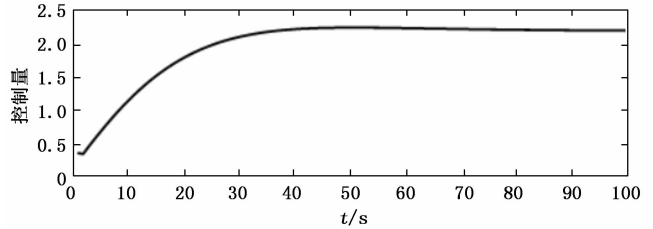
3 BP-PID 控制器流速跟踪控制实验

3.1 流速跟踪控制实验方案

在实际泥浆管道输送过程中, 由于施工环境复杂多变,



(a) 单神经元 PID 阶跃响应曲线



(b) 系统控制量曲线

图 11 单神经元 PID 控制器阶跃仿真

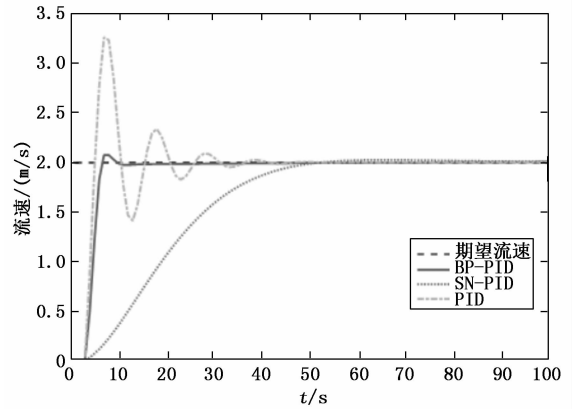


图 12 各控制器控制效果对比

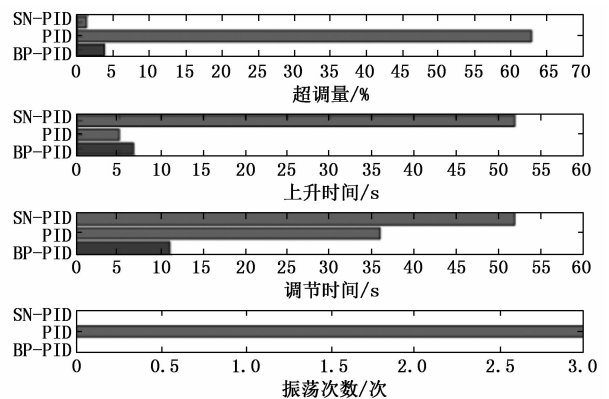


图 13 各 PID 控制器性能指标对比

被控对象特性会不断地进行变化, 且在输送过程中存在大量的随机干扰信号, 无法单单依靠仿真来模拟真实的疏浚施工环境。因此, 本文通过实验台进行一系列的实验来模拟挖泥船泥浆管道输送过程, 检验控制器在泥浆流速跟踪控制中的抗干扰能力和自适应能力。

为体现流速跟踪控制效果, 实验泥浆中颗粒的体积浓度范围选取 $\sim 10\%$ 到 $\sim 30\%$, 实验采用的泥砂为中值粒径

$d_{50}=1\text{ mm}$, 颗粒密度为 2.54 t/m^3 的粗砂。若以施工中所采用的原状土密度 1.9 t/m^3 来计算的话, 原状土的体积浓度为可以达到 $\sim 15\%$ 到 $\sim 50\%$, 范围足够广, 基本可以覆盖挖泥船施工的浓度, 能够大致模拟施工中的输送浓度变化。浓度变化过程采取两种不同幅度的增减: 小幅度增减 ($\sim 5\%$)、较大幅度增减 ($\sim 10\%$)。实验浓度及增减幅度方案如表 1 所示。

表 1 实验浓度及增减幅度方案

实验项目	浓度小幅度增减		浓度较大幅度增减	
	实验一	实验二	实验三	实验四
实验浓度范围	10%~20%	20%~30%	20%~30%	10%~25%
浓度增减幅度	~5%	~5%	~10%	~7%, ~15%

当浓度变化时, 考虑输送安全和输送能耗, 泥浆的最优目标流速也会发生变化, 控制器需要自动跟随目标流速的变化, 并将其稳定控制在该目标流速上。因此, 通过对不同浓度下最优目标流速的跟踪实验, 对本文所采用的 BP 神经网络 PID 控制器进行验证。

3.2 流速跟踪控制实验结果分析

在进行“浓度小幅度增减实验一”时, 管道内浓度的变化范围为 $10\% \sim 20\%$, 每次浓度增减的幅度为 $\sim 5\%$, 实验的输送浓度和流速的变化如图 14 所示。在此实验中, 浓度变化约 $12\% \rightarrow 17\% \rightarrow 20\% \rightarrow 14\% \rightarrow 10\%$, 目标流速随浓度相应变化为 $1.76\text{ m/s} \rightarrow 2.35\text{ m/s} \rightarrow 2.68\text{ m/s} \rightarrow 1.9\text{ m/s} \rightarrow 1.62\text{ m/s}$ 。

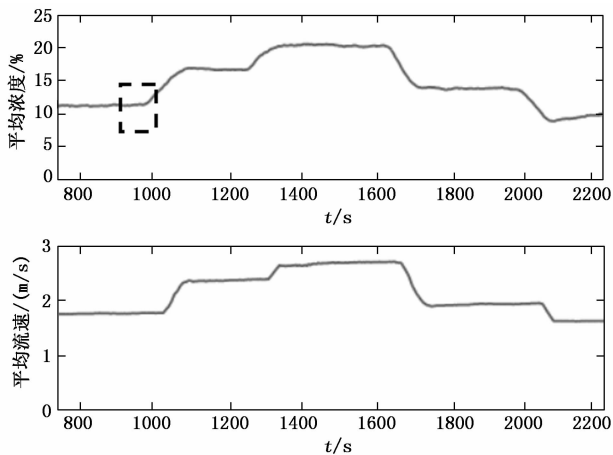


图 14 流速随浓度变化调整图 (浓度小幅度增减实验一)

以上图虚线框内第一个阶梯对应的浓度、流速调节过程为例, 大约从 973 s 开始至 1 096 s 结束, 浓度由 12% 逐渐增加至 17% , 流速从 1.76 m/s 逐渐增加至 2.35 m/s , 流速调整时间约为 73 s。可以看出, 在浓度开始增加时, 流速在前一段时间的变化较小, 直到浓度增加到一定值后, 流速方才开始变化。流速没有立即随浓度变化而变化的原因是由于对目标流速设置了安全阈值, 如果工况改变后目标流速和原工况的目标流速之差在阈值范围内, 则目标流速不会变化, 即管路仍以原工况目标流速进行输送, 防止泥

泵转速的小范围频繁调整。

同样, 在浓度超过限制后仍不断增加时, 目标流速也会跟随增加, 因为在挖泥船施工过程中, 管道内的浓度是不断变化的, 不一定会和实验一样由一个稳态到另一个稳态, 如果认为必须等到浓度稳定后才能改变目标流速, 那一旦遇到浓度持续增加的情况, 而流速仍维持不变, 则极容易造成管道淤积、堵塞, 危害生产安全, 影响施工效益, 因此一旦寻优方法给出的目标流速超过当前目标流速的安全阈值, 那么目标流速就会进行更新, 保证输送过程安全。

可以看出在浓度不断增加的同时, 泥浆的实际流速始终跟踪目标流速的变化, 浓度停止增加时, 流速几乎同时停止增长。这说明浓度在快速增加且未维持稳态的情况下, BP-PID 控制器能够使流速快速且持续地对不断变化的目标流速进行跟踪, 而且在因浓度变化所带来的管道系统特性变化的同时, 仍能发挥较好的控制作用, 体现了控制器良好的抗干扰性和自适应性。“实验二”结果类似, 控制器同样取得了较好的控制效果。

在浓度较大幅度增减的两组实验中, “实验三”的浓度变化范围为 $20\% \sim 30\%$, 浓度增减的幅度为 $\sim 10\%$, “实验四”的浓度变化范围为 $10\% \sim 25\%$, 浓度增减的幅度为 $\sim 7\%$ 和 $\sim 15\%$, 流速及浓度变化分别如图 15~16 所示。

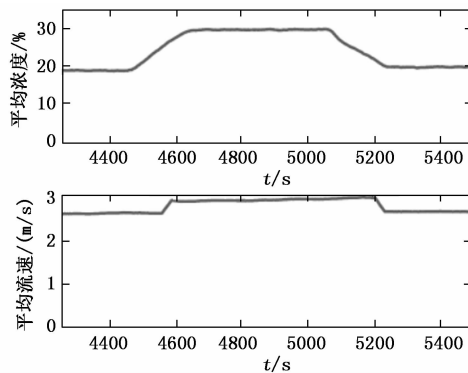


图 15 流速随浓度变化调整图 (浓度较大幅度增减实验三)

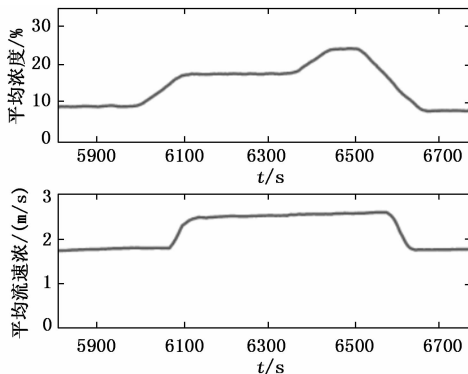


图 16 流速随浓度变化调整图 (浓度较大幅度增减实验四)

由两图可知, 在浓度变化幅度加大、系统特性剧烈变化的情况下, 流速控制曲线仍是表现的较为稳定, 能够快速跟踪目标流速的变化, 体现了控制器优良的控制性能。

(下转第 220 页)