

基于神经网络模型的计量泵远程流量广义预测控制^①

余世明^② 张 航^③ 何德峰 赵云波

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 为了在流程工业中实现流体物料的远程投加,提出了一种隔膜计量泵流量远程控制方案。方案采用上层优化节点、双信道通信网络和本地控制器的分级控制策略,利用神经网络辨识计量泵流量和电机转速的动态模型,设计了基于自适应广义预测控制(GPC)的流量调节算法。通过对比仿真和实际平台验证了所提出方案的可行性和有效性。

关键词 隔膜计量泵;流量远程控制;神经网络;广义预测控制(GPC)

0 引 言

流程工业(主要指钢铁、石化、有色和建材等原材料工业)是国民经济和社会发展的支柱产业,为装备制造提供原料,是发展十大领域的重要基础^[1]。实际生产过程中常常涉及到流体物料的投放,而投放流量的精确与否便成为生产过程的重要指标,提升执行机构投加的流量精度也成为学者们的研究目标。文献[2]提出了一种新型变频膜驱动计量泵,通过调节电动机转速以改变往复冲程从而调节流量,但未考虑到驱动膜片的形变误差。文献[3]以 ZD(F) 系列泵为研究对象,通过机理法结合经典控制理论建立了系统的数学模型,分析了流量控制系统的动静态性能。文献[4]以智能泵为研究对象,针对流量和压力工作模式,分析了流量波动与当前流体压力的关系,提出了 PID 和滑膜控制(sliding mode control, SMC)的混合控制策略,并用 AMESim 和 Matlab 软件验证了控制策略的有效性。文献[5]和文献[6]设计了基于模糊 PID 的流量控制算法,针对不同的流量偏差制定了模糊控制规则,在实际应用中提高了流量的控制精度,但是对于复杂多变的生产环境缺乏自适应能力。

随着计算机技术、工业自动化技术、网络通讯技术在工业生产管理和控制中的广泛应用,同时为了满足日益增长的生产需求,高智能的流程监控与控制工艺引起了广泛的关注^[7,8]。针对生产过程中使用的泵组机构,一些学者通过改进相关硬件设备来提升控制性能,满足生产需求。文献[9-12]采用步进电机来带动泵组中传统的机械手轮,用单片机和现场可编辑门阵列(field-programmable gate array, FPGA)等进行远程控制,用自动控制系统代替手轮调节,实现机电一体化。文献[13]设计了一种基于泵流量和压力值信息的模糊控制器,并通过蓝牙传输实现了远程控制,但是流量的控制精度一般。文献[14]提出了用数字信号代替模拟信号的传输方案,通过 hostlink 协议在上位计算机实现蠕动泵的远程控制,提升了流量控制精度。许多工作侧重改善实际硬件性能(例如传感器精度与网络传输效率等)来提升泵组流量远程控制性能,但这样的方法大多成本偏高,由于底层数字信号处理(digital signal processing, DSP)嵌入式微控制器的计算能力和存储能力有限,也很少有文献引入更复杂、更高效的流量控制算法。

本文从实际流程工业中的工艺要求出发,以工业用隔膜计量泵为研究对象,旨在实现计量泵流量

① 国家自然科学基金(61773345)资助项目。
② 男,1962 年生,博士,教授;研究方向:工业过程控制;E-mail: ysm@zjut.edu.cn
③ 通信作者,E-mail: 2111603050@zjut.edu.cn
(收稿日期:2018-12-09)

的远程精确控制。同时改进硬件设备与控制算法,提出了一种基于本地控制器和上位机节点的分级控制结构,依据电机转速调节流量的控制方式,建立了计量泵流量与驱动电机转速的动态模型,针对模型设计仿真实验,将广义预测控制 (generalized predictive control, GPC) 算法应用于计量泵的流量优化调节,比较了本文控制算法与传统 PID 算法的流量控制效果,最后将所提出算法应用于搭建的实际操作平台,获得了期望的流量控制效果。

1 计量泵流量远程控制方案

1.1 系统整体架构

本文的实验平台是一套以工业隔膜计量泵为核心的流体投加远程监控系统,系统结构如图 1 所示。

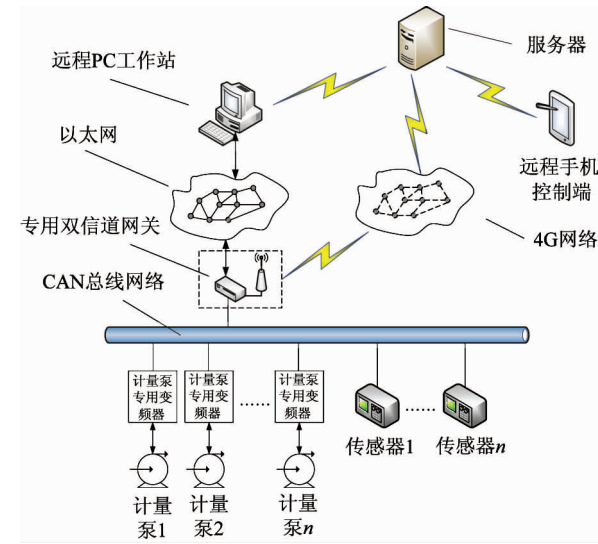


图 1 远程流体投加控制与监控系统结构图

系统模拟了工业现场中多台泵机协同工作的操作平台,每台计量泵均配备专用的数字变频器,可以控制计量泵内部电机转速并检测当前计量泵输送流量值,根据不同的生产需求分配投加物料。通过 4G 无线网络和有线以太网组成的异构网络,底层控制器和上位机用控制器局域网络 (controller area network, CAN) 总线和专用双信道网关相连接,传输控制信号和系统的工作状态信息,以此实现系统状态的实时监控并完成流体投加的精确控制。系统可以同时同时在无线和有线网络环境下工作。以单台计量泵

为主要研究对象,本文主要完成系统建模以及流量控制算法部分的设计。

1.2 系统分级控制结构方案

本文采用“本地控制器 + 上位机优化算法”的分级控制结构实现基于网络优化节点的远程流量调节。

基于调节电机转速来调节计量泵输送流量的控制思想如下:在一个采样周期内,将检测到的计量泵当前流量值 $q(k)$ 通过通信网络传输到计算能力较强的上位机网络节点,作为流量反馈值,设定生产的期望流量值,依据电机转速和计量泵流量的动态模型,经优化调节算法计算获得对应的最优转速 $n_s(k)$,作为专用变频控制器的转速参考值,本地控制器保证电机工作在最优转速,至此,便完成了整个流量调节过程的分级控制。

系统分级控制方案如图 2 所示。

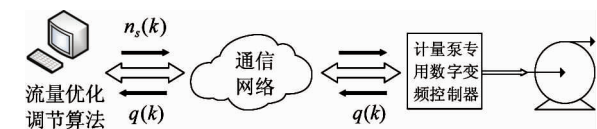


图 2 系统分级控制方案

2 计量泵流量模型神经网络辨识

计量泵的内部结构复杂,隔膜存在机械特性,且由于实际工作过程中往往受到流体阻力影响等原因,瞬态流量 q 与当前转速 n 之间存在着动态过渡的非稳态关系。由于神经网络具有大规模并行分布式结构、自主学习能力以及泛化能力,本文利用文献 [15] 中提出的改进的基于神经网络的辨识器对系统进行辨识。

本文用 $y(k)$ 表示采集到的流量值, $u(k)$ 表示当前转速值,将待辨识过程描述为自回归滑动平均模型 (autoregressive moving average model, ARMA):

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

根据经验,选择二阶模型用作辨识的先验模型,即式(1)中:

$$\begin{cases} A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} \\ B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1} \end{cases} \quad (2)$$

其中, z^{-1} 为后移算子, $d = 1$ 为系统时延, $\xi(k)$ 是均

值为0的白噪声信号,用 $\varphi(k)$ 表示数据向量, θ 表示待估模型参数向量,用 n_a 和 n_b 代表多项式阶数,公式可整理成如下形式:

$$y(k) = \varphi^T(k)\theta + \xi(k) \quad (3)$$

其中,

$$\begin{cases} \varphi(k) = [-y(k-1), \dots, -y(k-n_a), u(k-d), \\ \dots, u(k-d-n_b)]^T \in R^{(n_a+n_b+1) \times 1} \\ \theta = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b}]^T \in R^{(n_a+n_b+1) \times 1} \end{cases} \quad (4)$$

利用神经网络作为辨识器 NNI 的思想是将神经网络中的各个权值对应待辨识过程的参数,依据预设的准则函数,通过学习训练调节权值大小使网络的输出逼近实际系统的输出,迭代完成后,将最终权值 W 作为系统参数的估计值,即:

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= W = [w_1, \dots, w_N]^T \\ &= [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_{n_a}, \hat{b}_0, \dots, \hat{b}_{n_b}]^T \\ N &= n_a + n_b + 1 \end{aligned} \quad (5)$$

选用的准则函数为

$$E(W, k) = \frac{1}{2} [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (6)$$

3 计量泵流量广义预测控制

广义预测控制(GPC)是一种重要的自适应控制算法,吸取了动态矩阵控制(dynamic matrix control, DMC)和模型算法控制(model algorithmic control, MAC)中滚动优化的策略,在优化中引入了多步预测的思想,预测模型来预估过程未来的输出状况与设定值之间的偏差,并几次采用滚动优化策略来计算控制作用^[16]。本文对所辨识系统设计了基于自适应 GPC 算法的流量优化控制器,将系统描述为以下受控自回归滑动平均模型(controlled auto-regressive integrated moving average, CARIMA)形式。

$$A(z^{-1})q(k) = B(z^{-1})n(k-d) + C(z^{-1})\xi(k)/\Delta \quad (7)$$

式中,模型参数 $A(z^{-1})$ 和 $B(z^{-1})$ 初值选用辨识结果, $C(z^{-1})=1, d=1, n(k), q(k)$ 分别为动态过渡过程中计量泵转速与瞬态流量值, ξ 表示均值为0、方差为 σ^2 的白噪声, $\Delta = 1 - z^{-1}$ 为差分算子,模型简

化为

$$\bar{A}(z^{-1})q(k) = B(z^{-1})\Delta n(k-1) + \xi(k) \quad (8)$$

式中,

$$\bar{A}(z^{-1}) = A(z^{-1})\Delta = A(z^{-1})(1 - z^{-1})$$

用于预测系统流量的 j 步预测方程为

$$q(k+j) = E_j\xi(k+j) + F_j\Delta n(k+j-1) + G_jq(k) \quad (9)$$

其中, $F_j(z^{-1})$ 和 $G_j(z^{-1})$ 满足如下 Diophantine 方程:

$$\begin{cases} 1 = \bar{A}(z^{-1})E_j(z^{-1}) + z^{-j}G_j(z^{-1}) \\ F_j(z^{-1}) = B(z^{-1})E_j(z^{-1}) \end{cases} \quad (10)$$

式中,

$$\begin{cases} E_j(z^{-1}) = 1 + e_{j,1}z^{-1} + \dots + e_{j,n_{ej}}z^{-n_{ej}} \\ G_j(z^{-1}) = g_{j,0} + g_{j,1}z^{-1} + \dots + g_{j,n_{gj}}z^{-n_{gj}} \\ F_j(z^{-1}) = f_{j,0} + f_{j,1}z^{-1} + \dots + f_{j,n_{fj}}z^{-n_{fj}} \\ \deg E_j = j-1, \deg G_j = n_a-1 = n_a \\ \deg F_j = n_b + j-1 \end{cases} \quad (11)$$

将式(9)表示为如下矩阵形式:

$$Q = F_1\Delta N + F_2\Delta N(k-j) + GQ(k) + E\xi \quad (12)$$

其中,

$$F_1 = \begin{bmatrix} f_{1,0} & 0 & \dots & 0 \\ f_{2,1} & f_{2,0} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{N,N-1} & f_{N,N-2} & \dots & f_{N,0} \end{bmatrix}_{P \times L}$$

$$F_2 = \begin{bmatrix} f_{1,1} & f_{1,2} & \dots & f_{1,n_b} \\ f_{2,2} & f_{2,3} & \dots & f_{2,n_b+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{N,N} & f_{N,N+1} & \dots & f_{N,n_b+N-1} \end{bmatrix}_{P \times n_b}$$

$$G = \begin{bmatrix} g_{1,0} & g_{1,1} & \dots & g_{1,n_a} \\ g_{2,0} & g_{2,1} & \dots & g_{2,n_a} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g_{N,0} & g_{N,1} & \dots & g_{N,n_a} \end{bmatrix}_{P \times (n_a+1)}$$

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ e_{2,1} & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e_{N,N-1} & e_{N,N-2} & \dots & 1 \end{bmatrix}_{P \times P}$$

控制器设计依据的目标函数可表示为矩阵形式:

$$J = E\{[\mathbf{Q} - \mathbf{Q}_r]^T[\mathbf{Q} - \mathbf{Q}_r] + \Delta\mathbf{N}^T\mathbf{F}\Delta\mathbf{N}\} \tag{13}$$

其中, $\mathbf{Q}$ 为预测域 $\mathbf{P}$ 内计量泵流量的模型预测值矩阵, $\mathbf{Q}_r$ 为流量参考值矩阵, 由设定的参考轨迹柔化因子 γ 和期望流量值计算获得^[17], $\Delta\mathbf{N}$ 为控制域 $\mathbf{L}$ 内电机的转速增量值矩阵, $\mathbf{F}$ 为控制加权矩阵, 目标函数同时对计量泵流量和电机的转速增量加以约束。

由 $\frac{\partial J}{\partial \Delta\mathbf{N}} = 0$, 得到转速增量为

$$\Delta\mathbf{N}(k) = (\mathbf{F}_1^T\mathbf{F}_1 + \mathbf{I})^{-1}\mathbf{F}_1^T[\mathbf{Q}_r - \mathbf{F}_2\Delta\mathbf{N}(k-j) - \mathbf{G}\mathbf{Q}(k)] \tag{14}$$

则当前时刻的最优转速值可由下式计算:

$$\begin{aligned} n_s(k) &= n_s(k-1) + \Delta n(k) \\ &= [1, 0, \dots, 0](\mathbf{F}_1^T\mathbf{F}_1 + \mathbf{I})^{-1}\mathbf{F}_1^T \\ &\quad [\mathbf{Q}_r - \mathbf{F}_2\Delta\mathbf{N}(k-j) - \mathbf{G}\mathbf{Q}(k)] \end{aligned} \tag{15}$$

计量泵在实际工作过程中, 会受到诸如环境变化等各种因素的干扰, 不同的流体物料也会表现出不同的物理特性。为避免可能产生的预测模型参数失配现象, 在实际平台的算法应用过程中, 引入带有遗忘因子的递推最小二乘法在线修正对象参数, 构成自适应 GPC 算法, 将过程模型改写为增量式:

$$\begin{aligned} \Delta q(k) &= [1 - A(z^{-1})]\Delta q(k) \\ &\quad + B(z^{-1})\Delta n(k-1) + \xi(k) \\ &= \boldsymbol{\varphi}^T(k)\boldsymbol{\theta} + \xi(k) \end{aligned} \tag{16}$$

辨识算法的递推公式^[18]为

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + K(k)[\Delta q(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k) \\ &\quad \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)] \\ K(k) &= \frac{\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)}{\delta + \boldsymbol{\varphi}^T(k)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)} \\ \mathbf{P}(k) &= \frac{1}{\delta}[I - K(k)\boldsymbol{\varphi}^T(k)]\mathbf{P}(k-1) \end{aligned} \tag{17}$$

其中, δ 为遗忘因子, 且有 $0.9 \leq \delta \leq 1$ ^[18], $\mathbf{P}$ 为一个正定矩阵。

因此, 基于自适应 GPC 流量调节算法的控制流程如下:

- (1) 根据时刻 t 检测的当前电机转速和流量值, 由递推公式 (17) 在线估计模型参数, 从而得到 A , B ;
- (2) 根据 A 和 B , 和本文提到的递推公式 (10) 计算 $\mathbf{E}, \mathbf{G}, \mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2$;
- (3) 由式 (14) 和 (15) 计算时刻 t 的最优转速值 n_s , 并通过通信网络传输下发给底层计量泵专用控制器, 实现流量最优控制;
- (4) 流量达到设定值则调节完成, 否则重复上述步骤。自适应 GPC 流量调节算法流程图见图 3。

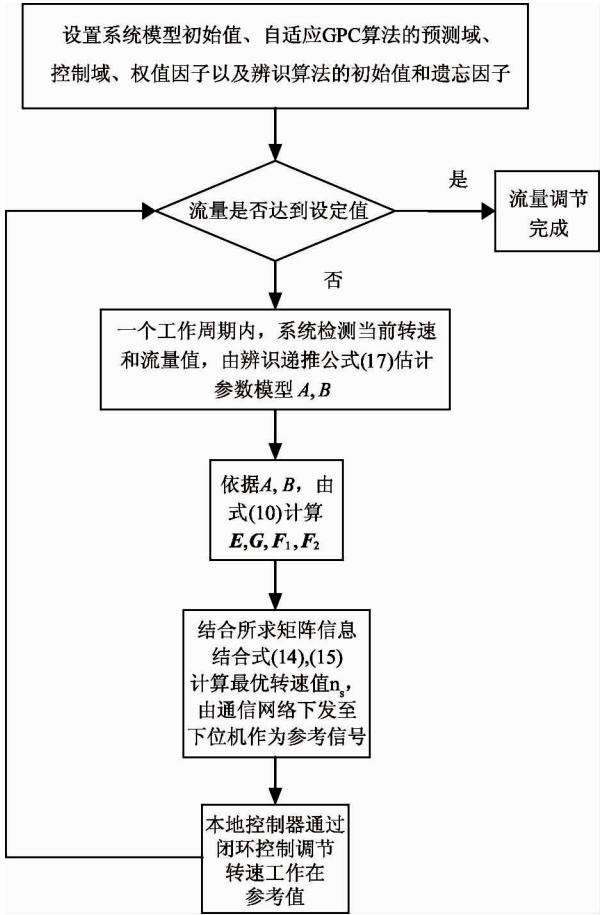


图 3 自适应 GPC 流量调节算法流程图

4 计量泵流量控制系统设计与实验

4.1 系统模型辨识实验

基于第 3 节提到的辨识算法, 本实验中辨识信号选用便于工程实现的逆 M 序列伪随机信号, 在实际应用中, 将逆 M 序列的逻辑 ‘-1’ 和逻辑 ‘1’ 设

定为电机转速幅值,由于底层控制器采用 V/F 控制策略,为了保证电机转速不产生大的波动,选择辨识频率范围 $46 \sim 50 \text{ Hz}$,由公式 $n = \frac{60f}{p}$ (本系统中电机极对数 $p = 2$) 计算出频率对应转速范围作为 4 阶逆 M 序列信号^[19]的输入幅值。实验中,我们选取数据采样周期为 1 s ,记录 800 组转速-流量数据组用作模型参数的离线估计。

依据文献[15]的算法对输入转速与输出流量值进行加权处理,网络训练选用 δ 规则^[20],利用 Matlab 对整个辨识算法过程进行仿真研究,仿真结果如图 4 所示。

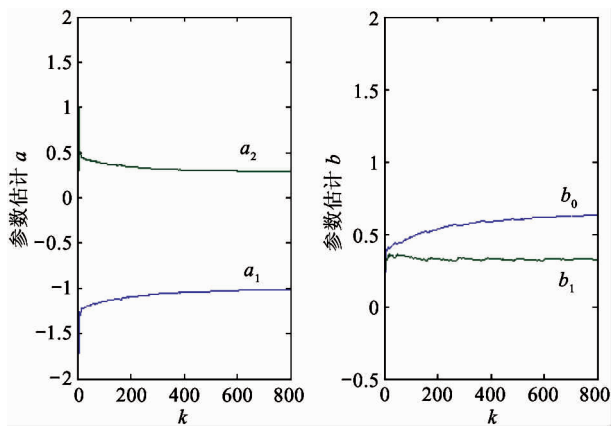


图 4 参数辨识曲线

辨识过程趋于收敛,最终网络权值分别对应过程模型参数结果如表 1 所示。

表 1 过程模型辨识参数			
a_1	a_2	b_0	b_1
-1.0417	0.3066	0.5914	0.3273

4.2 控制器仿真比较与分析

仿真选取 4.1 节辨识所得模型,选择 $T = 1 \text{ s}$ 的仿真周期。分别应用常规 PID 算法和以广义预测控制为核心的流量控制算法对系统进行 Matlab 仿真,并比较 2 种方法的控制效果,同时对计量泵的流量 q 和内部电机转速 n 变化情况进行观测。通过试凑法确定 PID 控制器的参数为 $K_p = 0.1, K_i = 0.3, K_d = 0.2$,广义预测控制器的预测域长度 $P = 8$,控制域

长度 $L = 2$,权值矩阵 Γ 为 $\lambda = 0.7$ 构成的对角矩阵,参考轨迹的柔滑因子 $\gamma = 0.9$ 。考虑计量泵恒流控制的情况,设定流量的期望值为 425 L/H ,仿真结果如图 5 和图 6 所示,其中实线代表常规 PID 控制的流量响应曲线,虚线代表本文设计算法的响应结果。

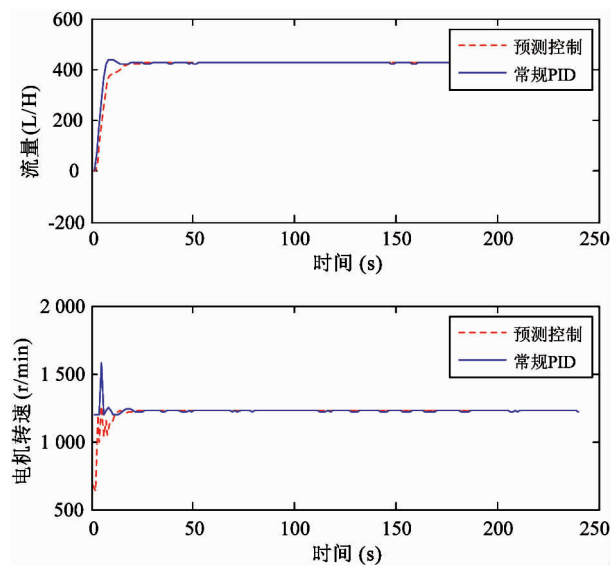


图 5 恒流控制过程流量与转速响应曲线

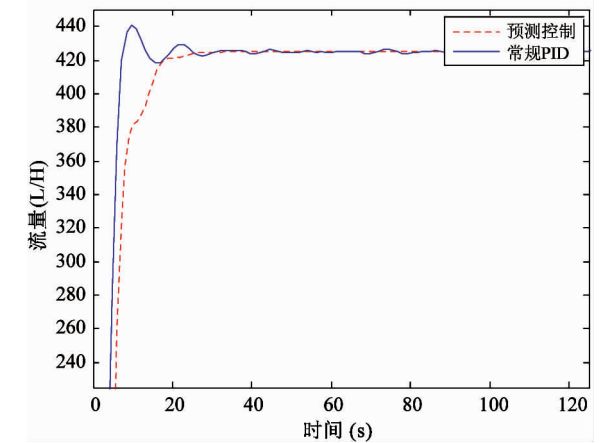


图 6 流量响应曲线比较

由仿真结果可以看出,针对所辨识模型设计的 2 种控制器稳态精度都很理想,但观察具体的流量调节过程,基于常规 PID 的控制曲线在开始阶段流量存在较大波动,超调量达到 5%,且回归稳态时间滞后本文算法 2 s,然而大部分的恒流控制场合常常要求流量的快速稳定、超调量小,因此本文的算法更

适用于计量泵的流量优化调节。从内部电机的工作情况来看,基于常规 PID 的流量控制算法内部电机转速存在较大波动,而本文设计算法内部电机转速波动相对平缓,这也有助于生产现场泵组电机的长期使用。

4.3 计量泵流量远程控制的实现

通过实际平台测试本文提出的计量泵流量控制方案,所应用的实验平台如图 7 所示,其中计量泵驱动电机额定电压为 220 V,功率为 0.12 kW,额定转速为 1 400 r/min。



图 7 远程流体投加监控实验平台

专用双信道网关选用 NXP 公司的 LCP2368 微控制器作为通信基板 MCU,整合 CAN 总线和 4G 模块,如图 8 所示。

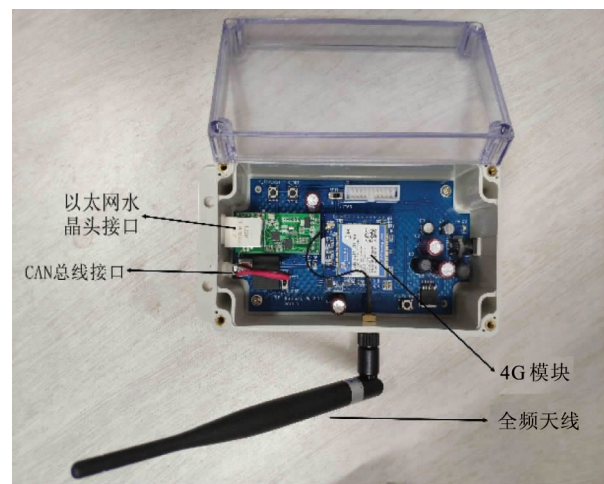


图 8 专用双信道网关

在上位机实现所设计的流量控制算法,主要包括模型初值以及流量控制器的参数设置,以前 2 节的仿真实验为基础,另外设置自适应辨识算法中的遗忘因子 $\delta = 0.95$ 。系统设置每隔 1 s 通过异构网络获取工况信息并发送控制信号,所有算法逻辑均通过 JAVA 语言整合在本系统的上位机监控软件中。对单台计量泵进行了 2 种情况(定值流量投加与周期变化流量投加)的实验测试,给定流量值设为 425 L/H。通过上位机软件实时监控泵机流量与电机转速情况,结果如图 9 所示。

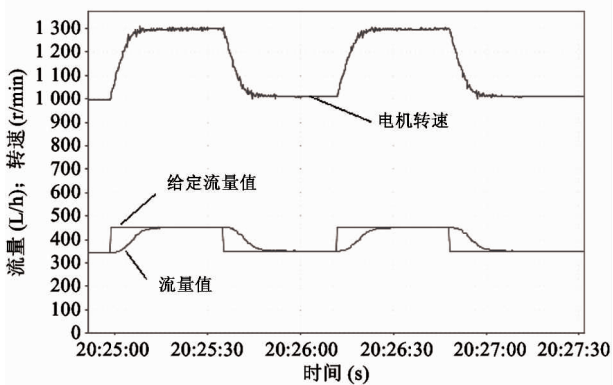
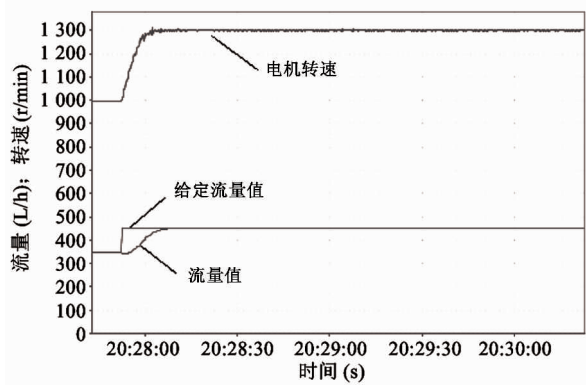


图 9 上位机流量转速实时监控界面

实际平台的控制效果与仿真实验基本一致,在不同的工况下,计量泵均能保证几乎无超调平稳地达到预设流量值,且响应时间控制在 10 s 以内,能满足一般流程工业中的工艺要求,在实际的操作现场,电机转速变化情况同样理想,没有出现剧烈波动而对泵机使用不利的情况。

5 结 论

在流程工业中,常常需要实现流体物料的远程精确投加,本文以工业隔膜计量泵为主要研究对象,提出了基于本地控制器和上位机算法的分级控制结构,通过神经网络辨识器拟合泵机的转速和流量特性,排除机械结构和流体特性干扰。设计了基于模型的自适应流量优化控制算法,Matlab 仿真研究表明,相较于常规 PID 控制,本文设计算法具有更好的动态控制性能。将所提出的控制算法应用于实际的计量泵流量监控平台,实现了一定精度的流量控制,能满足一般的流程工艺需求,但因为网络传输等原因,实际系统中还存在少许时延问题,如何通过算法设计和硬件改良性能是将来需要进一步研究的内容。

参考文献

- [1] 桂卫华,王成红,谢永芳,等. 流程工业实现跨越式发展的必由之路[J]. 中国科学基金, 2015,29(5):337-342
- [2] 张悦. 高精度隔膜计量泵的研制[J]. 水泵技术, 2012(2):8-11
- [3] 齐凤莲,梁丽莹,易兴洋. ZD(F)系列泵流量控制系统的特性分析[J]. 机电产品开发与创新, 2017,30(4):130-132
- [4] Qi H, Liu S, Yang R, et al. Research on new intelligent pump control based on sliding mode variable structure control[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Takamatsu, Japan, 2017: 1239-1244
- [5] 魏雄杰. 基于模糊 PID 的灌注机流量控制研究[D]. 武汉:湖北工业大学机械工程学院, 2018: 35-39
- [6] 刘汉忠,俞鹏. 模糊 PID 自适应控制在微型齿轮泵恒流控制系统中的应用[J]. 流体机械, 2018,46(12):50-53
- [7] Zhang Q. Development and application of process management system for coal chemical industry[C] // Proceedings of the 6th Intelligent Control and Automation, Dalian, China, 2006: 6709-6713
- [8] Irisarri E, García M V, Pérez F, et al. A model based approach for process monitoring in oil production industry [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, Berlin, Germany, 2016: 1-4
- [9] 张伟南. 冲程长度自动控制系统在计量泵流量调节中的实现[D]. 大连:大连理工大学机械工程学院, 2005: 4-5
- [10] 狄海廷,邵俊鹏,郑文斌. 计量泵机电一体化控制系统设计[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2005, 10(5):37-39
- [11] 邵俊鹏,李金城. 计量泵自动流量控制仪的设计[C] // 全国高等学校制造自动化研究会第十三届学术年会, 哈尔滨,中国, 2008: 1-3
- [12] 瞿军,李科杰. 基于单片机的计量泵流量控制系统的研制[J]. 仪表技术与传感器, 2004(7):25-26
- [13] Shah J B, Shah U S. Fuzzy controlled wireless touch screen based data acquisition system for pump monitoring and controlling[C] // Proceedings of Nirma University International Conference on Engineering, Ahmedabad, India, 2013: 1-6
- [14] 魏列江,段晶,王传民等. 基于 Host Link 协议的蠕动泵流量精确控制系统[J]. 兰州理工大学学报, 2017, 43(3):50-53
- [15] 左军,周灵. 基于神经网络模型改进算法的动态辨识系统仿真[J]. 计算机科学, 2015, 42(1):118-121
- [16] 庞中华. 系统辨识与自适应控制 Matlab 仿真[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2013: 151-152
- [17] 张伦,张悦. 基于广义预测控制的混杂系统控制[J]. 计算机仿真, 2017, 34(8):138-141
- [18] 黄炎,费敏锐. 改进的广义预测控制及其在温度系统中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5):1057-1064
- [19] 李莹. 基于 M 序列伪随机信号的励磁参数辨识[D]. 北京:华北电力大学电气与电子工程学院, 2005: 26-28
- [20] Giroi F, Poggio T. Networks and the best approximation property[J]. *Biological Cybernetics*, 1990, 63(3):169-176

Remote flow control of metering pump based on neural network and generalized predictive control

Yu Shiming, Zhang Hang, He Defeng, Zhao Yunbo

(College of Information and Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

A remote control scheme for diaphragm metering pump flow is proposed to realize the remote dosing of fluid materials in the process industry. In this scheme a hierarchical optimization control strategy involving the upper optimization node, dual channel communication network and local controller is utilized, the dynamic model of the metering pump flow and themotor speed are identified using neural networks, and a flow regulation algorithm based on adaptive generalized predictive control (GPC) is designed. The feasibility and effectiveness of the proposed scheme is illustrated by both numerical and practical examples.

Key words: diaphragm metering pump, remote flow control, neural network, generalized predictive control (GPC)