

一种线性自抗扰控制器参数自整定方法

李 扬, 王 京, 张勇军[✉]

北京科技大学高效轧制国家工程研究中心, 北京 100083
✉ 通信作者, E-mail: zhangyj@ustb.edu.cn

摘 要 针对线性自抗扰控制器参数难于整定的问题, 提出了一种基于动态响应过程时序数据挖掘的参数自整定算法. 算法以线性自抗扰控制器中线性误差反馈律的两个增益信号回路的动态响应为参数调整对象, 通过改进变收缩系数的随机搜索算法进行参数整定. 记录动态响应过程数据, 基于关联关系挖掘得到控制参数调整策略应用于线性自抗扰控制器的参数自整定. 为验证本文提出的参数自整定方法的实际效果, 以液压自动位置控制系统为控制对象, 分别采用阶跃响应仿真和 Monte Carlo 实验进行对比研究. 结果表明, 基于数据挖掘参数自整定的线性自抗扰控制器动态响应较好, 鲁棒性较强, 改进了变收缩系数随机搜索算法调整时间较长以及传统线性自抗扰控制器超调较大的缺点, 是一种具有实用性的线性自抗扰控制器参数自整定方法.

关键词 数据挖掘; 自整定控制; 自抗扰控制; 线性控制系统; 液压位置控制
分类号 TP273

Self-tuning method for a linear active disturbance rejection controller

Li Yang, WANG Jing, ZHANG Yong-jun[✉]

National Engineering Reserch Center of Advance Rolling, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China
✉ Corresponding author, E-mail: zhangyj@ustb.edu.cn

ABSTRACT This paper introduces a parameter self-tuning algorithm based on dynamic response time series data mining to solve the parameter self-tuning difficulty of a linear active disturbance rejection controller (LADRC). In the algorithm, two gain signal loops' dynamic response of linear state error feedback (LSEF) is used as the parameter adjustment object. Through the parameters auto-tuned by NLJ algorithm and the process data recorded, the control parameter adjustment policy based on association mining is applied to LADRC parameter auto-tuning. To verify the actual effect of the parameter self-tuning method in this paper, a hydraulic automatic position control (HAPC) system is used as the control object. Step response simulation and Monte Carlo experiment show that the dynamic response of the system which is combined by HAPC and the controller is better, the robustness is stronger, the adjustment time is shorter than NLJ algorithm, and the overshoot is also less than the traditional LADRC controller. It is considered as a practical LADRC controller parameter self-tuning method.

KEY WORDS data mining; auto-tuning control; active disturbance rejection control; linear control systems; hydraulic automatic position control

自抗扰控制(active disturbance rejection control, ADRC)算法是近年提出的一种非线性控制律^[1], 其核心思想是通过扩张状态观测器(extended state observer, ESO)对系统总扰动进行实时估计, 并在对系统输

出产生影响之前对总扰动实现主动补偿, 由此将系统线性化为简单易控的纯积分串联型对象. 自抗扰控制器不依赖于系统精确的数学模型, 仅需系统少量信息, 并具有响应快、超调小、鲁棒性强等特点, 已在各个领

域得到广泛应用^[2-8]. 经典自抗扰控制器需要整定的参数比较多, 许多参数整定方法主要依靠经验摸索, 为了提高自抗扰控制性能, 不少学者研究了在控制结构确定情况下的参数选取规则. 文献[9]参考 PID 参数整定方法, 给出了部分参数取值原则. 文献[10]给出了基于混沌粒子群算法(chaos particle swarm optimization, CPSO)的自抗扰控制参数自适应, 降低了基本粒子群算法易陷入局部最优解的可能性, 并保持该算法的优势. 文献[11]从频域角度, 分析并推导出含线性化扩张状态观测器的自抗扰控制器参数确定方法, 收到良好效果. 文献[12]则采用遗传算法对控制器参数进行优化. 文献[13]尝试将变尺度混沌优化方法应用于自抗扰控制参数的寻优设计. 文献[14]将神经网络技术应用于自抗扰控制参数的优化中. 文献[15-16]针对线性化的自抗扰控制参数, 提出基于频率方法的自抗扰控制参数自调整算法. 通过上述研究可以看出, 自抗扰控制参数调整问题对其应用领域的拓展十分重要, 而且快速有效的自整定方法仍然是有待研究的热点.

本文针对自抗扰控制非线性反馈参数不易合理整定问题, 提出一种基于动态响应过程时序数据挖掘的线性自抗扰控制器(LADRC)控制器部分参数自整定算法, 充分发挥自抗扰控制器实时估计出对象模型摄动和不确定外扰, 以线性自抗扰控制器线性误差反馈律(LSEF)的两个增益信号回路的动态响应为参数调整对象, 通过优化的随机搜索算法(NLJ算法)自整定方法^[17]对线性自抗扰控制器进行关联关系挖掘, 得到控制器参数. 为验证该方法应用效果, 将某液压自动化位置控制系统的线性自抗扰控制器控制参数进行自整定研究. 通过记录整定过程数据, 从采集的整定过程数据集中选取有效数据集, 以此作为基于数据挖掘的线性自抗扰控制器参数自整定的有效数据进行关联关系挖掘^[18], 实时制定参数调整的控制策略, 以提高控制器性能. 针对板带轧机液压自动位置控制系统的阶跃响应仿真和蒙特卡洛(Monte Carlo)实验结果表明, 所提出的控制器整定方法调节时间短, 控制系统超调量小, 动态响应特性良好, 并且具有良好的鲁棒性特点.

1 基于参数自整定过程数据的时间序列分析

对于一个由控制器和被控对象组成的稳定控制系统, 考察系统的动态响应特性, 可以从系统给定输出 y 和模型辨识输出 $f(u)$ 误差变化来考察, 从零开始, 经过调节时间 t_s , 又恢复到零的过程. 若考虑外扰情况, 则认为 $f(u) - y$ 小于一个足够小的正数 δ 时, 即可认为系统已达稳态. 针对系统的动态响应过程采集所有

可用数据, 利用设定的支持度函数和置信度函数, 选择有效数据集用于数据挖掘. 然后再通过时间对齐和数据趋势化处理, 进行时间序列分析, 找出系统设定输出 y 、模型辨识输出 $f(u)$ 和控制参数的关联关系, 来确定组成控制器参数自整定的有效策略组.

1.1 数据采集和有效数据集选取

利用改进的随机搜索算法优化方法^[17], 设置准则函数为 $E(f(u), y) = \int_0^t (f(u) - y)^2 dt$, 对被控对象模型和线性自抗扰控制器(LADRC)控制器组成的系统进行辨识. 对于对象模型每一次变化, 将对应一组控制参数 a_j , 其中 j 为控制器参数个数. 在此只记录控制器LSE的增益 k_{pi} 和 k_{di} , 定义这样的一次参数整定过程为一个数据采样周期.

一个数据采样周期进行的过程数据采集可以作为一个有效数据组 M_i , 它是具有模型辨识和参数整定过程的一组离散时间序列数据, 设采样时间长度为 l . 它由系统给定输出 y 与模型辨识输出 $f(u)$ 之间的误差 u 和给定输出 y 组成, 其中每组数据都由前稳态部分(P_{i1}, Q_{i1}), 动态响应部分(P_{i2}, Q_{i2})和后稳态部分(P_{i3}, Q_{i3})三部分组成. 若将所有的有效数据组 M_i 构成可行数据集 M , 则有效数据集及组成部分应满足

$$M = \{ (U_1, Y_1), (U_2, Y_2), \dots, (U_i, Y_i) \}. \quad (1)$$

$$M_i = (U_i, Y_i), U_i = P_{i1} \cup P_{i2} \cup P_{i3}, Y_i = y_{i1} \cup y_{i2} \cup y_{i3}. \quad (2)$$

$$\begin{cases} P_{i1} = \{f(u_1), f(u_2), \dots, f(u_{n_1})\}, \\ P_{i2} = \{f(u_{n_1+1}), f(u_{n_2}), \dots, f(u_{n_2})\}, \\ P_{i3} = \{f(u_{n_2+1}), f(u_{n_3}), \dots, f(u_{n_3})\}. \end{cases} \quad (3)$$

$$\Delta y < \delta, \forall y \in \{Q_{i1} | Q_{i3}\}. \quad (4)$$

$$\Delta y \geq \delta, \forall y \in \{Q_{i2}\}. \quad (5)$$

式中 $i \in (1, l)$.

给定最大支持度 ε ($\varepsilon > 0$), 对于系统给定输出 y 和模型辨识输出 $f(u)$, 定义基于 ε 的支持度函数为

$$S(f(u), y) = \text{sign} \left(\left| \frac{f(u) - y}{y} \right| - \varepsilon \right), \quad (6)$$

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0. \end{cases}$$

基于支持度函数 $S(f(u), y)$, 可以进一步定义置信度函数为

$$C(M_i) = T(U_i, Y_i) = 1 - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n_i} (S(f(u_j), y_j) + 1) / 2. \quad (7)$$

给定最小置信度 α ($0 < \alpha \leq 1$), 则对于置信度函数 $C(M_i)$, 若 $C(M_i) \geq \alpha$, 则所对应的数据组 M_i 就可以成为有效数据组, 将这些有效数据组进行集合就可以得到有效数据集 $S(S \subseteq M)$.

1.2 数据处理与时间序列分析

若定义 t 时刻系统输出 y 和模型辨识输出 $f(u)$ 的差与控制参数的变化量共同组成数据项 T_i , 则有

$$T = \{ T_i \}, T_i = (t_i, f(u_i) - y_i, k_{pi}, k_{di}). \quad (8)$$

根据式(6)和式(7)设定的最大支持度和最小置信度可以筛选出有效的数据组 T . 针对对象模型每一次变化, 则随机搜索算法优化方法的调节时间 t_s 是不同的, 并且通过筛选, 会出现不满足支持度和置信度的数据及其所对应的时间点缺失情况, 导致不同数据组 T 中包含数据项的个数不同. 针对这种情况, 选出调节时间 t_s 最长的数据组 T , 其元素个数为 n , 由于每一个数据组的前稳态时间和后稳态时间长度都相等, 所以对于其他的数据组, 以数据组 T 的动态响应时间长度为标准, 通过 Kriging 插值分析法^[19] 对数据点进行插值拟合, 将缺失的时间点及其对应的数据补齐, 这个过程称之为时间对齐过程. 经过时间对齐处理后的数据, 每一个数据组 T 的长度都相等, 并且满足最大支持度和最小置信度, 可作为时间序列分析的原始数据集合. 表1所示为一种典型的时间序列分析原始数据集合形式.

表1 时间序列分析原始数据集合

Table 1 Original data of time series analysis

序号	时间点	数据列	参数1	参数2
1	1	$f(u) - y$	k_p	k_d
	⋮	⋮	⋮	⋮
	n	$f(u) - y$	k_p	k_d
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
i	1	$f(u) - y$	k_p	k_d
	⋮	⋮	⋮	⋮
	n	$f(u) - y$	k_p	k_d

接下来对原始数据扫描选取其所有的极值点, 并在这些极值点序列的基础上经过再次扫描, 通过分析某个极值点与前后极值点之间的关系来确定其是否为关键极值点, 以达到更好的拟合效果. 为了更加有效地对时间序列数据进行表示, 对关注的变化趋势(变化率)予以突出, 进一步对数据量进行压缩, 可对式(8)所示的数据项进行趋势化处理.

该趋势化处理过程可依据式(9)进行, 处理结果参见表2所示.

$$T = \{ T_i \}, T_i = (\Delta t_i, \Delta f(u_i) - \Delta y_i, \Delta k_{pi}, \Delta k_{di}). \quad (9)$$

根据趋势化处理后的数据可以定义分档区间便于分析变化趋势的大小, 以分为6个区间为例, 变化趋势分档情况参见表3, 进而可得到离散化后的时间序列分析数据趋势化处理结果如表4所示.

基于上述方法得到的有效时间序列分析数据离散

化处理结果, 采用 Apriori 算法^[18] 对 $\Delta f(u) - \Delta y$ 和 $\Delta k_p, \Delta k_d$ 可以进行三维关联关系挖掘, 目的是找到 $\Delta f(u) - \Delta y$ 变化和 $\Delta k_p, \Delta k_d$ 的大小变化之间的关联关系, 找出每种组合对应的置信度最高的趋势关系, 组成趋势预测知识集合. 从挖掘结果中选择 $\Delta f(u) - \Delta y \Rightarrow \Delta k_p, \Delta k_d$ 的高置信度关系, 作为两个控制参数的微调策略集合. 针对 $\Delta f(u) - \Delta y$ 的三维趋势关系挖掘需要根据已知两个连续时间点 $\Delta f(u) - \Delta y$ 的大小, 预估第三个时间点 $\Delta f(u) - \Delta y$ 变化的趋势情况, 从所有的挖掘结果中根据 $\Delta f(u) - \Delta y$ 和 $\Delta k_p, \Delta k_d$ 的三维关联关系挖掘结果, 就可以制定控制参数 Δk_p 和 Δk_d 的微调策略.

表2 时间序列分析数据趋势化处理结果

Table 2 Trend processing results of time series analysis data

序号	时间点	数据列	参数1	参数2
1	1	$\Delta f(u) - \Delta y$	Δk_p	Δk_d
	⋮	⋮	⋮	⋮
	$n-1$	$\Delta f(u) - \Delta y$	Δk_p	Δk_d
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
i	1	$\Delta f(u) - \Delta y$	Δk_p	Δk_d
	⋮	⋮	⋮	⋮
	$n-1$	$\Delta f(u) - \Delta y$	Δk_p	Δk_d

表3 变化趋势分档表

Table 3 Classification table of change trending

范围/%	-50 ~ -25	-25 ~ -10	-10 ~ 0	0 ~ 10	10 ~ 25	25 ~ 50
分档	LB	LA	MB	MA	HB	HA

表4 时间序列分析数据离散化处理结果

Table 4 Discretization results of time series analysis data

序号	时间点1			⋮	时间点 n		
	$\Delta f(u) - \Delta y$	Δk_p	Δk_d		$\Delta f(u) - \Delta y$	Δk_p	Δk_d
1	HB	MB	MA	⋮	MB	MB	MA
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
i	HA	HA	HA	⋮	HB	LB	LB

2 基于数据挖掘的自整定线性自抗扰控制器

基于数据挖掘的参数自整定线性自抗扰控制器控制算法流程如图1所示. 基于数据挖掘的参数自整定线性自抗扰控制器框图如图2所示. 图中 $z_1 \sim z_3$ 为观测状态, e_1 和 e_2 为系统状态误差, μ_0 和 u 分别为补偿前后的控制量, a 和 b 为用于控制补偿强度的补偿因子. 由图1和图2可以看出 $\Delta f(u) - \Delta y$ 回路的采样数据可以通过趋势预测知识集合进行变化趋势预估, 预估结果将作为控制参数 Δk_p 和 Δk_d 的微调策略选取的依

据. 控制策略模块输出为比例增益与微分增益 $\{\Delta k_p, \Delta k_d\}$ 的变化量 Δk_p 和 Δk_d , 经过参数在线优化后变为 $k'_p = k_p(1 + \Delta k_p)$ 和 $k'_d = k_d(1 + \Delta k_d)$. 如果此时系统给定输出 y 和模型辨识输出 $f(u)$ 误差小于一个足够小的正数 δ 时, 即可认为系统已达稳态, 跳出自整定环节, 保存控制参数; 如果误差大于 δ , 则继续上述自整定过程直至满足系统稳态要求.

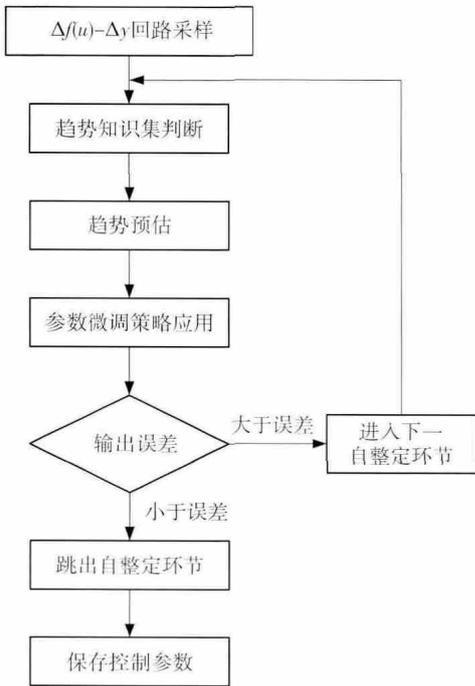


图1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of the algorithm

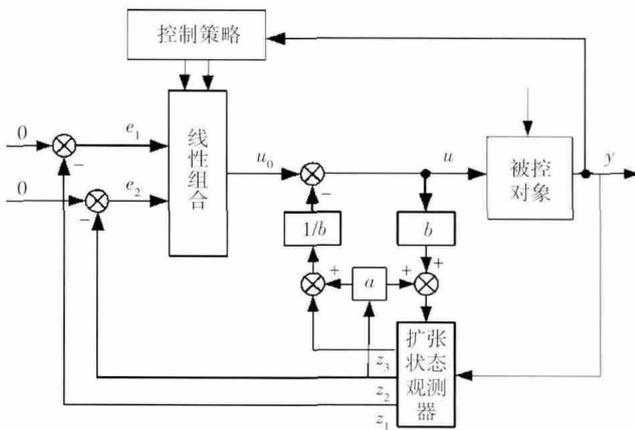


图2 基于数据挖掘的参数自整定算法的线性自抗扰控制器

Fig.2 Self-tuning LADRC controller based on data mining

3 仿真与实验研究

液压自动位置控制 (hydraulic automatic position control, HAPC) 是现代轧制工艺中最为重要的技术之一. 液压自动位置控制在板带轧制控制系统中占有非常重要的地位, 其系统响应速度和跟踪精度直接影响

着产品质量^[20]. 经典自抗扰控制器需要整定的参数众多, 参数整定多半依靠经验, 对于液压自动位置控制这种时变系统, 控制器无法做到参数自适应变化, 这大大阻碍了其在液压自动位置控制中的应用.

为验证基于数据挖掘的参数自整定线性自抗扰控制器控制算法的有效性, 本文对应用于液压自动位置控制系统的控制器进行算例研究. 通过控制参数自整定, 快速获得满足性能指标的控制参数, 改善液压自动位置控制系统动态特性和鲁棒性. 仿真与实验结果可为一类具有系统内部参数摄动、外负载力波动及未建模动态等不确定因素的复杂工业过程提供控制参考.

3.1 系统描述

液压自动位置控制系统是由位移传感器测量液压缸位移或是轧辊辊缝位移构成的典型闭环反馈控制系统. 典型液压自动位置控制系统主要由控制器、伺服放大器、电液伺服阀和位移传感器几部分组成, 如图3所示 (图中 x_p 为液压缸动作的位移量, u 为位移量检测值).

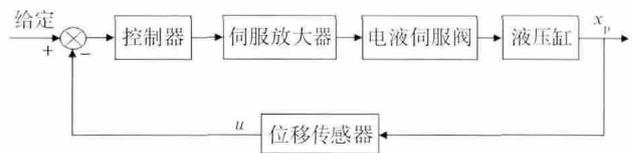


图3 液压自动位置控制(HAPC)系统结构图

Fig.3 Structure diagram of a hydraulic automatic position control system

以某 400 mm 可逆冷带轧机液压伺服位置系统^[21]为例, 其开环传递函数为

$$G(s) = \frac{0.9975 \times 10^{-3}}{1.505 \times 10^{-11}s^5 + 1.401 \times 10^{-8}s^4 + 8.277 \times 10^{-6}s^3 + 0.002103s^2 + 0.5783s + 1} \quad (10)$$

本文采用具有代表性的 padé 降阶算法^[22]将原始的五阶模型降阶为三阶模型, 并将降阶后的模型作为原始模型的近似, 进行仿真研究. 液压自动位置控制系统的三阶降阶模型为

$$G(s) = \frac{0.9975}{2.483 \times 10^{-5}s^3 + 0.004206s^2 + 0.5783s + 1} \quad (11)$$

3.2 基于参数自整定过程数据的时间序列分析

(1) 时间序列分析数据处理采集及处理. 考虑到液压自动位置控制系统的时变特性, 使式(10)中的增益系数在 20% 的范围内随机上下摄动 500 次, 以模拟实际情况下外界扰动和系统自身时变特性.

利用本文 2.1 节中介绍的数据采集方法, 依据数据采集原则得到时间序列分析原始数据集, 进而对原始数据集进行线性拟合表示和趋势化处理, 并进

一步离散化得到可以进行时间序列分析的数据集。

(2) 时间序列分析. 针对 $\Delta f(u) - \Delta y$ 和 $\Delta k_p, \Delta k_d$ 进行三维关联关系挖掘, 从挖掘结果中选择 $\Delta f(u) -$

$\Delta y \Rightarrow \Delta k_p, \Delta k_d$ 高置信度关系见表 5. 针对 $\Delta f(u) - \Delta y$ 进行三维趋势关系挖掘, 挖掘结果中置信度较高的部分趋势关系见表 6.

表 5 $\Delta k_p, \Delta k_d$ 和 $\Delta f(u) - \Delta y$ 三维频繁模式挖掘结果
Table 5 Three-dimensional frequent pattern mining results of $\Delta k_p, \Delta k_d$ and $\Delta f(u) - \Delta y$

最小置信度	60%	70%	80%	90%
关联关系	LA-HB, MA(69.23%)		LB-HA, MA(87.87%)	MB-MA, MB(92.87%)
			HB-MB, MA(89.34%)	HA-LB, MA(94.58%)
			MA-MB, MB(80.67%)	

表 6 $\Delta f(u) - \Delta y$ 三维趋势挖掘结果
Table 6 Three-dimensional trend mining results of $\Delta f(u) - \Delta y$

最小置信度	50%	60%	70%	80%	90%
关联关系	MB, LA-HA(54.26%)	LB, LA-HA(55.42%)	LA, MA-MB(71.04%)	LB, LB-HA(85.00%)	MB, MA-MA(91.37%)
		⋮	HB, MA-MB(71.52%)	⋮	
		LB, LB-MB(59.16%)	⋮	LA, MA-HB(81.26%)	
			HA, HB-HB(70.57%)		

两个已知时间点 $\Delta f(u) - \Delta y$ 大小组合情况共 $6 \times 6 = 36$ 种, 从所有的挖掘结果中找出每种组合对应的置信度最高的趋势关系, 组成趋势预测知识集合。

(3) 基于时间序列分析的控制策略分析. 从表 6 的挖掘结果可以看出, 当连续两个时间点的 $\Delta f(u) - \Delta y$ 大小分别为 LB 和 LA 时, 则可以认为有 71.04% 的可能第三个时间点 $\Delta f(u) - \Delta y$ 的数值变化趋势为 MB, 即减小 0 ~ 10%. 根据表 5 所示, 可以制定控制参数的微调策略, 参数 Δk_p 和 Δk_d 的微调范围分别为 MA 和 MB, 也就是分别增大 0 ~ 10% 和减小 0 ~ 10%.

由于在数据挖掘过程中, 对于控制器参数微调数值

也进行了趋势化和离散化, 在实际进行参数微调策略应用时, 对其微调数值的大小重新做出了规定, 并通过试验进行设定调整, 最终确定微调设定值如表 7 所示.

表 7 参数微调设定值
Table 7 Parameter adjustment setting

分档	LB	LA	MB	MA	HB	HA
范围/%	-34	-19	-5	+7	+11	+27

3.3 系统仿真

设定系统输入为简单阶跃信号, 系统动态响应曲线如图 4 所示.

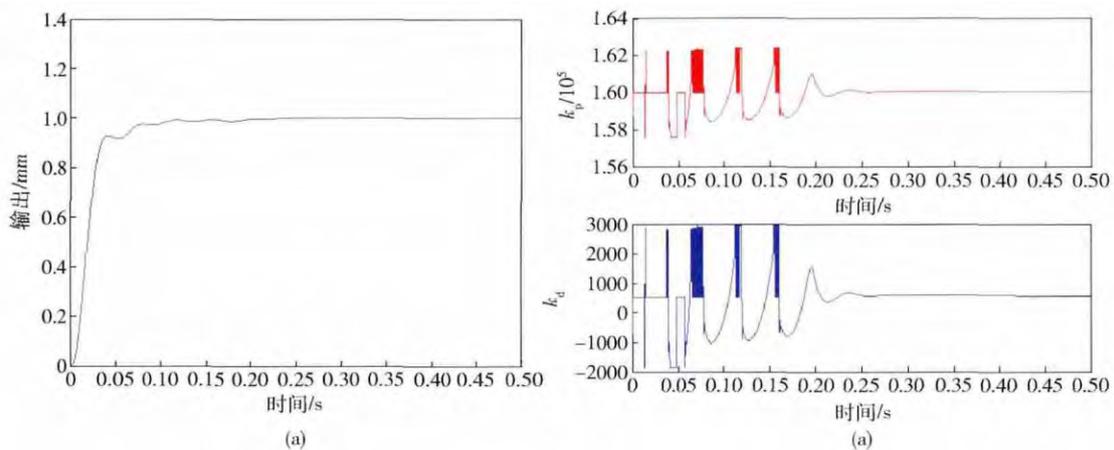


图 4 控制器阶跃响应 (a) 和控制参数变化曲线 (b)

Fig. 4 Step response of the controller (a) and variation curve of parameters (b)

同时, 设计普通线性自抗扰控制器与基于随机搜索算法 (NLJ 算法) 自整定优化的线性自抗扰控制器, 应用于液压自动位置控制模型对象控制, 阶跃响

应仿真结果如图 5 所示, 表 8 为不同控制器在阶跃响应下调节时间 t_s 、上升时间 t_r 和超调率 σ 指标的比较.

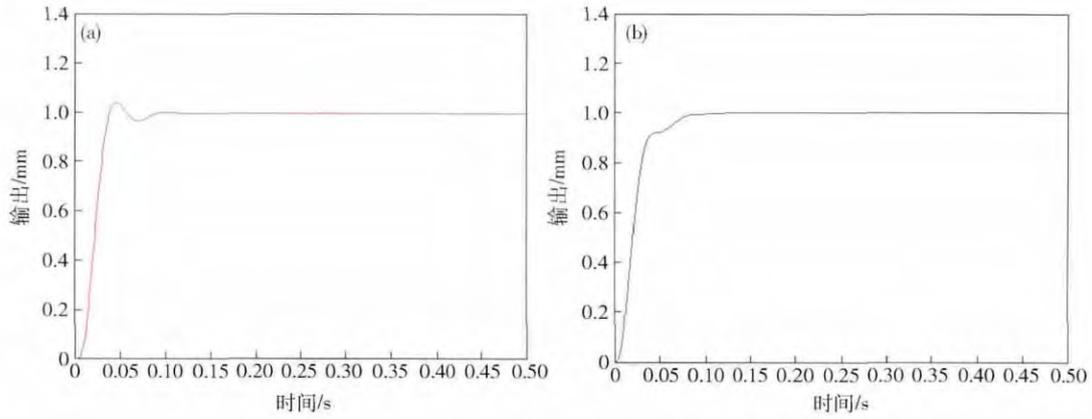


图5 普通线性自抗扰控制器 (a) 和基于随机搜索算法的自抗扰控制器阶跃响应曲线 (b)

Fig. 5 Step response of LADRC (a) and NLJ-LADRC (b)

表8 不同控制器阶跃响应的 t_s 、 t_r 和 σ 比较

Table 8 Comparison of t_s , t_r and σ between the step responses of different controllers

参数	普通线性自抗扰控制器	基于随机搜索算法的线性自抗扰控制器	基于数据挖掘的参数自整定自抗扰控制器
调节时间 t_s	0.0360	0.0868	0.0637
上升时间 t_r	0.0340	0.0379	0.0345
超调率 σ	3.8747	0.0394	0.0293

通过以上仿真结果比较可以得出以下结论: 基于数据挖掘的参数自整定自抗扰控制器, 与基于随机搜索算法的控制器相比调节时间更短, 与普通线性自抗

扰控制器相比超调量更小, 具有更好的动态响应特性.

3.4 蒙特卡罗实验研究

蒙特卡罗 (Monte Carlo) 实验也称为随机抽样技术^[23]. 本文分别采用普通线性自抗扰控制器、基于随机搜索算法自整定优化算法的线性自抗扰控制器和基于数据挖掘的参数自整定线性自抗扰控制器, 通过 Monte Carlo 实验方法定量比较液压自动位置控制系统单位阶跃响应的超调量和调节时间, 作为衡量控制系统的动态性能优劣的指标. 同样将式(10)中的增益系数 0.9975 在 20% 的范围内随机上下摄动 500 次, 得到实验结果如图 6 所示, 表 9 为不同控制器 Monte Carlo

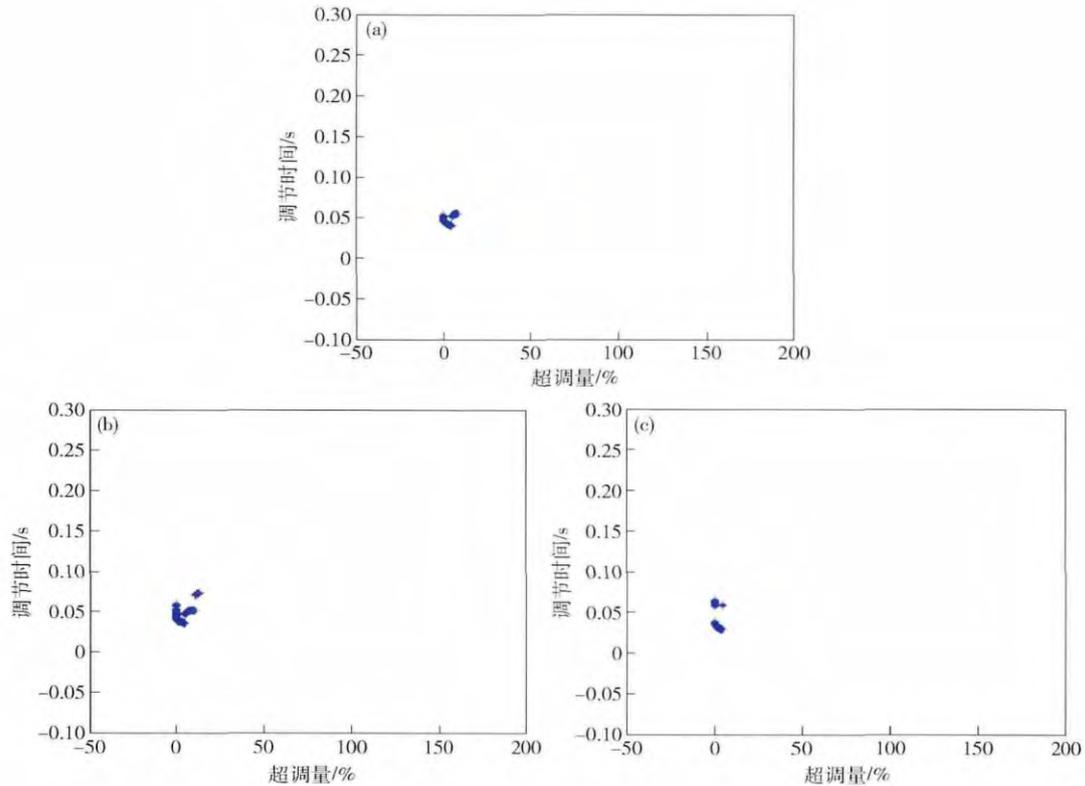


图6 不同控制器 Monte Carlo 实验结果. (a) DM-LADRC 控制器; (b) LADRC 控制器; (c) NLJ-LADRC 控制器

Fig. 6 Monte Carlo experiment results of different controllers: (a) DM-LADRC; (b) LADRC; (c) NLJ-LADRC

表 9 不同控制器 Monte Carlo 实验的 t_s 和 σ 比较

Table 9 Comparison of t_s and σ between the Monte Carlo experiments of different controllers

控制器	最小 t_s	最大 t_s	平均 t_s	最小 $\sigma/\%$	最大 $\sigma/\%$	平均 $\sigma/\%$
LADRC	0.0350	0.0740	0.0477	0.4149	13.3281	4.3871
NLJ-LADRC	0.0294	0.0656	0.0428	0	4.3969	0.8063
DM-LADRC	0.0107	0.0269	0.0191	0	2.2870	0.0668

实验中的 t_s 和 σ 指标比较.

通过上述随机抽样实验结果可以看出, DM-LADRC 控制器的性能指标区域最为集中, NLJ-LADRC 控制器其次. 线性自抗扰控制器较为分散. 总体上, 基于数据挖掘的参数自整定线性自抗扰控制器的鲁棒性优于其他两种控制器.

4 结论

本文针对自抗扰控制中非线性反馈参数不易合理整定问题, 通过随机搜索算法 (NLJ 算法) 对某液压自动化位置控制系统的线性自抗扰控制器控制参数进行自整定研究. 通过记录整定过程数据, 从采集的整定过程数据集中选取有效数据集, 结合关联关系挖掘方法, 总结出针对液压自动位置控制对象的线性自抗扰控制器参数自整定趋势预测知识集合和控制参数 Δk_p 和 Δk_d 的微调策略集合, 设计了基于数据挖掘的参数自整定线性自抗扰控制器. 阶跃响应仿真证明, 该控制器与基于随机搜索算法的控制器相比调节时间更短, 与普通线性自抗扰控制器相比超调量更小, 具有更好的动态响应特性. 同时, 通过 Monte Carlo 实验证明在控制对象存在扰动的情况下, DM-LADRC 控制器的性能指标区域最为集中, 鲁棒性优于 NLJ-LADRC 控制器和普通线性自抗扰控制器. 由于该方法需要大量时间序列分析数据作为关联关系挖掘基础, 且在线运算工作量较大, 目前比较适合使用离线仿真方法快速确定控制器参数, 更优的在线算法有待进一步研究.

参 考 文 献

[1] Han J Q. *Active Disturbance Rejection Control Technique: the Technique for Estimating and Compensating the Uncertainties*. Beijing: National Defense Industry Press, 2008
(韩京清. 自抗扰控制技术: 估计补偿不确定因素的控制技术. 北京: 国防工业出版社, 2008)

[2] Wang L J, Tong C N, Li Q, et al. Practical active disturbance rejection solution for monitoring automatic gauge control system with large time-delay. *Control Theory Appl*, 2012, 29(3): 368
(王丽君, 童朝南, 李擎, 等. 实用自抗扰控制在大时滞厚度自动监控系统中的应用. 控制理论与应用, 2012, 29(3): 368)

[3] Lai A F, Guo Y, Zheng L J. Active disturbance rejection control for spacecraft attitude maneuver and stability. *Control Theory Appl*, 2012, 29(3): 401
(赖爱芳, 郭毓, 郑立君. 航天器姿态机动及稳定的自抗扰控制. 控制理论与应用, 2012, 29(3): 401)

[4] Ruan J H, Yang F G, Li Y B. Active disturbance rejection control in vehicle acceleration. *Control Theory Appl*, 2011, 28(9): 1189
(阮久宏, 杨福广, 李贻斌. 车辆加速度自抗扰控制. 控制理论与应用, 2011, 28(9): 1189)

[5] Li M D, Li D H, Wang J, et al. Active disturbance rejection control for fractional-order system. *ISA Trans*, 2013, 52(3): 365

[6] Wang L J, Tong C N, Li Q, et al. A practical decoupling control solution for hot strip width and gauge regulation based on active disturbance rejection. *Control Theory Appl*, 2012, 29(11): 1471
(王丽君, 童朝南, 李擎, 等. 热连轧板宽板厚的实用自抗扰解耦控制. 控制理论与应用, 2012, 29(11): 1471)

[7] Guo B Z, Jin F F. The active disturbance rejection and sliding model control approach to stabilization of the Euler-Bernoulli beam equation with boundary input disturbance. *Automatica*, 2013, 49(9): 2911

[8] Zhao C Z, Huang Y. Design ADRC for two special kinds of systems // *Proceedings of the 30th Chinese Control Conference*. Yantai, 2011: 229

[9] Han J Q. From PID to active disturbance rejection control. *IEEE Trans Ind Electron*, 2009, 56(3): 900

[10] Shi Y L, Hou C Z, Su H B. Auto disturbance rejection controller design based on particle swarm optimization algorithm. *J Syst Simul*, 2008, 20(2): 433
(史永丽, 侯朝桢, 苏海滨. 基于粒子群优化算法的自抗扰控制器设计. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 433)

[11] Gao Z Q. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning // *Proceedings of the 2003 American Control Conference*. Denver, 2003: 4989

[12] Li H S, Zhu X F. On parameters tuning and optimization of active disturbance rejection controller. *Control Eng China*, 2004, 11(5): 419
(李海生, 朱学峰. 自抗扰控制器参数整定与优化方法研究. 控制工程, 2004, 11(5): 419)

[13] Wang L J, Tong C N, Peng K X, et al. Active disturbance rejection control and chaos optimization for strip width and gauge multivariable systems. *Control Decis*, 2007, 22(3): 303
(王丽君, 童朝南, 彭开香, 等. 板宽板厚多变量系统的自抗扰控制及混沌优化. 控制与决策, 2007, 22(3): 303)

[14] Qiao G L, Tong C N, Sun Y K. Study on mould level and cast-

- ing speed coordination control based on ADRC with DRNN optimization. *Acta Autom Sin*, 2007, 33(6): 641
(乔国林, 童朝南, 孙一康. 基于神经网络自抗扰控制的结晶器液位拉速协调系统研究. *自动化学报*, 2007, 33(6): 641)
- [15] Sun B S, Gao Z Q. A DSP-based active disturbance rejection control design for a 1 kW H-bridge DC-DC power converters. *IEEE Trans Ind Electron*, 2005, 52(5): 1271
- [16] Zheng Q, Gao L Q, Gao Z Q. On validation of extended state observer through analysis and experimentation. *J Dynam Syst Meas Control*, 2012, 134(2): 024505
- [17] Jiang J J, Zhen X P, Li Q S, et al. An identification method based on the improved NLJ algorithm and its application. *Chin J Chem Eng*, 2007, 15(1): 88
- [18] Agrawal R, Imielinski T, Swami A. Mining association rules between sets of items in large databases // *Proceeding of the ACM SIGMOD Conference on Management of Data*, 1993: 207
- [19] Voltz M, Webster R. A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information. *J Soil Sci*, 1995, 41: 473
- [20] Ginzburg V B. *High-quality Steel Rolling: Theory and Practice*. New York: Marcel Dekker Inc., 1993
- [21] Wang Z, Wang J, Zhang Y J, et al. Active disturbance rejection synchronous control for both sides of hydraulic servo position system of rolling mill. *Control Theory Appl*, 2013, 30(12): 1602
(王喆, 王京, 张勇军, 等. 轧机两侧液压伺服位置系统自抗扰同步控制. *控制理论与应用*, 2013, 30(12): 1602)
- [22] Bultheel A, Van Barel M. Padé techniques for model reduction in linear system theory: a survey. *J Comput Appl Math*, 1986, 14(3): 401
- [23] Fu J C, Wang L Q. A random-discretization based Monte Carlo sampling method and its applications. *Methodol Comput Appl Probab*, 2002, 4(1): 5