

文章编号: 1001-0920(2008)12-1353-06

基于控制微元的统计自适应增量控制方法

孙波^{1,2}, 陈刚^{1,2}, 张炳义¹, 王尔智¹

(1. 沈阳工业大学 电气工程学院, 沈阳 110023; 2. 沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110168)

摘要: 依据系统对模拟量实时控制的要求, 提出了基于控制微元的统计自适应增量控制方法, 给出了量化控制状态统计图的获取方法, 分别找出了扩展控制微元的统计稳定系数、平均统计状态偏差、统计趋势、统计超调、尾偏差等参数与调节增量之间的关系, 确定了统计控制策略及其最优化条件, 给出了统计预测自适应记忆增量控制器的设计方案. 该方法易于微处理器编程, 运算速度快, 可高效率实现对模拟量的精确控制.

关键词: 智能控制; 集散控制系统; 控制微元; 量化控制状态统计图

中图分类号: TS262.5; TP273

文献标识码: A

Method of statistical and adaptive increment control based on control-cell

SUN Bo^{1,2}, CHEN Gang^{1,2}, ZHANG Bing-yi¹, WANG Er-zhi¹

(1. School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110023, China; 2. School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110168, China. Correspondent: SUN Bo, E-mail: sunbeer888@163.com)

Abstract: A method of statistical and adaptive increment control based on control-cell to achieve the real-time control about analogue is proposed. A method to get statistical figure of digitized control is given. The relationship about state definition of the average deviation statistics, statistical trends, statistics overshoot, and end deviation is found. The statistical control tactics and their optimum conditions are set up. The design of statistical projections and adaptive memory increment controller is obtained. This design is simple to microprogramming, which not only has faster computing, but also has high efficiency of analogue control.

Key words: Intelligent control; Distributed control system; Control-cell; Statistical figures of digitized control

1 引言

对于非线性、无具体数学模型的被控对象, 目前多采用神经网络、模糊处理、遗传算法等智能控制算法进行控制^[1-7].

模糊控制的实质是将相关领域的专家知识和熟练操作人员的经验, 转换成模糊语言规则, 通过模糊推理和模糊决策, 实现对复杂系统的控制^[8]. 但人的知识和经验是有限的, 难以构造出准确描述实时控制系统控制状态的隶属函数; 遗传算法是群体搜索策略与群体中所有个体之间的信息交换, 适合于复杂和非线性问题的寻优^[8], 但由于寻优需要较长的时间, 很难用于实时系统的高速优化控制; 神经网络是通过对被控系统进行学习、训练来实现控制^[8], 而

学习需要大量的样本数据和一定的时间方能完成动态训练, 从而无法应对实时控制系统的突发事件.

本文提出的基于控制微元的统计自适应增量控制方法, 将控制微元检测数据的周期性统计与智能控制方法的理念相结合, 尝试解决这些问题.

2 控制状态信息的量化统计辨识

被控对象的实时控制曲线与控制目标之间总会存在一定的偏差, 只要控制曲线在允许的控制偏差范围内, 便可认为被控对象达到了控制要求. 控制目标设为 $e_b(t)$, 偏差设为 $e(t)$, 实时控制曲线设为 $e(t)$, 如图 1 所示. 则在检测点 t_i 时刻, 符合控制要求的条件应满足

$$e(t_i) - e_b(t_i) \leq \Delta e \quad (1)$$

收稿日期: 2007-10-19; 修回日期: 2008-03-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60172034); 辽宁省教育厅项目(05L278).

作者简介: 孙波(1963—), 男, 山东齐河人, 讲师, 博士生, 从事嵌入式集散控制系统测控技术等研究; 王尔智(1936—), 男, 教授, 博士生导师, 从事高压电气理论、高压断路器开断特性数值模拟等研究.

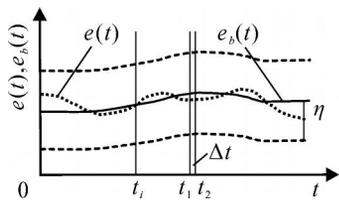
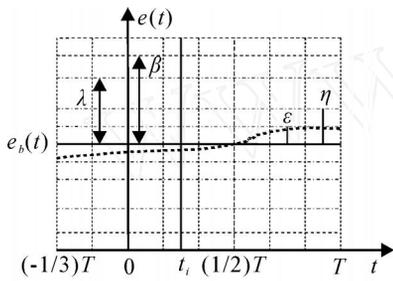


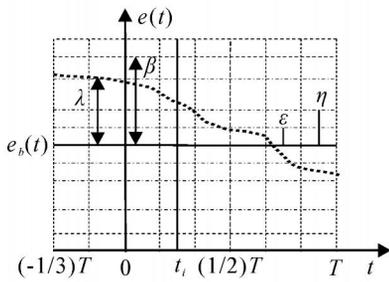
图 1 控制曲线、控制目标与控制偏差的关系

2.1 控制微元及其稳定性统计

本文所述集散控制系统中,被控对象的自动控制由控制终端按控制要求进行周期性控制.设控制周期为 T ,在图 1 中选取 $t = t_2 - t_1 = T$ 的控制微元,时间记为 $0 \sim T$.考虑过去控制微元对新的控制微元控制参数的影响,将当前控制微元向后扩展 $(1/3) T$,形成扩展控制微元,如图 2 所示.



(a) $\delta = 1$



(b) $\delta < 0.98$

图 2 偏差变化的扩展控制微元图例

在扩展控制微元内,控制终端的微处理器按固定时间间隔对被控对象的运行状况进行检测,依据控制曲线 t_i 时刻的检测值 $e(t_i)$,记录总数为 N 满足式(2)的量化控制状态信息 $\{ (i) \}$,其中含有 m 个当前控制微元的量化信息. N 值的大小须参考微处理器运算速度、存储空间及模拟量控制要求而定.

$$(i) = \begin{cases} +1, & e(t_i) - e_b(t_i) > \lambda; \\ 0, & -\lambda \leq e(t_i) - e_b(t_i) \leq \lambda; \\ -1, & e(t_i) - e_b(t_i) < -\lambda; \end{cases} \quad (2)$$

$i = 0, 1, \dots, N - 1.$

$$m = \frac{3}{4} N. \quad (3)$$

式中: $(0) \sim (N - m - 1)$ 是过去控制微元部分量化信息, $(N - m) \sim (N - 1)$ 是当前控制微元量化信息,它们的和组成扩展控制微元量化信息; m 与 N 的值满足式(3).量化数组 $\{ (i) \}$ 中,元素 (i) 的值

在检测点 t_i 时刻进行链式逐一移位寄存运算,即

$$(i) = (i + 1), i = 0, 1, \dots, N - 2. \quad (4)$$

新值赋予 $(N - 1)$,在控制周期结束时,便得到一组实时控制的量化信息检测数据,对其进行统计分析,可确定下一个控制微元的控制参数.

控制的稳定性不但与当前的控制微元量化数据有关,还应与过去控制微元的量化数据相关.设扩展控制微元量化信息数组 $\{ (i) \}$ 中,元素 $(i) = 0$ 的个数为 h ,定义扩展控制微元的统计稳定系数

$$\delta = h / N, \quad (5)$$

其值在 $0 \sim 1$ 之间.由于检测时的偶然干扰,可能会存在少量错误信息,对统计结果产生影响.所以本文建议,当 $\delta > 0.98$ 时,扩展控制微元即可认为是稳定的.图 2(a) 中 $\delta = 1$ 时,控制微元稳定;图 2(b) 中 $\delta < 0.98$ 时,控制微元处于不稳定状态.

推论 1 如果所有扩展控制微元均处于稳定状态,则控制过程必然处于稳定状态.

2.2 量化控制状态统计

为衡量控制偏离要求的程度,设偏差分别增至 λ 和 $-\lambda$,值可以取 λ 值的 2 倍以上,值可以取 λ 值的 4 倍左右.为提高控制精度,设偏差减至 $\lambda/2$,其值可以取 $\lambda/2$ 值的 1/2 左右,如图 2 所示.则符合新的控制要求的条件应满足

$$|e(t_i) - e_b(t_i)| < \lambda. \quad (6)$$

λ , $\lambda/2$ 和 $\lambda/4$ 之间的关系符合

$$\lambda > \lambda/2 > \lambda/4. \quad (7)$$

随着控制精度的提高,控制微元内的量化控制状态信息须进一步精细其量化标准.按下式更改量化信息数组元素 (i) 的值:

$$(i) = \begin{cases} 9, & |e(t_i) - e_b(t_i)| > 3\lambda; \\ 8, & |e(t_i) - e_b(t_i)| > 2\lambda; \\ 7, & |e(t_i) - e_b(t_i)| > \lambda; \\ 6, & |e(t_i) - e_b(t_i)| > \lambda/2; \\ 5, & 0 \leq |e(t_i) - e_b(t_i)| \leq \lambda/2; \\ 4, & -\lambda/2 < e(t_i) - e_b(t_i) < \lambda/2; \\ 3, & -\lambda < e(t_i) - e_b(t_i) < -\lambda/2; \\ 2, & -\lambda < e(t_i) - e_b(t_i) < -\lambda/2; \\ 1, & -\lambda < e(t_i) - e_b(t_i) < -\lambda/2; \\ 0, & |e(t_i) - e_b(t_i)| < \lambda/2; \end{cases} \quad (8)$$

$i = 0, 1, \dots, N - 1.$

将量化信息数组 $\{ (i) \}$ 中的元素 (i) 按顺序分组,取每组数据个数为 $(1/6) m$,令 $n_{j0} \sim n_{j9}$ 分别记录每组数据中数组元素 (i) 的值为 $0 \sim 9$ 等 10 个量化标准值的个数, $j = 0, 1, \dots, 7$,共有 8 组数据.为区别出现等值的可能性,按顺序取 $n_{j0} \sim n_{j9}$ 和 $n_{j9} \sim n_{j0}$ 数据中序号最小的最大值 j ,其目的是选出偏差

最大的统计量化控制状态. 若量化标准值 4 和 5 的统计数量相同, 则取 n_{j4} 为最大值.

$$j = \max\{n_{j0}, n_{j1}, \dots, n_{j9}\},$$

$$j = 0, 1, \dots, 7, \quad (9)$$

式中max 为按正反顺序选取序号最小的最大值的算符.

定义统计量化控制状态 (j) 为 j 所对应的量化标准值如下:

$$(j) = \begin{cases} 9, & j = n_{j9}; \\ 8, & j = n_{j8}; \\ 7, & j = n_{j7}; \\ 6, & j = n_{j6}; \\ 5, & j = n_{j5}; \\ 4, & j = n_{j4}; \\ 3, & j = n_{j3}; \\ 2, & j = n_{j2}; \\ 1, & j = n_{j1}; \\ 0, & j = n_{j0}. \end{cases} \quad (10)$$

值按下式计算:

$$= \frac{\sum_{j=0}^7 (n_{j3} + n_{j4} + n_{j5} + n_{j6})}{N}. \quad (11)$$

按式(8) ~ (10) 可画出对应于图 2 控制曲线的量化控制状态统计图, 如图 3 所示.

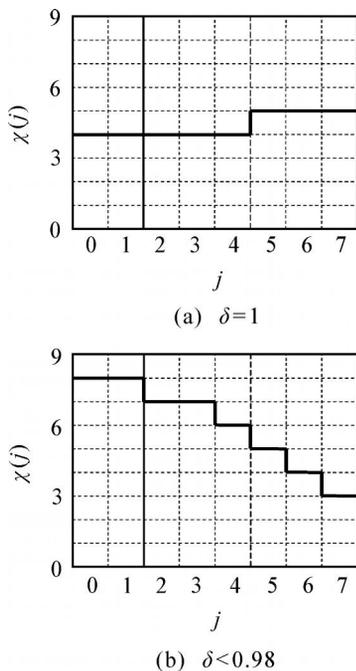


图 3 对应于图 2 控制曲线的控制状态统计图

量化控制状态信息可分为 3 种状况:

- 1) 不满足控制要求, (j) 值为 0, 1, 2, 7, 8, 9;
- 2) 满足旧的控制要求, (j) 值为 3, 4, 5, 6;

3) 满足新的控制要求, (j) 值为 4, 5.

量化控制状态统计数组为

$$\{(j)\} = \{(0), (1) / (2), (3), (4), (5), (6), (7)\}. \quad (12)$$

图 3(a) 中的控制状态数组为

$$\{(j)\} = \{4, 4 / 4, 4, 4, 5, 5, 5\};$$

图 3(b) 中的控制状态数组为

$$\{(j)\} = \{8, 8 / 7, 7, 6, 5, 4, 3\}.$$

推论 2 若某一扩展控制微元满足新的控制偏差, 则该扩展控制微元一定满足原控制偏差.

2.3 统计状态偏差及其静态调整

控制参数的调节量与控制状态偏离控制目标的程度相关. 统计控制状态 (j) 的数值为 0 ~ 9, 其中间值为 4.5, 代表控制目标. 设状态偏差为

$$(j) = (j) - 4.5, \quad j = 0, 1, \dots, 7. \quad (13)$$

(j) 值的大小表示偏差程度, (j) 的正、负号表示偏差方向, 则扩展控制微元的状态偏差数组为

$$\{(j)\} = \{(0), (1) / (2), (3), (4), (5), (6), (7)\}. \quad (14)$$

图 3(a) 中

$$\{(j)\} = \{-0.5, -0.5 / -0.5, -0.5, -0.5, 0.5, 0.5, 0.5\};$$

图 3(b) 中

$$\{(j)\} = \{3.5, 3.5 / 2.5, 2.5, 1.5, 0.5, -0.5, -1.5\}.$$

定义扩展控制微元的平均统计状态偏差

$$\bar{=} = \frac{1}{8} \sum_{j=0}^7 (j). \quad (15)$$

$\bar{=}$ 的大小表示扩展控制微元总体偏差程度, 正、负号表示总体偏差方向. 图 3(a) 中 $\bar{=} = -0.125$, 图 3(b) 中 $\bar{=} = 1.5$. 由于 (j) 的值在 $-4.5 \sim 4.5$ 之间, 8 组数据的和为 $-36 \sim 36$ 之间的整数和半整数点, 则可能出现的 $\bar{=}$ 值共有 145 个, 对控制状态的描述比较细致.

当 $\bar{=} > 0$ 时, 若增加控制参数可以减小 $\bar{=}$ 的值, 则该参数调节称为正调节, 反之称为负调节. 若无特殊声明, 以下所述增量控制均为正调节.

推论 3 控制参数的静态调整应使扩展控制微元平均统计状态偏差 $\bar{=}$ 趋于 0. 在新的控制微元中, 调节增量应与现行扩展控制微元内的 $\bar{=}$ 成正比.

2.4 统计趋势及其动态调整

对控制状态统计图进行动态分析, 可得出控制状态的变化规律. 定义统计控制趋势

$$v(k) = (k+1) - (k), \quad k = 0, 1, \dots, 6. \quad (16)$$

控制趋势表示控制微元内的控制状态变化快慢及其

变化方向,控制趋势数组 $\{v(k)\}$ 为

$$\{v(k)\} = \{v(0), v(1) / v(2), v(3), v(4), v(5), v(6)\}. \quad (17)$$

图 3(a) 的控制趋势数组为

$$\{v(k)\} = \{0, 0 / 0, 0, 1, 0, 0\};$$

图 3(b) 的控制趋势数组为

$$\{v(k)\} = \{0, -1 / 0, -1, -1, -1, -1\}.$$

其中正号表示控制状态升高,负号表示控制状态下
降,大小表示控制状态变化数量.

定义扩展控制微元的统计趋势为

$$v_0 = \sum_{k=0}^6 v(k). \quad (18)$$

统计趋势 v_0 越大,控制微元越不稳定. v_0 取值为 - 9 ~ 9 之间的整数,则可能出现的 v_0 值有 19 个.

推论 4 控制参数的动态调整应使扩展控制微元的统计趋势 v_0 趋于 0. 在新的控制微元中,调节增量应与现行扩展控制微元内的统计趋势 v_0 成正比.

2.5 统计超调及其矫正

控制可能出现超调,一般出现在新旧两个控制微元交替时. 定义当前控制微元的统计趋势

$$v_1 = \sum_{k=2}^6 v(k). \quad (19)$$

定义扩展控制微元的统计超调

$$= v_1 - v_0. \quad (20)$$

的大小表示超调控制状态数,正、负号表示超调方向. 超调的统计意义是:在前一个控制微元有一定统计控制趋势的条件下,当前控制微元向相反方向调整控制状态时,参数调节过大. 取值为 - 9 ~ 9 之间的整数,可能出现的值有 19 个.

推论 5 控制参数的超调矫正应使扩展控制微元的统计超调 趋于 0. 在新的控制微元中,调节增量应与现行扩展控制微元内的统计超调 成正比.

2.6 统计控制策略及最优化条件

控制目的是使控制微元稳定系数 趋近于 1,统计控制状态保持在 3 ~ 6 之间. 控制参数应在每个控制周期结束时重新调整,使控制曲线围绕控制目标微小波动,偏差尽量控制在 以内. 时间连续的扩展控制微元群统计控制最优化条件应满足

$$\begin{cases} O: (0) = 5, \bar{=} = 0, v_0 = -1, \\ \quad = 0, \quad = 1, (7) = 4, (7) = -0.5; \\ : (0) = 4, \bar{=} = 0, v_0 = 0, \\ \quad = 1, (7) = 5, (7) = 0.5; \\ \dots O \quad O \quad \dots \end{cases} \quad (21)$$

扩展控制微元结束时的统计状态偏差 (7),对新的控制微元控制参数的调节量起引导作用,称为扩展控制微元的尾偏差. (7) 取值为 - 4.5 ~ 4.5 之

间的半整数,可能出现的值有 10 个.

推论 6 控制参数的调整应使扩展控制微元统计状态偏差数组 $\{ (j) \}$ 中的每个元素 (j) 都趋于 0. 在新的控制微元中,引导调节增量应与现行扩展控制微元内的尾偏差 (7) 成正比.

3 统计预测自适应记忆增量控制器

3.1 游标自适应增量尺度

控制参数值有一定的调节范围,设其最大值为 $K_{Z \max}$,最小值为 $K_{Z \min}$,则控制参数可调最大尺度为

$$K_{ZT} = K_{Z \max} - K_{Z \min}. \quad (22)$$

按比例取 K_{ZT} 的部分值为控制参数调节的基本增量尺度 g , 设游标尺度数组为 $\{ -(0), -(1), -(2), -(3) \}$, 则控制周期结束时,动态 g 的值可按下式循环计算:

$$\begin{cases} -(0) = -(1); -(1) = 1 - ; \\ -(1) = 0.5 \times (-(0) + -(1)); \\ -(2) = 0.14887; -(3) = 0.1; \\ g = -(2) \times K_{ZT}; \\ \text{If } -(1) < -(3), \text{ Then } g = -(3) \times g; \\ \text{If } -(1) \quad -(3), \text{ Then } g = -(1) \times g. \end{cases} \quad (23)$$

g 的值在 K_{ZT} 的 1.4887% ~ 14.887% 之间变化. 其中: $-(0)$ 为过去游标,过去控制微元不稳定性均值记忆; $-(1)$ 为当前游标,所有过去控制微元不稳定性均值; $-(2)$ 为游标尺度,可依据系统特性修正; $-(3)$ 为游标精度,可依据系统特性修正.

3.2 统计调节增量预测

调节增量应由 $\bar{=}, v_0, (7)$ 和 g 等 5 个参数共同决定. 已隐含在 g 中,其余 4 个参数与调节增量之间的关系已分别由推论 3 ~ 推论 6 给出,其方向均与增量的调节方向相同. 设四维统计增量权重数组 $\{ (k) \}$ 为 $\{ (0), (1), (2), (3) \}$, 其各元素值满足如下约束关系:

$$(0) + (1) + (2) + (3) = 1; \quad (24)$$

$$(k) > 0, k = 0, 1, 2, 3. \quad (25)$$

分析控制状态统计图的特点,可确定对于控制微元调节增量的调整策略如下:

- 1) 当 趋于 0 (粗调) 时, $\bar{=}$ 起主要调节作用;
- 2) 当 较小 (微调) 时, v_0 起主要调节作用;
- 3) 当 接近于 1 (细调) 时, (7) 调节作用明显;
- 4) 对于超调 的调节力度应大于对 v_0 的调节力度.

取 (3) 的值为 (2) 的 2 倍, (2) 大于 (1), (0) 的值最大,则控制参数的预测调节增量 由下式计算,它自适应于控制信息的量化统计辨识结果.

$$\left\{ \begin{aligned} &(0) = 0.43; (1) = 0.12; \\ &(2) = 0.15; (3) = 0.3; \\ &0 = (0) \times \bar{v}_0 \times g; \\ &1 = (1) \times v_0 \times g; \\ &2 = (2) \times \bar{v}_0 \times g; \\ &3 = (3) \times \bar{v}_0 \times g; \\ &\vartheta = 0 + 1 + 2 + 3. \end{aligned} \right. \quad (26)$$

其中: ϑ_0 为静态调节分量, 调节范围是 $-1.935 g \sim 1.935 g$; ϑ_1 为动态调节分量, 调节范围是 $-1.08 g \sim 1.08 g$; ϑ_2 为超调矫正分量, 调节范围是 $-1.35 g \sim 1.35 g$; ϑ_3 为引导调节分量, 调节范围是 $-1.35 g \sim 1.35 g$.

3.3 调节增量记忆加权

设三维控制增量记忆数组为 $\{-(0), -(1), -(2)\}$, 按下式计算, 可获得记忆加权的平滑调节增量 ϑ :

$$\left\{ \begin{aligned} &-(0) = -(1), -(1) = -(2), -(2) = \dots; \\ &a = 0.05, b = 0.1, c = 0.85; \\ &-(2) = a \times -(0) + b \times -(1) + c \times -(2); \\ &\vartheta = -(2). \end{aligned} \right. \quad (27)$$

式中: a, b 和 c 为平滑加权系数, 代表自适应增量控制器的实时自学习能力, 其值满足

$$a + b + c = 1. \quad (28)$$

ϑ 记忆了以前所有控制微元的调节增量 ϑ 的信息, 记忆的程度与 a, b, c 值的选取有关. 对于低速控制系统, 控制周期较长, 为避免控制曲线发生突变, 控制器应具有较强的自学习能力, 应选择较大的 a 和 b 值; 对于高速控制系统, 控制周期 T 的值很小, 则 a 和 b 的值相应减小, a 的值甚至可取为 0.

3.4 控制参数输出

设输出控制参数为 K_z , 当调整控制参数时, 需对 K_z 进行限制, 完成如下运算(正调节时取正号, 负调节时取负号):

$$\left\{ \begin{aligned} &K_z = K_z \pm \vartheta \\ &\text{If } K_z > K_{Z\max}, \text{ Then } K_z = K_{Z\max}; \\ &\text{If } K_z < K_{Z\min}, \text{ Then } K_z = K_{Z\min}. \end{aligned} \right. \quad (29)$$

周期性统计预测自适应记忆增量控制系统的结构如图 4 所示.

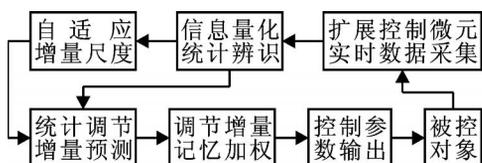


图 4 统计预测自适应记忆增量控制器

4 相关参数选择方法及其讨论

4.1 控制组态的分辨率

本文提供的扩展控制微元按时间顺序分成 8 段, 每段可能出现的控制状态有 10 种, 故在量化控制状态统计图中, 可能出现的量化控制组态的数量相当于 8 位的 10 进制数, 控制组态总数为

$$n = (9999999)_{10} + 1 = 100000000. \quad (30)$$

当权重数组为 $\{0.43, 0.12, 0.15, 0.3\}$ 时, 通过数值计算, 得到相对调节增量 ϑ / g 的最大值为 4.15125, 最小值为 0. 调节增量 ϑ 的值离散分布, 与统计稳定系数 K_{ZT} 相配合, 使预测增量控制器可针对不同的控制组态, 输出恰当的控制参数.

若量化控制状态的总数为 S 个, 可能出现的量化控制组态总数相当于 8 位的 S 进制数, 则 n 为

$$n = [(S - 1)(S - 1)]_S + 1. \quad (31)$$

调节增量 ϑ 对控制组态的分辨率为

$$= 1/n. \quad (32)$$

4.2 自适应游标尺度和精度的选择

由统计控制策略及最优化条件可知, 调节增量最好不为 0, 则游标精度 $-(3)$ 只能选取接近且大于 0 的小数, 本文取 0.1. 其值越小, 控制精度越高.

游标尺度 $-(2)$ 是为了限制最大的调节增量 ϑ / g , 当选定权重数组 $\{k\}$ 值后, 通过数值计算, 得到相对调节增量 ϑ / g 的最大值; 然后采用黄金分割法, 确定游标尺度 $-(2)$, 使 ϑ / g 的最大值等于 $0.618 K_{ZT}$. 此时 $-(2)$ 为 0.14887, 确保控制参数不会使控制系统在外层的量化控制状态之间形成振荡现象.

推论 7 控制组态进入稳定区域后, 若按比例动态减小 $-(2)$ 和 $-(3)$ 的值, 可达到更高级别的控制精度.

4.3 量化控制状态的选取及其存储方式

控制状态的总数 S 取为偶数, 应较多选取偏差以外的状态. 为使控制状态之间产生一定的梯度, 其相应模拟量的取值区间可参考下式制定:

$$e(t) = e_b(t) \pm 2^k \times \dots, \quad k = \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots \quad (33)$$

设量化控制状态为 $0 \sim 2l - 1$ 的正整数, 其中 $S = 2l, l \geq 2$, 则其目标状态 M_B 的值为

$$M_B = 0.5 \times (2l - 1) = l - 0.5. \quad (34)$$

最佳控制状态的值为 l 和 $l - 1$, M_B 成为可望而不可及的控制目标状态. $-(7)$ 可取值为 $32l - 15$ 个; v_0 和 $-(7)$ 的可取值均为 $4l - 1$ 个; $-(7)$ 可取值为 $2l$ 个.

若控制状态数量取为 256 个, 则 $M_B = 127.5$, 对控制状态的分辨率已相当高, 仍可用 1 个字节存

储控制状态信息数组 $\{ (i) \}$ 中的元素 (i) . 算法中涉及浮点运算所用寄存器的数量很少.

4.4 统计自适应增量控制算法速度

C8051Fxxx 高速 SOC 单片机主频率的峰值可达到 25 MHz^[9], 指令周期为 40 ns, TMS320C6000 系列 DSP 芯片的主频率已达到 200 MHz, 指令周期为 5 ns^[10]. 若用这两种系列的任一微处理器制成数据终端, 令 $l = 8, N = 256$, 则当扩展控制微元结束时, 统计预测自适应记忆增量控制器均可在毫秒数量级完成从量化数据统计辨识到控制参数输出的运算过程, 微处理器有充分的时间进行模拟量检测等其他工作.

使用本文所述方法, 可在微处理器中制作专用的硬件模块, 进一步提高调节增量 对控制状态的分辨率以及统计预测自适应增量控制算法速度.

推论 8 检测、运算时的数据存储量决定算法速度. 随着现代微电子技术的发展, 微处理器的数据处理速度和存储容量不断提高, 对于实时自动控制系统, 基于数据信息处理的统计控制方法应更具优势.

5 统计自适应增量控制方法应用实例

在啤酒糖化生产中, 热源来自电厂的蒸汽, 其压力最大在 0.6 MPa 左右. 为保证设备完好率和使用寿命, 蒸汽出口压力需控制在 0.3 MPa 左右, 偏差为 ± 0.05 MPa, 由监控中心的计算机下达给控制终端, 通过调节总蒸汽压力调节阀开度达到控制要求.

根据设计要求和电器设备状况制定下列参数:

- 1) 控制要求: $e_b(t) = 0.3$ MPa (可由监控中心调整), $\delta = 0.05$ MPa;
- 2) 控制周期和控制微元参数: $T = 10$ ms, $m = 6, N = 8, \delta = 0.03$ MPa, $\delta = 0.1$ MPa, $\delta = 0.2$ MPa, $-(2), -(3), \{ (k) \}, a, b$ 和 c 的值与上文公式中所述相同;
- 3) 用 12 位的 D/A 转换器控制 4 ~ 20 mA 恒流源输出, 压力调节阀开度 $K_{Z1 \max} = 4095, K_{Z1 \min} = 819$, 负调节.

按式(1) ~ (29) 的思想, 编制控制终端的微处理器程序. 经实际运行, 所得蒸汽出口压力现场控制曲线如图 5 所示. 当蒸汽入口压力足够大时, 偏差控制在 ± 0.03 MPa 左右, 完全达到了设计要求.

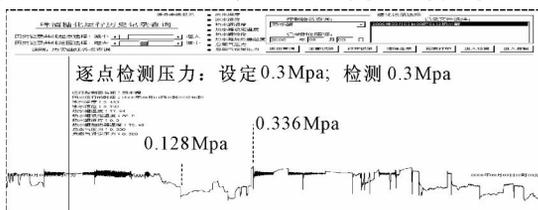


图5 现场控制曲线实例

6 结 论

1) 基于控制微元的统计自适应增量控制方法, 通过对扩展控制微元控制信息的量化统计辨识, 可按控制要求, 依据实时数据采集, 直接计算出下一个控制微元的调节增量 值, 对控制组态的分辨率很高; 游标自适应增量尺度 δ_g 和记忆加权平滑增量 δ , 兼顾了控制过程中所有控制微元信息对当前控制参数的影响, 使被控对象迅速、平稳趋近于控制目标值. 系统只需给定少量的控制条件即可运行.

2) 在数据处理方面, 借鉴了智能控制算法的特点. 依据模拟量控制要求, 对控制微元进行了较精细量化, 使控制状态多样化, 便于控制参数的调整; 游标自适应增量尺度 δ_g 将个体控制微元的增量调节与群体控制微元的稳定系数 联系起来, 使得控制参数的调节细微化, 有利于控制状态的整体调整, 并可以使控制微元群的控制组态逼近统计最优; 通过统计记忆加权平滑叠加运算, 使增量 δ 具有了实时自学习能力, 从而避免控制曲线发生突变.

3) 控制周期 T 的值较小, 一般取 1 s 左右; 对于高速控制系统, 控制微元量化信息数量的极限值可取为 $m = 6, N = 8$. 统计预测自适应增量控制算法, 适合于编制微处理器程序, 其数据处理速度快, 易于模块化, 可用于智能电器、军工产品等诸多领域的模拟量快速实时自动控制.

参考文献(References)

- [1] Babuska R, van der Veen P J, Kaymak U. Improved covariance estimation for Gustafsson Kessel clustering [C]. Proc of IEEE Int Conf on Fuzzy Systems. Hawaii, 2002: 1081-1085.
- [2] Chang C S, Sim S S. Optimising train movements through coast control using genetic algorithms [J]. Electric Power Applications, 1997, 144(1): 65-73.
- [3] Yue D, Han Q L, Chen P. State feedback controller design of networked control systems[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems Express Briefs, 2004, 51(11): 640-644.
- [4] Roll J, Bemporad A, Ljung L. Identification of piecewise affine systems via mixed-integer programming [J]. Automatics, 2004, 40(1): 37-50.
- [5] Takao K J, Yamamoto T R. A design of model driven cascade PID controllers using a neural network [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2003, 4(3): 1547-1552.
- [6] Zhang Y, Pheng A H. Stability of fuzzy systems with bounded uncertain delays [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2003, 10(1): 92-97.

(下转第 1367 页)

6 结 论

本文首先对标准 LS-SVM 进行了改进,提出了无偏最小二乘支持向量机模型;然后在此基础上根据模型中核函数矩阵的特点,设计了基于 Cholesky 分解的在线学习算法,形成了动态无偏 LS-SVM。仿真实验表明,该模型适于时间序列预测和系统辨识,具有良好的在线学习和预测能力,而且与新近提出的基于分块矩阵求逆的在线训练算法相比,具有较快的运算速度,这为将支持向量机技术应用于实时信号处理领域提供了有力的工具。

参考文献(References)

- [1] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998.
- [2] Suykens J A K, Vandewalle J. Least square support vector machines classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [3] Alistair Shilton M, Palaniswami Daniel Ralph, Ah Chung Tsoi. Incremental training of support vector machines[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 16(1): 114-131.
- [4] Lau K W, Wu Q H. Online training of support vector classifier[J]. Pattern Regression, 2003, 36(8): 1913-1920.
- [5] Ma J, Theiler J, Perkins S. Accurate on-line support vector regression [J]. Neural Computation, 2003, 15(11): 2683-2703.
- [6] 张浩然,汪小东. 回归最小二乘支持向量机的增量和在线式学习算法[J]. 计算机学报, 2006, 29(3): 400-406.
(Zhang H R, Wang X D. Incremental and online learning algorithm for regression least square vector machine[J]. Chinese J of Computers, 2006, 29(3): 400-406.)
- [7] 范玉刚,李平,宋执环. 动态加权最小二乘支持向量机[J]. 控制与决策, 2006, 21(10): 1129-1133.
(Fan Y G, Li P, Song Z H. Dynamic weighted least square support vector machines [J]. Control and Decision, 2006, 21(10): 1129-1133.)
- [8] Vijayakumar S. Sequential support vector classifiers and regression[C]. Proc of Int Conf on Soft Computing. Genoa, 1999: 610-619.
- [9] Haoran Zhang, Changjiang Zhang, Xiaodong Wang, et al. A new support vector machine and its learning algorithm[C]. Proc of the 6th World Congress on Control and Automation. Dalian, 2006: 2820-2824.
- [10] Yaakov Engel, Shie Mannor, Ron Meir. Sparse online greedy support vector regression[C]. Proc of European Conf on Machine Learning. Berlin: Springer-Verlag, 2002: 84-96.
- [11] Gene H Golub, Charles F Van Loan. Matrix Computations [M]. Baltimore: The Johns Hopkins University Press, 1996.
- [12] Matthias Seeger. Low rank updates for the Cholesky decomposition[R]. Tuebingen: Max Planck Society, 2005.
- [13] Chiang J H, Hao P Y. Support vector learning mechanism for fuzzy rule-based modeling: A new approach[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 12(1): 1-11.
- [14] Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and control of dynamic systems using neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1990, 1(1): 4-27.

(上接第 1358 页)

- [7] Ampazis N, Perantonis S J. Two highly efficient second-order algorithms for training feed forward networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2002, 13(5): 1064-1073.
- [8] 诸静. 模糊控制理论与系统原理[M]. 北京: 北京机械工业出版社, 2005.
(Zhu J. Fuzzy control system theory and principle[M]. Beijing: Beijing Machinery Industry Press, 2005.)
- [9] 潘琢金,施国军. C8051Fxxx 高速 SOC 单片机原理及应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2002.
(Pan Z J, Shi G J. C8051Fxxx-SOC principles and application of SCM [M]. Beijing: Beijing University Press Aviation Space, 2002.)
- [10] 朱铭皓,赵勇,甘泉. DSP 应用系统设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.
(Zhu M G, Zhao Y, Gan Q. DSP application system design [M]. Beijing: Electronic Publishing Industry, 2002.)