

一种新的在线辨识与递阶优化 控制相结合的方法和实现

伍乃骥 邵福庆 李人厚

(西安交通大学)

摘 要

本文提出了一种新的稳态大系统的递阶优化和参数估计相结合的方法。它具有两级结构,在下面一级,各局部决策单元除了完成 IBMF 的任务外,还通过测量输入、输出分别估计各子系统的模型参数。参数估计所要求改变设定点(按 IBMF)的次数不多,因此节省了求解时间。由于模型不断得到修改,其最终的解非常接近于实际最优解。此方法通过数字仿真得到了验证,并成功地用于对一个电子模拟对象进行控制,结果表明对过程参数缓慢的变化有良好的自适应性能。

一、引 言

在稳态的工业大系统的优化控制中,由于数学模型和现实系统的不一致,以及过程参数的时变性,使得开环的递阶优化方法只能求得次优解,甚至不能保证解的可行性。所以出现了许多改进的方法。

Findeisen 等人提出的关联平衡反馈法(IBMFB)^[1]利用了实际系统的信息,改进了性能指标,但其好坏还取决于数学模型和实际系统差别的大小,也不能保证可行性。Brdys 等在 [2] 中提出的方法,将干扰作为一个偏移量来估计,每隔一段时间估计一次,以适应时变参数。但与实际并不一致,当然也不能求得最优解。

近来的研究方向是将优化和参数估计结合起来。[3]中提出的方法能求得最优解,但它并不分解系统本身,只将求解过程分解为优化和辨识两个子系统,要估计的参数都是优化变量,使问题的维数增加,大大增加计算量,这对大系统实时控制显然不很合适。

Shao 和 Roberts 的双迭代法^[4]改进了性能指标,同时使采样次数大大减少,又保证了了解的可行性。但仍只能求得次优解。Brdys 在 [5] 中提出的将偏移因子作为待估计参数的相互迭代的方法(MIM)也不能求得最优解。最近 Roberts 等又提出一个基于两步法的新方法^[6],它能求得最优解,但每次迭代都需求出系统的实际输出对控制的

偏导数矩阵。这对一个大系统来说是一项非常困难的工作。

本文提出了一种新的优化和参数估计相结合的方法。它在信息结构上作了一些修改,各局部决策单元同时摄取各子过程的关联输入和输出,分散地估计参数;它吸取了双迭代方法中的思想,优化时采用开环的方法;在系统模型结构未知的情况下用仿射性模型近似。此方法经过数字仿真实例的检验,得到了满意的结果,并且成功地通过多微处理器系统对一个电子模拟对象实现了控制。

二、稳态大系统递阶控制的一般描述

系统由下列方程描述:

$$y_i = f_i^*(c_i, u_i), i \in \overline{1, N}, \quad (1)$$

$$u_i = H_i y = \sum_{j=1}^N H_{ij} y_j, i \in \overline{1, N}, \quad (2)$$

这里 $f_i^*: \mathbf{C}_i \times \mathbf{U}_i \rightarrow \mathbf{Y}_i$ 是第 i 个子系统的输入 $\rightarrow$ 输出映射, N 是子系统的个数, $\mathbf{C}_i, \mathbf{U}_i, \mathbf{Y}_i$ 是有限维欧氏空间。 c_i, u_i, y_i 分别是第 i 个子系统控制、关联输入和输出向量。且有 $c_i \in \mathbf{C}_i, u_i \in \mathbf{U}_i, y_i \in \mathbf{Y}_i$ 。(2) 式是系统的关联方程,其中 H_i 和 H_{ij} 是关联矩阵,其元素由 0, 1 组成,并设为已知。定义

$$c \triangleq (c_1, \dots, c_N) \in \mathbf{C}_1 \times \dots \times \mathbf{C}_N \triangleq \mathbf{C}, u \triangleq (u_1, \dots, u_N) \in \mathbf{U}_1 \times \dots \times \mathbf{U}_N \triangleq \mathbf{U},$$

$$y \triangleq (y_1, \dots, y_N) \in \mathbf{Y}_1 \times \dots \times \mathbf{Y}_N \triangleq \mathbf{Y}, H \triangleq (H_{ij})_{i,j}, i, j \in \overline{1, N},$$

则整个方程可写成

$$y = f^*(c, u), u = Hy, \quad (3)$$

式中 $f^*: \mathbf{C} \times \mathbf{U} \rightarrow \mathbf{Y}$ 。进一步假定,对于每一个 $c \in \mathbf{C}$ 仅有一个输出 y , 则系统可由一个映射 $K^*: \mathbf{C} \rightarrow \mathbf{Y}$ 来表示,即

$$y = K^*(c). \quad (4)$$

设每个子系统的约束已准确知道,即

$$(c_i, u_i, y_i) \in CUY_i, i \in \overline{1, N}, \quad (5)$$

$$CUY_i \triangleq \{(c_i, u_i, y_i) \in \mathbf{C}_i \times \mathbf{U}_i \times \mathbf{Y}_i \mid G_j(c_i, u_i, y_i) \leq 0, j \in J_i\}, i \in \overline{1, N},$$

G_j 是一个映射: $\mathbf{C}_i \times \mathbf{U}_i \times \mathbf{Y}_i \rightarrow R$ 。

各子系统的性能指标函数是 $Q_i: \mathbf{C}_i \times \mathbf{U}_i \times \mathbf{Y}_i \rightarrow R, i \in \overline{1, N}$ 。整个系统的性能指标函数是

$$Q(c, u, y) = \sum_{i=1}^N Q_i. \quad (6)$$

要解的控制问题是

$$(P1) \begin{cases} \min_{c, u, y} Q(c, u, y), \\ s.t. \quad y = K^*(c), u = Hy, \\ (c, u, y) \in CUY. \end{cases}$$

由于实际上 $K^*(c)$ 并不知道, 这个问题无法求解。只能得到一个近似的数学模型:

$$y_i = f_i(c_i, u_i), u_i = H_i y, i \in \overline{1, N}, \quad (7)$$

和上面一样可将它写成紧凑的形式: $y = f(c, u), u = Hy$.

因此, 按数学模型求解的问题是

$$(P2) = \begin{cases} \min_{c, u, y} Q(c, u, y), \\ s.t. \quad y = f(c, u), u = Hy, \\ (c, u, y) \in CUY. \end{cases}$$

一般来说, $f \neq f^*$, 所以由 (P2) 求得的解并非系统的最优解。

三、分散估计参数和递阶优化相结合的方法

本文提出了采用图1所示的二级信息结构的分散估计参数和递阶优化相结合的新方法。与其他方法不同的是: 各局部决策单元同时摄取相应子过程的关联输入和输出, 以估计各子系统的输入—输出模型参数。

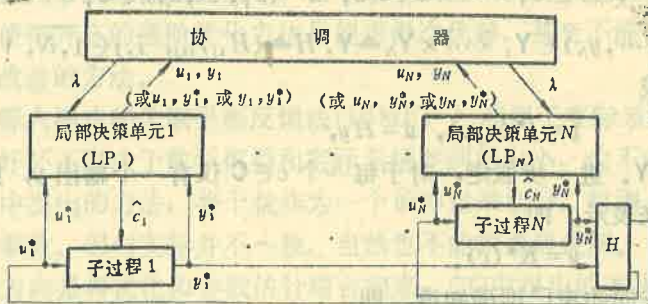


图1 信息结构

子系统由下列模型描述:

$$y_i = f_i(c_i, u_i, \alpha_i), u_i = H_i y, i \in \overline{1, N}, \quad (8)$$

式中 α_i 是子系统待估计的参数向量, 且有 $\alpha_i \in A_i, i \in \overline{1, N}$. A_i 是有限维实参数空间. 定义 $\alpha \triangleq (\alpha_1, \dots, \alpha_N) \in A_1 \times \dots \times A_N \triangleq A$, 则整个系统模型可写为 $y = f(c, u, \alpha), u = Hy$.

现在可以来定义各局部决策单元和协调器的任务, 以及整个任务完成的步骤。

第一步 对所估计的 $\hat{\alpha}$ 用 IBM 进行迭代, 求出各子系统的最优控制 $\hat{c}_i(\hat{\lambda}), \hat{u}_i(\hat{\lambda})$,

迭代中各局部决策单元的任务是

$$LP_i \left\{ \begin{array}{l} \text{对协调器给定的 } \lambda, \text{ 求 } \hat{c}_i(\lambda), \hat{u}_i(\lambda), \\ \text{使得: } (\hat{c}_i(\lambda), \hat{u}_i(\lambda)) = \arg \min_{(c_i, u_i) \in CU_i} L_i(c_i, u_i, \lambda), \\ L_i(c_i, u_i, \lambda) = Q_i(c_i, u_i, f_i(c_i, u_i, \hat{\alpha}_i)) + \langle \lambda_i, u_i \rangle \\ - \sum_{j=1}^N \langle \lambda_j, H_{ij} f_i(c_i, u_i, \hat{\alpha}_i) \rangle, \\ CU_i \triangleq \{(c_i, u_i) \in \mathbf{C}_i \times \mathbf{U}_i \mid G_j(c_i, u_i, f_i(c_i, u_i, \hat{\alpha}_i)) \leq 0, j \in J_i\}, \end{array} \right. \quad (9)$$

这里 $\lambda \in A$, A 是有限维欧氏空间 (以下同)。协调器的任务是按 IBM 修正 λ , 其迭代公式是 $\lambda^{k+1} = \lambda^k + \varepsilon_1 (\hat{u}(\lambda^k) - Hf(\hat{c}(\lambda^k), \hat{u}(\lambda^k), \hat{\alpha}))$ 。直至找到 $\hat{\lambda}$ 使得 $\hat{u}(\hat{\lambda}) - Hf(\hat{c}(\hat{\lambda}), \hat{u}(\hat{\lambda}), \hat{\alpha}) = 0$ 为止, 然后进行下一步。

第二步 各局部决策单元将所求得的控制 $\hat{c}_i(\hat{\lambda})$ 同时加到实际系统中去。待系统稳定后从实际系统中测量 $y_i^* = K_i^*(\hat{c}(\hat{\lambda}))$, 并和 $y_i = f_i(\hat{c}_i(\hat{\lambda}), \hat{u}_i(\hat{\lambda}), \hat{\alpha}_i)$ 一起都送给协调器。协调器检查 $\|y_i - y_i^*\| < \varepsilon$ 是否成立 (ε 为预先指定的正数)。如果成立, 则跳到第四步, 否则继续下一步。

第三步 利用 IBMF 进行 m 次迭代, m 次迭代后各局部决策单元重新估计子系统参数 α_i , 各局部决策单元的任务是

$$LP_i \left\{ \begin{array}{l} \text{对协调器每次给定的 } \lambda, \text{ 按 (9) 求 } \hat{c}_i(\lambda) \text{ 和 } \hat{u}_i(\lambda), \text{ 记下 } \hat{c}_i(\lambda) \text{ 并} \\ \text{加到实际系统中去, 待系统稳定后测量 } u_i^*(\lambda), y_i^* = K_i^*(\hat{c}(\lambda)), \text{ 记下} \\ y_i^*, u_i^*, \text{ 并将 } \hat{u}_i(\lambda) \text{ 和 } u_i^*(\lambda) \text{ 送协调器。} \\ \text{当 } m \text{ 次迭代完成后, 由所得的 } m \text{ 组 } \hat{c}_i^k(\lambda), u_i^{*k}, y_i^{*k}, k \in \overline{1, m} \text{ 估} \\ \text{计出参数 } \hat{\alpha}_i, \text{ 使得} \\ \hat{\alpha}_i = \arg \min_{\alpha_i \in \mathbf{A}_i} \sum_{k=1}^m \|f_i(\hat{c}_i^k(\lambda), u_i^{*k}(\lambda), \alpha_i) - y_i^{*k}\|^2. \end{array} \right.$$

协调器在这 m 次迭代中的任务是按 IBMF 修改 λ , 其迭代公式是 $\lambda^{k+1} = \lambda^k + \varepsilon_1 [I - Hf'_u](\hat{u}(\lambda^k) - u^*(\lambda^k))$, 待估计出新的参数后再返回第一步。

第四步 各局部决策单元每隔一段时间从实际系统中测量 u_i^*, y_i^* , 并将 u_i^*, y_i^* 送协调器, 协调器则不断检查 $\|y_i - y_i^*\| < \varepsilon$ 是否成立。如果成立则重复第四步, 否则返回第

三步。

整个系统的起步可先由物理定理或系统辨识的方法得出一个近似的模型(即给出 α 的初始值),并选一个初始的 λ 。

在参数估计中如果实际系统的结构是已知的,则数学模型用同样的结构,否则用线性模型来近似,即

$$f_i(c_i, u_i, \alpha_i) = \alpha_{i1}^T c_i + \alpha_{i2}^T u_i + \alpha_{i0}, \quad i \in \overline{1, N}. \quad (10)$$

四、讨 论

4.1 关于最优性问题

定义1 如果对任意给定的点 $(\hat{c}, \hat{u}) \in CU$, 存在相应的 $\hat{\alpha} \in A$, 使 $f^*(\hat{c}, \hat{u}) = f(\hat{c}, \hat{u}, \hat{\alpha})$, 那么可以说系统模型在 CU 上是点参数化的。

定义2 如果存在 $\alpha^* \in A$ 使 $f^*(c, u) = f(c, u, \alpha^*)$, $\forall (c, u) \in CU$ 成立, 那么可以说系统模型在 CU 上是参数化的。

由上面的定义可知(10)式所示的模型是一个点参数化模型。而且对于在 CU 上 f^* 连续可导的系统, 如果取 α_{i1} 和 α_{i2} 分别为 f^* 对 c_i 和 u_i 在 (c_i, u_i) 上的偏导, 则此式是与系统方程的超曲面切于点 (c_i, u_i) 的一个超平面方程。

定理 如果 $(\hat{c}_i, \hat{u}_i) \in CU_i$, $i \in \overline{1, N}$ 是(P2)的解, 且有

$$f_i(\hat{c}_i, \hat{u}_i) = f_i^*(\hat{c}_i, \hat{u}_i)$$

和

$$\left. \frac{\partial f_i(c_i, u_i)}{\partial c_i} \right|_{(\hat{c}_i, \hat{u}_i)} = \left. \frac{\partial f_i^*(c_i, u_i)}{\partial c_i} \right|_{(\hat{c}_i, \hat{u}_i)},$$

$$\left. \frac{\partial f_i(c_i, u_i)}{\partial u_i} \right|_{(\hat{c}_i, \hat{u}_i)} = \left. \frac{\partial f_i^*(c_i, u_i)}{\partial u_i} \right|_{(\hat{c}_i, \hat{u}_i)},$$

$i \in \overline{1, N}$, 那么它也就是(P1)的解。

证 问题(P1)的拉格朗日函数是

$$L = \sum_{i=1}^N \left[Q_i(c_i, u_i, f_i^*(c_i, u_i)) + \lambda_i^T (u_i - \sum_{j=1}^N H_{ij} f_j^*(c_i, u_j)) + \mu_i^T G_i(c_i, u_i, f_i^*(c_i, u_i)) \right],$$

其最优性条件是

$$\left. \begin{aligned}
 & \frac{\partial L}{\partial c_i} = \frac{\partial Q_i}{\partial c_i} - \sum_{j=1}^N \frac{\partial f_i^{*T}}{\partial c_i} H_{ji}^T \lambda_j + \frac{\partial G_i^T}{\partial c_i} \mu_i = 0, \\
 & \frac{\partial L}{\partial u_i} = \frac{\partial Q_i}{\partial u_i} + \lambda_i - \sum_{j=1}^N \frac{\partial f_i^{*T}}{\partial u_i} H_{ji}^T \lambda_j + \frac{\partial G_i^T}{\partial u_i} \mu_i = 0, \\
 & \frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = u_i - \sum_{j=1}^N H_{ij} f_j^*(c_i, u_j) = 0, \\
 & \mu_i \geq 0, G_i(c_i, u_i, f_i^*(c_i, u_i)) \leq 0, \\
 & \mu_i^T G_i(c_i, u_i, f_i^*(c_i, u_i)) = 0.
 \end{aligned} \right\} \quad i \in \overline{1, N} \quad (11)$$

同样对问题(P2)也可导出完全相应的条件:

$$\left. \begin{aligned}
 & \frac{\partial L}{\partial c_i} = \frac{\partial Q_i}{\partial c_i} - \sum_{j=1}^N \frac{\partial f_i^T}{\partial c_i} H_{ji}^T \lambda_j + \frac{\partial G_i^T}{\partial c_i} \mu_i = 0, \\
 & \frac{\partial L}{\partial u_i} = \frac{\partial Q_i}{\partial u_i} + \lambda_i - \sum_{j=1}^N \frac{\partial f_i^T}{\partial u_i} H_{ji}^T \lambda_j + \frac{\partial G_i^T}{\partial u_i} \mu_i = 0, \\
 & \frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = u_i - \sum_{j=1}^N H_{ij} f_j(c_i, u_j) = 0, \\
 & \mu_i \geq 0, G_i(c_i, u_i, f_i(c_i, u_i)) \leq 0, \\
 & \mu_i^T G_i(c_i, u_i, f_i(c_i, u_i)) = 0.
 \end{aligned} \right\} \quad i \in \overline{1, N} \quad (12)$$

注意到上述两式中的 Q_i 和 H_{ij} 完全一样, 结合定理的假设, 分别比较两式中相对应的方程, 则可得出结论: 满足 (12) 式的 $(\hat{c}_i, \hat{u}_i) \in CU_i, i \in \overline{1, N}$ 一定满足 (11) 式, 即问题(P2)的解就是(P1)的解。

因此, 如果模型方程是参数化模型, 那显然满足定理的条件, 于是求得最优解。如果是 (10) 式所示的点参数化模型, 则收敛后有 $f_i(\hat{c}_i, \hat{u}_i, \hat{\alpha}_i) = f_i^*(\hat{c}_i, \hat{u}_i)$,

$i \in \overline{1, N}$, 且它是在最小二乘的意义下对与系统方程切于点 $(\hat{c}_i, \hat{u}_i)$ 的超平面的最优近似, 由于与系统方程切于 $(\hat{c}_i, \hat{u}_i)$ 点的超平面在点 $(\hat{c}_i, \hat{u}_i)$ 上满足定理的条件, 所以本方法求得的解很接近于最优解。后面的例子将验证这一点。

4.2 解的存在性

如果系统结构已知, 则模型为参数化的, 由定义 2 知参数 $\hat{\alpha}_i$ 是唯一的, 参数估计

的最小二乘解就是真正的解。如果系统结构不能准确知道而采用(10)式所示点参数模型, 我们已说明只要系统在 CU_i 是连续可导的, 虽然对不同的工作点可选不同的参数, 参数估计中按最小二乘估计的 $\hat{a}_i$ 也是存在的。

关于递阶优化问题解的存在性, [1] 中已给出了严格的证明。特别是模型为(10)式所示的仿射性模型, 而性能指标函数 $Q(c, u, y)$ 和约束集合为凸集时尤其能满足其条件。如果模型为非线性, [1] 中也给出了非线性度的限制条件。因此, 前者解一定存在, 后者只要满足其条件也有解。

作为方法的整体, 本方法是参数估计和递阶优化的结合, 但在具体完成这个任务时又有相对的独立性, 它们在运算时是彼此分开的。优化的结果只是使得点参数模型与系统超曲面的切点越来越趋于最优点, 而参数估计使得优化解越来越趋于真正的最优解。因此, 如果它们分别有解, 则整个问题的解存在。

五、仿真的结果及其实现

5.1 仿真实例和结果

为了对本方法进行验证, 我们对几个实例进行了数字仿真, 其中之一选自[6]以便于进行比较。系统的方程是

$$\begin{pmatrix} y_{11}^* \\ y_{21}^* \\ y_{22}^* \\ y_{31}^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_{11}^*(c_1, u_1) \\ f_{21}^*(c_2, u_2) \\ f_{22}^*(c_2, u_2) \\ f_{31}^*(c_3, u_3) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.3c_{11} - c_{12} + 2u_{11} + 0.15u_{11}c_{11} \\ c_{21} - c_{22} + 1.2u_{21} - 3u_{22} + 0.1c_{22}^2 \\ 2c_{22} - 1.25c_{23} - u_{21} + u_{22} + 0.25c_{23} \cdot c_{22} + 0.1 \\ 0.8c_{31} + 2.5c_{32} - 4.2u_{31} \end{pmatrix}.$$

各子系统的性能指标函数是

$$Q_1(c_1, u_1) = (u_{11} - 1)^4 + 5(c_{11} + c_{12} - 2)^2,$$

$$Q_2(c_2, u_2) = 2(c_{21} - 2)^2 + c_{22}^2 + 3c_{23}^2 + 4u_{21}^2 + u_{22}^2,$$

$$Q_3(c_3, u_3) = (c_{31} + 1)^2 + (u_{31} - 1)^2 + 2.5c_{32}^2.$$

各子系统的约束是

$$CU_1 \triangleq \{(c_1, u_1) \in R^3 \mid c_{11}^2 + c_{12}^2 \leq 1 \cap 0 \leq u_{11} \leq 0.5\},$$

$$CU_2 \triangleq \{(c_2, u_2) \in R^5 \mid 0.5c_{21} + c_{22} + 2c_{23} \leq 1 \cap 4c_{21}^2 + 2c_{21}u_{21} + 0.4u_{21} \\ + c_{21}c_{23} + 0.5c_{23}^2 + u_{21}^2 \leq 4\},$$

$$CU_3 \triangleq \{(c_3, u_3) \in R^3 \mid c_{31} + u_{31} + 0.5 \geq 0 \cap 0 \leq c_{32} \leq 1\}.$$

关联方程是 $u_{11} = y_{21}$, $u_{21} = y_{11}$, $u_{22} = y_{31}$, $u_{31} = y_{22}$ 。

系统的模型结构为

$$\begin{pmatrix} y_{11} \\ y_{21} \\ y_{22} \\ y_{31} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_{11}(c_1, u_1, \alpha_1) \\ f_{21}(c_2, u_2, \alpha_2) \\ f_{22}(c_2, u_2, \alpha_2) \\ f_{31}(c_3, u_3, \alpha_3) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_{11}c_{11} + \alpha_{12}c_{12} + \alpha_{13}u_{11} \\ \alpha_{21}c_{21} + \alpha_{22}c_{22} + \alpha_{23}u_{21} + \alpha_{24}u_{22} \\ \alpha_{25}c_{22} + \alpha_{26}c_{23} + \alpha_{27}u_{21} + \alpha_{28}u_{22} \\ \alpha_{31}c_{31} + \alpha_{32}c_{32} + \alpha_{33}u_{31} \end{pmatrix}.$$

参数值的初始估计选为

$$\alpha_1 = (\alpha_{11}, \alpha_{12}, \alpha_{13}) = (1, -1, 2),$$

$$\alpha_2 = (\alpha_{21}, \alpha_{22}, \alpha_{23}, \alpha_{24}, \alpha_{25}, \alpha_{26}, \alpha_{27}, \alpha_{28}) = (1, -1, 1, -3, 2, -1, -1, 1),$$

$$\alpha_3 = (\alpha_{31}, \alpha_{32}, \alpha_{33}) = (1, 2.5, -4).$$

仿真结果列于表 1，其中的 Q^* 表示实际的最优性能指标值。

从表 1 可看出,Roberts 等人的方法虽能求得最优解,但由于要计算 $\frac{\partial y_i}{\partial c_j}$, $i, j \in \overline{1, N}$, 使采样次数大大增加,而且系统控制个数越多采样次数也越多,而本文提出的方法其性能指标要优于 IBMF, 和实际最优值十分接近,采样次数却大大减少。

表 1

	本文提出的方法	Roberts 等人的方法	IBMF 方法	
$\hat{Q}$	6.3266	6.327	6.3356	实际最优性能指标值
迭代次数	123	60	35	$Q^* = 6.3265$
采样次数	8	480	35	

5.2 多微处理器系统的实现

为了验证本方法的可用性, 也是为了摸索递阶控制理论的应用, 我们在一个多微处理器系统上用本方法成功地实现了对一个模拟对象的控制。图 2 是系统的结构框图。它是一个简单的二级多微处理器系统, 由两个局部决策单元 (TP801) 和一个协调器 (SDK-86) 组成。协调器与局部决策单元之间用串行通信接口连接。局部决策单元之间不通信, 各局部决策单元分别用 D/A 和 A/D 与

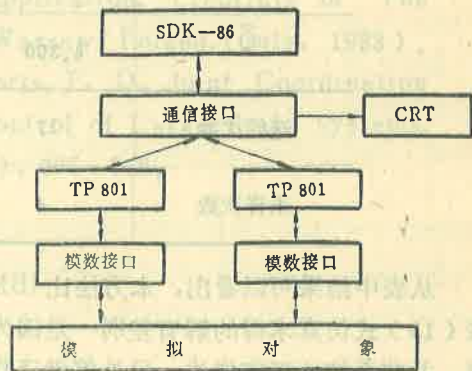


图 2 系统框图

模拟对象连接,模拟对象由电子元件组成。CRT 可以显示必要的信息。

作者设计了相应的通信、管理及实现本算法所必要的应用软件,所有程序均用汇编语言编写。

按元件的标称参数得到的模拟对象的实际方程是

$$\begin{pmatrix} y_{11} \\ y_{21} \\ y_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.42c_{11} - c_{12} + 0.8u_{11} - 0.98u_{12} \\ 1.28c_{21} + 2.58c_{22} - 1.1u_{21} \\ 1.5c_{23} - u_{21} \end{pmatrix}, \quad (13)$$

而所用的模型方程是

$$\begin{pmatrix} y_{11} \\ y_{21} \\ y_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_{11}c_{11} + \alpha_{12}c_{12} + \alpha_{13}u_{11} + \alpha_{14}u_{12} \\ \alpha_{21}c_{21} + \alpha_{22}c_{22} + \alpha_{23}u_{21} \\ \alpha_{24}c_{23} + \alpha_{25}u_{21} \end{pmatrix}.$$

关联约束是 $u_{11} = y_{21}$, $u_{12} = y_{22}$, $u_{21} = y_{11}$ 。

控制性能指标是

$$Q_1(c_1, u_1, y_1) = (y_{11} - 2)^2 + (c_{11} - 1)^2 + c_{12}^2,$$

$$Q_2(c_2, u_2, y_2) = (y_{21} - 3)^2 + (y_{22} - 2)^2 + (c_{21} + 0.5)^2 + (c_{23} - 1)^2 + c_{22}^2.$$

模型参数的初始估计为

$$\alpha_1 = (\alpha_{11}, \alpha_{12}, \alpha_{13}, \alpha_{14}) = (1, -1, 1, -1),$$

$$\alpha_2 = (\alpha_{21}, \alpha_{22}, \alpha_{23}, \alpha_{24}, \alpha_{25}) = (1, 2, -1, 1, -0.5).$$

在多微处理器系统上分别用本方法和 IBMF 方法做了实时试验,并用(13)式进行了数字仿真,结果如表 2 所示。

表 2

	本文的方法	IBMF 方法	
$\hat{Q}$	4.300	4.379	按(13)式仿真求
迭代次数	17	187	出实际最优解
采样次数	4	187	$Q = 4.284$

从表中结果可以看出,本方法比 IBMF 方法性能指标要优,而采样次数少得多。与按(13)式仿真求得的解有差别一是因为系统的干扰,二是因为(13)式仍是理想化方程,并非系统的真实描述。另外笔者还作了系统的控制作用对参数变化的实时响应,表明其自适应性能也是十分令人满意的,证明了这种方法的可用性。

六、结 论

从上面的讨论和实例(仿真和实时实验)可以看出本方法有许多优点,它在信息结构上作了些修改,实现了分散估计参数,但并没有增加通信困难,却使计算大大简化;它优化时是开环的,使采样次数减少,缩短了在线优化的时间;即使在系统结构未知的情况下也能求得非常接近于最优的解。实时的实验表明,本方法实时性强,对过程参数缓慢的变化有良好的自适应性能。这些都证明了本方法的可用性。作者将理论付诸于实现,其本身就是从理论到应用的一个尝试。

参 考 文 献

- [1] Findeisen et al, Control and Coordination in Hierarchical Systems, Willy and Sons, London, (1980) .
- [2] Brdys, M. et al, Optimizing Control of Large Scale Systems Under Time-Varing Disturbances by Price Mechanism with Local Feedback, Large Scale Systems, **3**, (1982) .
- [3] Hamais, Y. Y., Wismer, D. A., A Computational Approach to the Combined Problem of Optimization and Parameter Identification, Automatica, **8**, 3, (1982), 337-347.
- [4] Shao, F. Q., Roberts, P. D., A Price Correction Mechanism with Global Feedback for Hierarchical Control of Steady State Systems, Large Scale Systems, **4**, (1983), 67-80.
- [5] Brdys, M., Hierarchical Optimization Control of Steady State Large Scale System under Model-Reality Difference of Mixed Type—A Mutually Interacting Approach, Large Scale Systems, Theory and Application, Preprints of The 3th IFAC/IFORS Symposium, Warsaw, Poland, (July, 1983) .
- [6] Michalska, H., Ellis, J. E., Roberts, P. D., Joint Coordination Method for the Steady-State Control of Large Scale Systems, Int. J. Systems Sci., **16**, 5, (1985), 605-618,

A NEW APPROACH TO THE JOINT PROBLEM OF THE HIERARCHICAL OPTIMIZATION AND PARAMETER ESTIMATION FOR LARGE SCALE STATIC SYSTEMS

Wu Naiqi, Shao Fuqing, Li Renhou

(Xian Jiaotong University)

Abstract

This paper describes a new algorithm, which has a two-level structure, to solve the joint problem of the hierarchical optimization and parameter estimation for large scale static systems. With only a few number of set point changes, each local decision unit estimates the parameters of the subsystem's model at the lower level from the measured inputs and outputs. This new approach saves time and the final solution is very close to the optimum. The results have been verified by numerical simulation and successfully applied to control an electronic model consisted of three microprocessors and an analog device.