

文章编号: 1001-0920(2008)06-0619-07

一种工业过程稳态优化控制算法

徐恭贤, 邵 诚

(大连理工大学 信息与控制研究中心, 辽宁 大连 116024)

摘 要: 针对带有输出关联约束的工业过程, 提出一种确定其稳态优化控制的算法. 首先通过对数变换将原问题转化为一个等价而且可在对数空间求解的优化控制问题; 然后为避免事先选择一个合适罚系数的困难, 在算法中引入了目标函数的线性化形式. 该优化算法不仅能收敛到正确的系统最优解, 而且可用现有的二次规划算法计算. 应用简单的滤波技术, 改善了算法在有量测噪声情况下的性能. 仿真结果表明, 所提出的优化算法是有效的.

关键词: 稳态优化控制; 工业过程; 优化算法; 罚系数; 二次规划

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Algorithm for steady-state optimizing control of industrial processes

XU Gong-xian, SHAO Cheng

(Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China.

Correspondent: XU Gong-xian, E-mail: dutxugx@yahoo.com.cn)

Abstract: An algorithm for determining the steady-state optimizing control of industrial processes with output dependent constraints is proposed. In the optimization scheme, by using the logarithmical transformation, the original problem is transformed firstly into an equivalent optimizing control problem that can be solved in logarithmic space. Then the linearization of the objective function is introduced to overcome the difficulty of choosing an appropriate penalty coefficient. The presented optimization method not only converges the correct optimal operating point of industrial processes, but also can be computed with available quadratic programming techniques. Simple filter approaches are employed to improve the algorithm performance in the presence of noise. The simulation results show the validity of the proposed algorithm.

Key words: Steady-state optimizing control; Industrial processes; Optimization algorithm; Penalty coefficient; Quadratic programming

1 引 言

工业过程稳态优化控制的目的是为了克服因环境变化以及各种原材料和触媒剂成分变化等所形成的慢扰动,使工业过程运行于最优工况^[1]. 由于工业系统固有的非线性、不确定性和时变等复杂特性,很难确定其精确的过程模型,即使建立了数学模型,基于这种标称模型的优化解也会远远偏离实际系统的最优值,严重时甚至违反实际系统的约束条件. 解决这类对象-模型不匹配优化问题的一个有效方法是采用系统优化与参数估计集成 (ISOPE) 的稳态优化方法^[2-9],基本思想是:使用修正子协调系统优化和参数估计这两个子任务,使其交替进行,直至收敛到最优解. 应用增广的拉格朗日分析,Brdyš 将 ISOPE 算法扩展到目标函数是非凸函数的情况^[10]. 该算法

的优点是:不要求目标函数是凸的,从而它的应用范围比传统的 ISOPE 算法更广^[11,12]. 但为保证基于模型优化问题的目标函数是一致凸的,要求其二次凸化项中的罚系数必须满足一定的凸化条件(见第 2 节式(4)). 实验发现,过小的罚系数将导致算法的性能趋向于传统的 ISOPE 算法,而过大的罚系数会使二次凸化项成为优化问题的主导部分,从而降低 ISOPE 算法的收敛速度,这在一定程度上限制了该算法的应用. ISOPE 算法的每次迭代,通常都要求解一个非线性规划问题,虽然有很多的非线性规划算法可以解决这类优化问题,但对于那些目标函数和约束函数难以计算的情形,这些优化算法可能会增加 ISOPE 方法的计算负担.

基于以上考虑,本文提出一种可在对数空间求

收稿日期: 2007-03-06; 修回日期: 2007-06-11.

基金项目: 国家科技攻关计划项目(2001BA204B01).

作者简介: 徐恭贤(1976—),男,辽宁庄河人,博士生,从事复杂工业过程的优化与控制的研究;邵诚(1958—),男,江苏靖江人,教授,博士生导师,从事复杂系统的建模与控制、自适应控制、鲁棒控制等研究.

解工业过程稳态优化控制问题的算法. 该算法的基本思想是对所有变量包括过程控制设定点、系统输出、目标函数和约束函数等分别作对数变换, 得到一个与原优化问题等价的新问题. 为避免事先选择一个合适罚系数的困难, 降低算法的计算成本, 本文在 ISOPE 算法中引入了目标函数和约束函数的线性化形式. 总体上看, 所提出的算法在每次迭代优化中求解的是一个二次凸规划问题, 因此算法简单, 可用现有的二次规划算法计算. 数值结果表明, 本文提出的优化算法不论在收敛速度, 还是在计算时间上都优于传统的 ISOPE 算法.

2 ISOPE 基本算法^[2,10]

在给出稳态优化控制问题之前, 首先给出如下假设:

假设 1 所有函数和映射都是连续的.

假设 2 所有函数是连续 Fréchet 可微的.

通常情况下, 一个真实工业过程的稳态优化控制问题可描述为

$$(\text{ROCP}) \begin{cases} \min_u Q(u, y), \\ \text{s. t. } y = F^*(u), \\ G(u, y) = 0. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $u \in R^m$ 和 $y \in R^n$ 分别是过程设定点和系统输出, $F^*: R^m \rightarrow R^n$ 表示实际过程的输入-输出(静态特性)描述, $Q(u, y)$ 表示优化问题的目标函数, $G(u, y) \in R^p$ 表示过程的实际约束条件.

一般情况下, 只能用一个近似的稳态模型 $y = F(u, v)$ 表示真实过程, 其中 $v \in R^l$ 是可调过程模型参数. 将此模型代入问题 (ROCP), 可得到一个等价的基于模型的优化问题 (MOCP)

$$(\text{MOCP}) \begin{cases} \min_u q(u, v), \\ \text{s. t. } F(u, v) = F^*(u), \\ g(u, v) = 0. \end{cases} \quad (2)$$

其中

$$\begin{aligned} q(u, v) &= Q(u, F(u, v)), \\ g(u, v) &= G(u, F(u, v)). \end{aligned}$$

为将系统优化和参数估计这两个子问题分离开, 引入变量 $v \in R^l$, 则优化问题 (MOCP) 可重新定义为如下的等价形式:

$$\begin{cases} \min_{u, v} \{q(u, v) + \frac{\lambda}{2} \|v - u\|^2\}, \\ \text{s. t. } F(v, u) = F^*(v), \\ g(u, v) = 0, \\ v = u. \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\lambda > 0$ 是罚系数. 显然, 引入二次凸化项 $\frac{\lambda}{2} \|v - u\|^2$ 并不破坏问题的等价性, 而且只要 λ 满足条件

$$\lambda > -\frac{1}{2} \min_u \min (q_{uu}(u, v)), \quad (4)$$

则优化问题 (3) 的目标函数就是一致凸的^[10]. 这里: $q_{uu}(u, v)$ 表示 $q(u, v)$ 的二阶 (Fréchet) 导数, $\min (q_{uu}(u, v))$ 是 $q_{uu}(u, v)$ 的最小特征值.

ISOPE 方法的基本思想是: 通过引入一个修正乘子 v 来协调系统优化和参数估计这两个子问题, 即在 u 和 v 给定的情况下, 求解如下的修正模型优化问题 (MMOP):

$$(\text{MMOP}) \begin{cases} \min_u \{q(u, v) - (v, u)^T u + \\ \frac{\lambda}{2} \|v - u\|^2\}, \\ \text{s. t. } g(u, v) = 0. \end{cases} \quad (5)$$

其中修正乘子 v 可由问题 (3) 的 Kuhn-Tucker 必要最优性条件求得.

3 ISOPE 新算法

本文提出一种可在对数空间求解工业过程稳态优化控制问题的新方法, 基本思想是: 对过程控制设定点 $u_r (r = 1, 2, \dots, m)$, 系统输出 $y_s (s = 1, 2, \dots, n)$, 目标函数 $Q(u, y)$ 和约束函数 $G_r (r = 1, 2, \dots, p)$ 等分别作对数变换. 因为对数变换时要求原变量是正的, 所以先对目标函数 $Q(u, y)$ 和约束函数 $G_r(u, y)$ 作如下说明和处理: 稳态优化控制的目的是使工业过程保持在最优工况, 以增加产量, 减少原材料和能源消耗, 提高产品质量, 所以它的性能指标可以是对利润、产量、能源使用效率等取极大值, 或者对能耗、原材料消耗等取极小值. 对于前一种情况, 可将优化问题 (3) 改为使 Q 取最大. 因此, 不失一般性, 以下仅考虑后一种情况. 由于 $Q < 0$, 为使优化问题 (3) 的目标函数为正, 可考虑一个与其等价且目标函数为 $Q(u, y) + M$ 的新的优化问题, 其中常数 $M > 0$. 显然 $Q(u, y) + M > 0$. 另外, 对 $G_r(u, y)$ 的处理方法是将其写成如下形式:

$$G_r(u, y) = G_r^+(u, y) - G_r^-(u, y). \quad (6)$$

其中: $G_r^+(u, y) > 0, G_r^-(u, y) > 0$.

设 $\tilde{u} = (\ln(u_1), \ln(u_2), \dots, \ln(u_m))^T, \tilde{y} = (\ln(y_1), \ln(y_2), \dots, \ln(y_n))^T$, 则稳态优化控制问题 (ROCP) 可化为如下的等价形式:

$$(\text{LROCP}) \begin{cases} \min_{\tilde{u}, \tilde{y}} \tilde{Q}(\tilde{u}, \tilde{y}), \\ \text{s. t. } \tilde{y} = \tilde{F}^*(\tilde{u}), \\ \tilde{G}(\tilde{u}, \tilde{y}) = 0. \end{cases} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} \tilde{Q}(\tilde{u}, \tilde{y}) &= \ln(Q(u, y) + M), \\ \tilde{F}^*(\tilde{u}) &= \\ &(\ln(F_{*1}(u)), \ln(F_{*2}(u)), \dots, \ln(F_{*n}(u)))^T, \\ \tilde{G}(\tilde{u}, \tilde{y}) &= \end{aligned}$$

$$\left(\ln \frac{G_1^+(u, y)}{G_1(u, y)}, \ln \frac{G_2^+(u, y)}{G_2(u, y)}, \dots, \ln \frac{G_p^+(u, y)}{G_p(u, y)} \right)^T.$$

建立 $\tilde{y} = \tilde{F}^*(\tilde{u})$ 的近似稳态模型 $\tilde{y} = \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})$, 并将其代入问题(LROCP), 可得到一个新的优化问题

$$(LMOCP) \begin{cases} \min_{\tilde{u}} \tilde{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}), \\ \text{s. t. } \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) = \tilde{F}^*(\tilde{u}), \\ \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) = 0. \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} \tilde{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) &= \tilde{Q}(\tilde{u}, \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})), \\ \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) &= \tilde{G}(\tilde{u}, \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})). \end{aligned}$$

引入变量 $\tilde{v} \in R^m$, 将问题(LMOCP) 变成如下优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\tilde{u}, \tilde{v}} \{ \tilde{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) + \frac{1}{2} \|\tilde{v} - \tilde{u}\|^2 \}, \\ \text{s. t. } \tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma}) = \tilde{F}^*(\tilde{v}), \\ \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) = 0, \\ \tilde{v} = \tilde{u}. \end{cases} \quad (9)$$

对优化问题(9) 建立如下的 Lagrangian 函数:

$$\begin{aligned} L(\tilde{u}, \tilde{v}, \tilde{\gamma}, \lambda, \mu) &= \\ &\tilde{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) + \frac{1}{2} \|\tilde{v} - \tilde{u}\|^2 + \lambda^T (\tilde{v} - \tilde{u}) + \\ &\mu^T [\tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma}) - \tilde{F}^*(\tilde{v})] + \gamma^T \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}). \end{aligned}$$

其中: λ 和 μ 是 Lagrangian 乘子, γ 是 Kuhn-Tucker 乘子. 则优化问题(9) 的一阶必要最优性条件为

$$\begin{aligned} \frac{\partial^T L}{\partial \tilde{u}} &= \frac{\partial^T \tilde{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})}{\partial \tilde{u}} - 2(\tilde{v} - \tilde{u}) - \\ &+ \frac{\partial^T \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})}{\partial \tilde{u}} = 0, \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^T L}{\partial \tilde{v}} &= 2(\tilde{v} - \tilde{u}) + \\ &\left[\frac{\partial \tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma})}{\partial \tilde{v}} - \frac{\partial \tilde{F}^*(\tilde{v})}{\partial \tilde{v}} \right]^T = 0, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^T L}{\partial \tilde{\gamma}} &= \frac{\partial^T \tilde{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})}{\partial \tilde{\gamma}} + \frac{\partial^T \tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma})}{\partial \tilde{\gamma}} + \\ &\frac{\partial^T \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})}{\partial \tilde{\gamma}} = 0, \end{aligned} \quad (12)$$

$$\frac{\partial^T L}{\partial \tilde{\gamma}} = \tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma}) - \tilde{F}^*(\tilde{v}) = 0, \quad (13)$$

$$\frac{\partial^T L}{\partial \tilde{\gamma}} = \tilde{v} - \tilde{u} = 0, \quad (14)$$

$$\tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) = 0, \quad \mu^T \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) = 0. \quad (15)$$

由方程(11), (12) 和(14), 可求得 Lagrangian 乘子, 即

$$\begin{aligned} (\tilde{v}, \tilde{\gamma}, \lambda) &= \\ &\left[\frac{\partial \tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma})}{\partial \tilde{v}} - \frac{\partial \tilde{F}^*(\tilde{v})}{\partial \tilde{v}} \right]^T \times \\ &\left[\frac{\partial^T \tilde{Q}(\tilde{v}, \tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma}))}{\partial \tilde{y}} + \frac{\partial^T \tilde{G}(\tilde{v}, \tilde{F}(\tilde{v}, \tilde{\gamma}))}{\partial \tilde{y}} \right], \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $\partial \tilde{F}^*(\tilde{v}) / \partial \tilde{v}$ 由方程(14) 和下列关系求得:

$$\frac{\partial \tilde{F}_{*s}(\tilde{v}_r)}{\partial \tilde{v}_r} = \frac{\partial F_{*s}(v_r)}{\partial v_r} \frac{v_r}{F_{*s}}.$$

这里: $r = 1, 2, \dots, m, s = 1, 2, \dots, n$.

求解式(10) 和(15) 等价于求解如下的修正模型优化问题(LMMOP):

$$(LMMOP) \begin{cases} \min_{\tilde{u}} \{ \tilde{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) - \lambda^T \tilde{u} + \\ \frac{1}{2} \|\tilde{v} - \tilde{u}\|^2 \}, \\ \text{s. t. } \tilde{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) = 0. \end{cases} \quad (17)$$

通常情况下, 优化问题(17) 是一个非线性规划问题. 为降低算法的计算成本, 考虑如下简化的修正模型优化问题(SMMOP):

$$(SMMOP) \begin{cases} \min_{\tilde{u}} \{ \bar{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) - \lambda^T \tilde{u} + \\ \frac{1}{2} \|\tilde{v} - \tilde{u}\|^2 \}, \\ \text{s. t. } \bar{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}) = 0. \end{cases} \quad (18)$$

其中 $\bar{q}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})$ 和 $\bar{g}(\tilde{u}, \tilde{\gamma})$ 分别是 $\tilde{Q}(\tilde{u}, \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}))$ 和 $\tilde{G}(\tilde{u}, \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{\gamma}))$ 在点 \tilde{v} 处的线性化形式. 显然, 简化后的优化问题(SMMOP) 是一个二次凸规划问题, 而且它不要求罚系数 满足凸化条件(4), 只需 $\lambda > 0$ 即可.

综上所述, 本文提出的 ISOPE 算法 (ISOPEN) 可描述如下:

Step1: 选择初始设定点 v^0 , 乘子 λ^0 , 增益系数 k_v 和 k , $0 < k_v < 1, 0 < k < 1$, 罚系数 $\mu > 0$ 以及解精度 $\epsilon_1, \epsilon_2 > 0$. 令 $i = 0$.

Step2: 将 v^i 加到实际系统, 量测系统的稳态输出 $y^i = F^*(v^i)$, 估计过程输出导数 $F^*(v^i)$.

Step3: 由 $\tilde{F}(\tilde{v}^i, \tilde{\gamma}^i) = \tilde{F}^*(\tilde{v}^i)$ 确定参数 $\tilde{\gamma}^i$.

Step4: 对于 $\tilde{v} = \tilde{v}^i, \lambda = \lambda^i$ 和 $\tilde{\gamma} = \tilde{\gamma}^i$, 求解简化的修正模型优化问题(18). 设 $u^i = u(\tilde{v}^i, \tilde{\gamma}^i, \lambda^i)$ 是优化问题的解, 相应的 Kuhn-Tucker 乘子为 $\lambda^i = (\tilde{v}^i, \tilde{\gamma}^i, \lambda^i)$. 记

$$\hat{u}^i = (\exp(u_1^i), \exp(u_2^i), \dots, \exp(u_m^i))^T.$$

Step5: 如果 $\|\hat{u}^i - v^i\| < \epsilon_1$ 和 $\|\lambda^i - \lambda^i\| < \epsilon_2$ 同时成立, 则停止迭代; 否则, 调节设定点 v 和 Kuhn-Tucker 乘子 λ , 其更新迭代公式为

$$v^{i+1} = v^i + k_v (\hat{u}^i - v^i),$$

$$\lambda^{i+1} = \max[0, \lambda^i + k(\lambda^i - \lambda^i)].$$

令 $i = i + 1$, 返回 Step2.

ISOPEN 算法中, 近似稳态模型选为线性函数 $\tilde{y} = A\tilde{u} + \tilde{\gamma}$, 其对应过程模型 $F(u, \gamma)$ 可写为

$$F_s(u, \gamma) = \sum_{r=1}^m a_{sr} u_r^{a_{sr}}. \quad (19)$$

其中: a_{sr} 是矩阵 A 的元素, $r = 1, 2, \dots, m, s = 1, 2, \dots, n$. 显然, 式(19) 的右端是一个具有幂函数结构形式的非线性函数, 它体现了各过程控制变量 u_r 之

间相互作用的一种非线性关系.由此可见,与传统的 ISOPE 算法对过程常用线性模型描述相比,这种建模方法具有如下优点:不仅在一定程度上刻画了真实工业过程的非线性本质特性,而且由于其在对数域的模型 \tilde{y} 是线性的,使数学计算得到简化.

因为 ISOPEN 算法需计算过程输出 $F^*(v)$ 对控制设定点 v 的导数 $F^*(v)$,而 $F^*(v)$ 是未知的,所以只能用近似的方法估计 $F^*(v)$.比较常用的两种方法是有限差分法和 Broydon 法^[13],其中前者采用如下简单的有限差分公式:

$$F^*(v_r) = \frac{F^*(v_r + r) - F^*(v_r)}{r}. \quad (20)$$

这里: $r = 1, 2, \dots, m; s = 1, 2, \dots, n; r$ 是对 v_r 的一个小的扰动.后者可应用如下的 Broydon 迭代公式近似求取 $F^*(v)$:

$$F^*(v^i) = F^*(v^{i-1}) + \frac{[F^*(v^i) - F^*(v^{i-1})](-v^i)^T}{(-v^i)^T v^i}. \quad (21)$$

其中: $y^i = y^i - y^{i-1}, v^i = v^i - v^{i-1}$.

实际工业过程大都在有噪声的环境下工作,因而其输出信号不可避免地含有噪声.为求得比较准确的过程导数,可在采样实际过程输出时,加上简单的滤波环节,这样可大大降低噪声对过程导数的敏感影响,从而保证 ISOPEN 算法在有噪声的情况下能达到最优解^[1,5,14].一个简单的低通滤波器可表示为

$$\bar{y}_k = c_k \bar{y}_{k-1} + (1 - c_k) y_k, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (22)$$

其中 \bar{y}_k 和 y_k 分别是修正子 i 的第 k 个分量在滤波后和滤波前的值; c_k 是常数,满足 $0 < c_k < 1$,通常取值范围为 $0.9 \sim 0.95$.为尽可能地消除测量噪声的影响,在估计过程输出导数时,除应用上述滤波技术外,同时采用多次测量输出信号,然后取其平均值的方法,即

$$\bar{y}_s = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y_s(j). \quad (23)$$

其中: N 是测量次数, $y_s(j)$ 是第 j 次的量测输出信号.

4 仿真研究

4.1 仿真实验设计

为说明所提出算法 (ISOPEN) 的可行性和有效性,本文应用 MATLAB 环境,在 Intel Celeron / 1.7 G / 256 M 的 PC 机上对 3 个工业过程进行仿真实验研究.其中:例 1 主要考察传统算法 ISOPEB 的近似稳态模型 $y = F(u, \tilde{y})$ 为线性函数时,ISOPEB 和 ISOPEN 两种算法的性能比较;例 2 是一

个乙烯精馏过程的稳态优化控制,主要考察当传统算法 ISOPEB 的近似稳态模型 $y = F(u, \tilde{y})$ 取非线性函数 ($\tilde{y} = \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{y})$) 对应过程模型 (19) 时,ISOPEB 和 ISOPEN 两种算法的性能比较;例 3 是甘油生物歧化为 1,3-丙二醇过程的稳态优化,考察目标函数具有很强非线性时,新算法与传统算法的性能比较.

例 1 真实过程的稳态优化控制问题为

$$\begin{cases} \min_u Q(u, y) = \\ u_1^2 + u_2^2 + u_3^2 + u_4^2 + u_5^2 + \\ (y_1 - 1)^2 + 2(y_2 - 2)^2 + (y_3 - 3)^2, \\ \text{s. t. } y_1 = F_{*1}(u_1, u_2, u_3, u_4, u_5) = \\ y_2 - 1.3u_3 - 1.1u_4, \\ y_2 = F_{*2}(u_1, u_2, u_3, u_4, u_5) = \\ (1.4u_1 + 0.6u_2 + 1.3u_3 + \\ 1.1u_4)/0.8, \\ y_3 = F_{*3}(u_1, u_2, u_3, u_4, u_5) = \\ 1.1y_1 + 2.3u_4 + 0.7u_5, \\ 1.24 - u_2 - 0.6y_2 = 0, \\ -0.34 + 1.05y_1 - u_3^2 - u_4^2 - u_5^2 = 0, \\ 0 \leq u_1, u_2, u_3, u_4, u_5 \leq 1. \end{cases}$$

实验中,近似稳态模型 $y = F(u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, \tilde{y})$ 和 $\tilde{y} = \tilde{F}(\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \tilde{u}_3, \tilde{u}_4, \tilde{u}_5, \tilde{y})$ 分别取

$$\begin{cases} y_1 = F_1(u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, \tilde{y}) = \\ -u_1 + u_2 - 2u_3 + 2u_4 + \tilde{y}_1, \\ y_2 = F_2(u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, \tilde{y}) = \\ -u_1 + u_2 - u_3 + u_4 + \tilde{y}_2, \\ y_3 = F_3(u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, \tilde{y}) = \\ u_1 - u_2 + 2u_3 - u_5 + \tilde{y}_3; \\ \tilde{y}_1 = \tilde{F}_1(\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \tilde{u}_3, \tilde{u}_4, \tilde{u}_5, \tilde{y}) = \\ 0.75\tilde{u}_1 + 0.05\tilde{u}_2 + 0.04\tilde{u}_3 + \\ 0.18\tilde{u}_4 + \tilde{y}_1, \\ \tilde{y}_2 = \tilde{F}_2(\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \tilde{u}_3, \tilde{u}_4, \tilde{u}_5, \tilde{y}) = \\ 0.40\tilde{u}_1 + 0.03\tilde{u}_2 + 0.12\tilde{u}_3 + \\ 0.50\tilde{u}_4 + \tilde{y}_2, \\ \tilde{y}_3 = \tilde{F}_3(\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \tilde{u}_3, \tilde{u}_4, \tilde{u}_5, \tilde{y}) = \\ 0.31\tilde{u}_1 + 0.02\tilde{u}_2 + 0.02\tilde{u}_3 + \\ 0.61\tilde{u}_4 + 0.04\tilde{u}_5 + \tilde{y}_3. \end{cases}$$

初始设定点 $v^0 = (0.25, 0.25, 0.3, 0.4, 0.5)^T$, 常数 $M = 0.01$, 乘子 $\lambda^0 = (0.1, 0.1)^T$, 过程输出导数 $F^*(v)$ 由式 (20) 确定, 扰动 $r = (0.01, 0.01, 0.01, 0.01, 0.01)^T$.

例 2 真实过程的稳态优化控制问题^[2] 为

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_u Q(u, y) = \\ 2 \cdot 10^{-5} (y_1 - 500)^2 + 10^6 (y_2 - 0.005)^2. \\ \text{s. t. } y_1 = F_{*1}(u_1, u_2) = \\ \exp[-12.7049(u_1 - 4.6816)] \times \\ \exp[-0.2536(u_2 - 0.3252)], \\ y_2 = F_{*2}(u_1, u_2) = \\ \exp[-0.3340(u_1 - 2.5544)] \times \\ \exp[5.3719(u_2 - 1.1838)], \\ 4.1 \quad u_1 \quad 4.6, \\ 0.2 \quad u_2 \quad 0.4. \end{array} \right.$$

其中: u_1 为塔顶回流量与塔顶馏出产物的流量比, u_2 为控制塔板上的乙烯浓度, y_1 为塔顶馏出产物中的乙烷浓度, y_2 为塔底馏出产物中的乙烯浓度.

仿真实验中,近似稳态模型 $y = F(u_1, u_2,)$ 和 $\tilde{y} = \tilde{F}(\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \tilde{v})$ 分别取

$$\left\{ \begin{array}{l} y_1 = F_1(u_1, u_2,) = 1 u_1^{60} u_2^1, \\ y_2 = F_2(u_1, u_2,) = 2 u_1^2 u_2^2; \\ \tilde{y}_1 = \tilde{F}_1(\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \tilde{v}) = 60 \tilde{u}_1 + \tilde{u}_2 + \tilde{v}, \\ \tilde{y}_2 = \tilde{F}_2(\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \tilde{v}) = 2 \tilde{u}_1 + 2 \tilde{u}_2 + \tilde{v}. \end{array} \right.$$

初始设定点 $v^0 = (4.2685, 0.2964)^T$, 常数 $M = 25$, 过程输出导数 $F_{*}(v)$ 由式(20)确定, 扰动 $\tilde{v} = (0.02, 0.02)^T$.

例 3 考虑如下的生化过程^[15,16]:

$$\left\{ \begin{array}{l} dX/dt = (\mu - D)X, \\ dC_S/dt = D(C_{SF} - C_S) - q_S X, \\ dC_{PD}/dt = q_{PD} X - DC_{PD}, \\ dC_{HAc}/dt = q_{HAc} X - DC_{HAc}, \\ dC_{EtOH}/dt = q_{EtOH} X - DC_{EtOH}. \end{array} \right. \quad (24)$$

式中: X 为生物量(g/L); D 为稀释速率(h^{-1}); C_{SF} 和 C_S 分别为进料和反应器中的甘油浓度(mol/L); C_{PD} , C_{HAc} 和 C_{EtOH} 分别为产物 1,3-丙二醇、乙酸和乙醇的浓度(mol/L); t 为发酵时间(h); μ , q_S , q_{PD} , q_{HAc} 和 q_{EtOH} 分别为细胞比生长速率、底物比消耗速率、产物 1,3-丙二醇、乙酸和乙醇的比生成速率(mol/g/h), 其动力学方程分别为

$$\mu = \mu_m \frac{C_S}{K_S + C_S} \left(1 - \frac{C_S}{C_S^*}\right) \left(1 - \frac{C_{PD}}{C_{PD}^*}\right) \left(1 - \frac{C_{HAc}}{C_{HAc}^*}\right) \left(1 - \frac{C_{EtOH}}{C_{EtOH}^*}\right), \quad (25)$$

$$q_S = m_S + \frac{\mu}{Y_S^m} + q_S^m \frac{C_S}{C_S + K_S^*}, \quad (26)$$

$$q_{PD} = m_{PD} + \mu Y_{PD}^m + q_{PD}^m \frac{C_S}{C_S + K_{PD}^*}, \quad (27)$$

$$q_{HAc} = m_{HAc} + \mu Y_{HAc}^m + q_{HAc}^m \frac{C_S}{C_S + K_{HAc}^*}, \quad (28)$$

$$q_{EtOH} = q_S \left(\frac{b_1}{c_1 + DC_S} + \frac{b_2}{c_2 + DC_S} \right). \quad (29)$$

对于肺炎杆菌在温度 37 和 pH 值为 7.0 的厌氧培养条件下发酵甘油而言, 最大比生长速率 μ_m 和甘油浓度饱和常数 K_S 的值分别为 0.67/h 和 0.28 mol/L; 底物甘油, PD, 乙酸和乙醇的临界浓度分别为 203.9, 939.5, 1.026 和 360.9 mol/L; 方程(29)中的参数 b_1 , b_2 , c_1 和 c_2 的值分别为 0.025, 5.18, 0.06 和 50.45 mol/L/h; 其余参数意义参见文献[15], 取值如表 1 所示.

表 1 方程(25) ~ (29) 中参数取值

底物/产物	m	Y^m	q^m	K^*
甘油	2.20	0.0082	28.58	11.43
丙二醇	-2.69	67.69	26.59	15.50
乙酸	-0.97	33.07	5.74	85.71

本例中, 过程控制设定点 u 和量测输出 y 分别由 $u = D$ 和 $y = C_S$ 给出. 于是, 使得发酵过程在稳态下进行, 又使 1,3-丙二醇体积产率 DC_{PD} 最大的稳态优化控制问题可表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_u Q(u, y) = \\ uC_{PD} = uq_{PD}(C_{SF} - y)/q_S = \\ u(C_{SF} - y) \frac{m_{PD} + uY_{PD}^m + q_{PD}^m y/(y + K_{PD}^*)}{m_S + u/Y_S^m + q_S^m y/(y + K_S^*)}, \\ \text{s. t. } y = F_{*}(u), \\ 0.05 \quad u \quad 0.5. \end{array} \right.$$

其中实际过程 $y = F_{*}(u)$ 是系统(24)的稳态描述.

仿真实验中, 近似稳态模型 $y = F(u,)$ 和 $\tilde{y} = \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{v})$ 分别取

$$y = F(u,) = \frac{\partial F_{*}(v)}{\partial v} u + ,$$

$$\tilde{y} = \tilde{F}(\tilde{u}, \tilde{v}) = \frac{\partial F_{*}(v)}{\partial v} \frac{v}{F_{*}(v)} \tilde{u} + \tilde{v}.$$

初始设定点 $v^0 = 0.1/h$, 过程输出导数 $F_{*}(v)$ 由式(21)确定, 其中 $v^{-1} = 0.07/h$.

4.2 仿真结果分析

表 2 是无噪声情况下优化算法 ISOPEN 和 ISOPEB 的性能比较. 从表 2 可知, 对于每一个算例, ISOPEN 和 ISOPEB 算法都达到了系统的实际最优值, 但新算法的迭代次数远少于原算法, 说明本文算法在收敛速度方面优于传统的优化算法. 从表 2 还可看出, 对于整个算法的运行时间, ISOPEN 算法明显少于 ISOPEB 算法, 这主要是因为, 算法的每次迭代优化中 ISOPEB 算法需求解一个非线性规划问题, 而新算法 ISOPEN 只需求解一个简单的二次凸规划问题. 因此, 从降低优化算法的计算成本考虑, 尤其对于目标函数和约束函数难以计算的情形,

ISOPEN 算法的应用更方便.此外,对于例3,为保证优化问题(3)的目标函数是一致凸的,ISOPEB 算法要求罚系数 ρ 满足凸化条件(4),但式(4)的右端是一个非凸的优化问题,很难据此确定一个合适的 ρ .而 ISOPEN 算法中的 ρ 则不受条件(4)的限制,只需 $\rho > 0$ 即可,这便省去了当目标函数具有很强的非线性时,需考虑凸化条件(4)的麻烦,使传统的 ISOPE

算法得以简化.

为考察 ISOPEN 算法在有噪声影响情况下的性能,本文在过程输出 y 的所有分量中加入一个均值为零而标准方差为 $0.01/\hat{y}_s$ 的高斯白噪声,这里 \hat{y} 是输出向量 y 的实际最优值(所有算例中 $\hat{y} > 0$).图1~图6分别给出了 ISOPEN 算法中噪声对3个算例实际性能的影响情况.由图可以看出,在采样

表2 无噪声情况下算法 ISOPEN 和 ISOPEB 的性能比较

算例	算法	k_v	k	迭代次数	CPU 时间/s	实际性能	实际最优	
1	ISOPEB	0.80	0.8	9	71	38.725	0.732 1	0.732 1
	ISOPEN	0.60	0.8	0.3	33	4.696	0.732 1	0.732 1
2	ISOPEB	0.80	-	100	14	6.479	0	0
	ISOPEN	0.20	-	100	8	1.792	0	0
3	ISOPEB	0.80	-	50	10	598.931	114.3	114.3
	ISOPEN	0.25	-	0.6	6	373.708	114.3	114.3

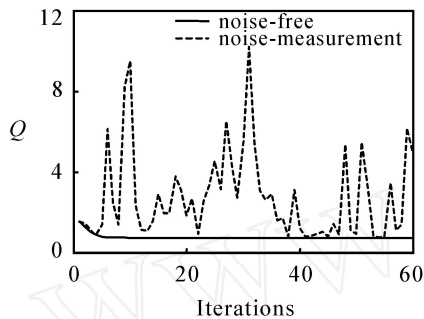


图1 有噪声情况下例1中 ISOPEN 算法的性能曲线(无滤波器)

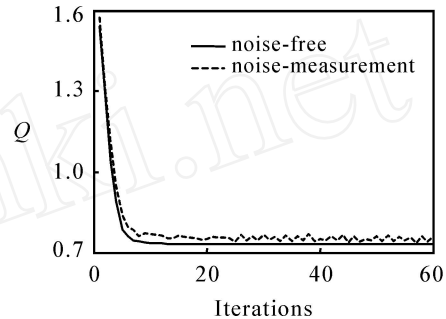


图2 有噪声情况下例1中 ISOPEN 算法的性能曲线(使用滤波器(22)和(23))

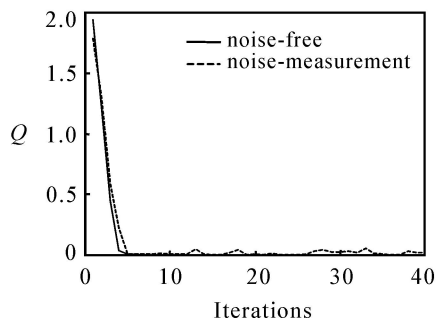


图3 有噪声情况下例2中 ISOPEN 算法的性能曲线(无滤波器)

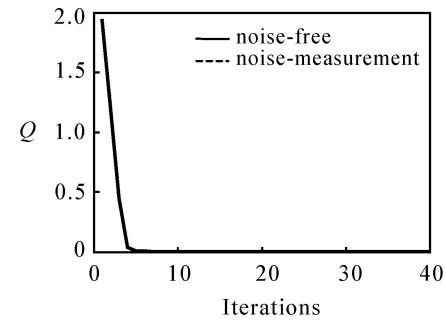


图4 有噪声情况下例2中 ISOPEN 算法的性能曲线(使用滤波器(23))

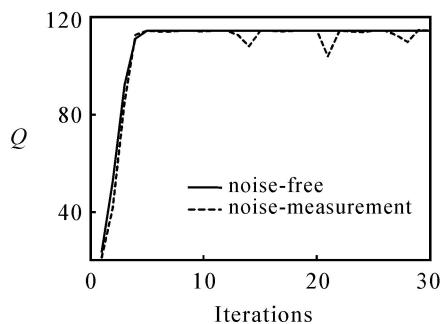


图5 有噪声情况下例3中 ISOPEN 算法的性能曲线(无滤波器)

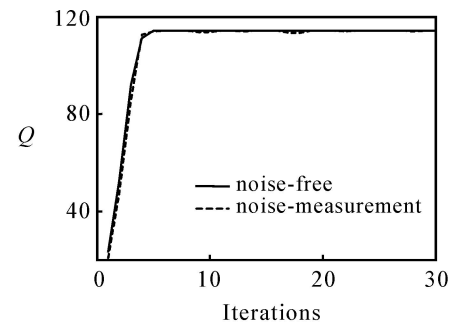


图6 有噪声情况下例3中 ISOPEN 算法的性能曲线(使用滤波器(23))

过程输出时,如加上滤波环节(22)和(23)(其中式(22)中的常数 $c_k = 0.95$,式(23)中的测量次数 $N = 12$),则所有算例的实际性能都能得到很好的改善.这说明滤波技术(22)和(23)对于降低噪声以及对 ISOPEN 算法性能的敏感影响是有效的.

5 结 论

本文提出了一种可用于求解工业过程稳态优化控制问题的新算法.与传统的 ISOPE 算法相比,该算法具有如下特点:1)不需考虑二次凸化条件(4);2)实际工业过程的近似稳态模型用一个具有幂函数结构形式的非线性函数表示(相应的对数空间模型为线性函数);3)在算法的每次迭代优化中,只需求解一个简单的二次凸规划问题,算法简洁,计算成本小,可应用于大规模工业过程的稳态优化控制.

参考文献(References)

- [1] 万百五. 工业大系统优化与产品质量控制[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
(Wan B W. Optimization and product quality control of large-scale industrial systems [M]. Beijing: Science Press, 2003.)
- [2] Brdyš M, Tatjewski P. Iterative algorithms for multilayer optimizing control [M]. London: Imperial College Press, 2005.
- [3] Roberts P D. An algorithm for steady state system optimisation and parameter estimation [J]. Int J of Systems Science, 1979, 10(7): 719-734.
- [4] Roberts P D, Williams T W C. On an algorithm for combined system optimisation and parameter estimation [J]. Automatica, 1981, 17(1): 199-209.
- [5] Brdyš M, Chen S, Roberts P D. An extension to the modified two-step algorithm for steady-state system optimisation and parameter estimation [J]. Int J of Systems Science, 1986, 17(8): 1229-1243.
- [6] Roberts P D. Coping with model-reality differences in industrial process optimization —A review of integrated system optimization and parameter estimation [J]. Computers in Industry, 1995, 26(8): 281-290.
- [7] Tatjewski P. Iterative optimizing set-point control —The basic principle redesigned [C]. Proc of the 15th Triennial IFAC World Congress. Barcelona, 2002: 49-54.
- [8] Gao W H, Engell S. Iterative set-point optimization of batch chromatography [J]. Computers and Chemical Engineering, 2005, 29(6): 1401-1409.
- [9] 万百五, 黄正良. 大工业过程计算机在线稳态优化控制 [M]. 北京: 科学出版社, 1998.
(Wan B W, Huang Z L. On-line steady-state optimizing control of large-scale industrial processes [M]. Beijing: Science Press, 2003.)
- [10] Brdyš M, Ellis J E, Roberts P D. Augmented integrated system optimisation and parameter estimation technique: Derivation, optimality and convergence [J]. IEE Proc Part D, 1987, 134(3): 201-209.
- [11] Lednický P, Mészáros A. Neural network modeling in optimisation of continuous fermentation processes [J]. Bioprocess and Biosystems Engineering, 1998, 18(6): 427-432.
- [12] Kambhampati C, Mason J D, Warwick K. A stable one-step-ahead predictive control of non-linear systems [J]. Automatica, 2000, 36(4): 485-495.
- [13] Roberts P D. Broyden derivative approximation in ISOPE optimising and optimal control algorithms [C]. Proc of the 11th IFAC Workshop on Control Applications of Optimization. Petersburg, 2000: 293-298.
- [14] Roberts P D, Ellis J E. Refinements to an algorithm for combined system optimization and parameter estimation [C]. Proc of UKSC Conf on Computer Simulation. Harrogate, 1981.
- [15] Xiu Z L, Song B H, Wang Z T. Optimization of dissimilation of glycerol to 1, 3-propanediol by Klebsiella pneumoniae in one- and two-stage anaerobic cultures [J]. Biochemical Engineering J, 2004, 19(3): 189-197.
- [16] Xu G X, Shao C, Xiu Z L. H control of bio-dissimilation process of glycerol to 1,3-propanediol [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(1): 112-119.