論　文

閉ループデータに基づく直接的PID調整とその不安定プロセスへの適用*

田坂　謙一†・加納　学†・小河　守正‡・増田　士朗§・山本　透¶

Direct PID Tuning from Closed-Loop Data and Its Application to Unstable Processes*

Kenichi Tasaka†, Manabu Kano†, Morimasa Ogawa‡, Shiro Masuda§ and Toru Yamamoto¶

In the present work, a new practical method for direct tuning of PID controllers using operation data under feedback control is proposed. Conventional direct tuning methods have the following problems: need for iterative experiments and difficulty in properly determining a reference model without information on a process. The objective of this research is to propose Extended Fictitious Reference Iterative Tuning (E-FRIT) for solving these problems through 1) the objective function is modified to include the penalty for changes of the input variable, 2) the parameter in the reference model is optimized together with PID control parameters, and 3) particle swarm optimization (PSO) is used to make the first two extensions with facility. The usefulness of the proposed E-FRIT is demonstrated through the case studies of unstable chemical reaction processes.

1. 緒言

PID制御が体系化されてからすでに50年以上が経つが，プロセス産業で実装されている制御方式の実に90%以上はPID制御であるとの報告もあり，その適切な調整は今なお収益性向上のための最重要課題の一つである[1]．PID制御では，対象プロセスの動特性モデルに基づき，何らかの調整則を用いて制御パラメータを調整するのが一般的であるが，平均的な化学プラントでは制御ループ数は数千にもなり，調整作業の負担軽減，特にシステム同定の回避については現場からの強い要請がある[1]．このような要請に対して，これまでに運転データから直接的に制御パラメータを調整する手法として，Iterative Feedback Tuning (IFT)やVirtual Reference Feedback Tuning (VRFT)などが提案されている[2–4]．これらの手法では，運転データからプロセスモデルを導出することなく，直接的に，閉ループ応答が目標応答に近づくように制御パラメータを調整できる．

しかし，IFTは，制御パラメータの最適化にGauss-Newton法などを用いた反復計算を必要とし，反復ごとにプロセスに試験信号を加えなければならないため，プロセスおよび運転員への負担が大きく，プロセス制御での普及は難しいといわざるをえない．一方，VRFTは，試験反復を行うことなく制御パラメータを調整できるが，使用する運転データは開ループ実験で求める方が望ましいという制約があるため，不安定プロセスなど開ループ条件下での試験が難しいプロセスには適用しにくいという問題があった．

これらの問題を克服する手法として近年提案されたFictitious Reference Iterative Tuning (FRIT)[5,6]は，試験反復を必要とせず，かつ閉ループデータを利用できるため，IFTやVRFTよりも実用的な手法といえる．しかし，FRITを実プロセス，特に不安定プロセスに適用する場合，解決すべきいくつかの課題が存在する．

第一に，FRITでは制御変数の応答のみを評価しているため，操作変数の変動が陽には考慮されていない．第

* 原稿受付　2008年5月15日
† 京都大学 大学院工学研究科　Graduate School of Engineering, Kyoto University; Nishikyo-ku, Kyoto 615-8510, JAPAN
‡ (株)山武　Yamatake Corporation; 2-7-27, Kanda, Kurashiki, Okayama 712-8061, JAPAN
§ 首都大学東京 大学院システムデザイン研究科　Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University; 6-6, Asahigaoka, Hino, Tokyo 191-0065, JAPAN
¶ 広島大学 大学院教育学研究科　Graduate School of Education, Hiroshima University; 1-1-1, Kagamiyama, Higashi-Hiroshima 739-8524, JAPAN
Key Words: process control, PID control, fictitious reference iterative tuning, particle swarm optimization, unstable process.

二に，直接的調整法では閉ループの望ましい応答を規定する参照モデルを設定する必要があるが，その設定が適切でない場合には，制御性能が悪化するばかりか，制御系が不安定になる恐れすらある．従来の直接的調整法では，閉ループ応答を参照モデルに強制的にマッチングさせるのが一般的だが，プロセスの情報が得られていない状態で参照モデルを設定することにそもそも無理があると考えられる．

そこで本報では，上述の課題を解決するために，FRIT に対して，1) 操作変数の変動に対するペナルティの評価関数への導入，2) 参照モデルの調整パラメータを最適化変数とする参照モデルと制御パラメータの同時調整，3) 最適化計算への Particle Swarm Optimization (PSO) の適用，を提案する．まず，拡張 1，2 により制御系のロバスト性を向上させることができ，不安定プロセスに対しても良好な制御パラメータ調整が実現できると期待される．また，拡張 3 により，PSO の特長を利用して，拡張 1，2 を容易に実現することができる．

本報の構成は以下の通りである．**2.** で FRIT について概説した後，**3.** で本報の主題である FRIT の拡張について説明する．さらに，**4.** で，不安定な化学反応プロセスのモデルを用いて，提案する拡張型 FRIT (Extended FRIT: E-FRIT) の有効性を示す．

2. FRIT の概要とアルゴリズム

本節では，FRIT の概要を IFT や VRFT との比較を通して説明した後，そのアルゴリズムについて述べる．

2.1 FRIT の概要

IFT，VRFT，そして FRIT の基本概念は共通している．これらの手法はすべて閉ループ伝達特性があらかじめ定めた望ましい伝達特性（参照モデル）とできるだけ近くなるように制御パラメータを決定するモデルマッチング手法である．代表的なモデルマッチング手法である北森法などではプロセスモデルが必要なのに対して，これらの手法はプロセスモデルを必要とせず，運転データから直接的に制御パラメータを調整できる．

IFT では，設定値信号と参照モデルから計算された望ましい出力（参照出力）に実際の出力データが一致するように制御パラメータを反復的に更新する．この際，反復のたびにプロセスに試験信号を印加し，Gauss-Newton 法などを用いて制御パラメータを最適化する．反復を繰り返すごとに出力は参照出力に近づくが，高い制御性能を実現するためには相当数の反復を必要とするため，プロセスおよび運転員への負担は大きくなる．また，Gauss-Newton 法の探索範囲が狭いために，初期パラメータが適切でない場合には良好な解を求めることができないという問題もある．

VRFT では，出力データと参照モデルから仮想操作変数を制御パラメータの関数として立式し，実際の操作変数と仮想操作変数ができるだけ一致するように制御パラメータを調整する．この際，線形コントローラに対しては最小二乗法が適用できるため，IFT のようにオンラインの反復試験は必要なく，プロセスへの負担や調整に要する時間は大幅に軽減される．しかし，評価関数に参照モデルの逆数が含まれることによるデータ中のノイズ増幅を避けるために，ノイズ除去フィルタの設計が必要となる．このため，運転データを開ループで取得する方が望ましいとの制約があり，不安定プロセスへの適用は難しい．

これらの手法に対し，FRIT では，入出力データと参照モデルから擬似参照出力を制御パラメータの関数として立式し，実際の出力変数と擬似参照出力ができるだけ一致するように制御パラメータを調整する．FRIT では VRFT と同様，データの取得は一回でよく，反復計算を必要としない．さらに，VRFT では入力を基準とした評価関数を用いているが，FRIT では出力を基準とした評価関数を用いており，より直感的に妥当な手法である．

2.2 FRIT のアルゴリズム

ここでは，FRIT の具体的手順について述べる．Fig. 1 のフィードバック制御系を考える．

P はプロセス，$C(\boldsymbol{\theta})$ はパラメータ $\boldsymbol{\theta} \in \Re^n$ をもつ構造の固定されたコントローラ，$u(t)$, $y(t)(t=1,\cdots,N)$ はプロセスの入出力，$r(t)$ は設定値信号である．FRIT による制御パラメータ調整は以下の手順で行われる．ただし，ある伝達関数 $G(s)$ に信号 $x(t)$ を入力して得られる出力信号の時間領域における表現 $\mathcal{L}^{-1}\{G(s)\mathcal{L}\{x(t)\}\}$ を $G(s)x(t)$（あるいは単に $Gx(t)$）と略記するものとし，出力のサンプリング間隔は $x(t)$ と同じとする．

[手順 1] 初期制御パラメータ $\boldsymbol{\theta}_0$ で閉ループが安定化された状態で適当な設定値信号 $r_0(t)(t=1,\cdots,N)$ を入力し，プロセスの入出力データ $u_0(t)$, $y_0(t)$ を取得する．

[手順 2] Fig. 1 において制御パラメータ $\boldsymbol{\theta} \neq \boldsymbol{\theta}_0$ を適用した状態で $u_0(t)$, $y_0(t)$ を発生するような擬似設定値信号 (Fictitious Reference) $\tilde{r}(\boldsymbol{\theta},t)$ を求める．

$$\tilde{r}(\boldsymbol{\theta},t) = C(\boldsymbol{\theta})^{-1}u_0(t) + y_0(t) \tag{1}$$

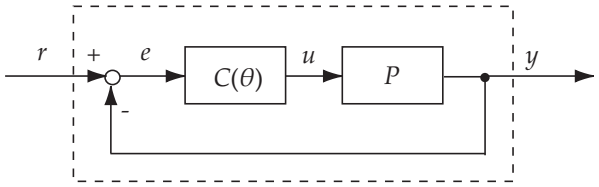

Fig. 1 Feedback control system

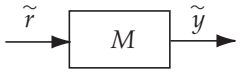

Fig. 2 Reference model of closed-loop system

[手順 3] Fig. 2 に示すように，希望する閉ループ系の参照モデルを M として，$\tilde{r}(\boldsymbol{\theta},t)$ に対する参照出力 $\tilde{y}(\boldsymbol{\theta},t)$ を求める．

$$\tilde{y}(\boldsymbol{\theta},t) = M\tilde{r}(\boldsymbol{\theta},t) \tag{2}$$

この擬似的な出力 $\tilde{y}(\boldsymbol{\theta},t)$ と実際の出力 $y_0(t)$ が近ければ，閉ループ系は参照モデルに近いと見なせる．

[手順 4] 制御パラメータ $\boldsymbol{\theta}$ の最適化問題を，次の評価関数を最小化する問題として定式化する．

$$J(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left\{y_0(t) - \tilde{y}(\boldsymbol{\theta},t)\right\}^2 \tag{3}$$

[手順 5] 適当な最適化手法を用いて，$J(\boldsymbol{\theta})$ を最小化する制御パラメータ $\boldsymbol{\theta}^*$ を算出する．

$$\boldsymbol{\theta}^* = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmin}}\, J(\boldsymbol{\theta}) \tag{4}$$

さて，(3) 式は閉ループ伝達特性と参照モデルの特性の差を擬似的に評価したものであり，本来評価すべき評価関数は次式で与えられる．

$$J_{\mathrm{o}}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left\{Hr_0(t) - Mr_0(t)\right\}^2 \tag{5}$$

$$H = \frac{C(\boldsymbol{\theta})P}{1+C(\boldsymbol{\theta})P} \tag{6}$$

この二つの評価関数について，$J(\boldsymbol{\theta}) = 0$ が成り立つとき $J_{\mathrm{o}}(\boldsymbol{\theta}) = 0$ が成り立つことは証明されているが，$J(\boldsymbol{\theta})$ と $J_{\mathrm{o}}(\boldsymbol{\theta})$ の制御パラメータの収束性の対応や評価関数が非零の場合の両者の最適パラメータの等価性などは証明されていない [5]．しかし，実用上は，$J(\boldsymbol{\theta})$ が十分小さいときには $J_{\mathrm{o}}(\boldsymbol{\theta})$ も十分小さくなり，準最適な制御パラメータが得られるものとして議論を進めていく．

3. FRIT の拡張

FRIT を実プロセスに適用する場合，解決すべきいくつかの課題が存在する．ここでは，課題を整理し，それらを解決する拡張手法を提案する．

3.1 評価関数の拡張

FRIT は機械制御などでその適用例が報告されているが [6]，プロセス制御に適用する際には克服すべきいくつかの課題がある．その一つが参照モデルの設定に対するロバスト性の問題である．FRIT を適用する際にはあらかじめ参照モデルを定めておく必要があるが，プロセスに関する十分な情報がない場合にはその設定に明確な指針は存在せず，適切な参照モデルを定めるのは容易でない．また，不適切な参照モデルを与えると，閉ループ伝達特性を参照モデルに強制的にマッチングさせるために，操作変数に無理な動きを強いることになり，最悪の場合には制御系を不安定にする．これは不安定系のプロセスではより顕著に見られる問題であり，直接的調整法が抱える根源的な課題である．この問題の解決なしに直接的調整法が広く実用化されることは考えにくい．また，化学プロセスにおいては設定値追従性能や即応性も重要ではあるが，安定性がより重視される傾向にあり，制御変数と操作変数が共に穏やかに保たれる運転が望まれるため，従来の FRIT のように制御変数の応答のみに着目した評価方法では不十分である．

そこで本報では，FRIT の評価関数に操作変数の変動 $\Delta\tilde{u}(t)$ に対するペナルティを加えることで，制御性能と同時に安定性の向上を図る．

$$J_{\mathrm{ext}}(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left\{\left(y_0(t) - \tilde{y}(\boldsymbol{\theta},t)\right)^2 + \lambda\Delta\tilde{u}(\boldsymbol{\theta},t)^2\right\} \tag{7}$$

$$\Delta\tilde{u}(\boldsymbol{\theta},t) = \tilde{u}(\boldsymbol{\theta},t) - \tilde{u}(\boldsymbol{\theta},t-\Delta t) \tag{8}$$

$$\tilde{u}(\boldsymbol{\theta},t) = C(\boldsymbol{\theta})\left(r_0(t) - Mr_0(t)\right) \tag{9}$$

ここで，Δt はサンプリング間隔，λ は重み係数である．閉ループ応答を参照モデルに無理に一致させようとすると，操作変数が大きく変動するため，ペナルティが働き，その制御パラメータは最適解としては選択されない．逆に，選択される最適パラメータは閉ループ応答が参照モデルの応答に近づき，かつ，操作変数の変動に無理がないものであると期待される．これにより，制御変数の応答特性と同時に操作変数の変動を考慮し，参照モデルの設定に対するロバスト性を向上させられる．

評価関数を拡張する場合，$J_{\mathrm{ext}}(\boldsymbol{\theta})$ 中の出力誤差項が 0 で，かつ $\lambda = 0$ とする場合以外については，その最適解と $J_{\mathrm{o}}(\boldsymbol{\theta})$ の最適解は一致しない．一致させるためには，$J_{\mathrm{ext}}(\boldsymbol{\theta})$ と同様に，$J_{\mathrm{o}}(\boldsymbol{\theta})$ に入力ペナルティを導入する必要がある．ただし，その場合においても，**2.** での議論と同様，一致性が保証されるのは出力誤差項が 0 となる場合のみである．しかし，出力誤差項が十分に小さければ，実用上十分なパラメータが得られると考えられる．

3.2 コントローラと参照モデルの同時調整

一般に直接的調整法では，参照モデルに対して閉ループ伝達特性をマッチングさせる．しかし，プロセスが未知の状態で単一の参照モデルを定めるこの方法にはそもそも無理があり，参照モデルの設定に調整範囲を持たせて最適化を行う枠組みが有効と考えられる．

そこで本研究では，制御パラメータだけではなく，参照モデルの調整パラメータも最適化変数に加え，コントローラと参照モデルの同時調整を行って，FRIT の評価関数最小化問題を解く方法を提案する．たとえば，次式で示すようなコントローラ C と参照モデル M を与える場合，従来の直接的調整法では，最適化変数は $\boldsymbol{\theta} = (K_{\mathrm{P}}, T_{\mathrm{I}}, T_{\mathrm{D}})$ であり，ω_0 の調整は試行錯誤で行われるが，提案法では最適化変数を $\boldsymbol{\theta} = (K_{\mathrm{P}}, T_{\mathrm{I}}, T_{\mathrm{D}}, \omega_0)$ とする．

$$C = K_{\mathrm{P}}\left(1 + \frac{1}{T_{\mathrm{I}}s} + \frac{T_{\mathrm{D}}s}{1+T_{\mathrm{D}}s/\gamma}\right) \tag{10}$$

$$M=\frac{\omega_0^2}{s^2+1.4\omega_0 s+\omega_0^2} \tag{11}$$

最適化変数に ω_0 を加えることで，プロセスに対してより無理のない参照モデルが選択され，そのうえで制御パラメータを調整することができる．しかし，これは目標応答を自由に決定できることを意味するため，導かれた ω_0 によって制御性能が改善される保証はない．そのため，ω_0 の探索範囲については上下限を設け，制御性能の改善が保証される範囲内で最適化する．

重み係数 λ を大きくして操作へのペナルティを増すことと ω_0 を小さくすることは共に緩慢な応答を指向するものであり，調整による効果は類似していると予想される．しかし，実際には両者の働きは同じではない．後に示すケーススタディでは，参照モデルと制御パラメータの同時調整を操作変数の変動に対するペナルティと併用することによって，大幅な制御性能の改善が実現されることを示す．

3.3 PSO による最適化

これまで，FRIT の最適化問題 (4) 式の計算手法として，IFT と同様，Gauss-Newton 法などが用いられてきた [5]．しかし，Gauss-Newton 法では各最適化変数による評価関数の微分を計算する必要があるため，上述の評価関数の拡張やコントローラと参照モデルの同時調整など，種々の拡張を行うのが容易ではない．そこで，本報では，最適化変数の追加を容易に行うことのできる粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization; PSO)[7] を用いた評価関数の最適化を提案する．

PSO は昆虫や鳥類の行動を模した群知能の一種である．たとえば，一匹の虫が食料への良い経路を発見した場合，その情報は素早く群れ全体に伝達され，群れはその情報に基づいて効率的に食料に到達することができる．また，仲間から伝え聞いた経路をただまねるだけではなく，各個体の経験に基づいて経路を修正していることも考えられる．PSO では，このような習性を多次元空間における位置と速度を持つ粒子群でモデル化する．各粒子は解空間中の最適位置を探索しながら移動するとともに，互いに良い位置について情報交換を行い，自身の位置と速度を調整する．

既往の研究では制御分野における PSO の適用も報告されており [8]，その有用性として，アルゴリズムの構築が容易であること，評価関数の微分可能性や凸性などについて強い仮定が必要でないこと，解の初期値依存性が小さいこと，なども挙げられている．

PSO を FRIT に適用する際には，各粒子の位置（座標）が FRIT の最適化変数 $\boldsymbol{\theta}$ を表す．各粒子の位置と速度を調整して，評価関数 $J_{\mathrm{ext}}(\boldsymbol{\theta})$ を最小化する最適位置を探索する．位置と速度の調整は各粒子がこれまでに発見したそれぞれの最適位置 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ と群れ全体で発見した最適位置 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{G}}$ に基づいて行われる．粒子数を I，最大探索回数を K とするとき，速度と位置の更新は次式で行われる．

$$\begin{aligned}\boldsymbol{v}_i(k+1)=w\boldsymbol{v}_i(k)+c_1r_1(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i-\boldsymbol{\theta}_i(k))\\ +c_2r_2(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{G}}-\boldsymbol{\theta}_i(k))\end{aligned} \tag{12}$$

$$\boldsymbol{\theta}_i(k+1)=\boldsymbol{\theta}_i(k)+\boldsymbol{v}_i(k+1) \tag{13}$$

ここで，$\boldsymbol{v}_i(k),\boldsymbol{\theta}_i(k)$ はそれぞれ粒子 i の k 回目の更新における速度と位置を表す．また，r_1,r_2 は 0 から 1 の一様乱数，w,c_1,c_2 は非負の重み係数である．(12) 式において，第 2 項は現在の位置からその粒子自身の最適位置へ向かう方向を，また，第 3 項は群れの最適位置へ向かう方向を表す．

PSO による FRIT の評価関数最適化は次の手順で行われる．

[手順 1] 個体数 I，最大探索回数 K，評価関数の閾値 δ を設定する．各粒子の位置と速度の初期値 $\boldsymbol{\theta}_i(0),\boldsymbol{v}_i(0)(i=1,2,\cdots,I)$ をランダムに与える．$\hat{\boldsymbol{\theta}}_i=\boldsymbol{\theta}_i(0)$ とする．$\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ のうち，評価関数 $J_{\mathrm{ext}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i)$ を最小化するものを $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{G}}$ とする．

[手順 2] (12), (13) 式により位置と速度を更新する．

[手順 3] 新たな位置での評価関数 $J_{\mathrm{ext}}(\boldsymbol{\theta}_i(k))$ を計算する．

[手順 4] $J_{\mathrm{ext}}(\boldsymbol{\theta}_i(k))<J_{\mathrm{ext}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i)$ のとき $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i=\boldsymbol{\theta}_i(k)$ とする．

[手順 5] $J_{\mathrm{ext}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i)<J_{\mathrm{ext}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{G}})$ のとき $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{G}}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ とする．

[手順 6] $J_{\mathrm{ext}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{G}})<\delta$ または $k=K$ なら操作を終了し，FRIT の制御パラメータ $\boldsymbol{\theta}$ を $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\mathrm{G}}$ とする．それ以外の場合は**手順 2** に戻る．

4. ケーススタディ

本節では，ケーススタディを通して提案手法の不安定プロセスに対する有効性を検証する．まず，本ケーススタディの基本設定について述べた後，不安定プロセスでの試験結果を示す．さらに，参照モデルのむだ時間に大きな誤差が含まれる場合でも提案手法が有効であることを示す．

4.1 問題設定

本ケーススタディで扱うプロセスは，次の二つの不安定プロセスである．

$$P_1=\frac{1}{16.5s(15.1s+1)}e^{-2s} \tag{14}$$

$$P_2=\frac{1}{(11.7s-1)(11.9s+1)}e^{-2s} \tag{15}$$

ここで，P_1 は不安定な反応プロセスの温度や応答の遅い蒸留塔トレイ温度の応答を表すモデルとして一般的なものである．また，P_2 は Fig. 3 に示す重合反応プロセスの温度制御のためのプロセスモデルであり，不安定極を有している．検討対象は，重合温度を制御変数，冷却水温度設定値を操作変数とする制御ループであり，カスケード制御系の主ループになっている．対応する副ループは，冷却水流量を操作変数としており，すでに適切に調整さ

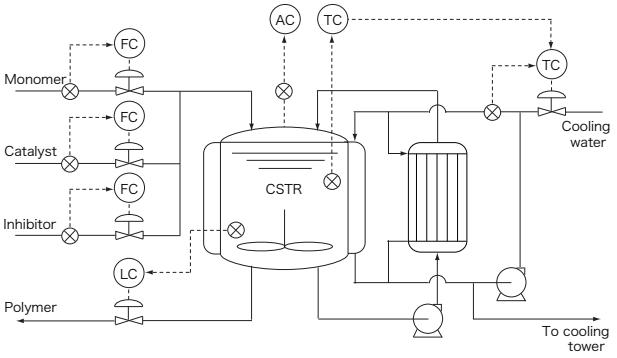

Fig. 3　Polymerization process

れているものとする．重合反応プロセスでは，重合温度が反応速度に大きく影響するため，その精密な制御が要求される．

コントローラには (10) 式の PID コントローラを用いる．ただし，微分ゲインは $\gamma=10$ で固定する．FRIT ではフィードバック制御で系を安定化した状態で試験を行う必要があるため，初期制御パラメータは，この条件を満たすように，P_1 に対しては $(K_\mathrm{P},T_\mathrm{I},T_\mathrm{D})=(5,100,0)$，$P_2$ に対しては $(K_\mathrm{P},T_\mathrm{I},T_\mathrm{D})=(5,50,10)$ とする．また，参照モデルには 2 次のバターワース標準形を用いる．

$$M=\frac{\omega_0^2}{s^2+1.4\omega_0 s+\omega_0^2}e^{-2s} \tag{16}$$

4.2　試験結果

上述の条件下で FRIT による制御パラメータ調整を実施した．ここで，設定値信号 $r_0(t)$ は次式に従ってステップ状に変化させるものとし，PSO の粒子数 $I=100$, 最大反復回数 $K=100$, 閾値 $\delta=10^{-4}$ とし，係数 w,c_1,c_2 は Linearly Decreasing Inertia Weight Method (LDIWM)[9] で決定した．

$$r_0(t)=\begin{cases}0 & (0\le t<200)\\ -1 & (200\le t<400)\\ 0 & (400\le t\le 600)\end{cases} \tag{17}$$

また，最適化変数には上下限を設け，$10^{-4}\le K_\mathrm{P}\le 10$, $10^{-4}\le T_\mathrm{D}\le 30$, $0.1\le\omega_0\le 1$ とした．積分時間については，P_1 では $10^{-4}\le T_\mathrm{I}\le 500$，$P_2$ では $10^{-4}\le T_\mathrm{I}\le 200$ とした．

評価関数の拡張および参照モデルの調整パラメータ ω_0 を最適化変数に加えることの効果を検証するため，それぞれのプロセスに対して，操作変数の変動に対するペナルティを考慮しない場合（$\lambda=0$）と考慮する場合（P_1: $\lambda=0.005$, P_2: $\lambda=0.009$），参照モデルを固定する場合（$\omega_0=1$）とそのパラメータを最適化変数に加える場合（ω_0：optimized）でシミュレーションを行った．ただし，λ は試行錯誤によって決定した．試験結果を Figs. 4〜9 に，設定または最適化したパラメータを Table 1 に示す．

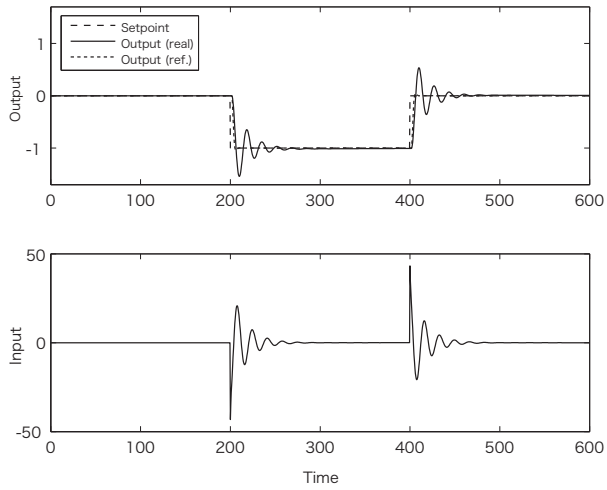

Fig. 4　Simulation result (P_1, $\lambda=0$, $\omega_0=1$)

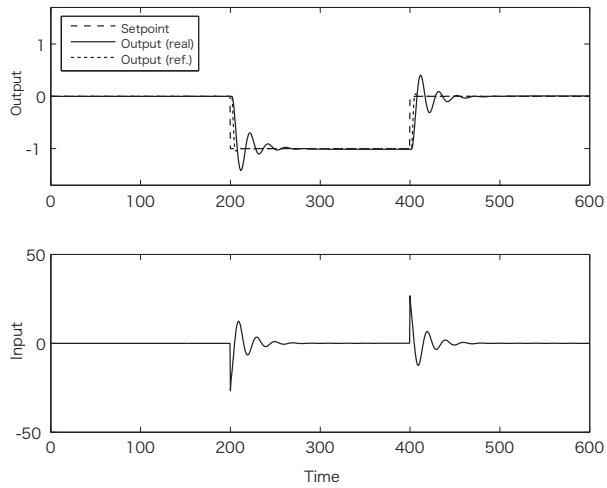

Fig. 5　Simulation result (P_1, $\lambda=0.005$, $\omega_0=1$)

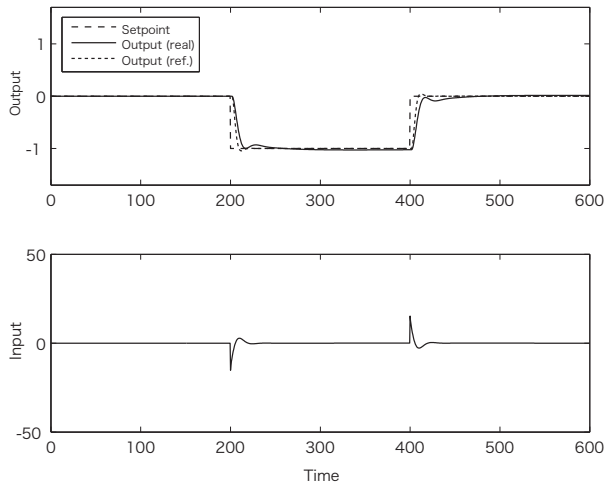

Fig. 6　Simulation result (P_1, $\lambda=0.005$, ω_0: optimized)

試験結果を見ると，P_1 については操作変数の変動に対するペナルティを考慮しない場合（$\lambda=0$）でも比較的高い制御性能が実現されているが，操作変数が激しく振

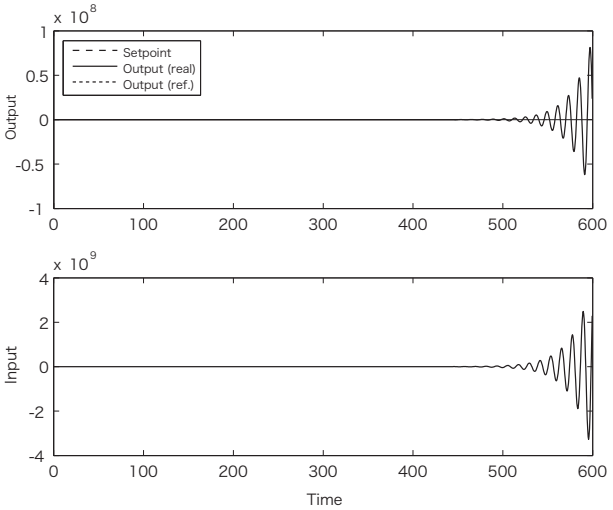

Fig. 7 Simulation result (P_2, $\lambda=0$, $\omega_0=1$)

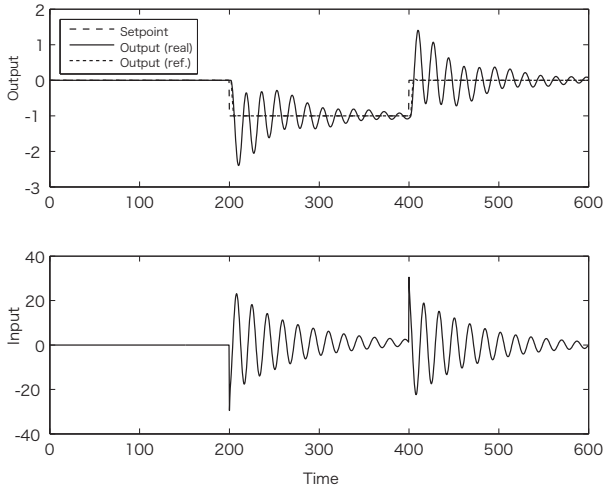

Fig. 8 Simulation result (P_2, $\lambda=0.009$, $\omega_0=1$)

動しており，望ましい制御とはいえない．$\lambda=0.005$ の場合には，$\lambda=0$ の場合に比べて制御変数の振動が抑えられている．この結果から，与えた参照モデルは P_1 に対して厳しすぎる要求をしていたと考えられる．さらに，ω_0 を最適化することで，操作変数の振動が抑えられるとともに，制御変数の振動もほぼなくなり，整定時間が大幅に短くなった．以上の結果より，操作変数へのペナルティを導入すること，および参照モデルのパラメータを最適化変数に組み込むことの有用性が示された．

一方，P_2 を対象とした結果については，操作変数の変動に対するペナルティを考慮しない場合（$\lambda=0$）には制御変数が大きく振動し，評価関数 J_{ext} が発散してしまった．つまり，従来の FRIT では制御パラメータの調整ができなかった．操作変数へのペナルティを導入し，$\lambda=0.009$ とした場合には，制御変数は依然として振動しているものの，設定値追従ができている．さらに，ω_0 を最適化することで，操作変数と制御変数の振動を大幅に軽減できることも確認できた．このように，本研究で

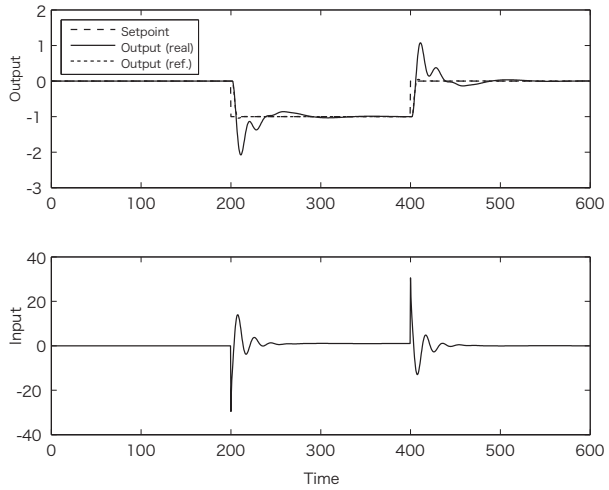

Fig. 9 Simulation result (P_2, $\lambda=0.009$, ω_0: optimized)

Table 1 Simulation settings and optimized parameters

	λ	ω_0	K_{P}	T_{I}	T_{D}
P_1	0	1	4.4	276.2	20.2
P_1	0.005	1	2.0	432.5	44.9
P_1	0.005	0.52 (opt.)	1.9	188.6	26.3
P_1	0.010	0.31 (opt.)	0.91	215.4	22.9
P_2	0	1	10.0	37.7	8.1
P_2	0.009	1	3.0	11.0	20.0
P_2	0.009	0.63 (opt.)	3.2	18.6	13.0
P_2	0.015	0.39 (opt.)	2.9	86.1	10.6

提案する拡張は，妥当な制御パラメータを得るうえで有用である．

また，λ の効果をさらに明確にするため，λ の値を大きくした場合のシミュレーションを行った．このときの制御パラメータを Table 1 に示す．結果から，λ を大きくすると，K_{P} は小さく，T_{I} は大きくなる傾向が読み取れる．これはより緩慢な制御を行うことを意味し，操作変数の変動にペナルティをかけるという物理的意味と合致する．

4.3 参照モデルのむだ時間に誤差がある場合

ここまでは，参照モデルとプロセスのむだ時間が一致している場合について検討してきた．しかし，実際にはむだ時間を正確に知ることは困難であり，参照モデルのむだ時間はかなり大きな誤差を含むことが多い．そこで，参照モデルのむだ時間に誤差を加えて試験を行う．具体的には，参照モデルのむだ時間 T_{ref} を真のプロセスのむだ時間 T_{p} の ±25% の範囲で設定した場合の制御性能を確認する．なお，参照モデルのパラメータ ω_0 については最適化計算で調整するものとし，その他の設定条件については上述の試験と同様とする．試験結果を Figs. 10〜13 に示し，設定または最適化したパラメータを Table 2 に示す．

こられの試験結果から，P_1 では $T_{\mathrm{ref}}=T_{\mathrm{p}}$ の場合と同

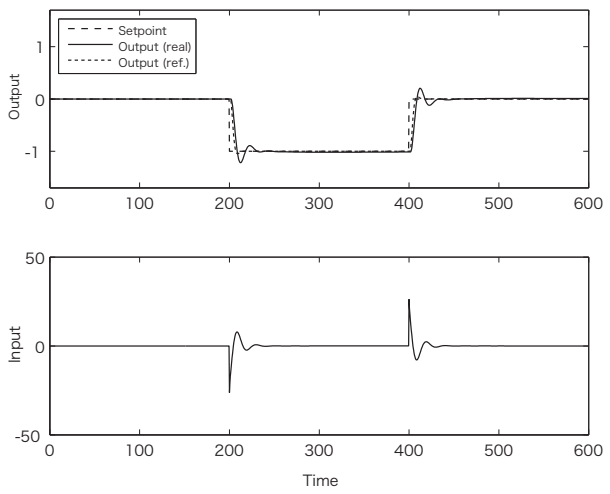

Fig. 10　Simulation result with an error in dead-time (P_1, $\lambda = 0.003$, $T_{\mathrm{ref}} = 0.75T_{\mathrm{p}}$)

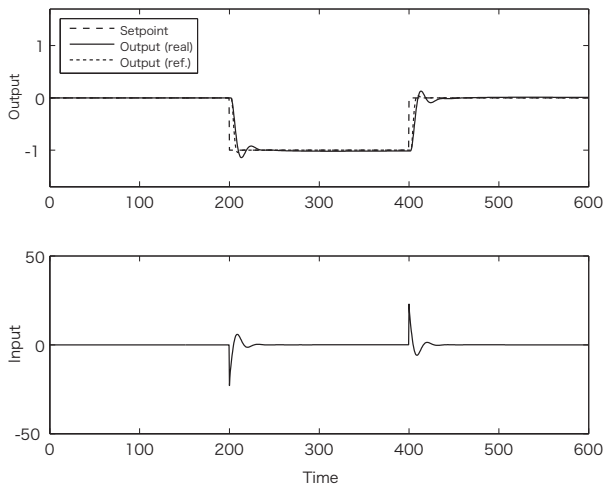

Fig. 11　Simulation result with an error in dead-time (P_1, $\lambda = 0.003$, $T_{\mathrm{ref}} = 1.25T_{\mathrm{p}}$)

様な制御性能が実現できていることがわかる．また，P_2 についても，$T_{\mathrm{ref}} = 0.75T_{\mathrm{p}}$ の場合には応答の振動が強くなったが，制御系が不安定になることもなく，高い制御性能が実現された．以上より，提案手法はむだ時間に誤差がある場合でも有効であることが確認できた．

5.　結言

本報では，現実のプロセス，特に不安定プロセスに対しても有効な直接的 PID 調整法を実現するため，1) 操作変数の変動に対するペナルティの評価関数への導入，2) 参照モデルの調整パラメータを最適化変数とする参照モデルと制御パラメータの同時調整，3) 最適化計算への Particle Swarm Optimization (PSO) の適用，の 3 点からなる FRIT の拡張を提案した．さらに，不安定な化学反応プロセスを対象としたケーススタディを通して，提案手法の有効性を示した．

これまで，プロセスモデルを介さない制御パラメータ

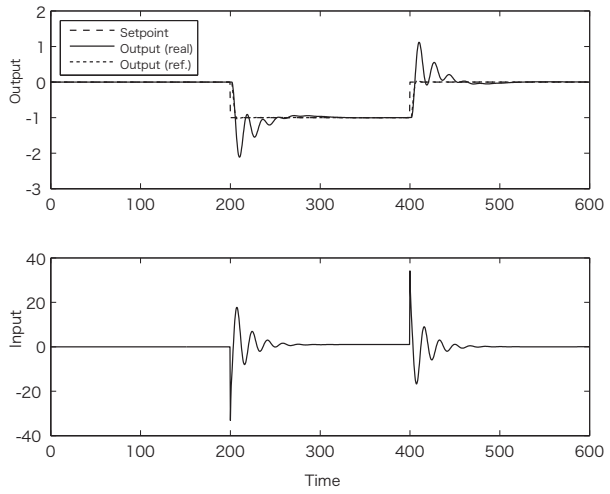

Fig. 12　Simulation result with an error in dead-time (P_2, $\lambda = 0.009$, $T_{\mathrm{ref}} = 0.75T_{\mathrm{p}}$)

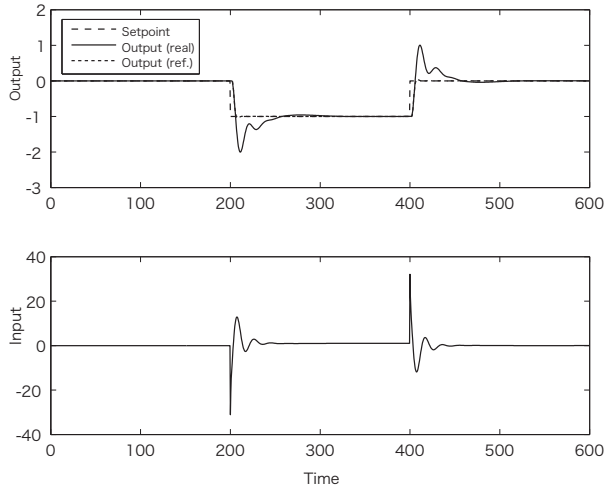

Fig. 13　Simulation result with an error in dead-time (P_2, $\lambda = 0.009$, $T_{\mathrm{ref}} = 1.25T_{\mathrm{p}}$)

Table 2　Simulation settings and optimized parameters for the closed-loop system with an error in dead-time

	λ	T_{ref}	ω_0	K_{P}	T_{I}	T_{D}
P_1	0.003	$0.75T_{\mathrm{p}}$	0.56	2.6	240.5	20.9
P_1	0.003	$1.25T_{\mathrm{p}}$	0.60	2.3	257.1	20.8
P_2	0.009	$0.75T_{\mathrm{p}}$	0.53	2.9	31.6	16.8
P_2	0.009	$1.25T_{\mathrm{p}}$	0.58	3.3	31.9	11.1

調整方法は化学プロセス制御の現場には受け入れられてこなかった．しかし，本報で対象としたような不安定プロセスの場合，閉ループ条件下での制御パラメータ調整が必須であり，提案法はプロセス制御の現場で要求される穏やかな運転の実現を重視した調整法であることから，今後の適用が期待される．

ただし，提案法によって不安定プロセスの安定化が保

証されるわけではない．このため，今後，実プロセスへの適用やケーススタディを通して，より実用的でかつ理論的にも確かな手法へと改良を加えていく余地がある．

謝　辞

本研究は日本学術振興会プロセスシステム工学第 143 委員会ワークショップ No.27 のプロジェクトとして行われました．活発な議論と有益な情報交換を賜ったメンバーの方々に深く御礼申し上げます．

参 考 文 献

[1] M. Ogawa and M. Kano: Practice and challenges in chemical process control applications in Japan; *17th IFAC World Congress*, pp. 10608–10613 (2008)

[2] H. Hjalmarsson, M. Gevers, S. Gunnarsson and O. Lequin: Iterative feedback tuning: theory and applications; *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 18, No. 4, pp. 26–41 (1998)

[3] M. C. Campi, A. Lecchini and S. M. Savaresi: Virtual reference feedback tuning: a direct method for the design of feedback controllers; *Automatica*, Vol. 38, pp. 1337–1346 (2002)

[4] 中本：実験データに基づく PID パラメータの直接計算；システム/制御/情報, Vol. 50, No. 12, pp. 447–452 (2006)

[5] 相馬，金子，藤井：一回の実験データに基づく制御器パラメータチューニングの新しいアプローチ–Fictitious Reference Iterative Tuning の提案；システム制御情報学会論文誌, Vol. 17, No. 12, pp. 528–536 (2004)

[6] 金子，宮地，藤井，大坪，小林：1 自由度系に対する Fictitious Reference Iterative Tuning に基づく同定手法の提案とエレベータドア開閉速度動特性の同定への応用；システム制御情報学会論文誌, Vol. 20, No. 11, pp. 439–447 (2007)

[7] J. Kennedy and R. Eberhart: Particle swarm optimization; *Proceedings of IEEE the International Conference on Neural Networks*, pp. 1942–1948 (1995)

[8] T. H. Kim, I. Maruta and T. Sugie: Robust PID controller tuning based on the constrained particle swarm optimization; *Automatica*, Vol. 44, No. 4, pp. 1104–1110 (2008)

[9] 安田，石亀：非線形計画アルゴリズム–実用的観点から；システム/制御/情報, Vol. 50, No. 9, pp. 344–349 (2006)

著 者 略 歴

田坂　謙一

1982 年 11 月 21 日生．2007 年 3 月京都大学工学部工業化学科卒業，同年 4 月京都大学大学院工学研究科化学工学専攻修士課程入学，現在に至る．プロセス制御の研究に従事．

加納　学（正会員）

1969 年 12 月 24 日生．1994 年京都大学大学院工学研究科化学工学専攻修士課程修了．同年同助手，2004 年同助教授となり，現在に至る．品質実現力強化を目指したプロセスデータ解析やプロセス制御に関する研究に従事．博士（工学）．化学工学会奨励賞内藤雅喜記念賞，計測自動制御学会論文賞武田賞，日本鉄鋼協会計測・制御・システム研究賞などを受賞．

小河　守正（正会員）

1948 年 1 月 2 日生．1966 年三菱化学（株）（旧三菱化成）入社，2004 年 10 月まで三菱化学，2004 年 11 月より（株）山武に転身し，現在に至る．プロセス制御の実践業務に従事．博士（工学）．システム制御情報学会論文賞，1999 年度計測自動制御学会論文賞，2003 年度計測自動制御学会論文賞武田賞，IFAC Control Engineering Practice Prize Paper Award を受賞．

増田　士朗（正会員）

1964 年 3 月 24 日生．1989 年京都大学大学院工学研究科応用システム科学専攻修士課程修了．同年岡山大学工学部助手，1995 年同講師，1998 年同助教授，2000 年東京都立科学技術大学助教授，2005 年首都大学東京助教授となり，現在に至る．システム制御工学の研究に従事．博士（工学）．システム制御情報学会論文賞，日本鉄鋼協会計測・制御・システム研究賞などを受賞．

山本　透（正会員）

1961 年 8 月 29 日生．1987 年徳島大学大学院工学研究科修士課程情報工学専攻修了．大阪大学基礎工学部助手，岡山県立大学情報工学部助教授，広島大学教育学部助教授などを経て，2005 年広島大学大学院教育学研究科教授となり，現在に至る．制御系設計の高度化と知能化に関する研究に従事．博士（工学）．計測自動制御学会技術賞，電気学会進歩賞，日本機械学会教育賞などを受賞．