逐次線形化に基づく非線形モデル予測制御 —化学反応器への応用—

関 宏也*・大山 敏**・小河 守正**

Nonlinear Model Predictive Control Using Successive Linearization —Application to Chemical Reactors—

Hiroya SEKI*, Satoshi OYAMA** and Morimasa OGAWA**

A nonlinear model predictive control based on successive linearization approach is developed. A nonlinear process model is linearized along its trajectory and an infinite-time horizon linear optimal regulator with integrator is implemented in a receding horizon fashion. Simulation examples for highly nonlinear chemical reactors which exhibit static input or output multiplicities are given to demonstrate the capability of the controller. The developed control algorithm has been successfully applied to a grade transition operation in an industrial polymerization reactor.

Key Words: Process control, nonlinear control, model predictive control, chemical reactor, industrial application

1. はじめに

モデル予測制御 (MPC: Model Predictive Control) は、1970 年代にプロセス制御の現場から生まれ、現在まで石油精製、石油化学工業を中心に、広く用いられている制御手法である¹⁾。しかし、産業的な応用が進んでいるのは、プロセスの動特性を記述するプロセスモデルが線形である線形モデル予測制御 (LMPC: Linear MPC) がほとんどで、その適用対象は非線形性の弱いプロセス、または運転範囲の狭いプロセスに限定されている。

非線形性が強く、LMPC の適用が少ないプロセスの代表例として、化学工業生産の中心である化学反応器を挙げることができる。

化学反応器の示す様々な非線形性のうち、フィードバック制御を行なう上で注意すべきものとして、定常入出力の関係における出力多重性^{2), 3)}、および入力多重性^{4)~7)}がある。出力多重性を示す非線形プロセスでは、ある制御入力値に対して制御出力値が異なる複数の平衡点が存在し、多くの場合、これらの平衡点の開ループ安定性も異なる。一方、入力多重

性を示す非線形プロセスでは、ある出力値に対して入力値が異なる複数の平衡点が存在する。これは、定常ゲイン (多入力多出力系では、定常ゲイン行列の行列式) の符号が変化し、任意の目標値が実現できるとは限らないことを意味する。

このような非線形性を示すプロセスに対して、線形制御系で広い運転範囲をカバーすることは困難である。特に、入力多重性を示すプロセスでは、ゲインの符号変化に伴い、積分器を用いた線形制御系は不安定化してしまう⁸⁾。

プロセスの非線形性に対処するため、プロセスの応答予測および操作量の決定に非線形モデルを用いる非線形モデル予測制御 (NMPC: Nonlinear MPC) は、有望な制御手法である。ただし、NMPC の産業応用上問題となるのは計算時間である⁹⁾。サンプル時刻ごとに非線形計画問題を解く必要がある場合、現状の計算機能力をもってしても、所定の時間内で解を得るのは難しい。そこで、非線形モデルをサンプル時間ごとに逐次、軌道上で局所線形化することにより、NMPC を実施する方法が、現状、最も実用的である^{10), 11)}。

本論文では、まず逐次線形化を用いた NMPC のアルゴリズムについて述べる。制約条件を考慮せず、予測および制御ホライズンを無限にとった場合、LMPC は最適制御 (LQR) と等価となり、優れた安定性を保証できることから、本論文で提案する NMPC では、サンプル時刻ごとに得られる局所線形化モデルに対して LQ 制御問題を適用する。ただし、入力多重性をもつ非線形系では、LQ 制御の可解性が問題となることから、その定式化に修正を施す。つぎに、出力多重性および入力多重性を示す化学反応器を対象として、NMPC のすぐれた制御性能をシミュレーションによって示す。最後

* 三菱化学 (株) 科学技術研究センター横浜研究所
横浜市青葉区鴨志田町 1000

** 三菱化学 (株) 科学技術研究センター水島事業所
倉敷市潮通 3-10

* MCC-Group Science & Technology Research Center, Mitsubishi Chemical Corp.

** MCC-Group Science & Technology Research Center, Mitsubishi Chemical Corp.

(Received March 23, 2001)

(Revised September 19, 2001)

に、実プロセスへの応用例（高密度ポリエチレン重合反応器の銘柄切り替え操作）を通して、本制御手法の実用性を示す。

2. 逐次線形化を用いた非線形モデル予測制御

対象とするプロセスはつぎの非線形常微分方程式で記述されているものとする：

$$\dot{x} = f(x, u), \quad (1)$$

$$y = h(x). \quad (2)$$

ここに、 $x \in \mathbb{R}^n$, $u, y \in \mathbb{R}^m$ はそれぞれ状態変数、操作変数、制御変数である。

ここでは、制御入出力（操作変数と制御変数）の数が等しい正方な系についてのみ取り扱い、制御変数 y を目標値 $r(t) \in \mathbb{R}^m$ に追従させる制御系の設計について考える。

2.1 制御アルゴリズム

時刻 $t = t_k$ における各変数の値をそれぞれ $x_k = x(t_k)$, $u_k = u(t_k)$, $y_k = y(t_k)$ として、制御アルゴリズムを以下で規定する。ここでは、簡単のため、連続系での記述とするが、実際にはサンプリング時刻ごとに離散値系を構成する。

Step 1 (局所線形化) 現在の軌道 (x_k, u_k) まわりにプロセスモデル (1) (2) を線形化する：

$$\Delta \dot{x}_k = A_k \Delta x_k + B_k \Delta u_k + \delta_k \quad (3)$$

$$\Delta y_k = C_k \Delta x_k. \quad (4)$$

ここに、

$$\Delta x_k = x(t) - x_k, \Delta u_k = u(t) - u_k, \Delta y_k = y(t) - y_k,$$

$$A_k = \frac{\partial f}{\partial x}(x_k, u_k), \quad B_k = \frac{\partial f}{\partial u}(x_k, u_k),$$

$$C_k = \frac{\partial h}{\partial x}(x_k, u_k), \quad \delta_k = f(x_k, u_k)$$

とする。ここで、つぎの仮定をおく。

[仮定 1] 局所線形化により得られた線形システム (3) (4) において、 (A_k, B_k) は可安定、 (C_k, A_k) は可検出とする。

Step 2 (最小 2 乗法による目標定常状態の決定) 目標定常状態 $\bar{x}_k, \bar{u}_k$ をつぎの最小 2 乗問題により求める：

$$\min_{\Delta x_k, \Delta u_k} J = (\Delta r_k - C_k \Delta x_k)^T (\Delta r_k - C_k \Delta x_k) + \Delta u_k^T R_1 \Delta u_k \quad (5)$$

subject to

$$A_k \Delta x_k + B_k \Delta u_k + \delta_k = 0. \quad (6)$$

ここに、 $\Delta r_k = r(t_k) - y_k$ であり、 $R_1 \in \mathbb{R}^{m \times m}$ は正定行列でチューニングパラメータとする。

最小 2 乗解は、

$$\begin{pmatrix} \bar{x}_k \\ \bar{u}_k \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_k^T C_k & O & A_k^T \\ O & R_1 & B_k^T \\ A_k & B_k & O \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} C_k^T \Delta r_k \\ 0 \\ -\delta_k \end{pmatrix} \quad (7)$$

で与えられる。ただし、 $\lambda \in \mathbb{R}^n$ は Lagrange 乗数ベクトルである。

Step 3 (LQ 制御問題) 局所線形化モデルの入力を積分器で拡張した後、Step 2 で求めた定常状態のまわりで最適レギュレータを構成する。あらたに、

$$z_k = \begin{pmatrix} \Delta x_k - \bar{x}_k \\ \Delta u_k - \bar{u}_k \end{pmatrix}, \quad v_k = \Delta \dot{u}_k, \quad (8)$$

$$F_k = \begin{pmatrix} A_k & B_k \\ O_{m \times n} & O_{m \times m} \end{pmatrix}, \quad G_k = \begin{pmatrix} O_{n \times m} \\ I_m \end{pmatrix},$$

を定義すれば、入力を積分器で拡張した系は、

$$\dot{z}_k = F_k z_k + G_k v_k, \quad z_k(t_k) = \begin{pmatrix} -\bar{x}_k \\ -\bar{u}_k \end{pmatrix} \quad (9)$$

で表わされる。ただし、 I_m は m 次元の単位行列である。

この線形システムに対して、無限区間の LQ 最適制御問題：

$$\min_{v_k} J_k = \int_{t_k}^{\infty} \{z_k^T Q_k z_k + v_k^T R_2 v_k\} dt \quad (10)$$

を解く。ここに、行列 $Q_k \in \mathbb{R}^{(n+m) \times (n+m)}$ は、

$$Q_k = \begin{pmatrix} C_k^T C_k & O \\ O & R_1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

とする。行列 $R_2 \in \mathbb{R}^{m \times m}$ は正定な重み行列であり、チューニングパラメータである。

上記の最適制御問題の解 $v_k^*(t)$ は、Riccati 方程式を解くことにより、

$$v_k^*(t) = -K_k z_k(t) \quad (12)$$

の形で得られる。ここに、 $K_k \in \mathbb{R}^{m \times (n+m)}$ は最適レギュレータゲイン行列である。

Step 4 (制御入力決定) Step 3 で求めた最適制御入力 v_k^* の初期値：

$$v_k^*(t_k) = -K_k z(t_k) = K_k \begin{pmatrix} \bar{x}_k \\ \bar{u}_k \end{pmatrix} \quad (13)$$

をプラントへの制御入力とする。

2.2 制御アルゴリズムの特徴

通常、線形系において定値サーボ系を構成する際、つぎの行列：

$$\Phi_k = \begin{pmatrix} A_k & B_k \\ C_k & O \end{pmatrix} \quad (14)$$

が正則であることを仮定する¹²⁾。ところが、入力多重性をもつ非線形系では $\det \Phi_k = 0$ の状況が生じる。また、一般の非線形系においても、軌道上で線形化して得られる線形モデルについて、常に行列 Φ_k が正則である保証はない。行列 Φ_k が正則でない場合、与えられた目標値 r を実現する定常状態が求められず、最適レギュレータが構成できない。そこで、本稿における制御アルゴリズムでは、Step 2 において、入力 Δu_k に重みを課した最小 2 乗法を用いて、目標定常状態を逐次求めることにより、 $\det \Phi_k = 0$ の場合にも対処できる；Equation (7) における逆行列は、仮定 1 および $R_1 > 0$ の条件から常に存在が保証されることに注意されたい。また、最

適レギュレータ問題 (10) の可解性も常に保証される。ただし、一般の非線形系ではその軌道上で仮定1が常に成立する保証はなく、これが成立しない場合、本アルゴリズムは適用できない。

線形系の場合、予測区間と制御区間を無限にとったモデル予測制御は、最適制御と同一になることが知られているが、本アルゴリズムは、入力に重みをつけた最小2乗法により制御周期ごとに目標定常状態が変更されることから、最適制御とは一致しない ($R_1 = 0$ とすれば、最適制御と一致する)。ただし、ノミナルな系に対する安定性は保たれる¹³⁾。

入力を積分器で拡張する理由は、入力の急変を嫌う産業応用の要求および定値目標値に対して定常偏差なく追従する閉ループ系を構成する目的からである。式の変形をすれば、コントローラはつぎの形で記述することができる：

$$\dot{u} = K_1\{r - h(x)\} + K_2 f(x, u). \quad (15)$$

ここに、

$$K_1 = R_2^{-1} G^T (F - GK)^{-T} [C \ O_{m \times m}]^T, \quad (16)$$

$$K_2 = -R_2^{-1} G^T (F - GK)^{-T} P_1 \quad (17)$$

である。ただし、 $P_1 \in \mathbb{R}^{(n+m) \times n}$ は、Riccati 方程式の正定唯一解 $P \in \mathbb{R}^{(n+m) \times (n+m)}$ の部分行列で、

$$\begin{pmatrix} P_1 & P_2 \end{pmatrix} = P \quad (18)$$

で定義される。なお、Eqs.(15)~(18)における行列は、前節の制御アルゴリズム中に定義されたもので(添字 k を省略した)、すべて (x, u) の関数である。

定常特性に関して、つぎの性質をもつ：

目標値が到達可能なとき： 与えられた目標値に対応する平衡点で評価した行列 Φ が正則であるとき、 $\det K_1 \neq 0$ が証明できる。平衡点においては $f(\cdot) = 0$ であるから、Eq. (15) より $r = h(x)$ が $\dot{u} = 0$ とする唯一解である。すなわち、定値目標値に対して定常偏差を生じない。ただし、モデル誤差がある場合、真のプラントの平衡点において、プロセスモデルの $f(\cdot) = 0$ が成り立つとは限らず、一般に定常偏差を生じる；入力を積分器で拡張した結果、コントローラは制御偏差を積分する形にはなっていない。定常偏差を解消する方法は次節に述べる。

目標値が到達不可能なとき： 入力多重性をもつ非線形系では、与えられた目標値が到達不可能である場合が生じる(積分器を含んだ線形制御系では、確実に不安定化する)。この場合、閉ループ系は、ある条件の下、 $\det \Phi = 0$ となる平衡点に収束し、 K_1^T の零空間に含まれる定常偏差を生じる ($\det \Phi = 0$ の場合、 $\det K_1 = 0$ となる)¹³⁾。

2.3 状態推定と定常特性

前節では、状態変数は既知としたが、現実には状態変数がすべて計測できることは希であるため、適当な方法でこれを推定する必要がある。また、制御変数を定値目標値に対して定常偏差なく追従させる閉ループ系を構成するには、オフセットのない制御変数の推定が必要となる。

ここでは、入力に定常外乱を設定した定常拡張カルマンフィルタについて述べる。

入力に定常外乱を設定した状態推定器 つぎのようにモデルを拡張する：

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}, u + \xi) \\ \dot{\xi} &= 0 \\ \hat{y} &= h(\hat{x}). \end{aligned} \quad (19)$$

ここに、 $\hat{x} \in \mathbb{R}^n$, $\hat{y} \in \mathbb{R}^m$, および $\xi \in \mathbb{R}^m$ は、それぞれ、状態変数、出力変数、および入力外乱の推定値である。

時刻 $t = t_k$ において、定常カルマンフィルタを行列対：

$$\begin{pmatrix} A_k & B_k \\ O_{m \times n} & O_{m \times m} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} C_k & O_{m \times m} \end{pmatrix} \quad (20)$$

に対して構成した結果得られる状態推定器のダイナミクスは、

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}, u + \xi) + K_{\hat{x}}(y - \hat{y}) \\ \dot{\xi} &= K_{\xi}(y - \hat{y}) \\ \hat{y} &= h(\hat{x}) \end{aligned} \quad (21)$$

となる。ただし、 $K_{\hat{x}} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ および $K_{\xi} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ はカルマンフィルタゲイン行列の部分行列である。

行列対 (20) が可検出であり、カルマンフィルタゲイン行列が求められるとき、その部分行列 K_{ξ} は正則であることが証明できるので、Eq. (21) より、定常状態 ($\dot{\hat{x}} = 0$, $\dot{\xi} = 0$) では、 $y = \hat{y}$, $f(\cdot) = 0$ となり、定常偏差のない出力の推定が行なえる。さらに、Eq. (15) より、閉ループ系が安定であれば、モデル誤差にかかわらず、定値目標値に対して定常偏差なく追従する閉ループ系が構成できることがわかる。

その他、出力あるいはプロセスモデルの適切な個所に定常外乱を設定し、制御変数をオフセットなく推定することができれば、モデル誤差があっても定値目標値に対して定常偏差なく追従する閉ループ系が構成できる。

3. シミュレーション

3.1 出力多重性をもつ化学反応器⁶⁾

対象プロセスは、冷却ジャケットを備えた連続流攪拌槽型反応器 (CSTR: Continuous Stirred Tank Reactor) で、1次の発熱反応 $A \rightarrow B$ を生じ、プロセスの動特性が以下で表わされるものとする：

$$\begin{aligned} \tau \dot{x}_1 &= (-x_1 + x_{10}) - D_a \exp\left(\frac{x_2}{1 + x_2/\gamma}\right) x_1 \\ \tau \dot{x}_2 &= (-x_2 + x_{20}) + \lambda D_a \exp\left(\frac{x_2}{1 + x_2/\gamma}\right) x_1 \\ &\quad - \beta(x_2 - u) \\ y &= x_2. \end{aligned} \quad (22)$$

ここに、 x_1, x_2 および u は、それぞれ、無次元化された成分 A の濃度、反応器温度、ジャケットの温度である。モデルパラメータを Table 1 に示す。シミュレーションにおいては、モデル誤差を仮定した。このプロセスは、出力多重性を示し、平衡点の開ループ安定性が変化する。

Table 1 Process and model parameters for the CSTR with output multiplicities

	τ	γ	D_a	λ	β	x_{10}	x_{20}
process	1.0	40.0	0.075	-8.0	0.3	1.0	1.0
model	1.0	40.0	0.0675	-7.2	0.33	1.0	1.0

Fig. 1 Closed loop response of the CSTR with output multiplicities. The dashed and dotted lines are the steady state input/output relation of the process and the model, respectively. The point marked by 'o' is the initial condition and '*' is the set-point. **Fig. 2** Closed loop response of the CSTR with output multiplicities. The dotted line is the set-point.

制御目的は、ジャケット温度 u を用いて、反応器温度 x_2 を目標値まわりに制御することである。反応器温度 x_2 のみが計測されているものとし、成分 A の濃度は拡張カルマンフィルタによって推定する。このとき、入力に定常外乱を設定し、制御出力 x_2 を定常偏差なく推定する。

Figs. 1, 2 は、反応器温度目標値 $r = 2.0$ 、初期状態 $(x_1, x_2) = (0.8593, 0.7966)$ 、 $u = -0.301$ としたときの閉ループ系の応答である。チューニングパラメータは $R_1 = 1.0 \times 10^{-2}$ 、 $R_2 = 1.0 \times 10^{-1}$ とした。

この例では、プロセスを開ループ安定な平衡点から、開ループ不安定な平衡点まで制御している。閉ループの応答は、モデル誤差があっても、安定に定常偏差なく目標値に収束していることがわかる。

3.2 入力多重性をもつ化学反応器⁴⁾

対象プロセスはつぎの反応:

Table 2 Model parameters for the CSTR with input multiplicities

i	1	2	3	4
k_{i0}	1.0	0.7	0.1	0.006
E_i/RT_0	8.33	10	50	83.3

が生じる CSTR で、その動特性は

$$\begin{aligned} \dot{c}_A &= u_1(c_{A0} - c_A) - k_1 c_A + k_4 c_R \\ \dot{c}_R &= u_1(1 - c_{A0} - c_R) + k_1 c_A + k_3(1 - c_A - c_R) \\ &\quad - (k_2 + k_4) c_R \\ y &= \begin{pmatrix} c_A & c_R \end{pmatrix}^T \end{aligned} \quad (23)$$

で記述されるものとする。ここに、 c_i ($i = A, R$) は各成分の濃度、 c_{A0} はフィード中の A の濃度、 u_1 はフィード量、 u_2 は反応温度である。なお、すべての変数は無次元化されている。反応速度定数 $k_1 \sim k_4$ は Arrhenius 型で表現され、

$$k_i = k_{i,0} \exp\left[-\frac{E_i}{RT_0} \left(\frac{1}{u_2} - 1\right)\right] \quad (24)$$

とする。モデルのパラメータを **Table 2** に示す。

このプロセスは入力多重性を示し、入力 $u = (u_1 \ u_2)^T$ と出力 $y = (c_A \ c_R)^T$ の間の定常ゲイン行列の行列式が符号を変え、到達できない目標値が存在する。

Figs. 3, 4 は、初期状態 $(c_A, c_R) = (0.2989, 0.3596)$ 、 $(u_1, u_2) = (0.2083, 0.8879)$ 、および $c_{A0} = 0.8$ として、目標値 $r = (0.28 \ 0.28)^T$ を与えた場合の閉ループの応答を示したものである。状態変数 c_A, c_R とも計測されているものとし、また、重み行列は $R_1 = 10^{-2} I_2$ 、 $R_2 = 10^{-3} I_2$ とした。Fig. 3 の $u_1 - u_2$ プロットにおける '+' - 'は定常ゲイン行列の行列式の符号を示す。目標値 r は定常状態では到達不可能であり (Fig. 3 の $c_A - c_R$ プロット中の 'Unreachable' で示した領域)、閉ループの応答は定常ゲイン行列の行列式が 0 の平衡点に収束している。このように、到達できない目標値を与えた場合でも、閉ループ系は不安定化していない。

4. 実プラントへの応用

本制御手法の実用性を示すために、高密度ポリエチレン (HDPE: High Density Polyethylene) の重合反応器への適用事例について述べる。このプロセスは多重平衡点を持たないが、製品銘柄の切り替えを頻繁に行なうため、コントローラは広い運転範囲をカバーすることが要求され、プロセスの非線形性を考慮する必要がある。従来の運転では線形の制御アルゴリズムが使用されていたが、銘柄切り替え時の応答が好ましくなく、運転員が頻繁に手動介入する必要があった。

Fig. 5 にプロセスフローを示す。原料モノマー (エチレン)、コモノマー (プロピレン)、および水素がガスで供給され、スラリー相で触媒と反応する。生成したポリエチレンは、連続的に抜き出され、反応器内のスラリーレベルの制御に用いられる。重合反応熱は、ジャケットおよびリサイクルクーラーにより除去され、反応器温度が PID 制御されている。また、反応器圧力および気相組成が計測されている。

Fig. 3 Closed loop response of the CSTR with input multiplicities. The dotted lines are the loci along which the steady state gain matrix becomes singular. The points marked by 'o' are the initial conditions, and 'x' are the final states, and '*' are the set-points.

Fig. 4 Closed loop response of the CSTR with input multiplicities. The dotted lines are the set-points.

従来の線形制御系では、生産量—モノマーフィード速度、モノマー分圧—触媒フィード速度、水素/モノマー分圧比—水素フィード速度、コモノマー/モノマー分圧比—コモノマーフィード速度を、それぞれ制御変数—操作変数ペアとし、ある標準的な運転条件における各操作変数—制御変数ペアのステップ応答をプロセスモデルとして multi-loop の LMPC を構成していた。

NMPC の設計にあたって、モノマー、水素、コモノマー、触媒のマスバランスを記述した低次元 (4 次) の物理化学モデルを構築した¹⁴⁾。制御変数は、モノマー分圧、水素分圧、コモノマー分圧、および生産量とし、操作変数は触媒、水素、コモノマーおよびモノマーの各フィード速度とした。また、産業応用上重要となるプロセスの制約条件は、文献 15) の方法で考慮した。制御周期は 1min とした。

状態推定には、計算機負荷を低減する目的とオンラインのチューニングを容易にするため、簡易的な multi-loop の状態推定器を用いた。制御変数をオフセットなく推定することを第 1 目的とし、各フィード量に設定した定常外乱を次式により推定する。たとえば、水素分圧の推定では、入力外乱 ξ_h を

Fig. 5 Process flow of the HDPE reactor

水素分圧測定値 P_h , およびその推定値 $\hat{P}_h$ を用いて、

$$\xi_h(t) = K_{c,h}(P_h - \hat{P}_h) + K_{I,h} \int_0^t (P_h - \hat{P}_h) d\tau \quad (25)$$

によって求める。ただし、 $K_{c,h}$, $K_{I,h}$ はチューニングパラメータである。

Fig. 6 は、NMPC を銘柄切り替えに適用した結果である。同一の運転条件下での LMPC の応答も示した。図中、 P_m , P_h/P_m , P_{ppv}/P_m は、それぞれモノマー分圧、水素/モノマー分圧比、コモノマー/モノマー分圧比である。また、銘柄切り替え操作は、制御変数への目標値をステップ状に変化させることにより行なった。モノマー分圧および水素分圧 (Fig. 6 では水素/モノマー分圧比 P_h/P_m) に制御性能の顕著な向上が見られた。また、長期的な運用の結果、従来の線形制御手法と比較して、運転員の手動介入頻度は 1/2 以下に削減され、制御投入率も約 20% 向上させることができた。

5. おわりに

逐次線形化を用いた非線形モデル予測制御のアルゴリズムを提案した。化学反応器に特徴的な非線形性である出力多重性および入力多重性を示すプロセスを対象に、提案したアルゴリズムの有効性をシミュレーションにより示した。

また、実プラントへの適用例として、HDPE 重合反応器の銘柄切り替え操作について述べ、提案したアルゴリズムの実用性を示した。

本研究を行なうにあたり、ご助言ご指導を頂きました京都大学工学研究科大嶋正裕教授に感謝いたします。

参考文献

- 1) 橋本, 大嶋, 大野: プロセス産業における制御技術の現状と将来, システム/制御/情報, **40**-11, 473/479 (1996)
- 2) A. Uppal, W.H. Ray and A.B. Poore: On the dynamic behavior of continuous stirred tank reactors, Chem. Engng Sci., **29**, 967/985 (1974)
- 3) K.B. McAuley, D.A. Macdonald and P.J. Mclellan: Effects of operating conditions on stability of gas-phase polyethylene reactors, AIChE Journal, **41**-4, 868/879 (1995)
- 4) L.B. Koppel: Input multiplicities in nonlinear multivariable control systems, AIChE Journal, **28**-6, 935/945 (1982)
- 5) S.K. Dash and L.B. Koppel: Sudden destabilization of controlled chemical processes, Chem. Eng. Comm., **84**,

Fig. 6 Comparison of NMPC and LMPC responses in a grade changeover operation

- 129/157(1989)
- 6) G.Gattu and E.Zafiriou: Observer based nonlinear quadratic dynamic matrix control for state space and input/output models, Canadian Journal of Chemical Engineering, **73**, 883/895(1995)
  - 7) H.Chen, A.Kremming and F.Allgöwer: Nonlinear predictive control of a benchmark CSTR, Proc. European Control Conference, Rome, Italy, 3247/3252(1995)
  - 8) M.Morari: Robust stability of systems with integral control, Proc. IEEE 22nd CDC, San Antonio, TX, 865/869(1983)
  - 9) 大嶋正裕: モデル予測制御—理論の誕生・展開・発展, 計測と制御, 39-5, 321/325(2000)
  - 10) C.E.Garcia: Quadratic dynamic matrix control of nonlinear processes. An application to a batch reactor process, In AIChE Annual Meeting, San Francisco, CA (1984)
  - 11) J.H.Lee and N.L.Ricker: Extended Kalman filter based nonlinear model predictive control, Ind. Eng. Chem. Res., **33**, 1530/1541(1994)
  - 12) 小郷, 美多: システム制御理論入門, 実教出版 (1985)
  - 13) H.Seki and M.Morari: Receding horizon implementation of optimal servo problem: application to a nonlinear process with input multiplicities, Proc. of the 1998 ACC, Philadelphia, PA, 791/795(1998)
  - 14) Y.Wang, H.Seki, S.Ooyama, K.Akamatsu, M.Ogawa and M.Ohshima: A Nonlinear predictive control for optimal grade transition of polymerization reactors, Int. Symp. on Advanced Control of Chemical Processes (ADCHEM 2000), Pisa, Italy, 725/730(2000)
  - 15) H.Seki, M.Ogawa, S.Ooyama, K.Akamatsu, M.Ohshima and Y.Wang: Industrial application of nonlinear model predictive control to a semi-batch polymerization reactor, Int. Symp. on Advanced Control of Chemical Processes (ADCHEM 2000), Pisa, Italy, 545/550(2000)

[著者紹介]

関 宏 也 (正会員)

1963年7月9日生。88年東京大学大学院工学研究科修士課程(機械工学)修了。同年三菱化成(株)(現在三菱化学(株))入社。現在, 科学技術研究センター(横浜)。おもに, プロセス制御技術の研究開発に従事。この間, 95~97年スイス連邦工科大学客員研究員。化学工学会の会員。

大 山 敏 (正会員)

1970年3月1日生。93年東京大学工学部計数工学科卒業。同年三菱化成(株)(現在三菱化学(株))入社。現在, 科学技術研究センター(水島)。プロセス情報制御システムの高度化などの業務に従事。

小 河 守 正 (正会員)

1948年1月2日生。66年多摩津工業高校卒業。同年三菱化成(株)(現在三菱化学(株))入社。現在, 科学技術研究センター(水島)。化学プロセスの計装システム設計と保全, プロセス情報制御システムの高度化などの業務に従事。システム制御情報学会, 化学工学会の会員(工学博士)。