

# 大規模データベースオンラインモデリングの 廃棄物処理プロセスへの応用とガイダンス手法の提案

葉 怡 君\*・小川 雅 俊\*・吉 永 裕 哉\*・大 貝 晴 俊\*・内 田 健 康\*\*

## Application for Large scale database-based Online Modeling of waste disposal process and proposal of the guidance technique thereof

Yichun YE<sup>\*</sup>, Masatoshi OGAWA<sup>\*</sup>, Yuya YOSHINAGA<sup>\*</sup>, Harutoshi OGAI<sup>\*</sup>, Kenko UCHIDA<sup>\*\*</sup>

**Abstract:** Recently, with the development of the computing machine and the database system, accumulating and retrieving a large amount of data at high speed have become possible. Local modeling techniques of a new idea called “Just-In-Time (JIT) modeling” or “Lazy Learning” have gotten attention. To apply “JIT modeling” to a large amount of database online, “Large-scale database-based Online Modeling (LOM)” has been proposed. The LOM is a technique that makes retrieval of “neighbor” data more efficient by using “stepwise method” and quantization. This paper reports the development of the LOM for a process with a dynamics intertwined with several physical phenomena to apply LOM to the process and a proposal of guidance technique based on LOM. As an example, a waste disposal process with the dynamics intertwined with several physical phenomena is taken up in this paper. The waste disposal process salvages effluent of recyclable fused material in addition to converting heat energy in the process stage to electrical energy in recent years. The waste disposal process became an ideal process that supports the formation of the recycling society to cover the dissipation power of the processes and to sell the surplus electricity to the power company. By establishing a method that retrieves and sets desired operation condition according to the process situation, a further rational operation of the process is possibility given. To improve the prediction accuracy, the LOM system is equipped with a smoothing processing for the process data. As the result, the system has predicted the process variables with satisfactory accuracy for 1 hour. The practical effectiveness has been confirmed.

**Key Words:** LOM, JIT modeling, waste disposal process and guidance technique

### 1. 緒言

近年の計算機ハードウェアやデータベースシステム技術の発展に伴い、大量データの蓄積と高速検索が可能になったことなどを背景に、“Just-In-Time (以後、JITと略す)モデリング”<sup>1), 2)</sup>や“Lazy Learning”<sup>3)</sup>、“Model-on-Demand”<sup>4)</sup>と呼ばれる新しい考え方の局所モデリング手法が注目されている。

これらは、観測したデータをそのままデータベースに蓄積しておき、システムの予測などの必要が生じたときに、入力である“要求点(Query)”と関連性の高いデータをデータベースから近傍データとして検索し、検索したデータの出力を補間する局所モデルを構成して、“要求点”の出力を得るモデリング手法である。観測データの更なる蓄積があるときに既存の局所モデルを廃棄し、再び新たな局所モデルを構築し、対応していく点に特徴を有する。

また、実プロセスの大規模なデータベースに JIT モデリングをオンラインで適用するにあたり、ステップ

ワイズ法による相空間の低次元化と、低次元化した相空間の量子化による近傍検索の効率化と計算負荷の大幅な低減を図った手法として大規模データベースオンラインモデリング<sup>5)-8)</sup> (以後、LOM と略す) が提案されている。

本論文では、多数の物理現象が絡み合い複雑な挙動を示すプロセスの状態予測にLOMが有効であることを検証するために、対象プロセスの一例として、入力される熱量変動が大きく炉内物理現象が複雑な廃棄物処理プロセスを取り上げ検討した。

近年の廃棄物処理プロセスは、地球環境保全やエネルギー枯渇の問題に対応し、排出ガスの無害化処理がなされ、また処理過程で生成される再資源化可能な排出物を回収するとともに、発生する熱エネルギーを電気エネルギーに変換して、施設の消費電力を賄い、余剰電力を電力会社に売却するという循環型社会の形成を支援するプロセスとなっている。

プラントの運転にあたっては、投入される廃棄物などの質が一定ではなく、炉内の状況もその変動の影響を受けることから、プロセスからの各種情報に基づいてプラントを構成する機器を自動制御するとともに、必要に応じて操業条件を適切なものに変更しながら、安定した運転が行なわれている。操業中のプラントのプロセス状況に応じた望ましい操業条件を探索、設定していく方法を確立していくことにより、プラントの

\* 早稲田大学大学院情報生産システム研究科 福岡県北九州市若松区ひびきの 2-7

\*\* 早稲田大学理工学部 東京都新宿区大久保 3-4-1

\* Graduate School of Information, Production and Systems engineering, Waseda University

\*\* Waseda University Science and Engineering  
(Received November 13, 2007)

更なる合理的な運転が可能となる。

廃棄物処理プロセスは反応時間の異なる多くの化学反応、物理反応からなっており、各プロセス値はそれらの反応の結果であることから、その時間的な挙動は異なる周波数成分をもったデータの合成となっている。プラントの操業にあたっては、性状が一様でない廃棄物を処理していくため、秒単位や分単位の短い時間スケールのプロセス挙動のみならず、時単位あるいは日単位の比較的長い時間スケールのプロセス挙動の安定化も重要である。

既存の LOM を本研究の対象である廃棄物処理プロセスに適用し、比較的長い時間スケールのプロセス状態を予測しようとした場合、予測をしようとしている時間スケールに比して非常に短い周期のプロセス値の変化が予測精度に悪影響を及ぼし、実用上十分な予測精度が得られないことがある。以後、このような予測しようとしている時間スケールに比して非常に短い周期で変動するプロセス値の成分をノイズと呼ぶことにする。

そこで、本論文では、廃棄物処理プロセスの操業支援を行なうために LOM を廃棄物処理プロセスに適用し、プロセス値を実用上十分な精度で予測するために、廃棄物処理プロセスのための LOM システムを構築し、さらに LOM によるガイダンス方法(制御手法)を提案する。

LOM によるプロセス値の予測精度向上を図るために、廃棄物処理プロセスデータのノイズ除去方法を検討し、データの平滑化処理をシステムに具備し、予測に適切なサンプリング間隔を検討した。

さらに、操業支援を図るために、LOM の技術を用いたガイダンス方法を提案した。この方法は、まず現在の操業データと将来の制御変数の目標値が類似した過去事例データをデータベースから検索し、検索された過去事例データ群から現在の操作量と比較して操業上問題のない操作範囲である操作量を制御入力と決定し、オペレータなどに提示することによって操業支援を行なう。

本論文の構成を述べる。第 2 章では、本システムの基盤となる大規模データベースオンラインモデリングについて説明する。第 3 章では、ノイズ除去と構築した LOM システムとガイダンス方法について述べる。第 4 章では、廃棄物処理プロセスへの応用を説明し、本システムの有効性を検証する。最後に、第 5 章で結論を述べる。

## 2. 大規模データベースオンラインモデリング (LOM: Large scale database-based Online Modeling)<sup>5)-9)</sup>

まず、大規模オンラインデータベースモデリングの基本的な概念となる JIT モデリングを概説する。

### 2.1 Just-In-Time モデリング<sup>1), 2)</sup>

対象とするシステムは非線形かつ動的なシステムで

あり、次式で表される回帰モデル式で与えられる。

$$y(t+p) = f\{y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-d), u(t-d-1), \dots, u(t-d-n_u)\} \quad (1)$$

ここで、

$u(t)$  : 時刻  $t$  におけるシステムの制御入力ベクトル

$y(t)$  : 時刻  $t$  におけるシステムの観測出力ベクトル

$n_u$  : 制御入力ベクトルの次数

$n_y$  : 観測出力ベクトルの次数

$p$  : 予測時間

$d$  : むだ時間

$f$  : 未知の非線形関数

である。このとき、システムの入力ベクトル  $x^k$  と出力ベクトル  $y^k$  を(2)式、(3)式のように再定義すると、

$$y^k = y(k+p) \quad (2)$$

$$x^k = \{y(k), y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-d), u(k-d-1), \dots, u(k-d-n_u)\} \quad (3)$$

時間推移に伴い入力ベクトル  $x^k$  と出力ベクトル  $y^k$  のデータセットが  $(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots$  のように対象システムから大量に取得され、データ集合  $\{(x^k, y^k)\}$ , ( $k=1, 2, \dots$ )としてデータベースに蓄積される。 $k$  は離散化時間である。このとき JIT モデリングは、予測や制御の要求のたびに蓄積されている  $\{(x^k, y^k)\}$  から非線形関数  $f$  を求めることに相当する。

たとえば、時刻  $t$  において、システムの予測が必要となったとき、現在のシステムの状態  $\{(x^{k_q}, y^{k_q})\}$  は要求点 (Query) と呼ばれ、この“要求点”に類似した近傍データセット  $\{(x^{k_i}, y^{k_i})\}$  ( $k_i < k_q$ ) を過去の観測データ集合から選び出す。複数の近傍データセットが得られたときは、これらのデータセットの出力を補間する局所モデルを構成し、その局所モデルを用いてシステムの出力  $y^{k_i}$  を予測する。その後、その局所モデルを廃棄し、次の予測では新たにデータが更新された観測データ集合から近傍データセットを選び出し、予測を行なう。

### 2.2 LOM

JIT モデリングは、データベースから類似データを検索するためにすべてのデータに対して距離を測り、順序付けるプロセスを、予測を行なう都度実行しなければならない。これはデータベースが大規模になった場合、計算負荷が増大してしまうという問題が生じる。

そこで、LOM では、JIT モデリングを大規模なデータベースに適用するにあたり、ステップワイズ法による相空間の低次元化と、低次元化した相空間の量子化による近傍検索の効率化を行い、計算負荷の大幅な低減を図っている。ステップワイズ法というのは、回帰式モデルにおいて、できるだけ入力変数を少なくし、

かつ観測値と予測値の差の平方和が実用に耐えうるほど小さいものとするために、ある検定基準を設けて入力変数の追加と削除を行なう方法である。定性推論の分野における事例ベース推論 (CBR) も同様の考え方に基づいている。LOM の概略図を Fig.1 に示す。

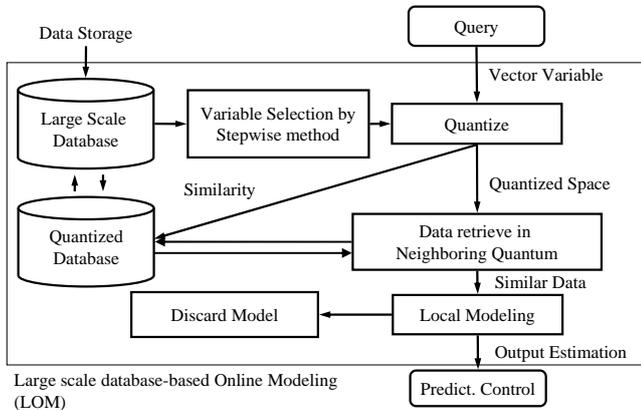


Fig. 1 Schematic diagram of LOM

### 2.3 相空間の量子化と近傍検索

まず、入力変数ベクトル  $x^k$  の値域である入力空間を量子化し、量子空間  $X^k$  を次式のように定義することで入力変数  $x^k$  の分類を行なう。

$$X^k = Z(x^k), (i=1,2,\dots,n) \quad (4)$$

ここで、 $Z(\cdot)$  は量子化演算子、 $n$  は同一量子空間  $X^k$  に属するデータの数とする。

続いて、量子空間  $X^{k_i}$  と  $X^{k_j}$  との相似度  $S(k_i, k_j)$  を

$$S(k_i, k_j) = \|X^{k_i} - X^{k_j}\|_{\infty} \quad (5)$$

と定義する。ただし、 $\|\cdot\|_{\infty}$  は  $\infty$  ノルムである。このとき、

“要求点”ベクトル  $x^{k_q}$  を含む量子空間を  $X^{k_q}$  とし、“要求点”ベクトル  $x^{k_q}$  の近傍空間を

$$\Omega_q = \{X^{k_p} \mid S(k_q, k_p) = \min_{X^{k_p} \in T} S(k_q, k_p)\} \quad (6)$$

と定義する。ここで、 $T$  は相空間を表す。(6) 式によって近傍を選択することを繰り返し、複数の過去事例データを取得する。

相空間の量子化幅の決定方法はいくつかの方法が考えられる。ここでは、最も単純な一様均等分割法を用いる。

### 2.4 局所モデル

JITモデリングにおける代表的な局所モデルには相加平均法や重み付き線形平均法 (LWA) などが提案されている。本研究では出力の推定値ベクトルに対する個々の近傍データセット出力の影響度を要求点と近傍データセット間の相似度に応じて設定できる重み付き

線形平均法を用いる。

重み付き線形平均法は“要求点”ベクトル  $x^{k_q}$  に対する出力の推定値ベクトル  $y^{k_q}$  を

$$\hat{y}^{k_q} = F(X^{k_q}) = \frac{\sum_{i=1}^m w_i y^{k_i}}{\sum_{i=1}^m w_i} \quad (7)$$

で算出する。ただし、 $m$  は要求点に対する近傍データセットの数であり、 $w_i$  は近傍データセットの第  $i$  番目のデータ  $y^{k_i}$  に対応する重みである。

このとき、重みは要求点ベクトルと近傍データセット間の相似度  $S$  が高ければ小さくし、低ければ大きくするように設定する。以下に今回用いた重み関数を示す。

$$w(S) = \begin{cases} (1-S)^2 & \text{if } |S| < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

## 3. 廃棄物処理プロセスへの適用のための LOM システムの構築とガイダンス方法

### 3.1. 廃棄物処理プロセス応用のための LOM システム

本研究での廃棄物処理プロセスに対して LOM を適用する場合は、実用上十分なプロセス変数の予測精度を得るため、プロセスデータの非常に細かい周期の変動を除去するノイズ除去を施す必要がある。そこで、LOM のデータベースを構築する際に、前処理としてプロセスデータにフィルタリングの処理を LOM システムに具備した。

廃棄物処理プロセス用の LOM システムを Fig.2 に示す。

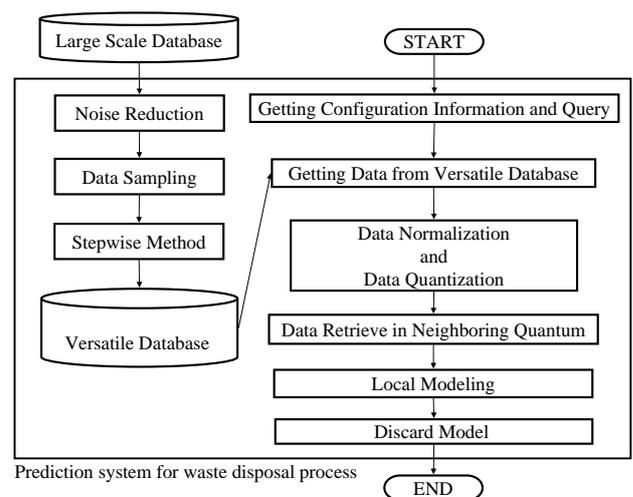


Fig. 2 Process flow of LOM system for waste disposal process

その処理手順を以下に示す。観測データの追加更新がなされた場合の処理を(1)から(5)に示す。

- (1) 予め大規模なデータベースにプロセスから得られる観測データを蓄積する。
- (2) 大規模データベースからデータを取得し、細かい周期の変動を抑えるためにフィルタリングを用いてノイズ除去を施す。
- (3) 設定した周期に応じてデータをサンプリングする。
- (4) 変数ごとに時間を遅らせた変数を生成し、ステップワイズ法によって予測変数に対して、寄与率の高い変数群に絞り込む。
- (5) 絞り込まれた変数を自動的にデータベースに格納する。

予測の要求の都度行われる処理を(6)から(12)に示す。

- (6) 要求点データと予測設定情報を取得する。
- (7) データベースより観測データを取得する。
- (8) 観測データの正規化と量子化を行なう。
- (9) 要求点データの正規化と量子化を行なう。
- (10) 量子単位での要求点の近傍データを検索し、予め設定した数だけ近傍データを取得する。
- (11) 得られた複数の近傍データから局所モデルを構成し、予測値を生成する。
- (12) 予測の都度、構成した局所モデルは廃棄される。

### 3.2. 廃棄物処理プロセスのためのLOMシステムにおけるフィルタリング

フィルタリングには移動平均法やLowess, Loess, Savitzky-Golayフィルタ<sup>10)</sup>などがある。ここでは、本研究で用いた移動平均法とSavitzky-Golayフィルタについて紹介する。

移動平均法は、時系列データなどで、予め設定した範囲のなかで近傍のデータの平均値を求め、その平均値に置き換えることによりデータの平滑化を施す方法であり、次式で表現される。

$$y(i) = \frac{1}{2N+1} (y(i+N) + y(i+N-1) + \dots + y(i-N)) \quad (9)$$

ここで*i*番目のデータ点数、*N*は片側の近傍のデータ点数、*y(i)*は*i*番目の平滑化後の値である。

Savitzky-Golayフィルタ<sup>10)</sup>は、各フレーム（データ点数の範囲）に予め設定した次数の多項式曲線を最小二乗法により誤差が最小となるように適合させる平滑化手法であり、デジタル平滑化多項式フィルタや最小二乗平滑化フィルタとも呼ばれる。より高次の多項式を用いることによってデータの特徴を失わない平滑化を実現でき、周波数データにおける信号の高周波数成分を効果的に保持することができる。

### 3.3. 提案するLOMによるガイダンス方法

LOMを用いたガイダンス方法を提案する。現在のプ

ロセスの状態情報と将来の制御変数の目標値を検索キーとして、プロセスの状態情報と将来の制御変数の目標値が類似した過去事例データをデータベースから検索し、検索された過去事例データ群のなかから現在の操作量と比較して操業上問題のない操作範囲の操作量となっている値を制御入力と決定し、オペレータなどに提示することによって操業を支援する方法である。

提案するLOMによるガイダンス方法をFig.3に示す。その処理手順を以下に示す。

- (1) 「現在のプロセス状態値（時間遅れ変数値を含む）」と「制御変数の将来の目標値」を検索キーとして、データベースから過去事例データを検索する。ここで、検索キーに操作変数値は含まない。
- (2) 検索キーと最も類似した過去事例データの1つを制御入力に利用する候補として選択する。
- (3) 選択した過去事例データから操作値を取得する。
- (4) 取得した操作値と現在の操作値の差が制約範囲にあるかを判定する。
- (5) (4)の判定がNoの場合は、つぎに検索キーと類似した過去事例データを候補として1つ選択し、(4)の判定を行なう。(4)の判定がYesとなるまで処理を繰り返す。
- (6) (4)の判定がYesの場合は、取得した操作値から制御入力値を決定する。

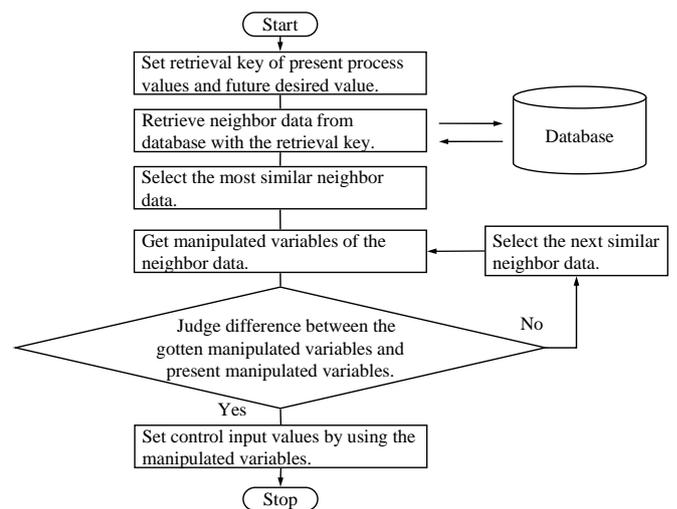


Fig. 3 Processing flow of proposed guidance method based on LOM

### 4. LOMの廃棄物処理プロセスへの応用

構築したLOMシステムを用いて、廃棄物処理プロセスの将来予測事例を示す。まず、廃棄物処理プロセスの予測条件と変数選択について述べ、つぎに炉内温度

の将来予測事例を示す。

#### 4.1 廃棄物処理プロセスの予測条件と変数選択

対象データベースを廃棄物処理プロセスの実操業データとし、サンプリング間隔1分による約10ヶ月分のデータを利用した。

予測対象はプロセス炉内におけるガス温度を示す炉内温度Aとした。炉内温度Aは、安定的な操業維持につながる重要な指標である。プロセスの数分単位の細かい変動ではなく、数時間単位の大きな変動を捉えるために、プロセス値には2時間の移動平均処理を施し、20分周期でデータのサンプリングを行なった。

炉内温度Aの生データと移動平均法による平滑化を施した後のデータの比較図をFig.4に示す。ここで、本論文ではグラフの温度域は目標値温度を基準として表示する。Fig.4において、平滑化を施した炉内温度Aは、数分単位の細かい周期の変動が取り除かれ、数時間単位の大きな変動のみとなっていることが確認できる。

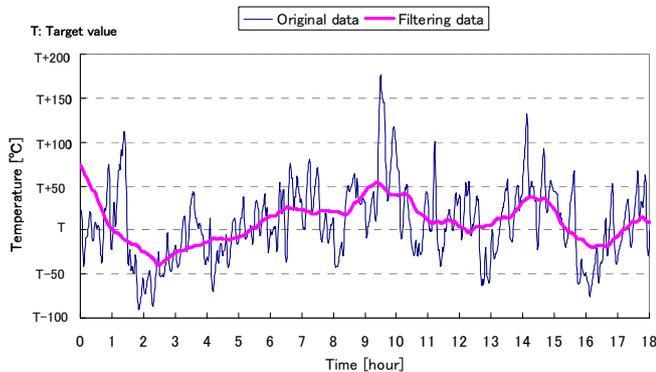


Fig. 4 The comparison diagram between the original data and the filtering data of moving average method

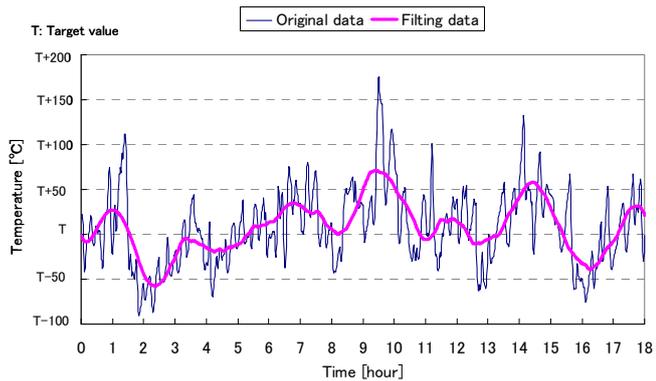


Fig. 5 The comparison diagram between the original data and the filtering data of Savitzky-Golay filter

また、炉内温度Aの生データに対してSavitzky-Golayフィルタを施した結果と生データの比較図をFig.5に示す。このときフレーム間隔を241点(約4時間分のデータ)に設定し、5次の多項式に設定した。

データの入力変数は、6時間まで遅れさせた変数を含む1206変数のなかからステップワイズ法を用いて炉内

温度Aに対する寄与率の高い18変数を選択した。

選択した変数群の一部をTable.1に示す。1時間後の炉内温度Aに関連する変数として、現在、20分前、60分前、120分前、140分前の炉内温度A、現在、20分前、40分前のガス圧力Bなどの18変数が選択された。

さらに、局所モデルの構成に利用する近傍データ数(過去事例データ)は一定の個数だけ取得されるようにし、今回のプロセスにおいては近傍データ数を6個としたときに高い予測精度が得られたため、近傍データを6個だけ取得し、(7)式と(8)式による重み付き線形平均法を用いて局所モデルを構成するようにしている。

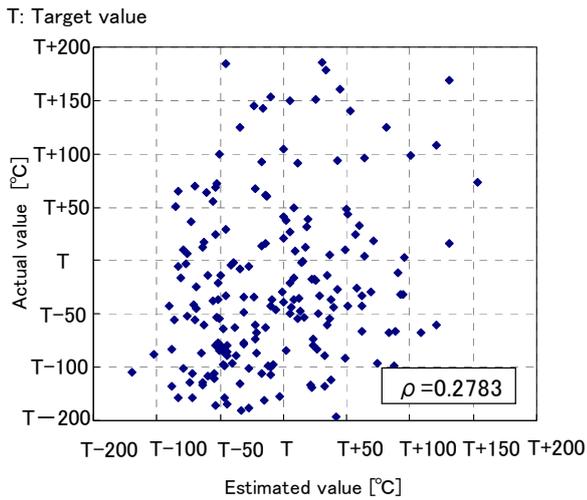
Table 1 Selected variables for Temperature A after 1 hour by stepwise method

No.	Content	Delay
1	Temperature A	Present
2	Temperature A	before 20 minute
3	Temperature A	before 60 minute
4	Temperature A	before 120 minute
5	Temperature A	before 140 minute
6	Pressure B	Present
7	Pressure B	before 20 minute
8	Pressure B	before 40 minute
9	Temperature A	before 180 minute
10	Temperature A	before 340 minute
...	...	
18	...	

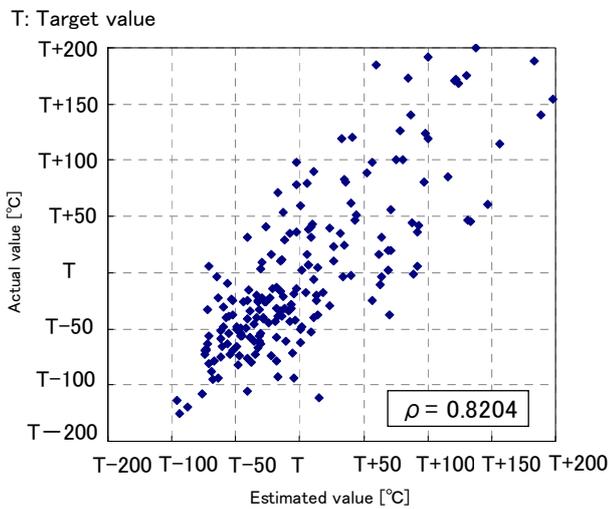
#### 4.2 予測精度の評価

廃棄物処理プロセスの実操業データを用いて、通常のLOMシステムと構築した平滑化処理を具備したLOMシステムの予測精度の検証を行なった。要求点を無作為に選択し、炉内温度Aの1時間後の予測を200回行い、実測値と予測値の相関を調べた。通常のLOMシステムの相関係数はFig.6(a)に示すように0.2783となり、十分な予測精度が得られていないことが確認されたのに対して、移動平均法による平滑化処理を具備したLOMシステムの相関係数はFig.6(b)に示すように0.8204となり、実用上十分な予測精度が得られた。また、平滑化処理としてSavitzky-Golayフィルタを施した相関係数はFig.6(c)に示すように0.6311となった。Savitzky-Golayフィルタは、ピークを保持した平滑化を行なうことが可能であるが、移動平均法と比較して雑音除去などの細かい変動の除去においては性能が劣っているため、移動平均法を施した結果と比較して予測精度が低下したと考えられる。

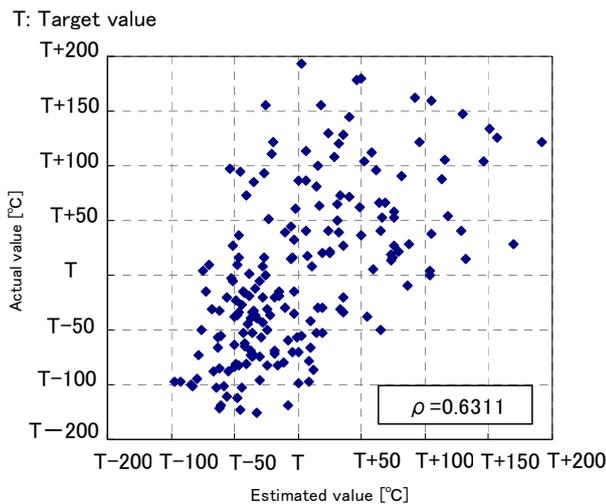
LOMシステムに移動平均法による平滑化処理を具備することによって、通常のLOMでは実現できなかった高い予測精度を得ることができた。また、実用上十分な処理時間で予測処理が実施できた。



(a) Normal LOM system



(b) LOM system with smoothing processing of moving average



(c) LOM system with smoothing processing of Savitzky-Golay filter

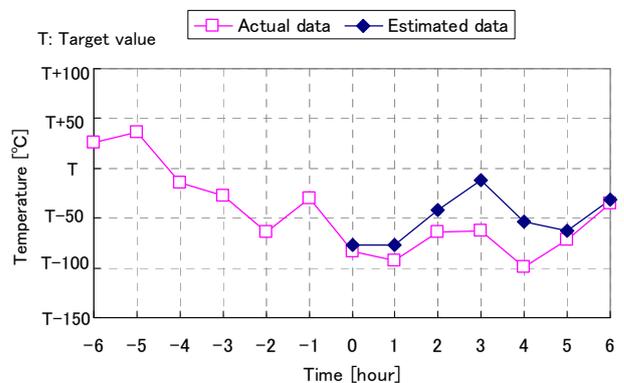
Fig. 6 Correlation between Actual and estimated data of furnace temperature A after 1 hour

### 4.3 炉内温度の将来予測事例

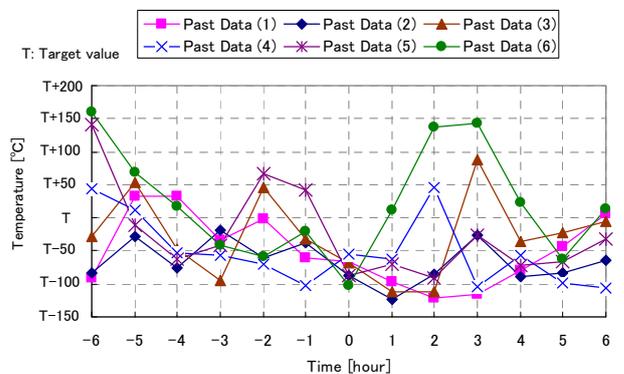
構築した平滑化処理を具備したLOMシステムによる1時間間隔の炉内温度Aの予測事例を示す。ここでは、平滑化処理として移動平均法を施した結果を示す。

例として、要求点No.1を選択し、炉内温度Aを予測した。要求点No.1の近傍データセットから検索された6個の過去事例データにおける炉内温度Aの結果をFig.7(b)に示す。その結果と(7)式と(8)式の重み付き線形平均法に基づいて求めた炉内温度Aの予測値と実測値をFig.7(a)に示す。横軸は、0の位置を要求点時刻として過去の6時間から未来の6時間先までを表示している。縦軸は炉内温度Aを示す。Fig.7(a)より実測値と予測値が近い傾向を示し、予測値から3時間後までの上昇する現象や4時間後に下降する現象を把握することができる。

さらに、要求点No.2を選択し、炉内温度Aを予測した。要求点No.2の近傍データセットから検索された6個の過去事例データにおける炉内温度Aの結果をFig.8(b)に示す。その結果と重み付き線形平均法に基づいて求めた炉内温度Aの予測値と実測値をFig.8(a)に示す。Fig.8(a)より、実測値と予測値の2時間後までの変動が近い傾向を示していることが確認できる。このように構築したLOMシステムによって過去事例データに基づく適切な炉内温度予測が行われることが確認できた。

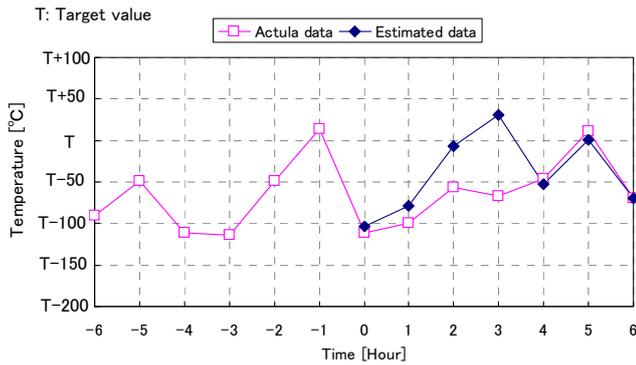


(a) Actual and estimated furnace temperature A

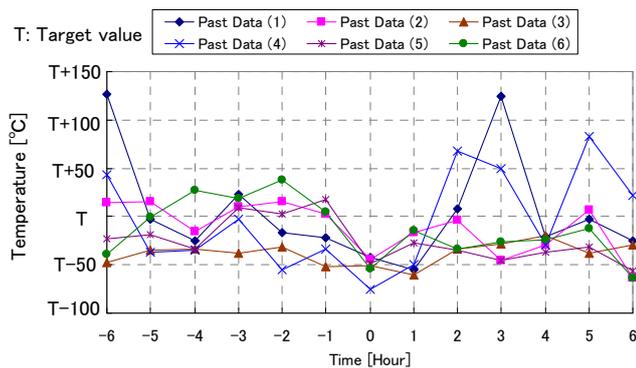


(b) Actual past similar data of furnace temperature A

Fig. 7 Estimated results of furnace temperature A (No.1 demand point)



(a) Actual and estimated furnace temperature A



(b) Actual past similar data of furnace temperature A

Fig. 8 Estimated results of furnace temperature A (No.2 demand point)

#### 4.4 提案ガイダンス手法による予測制御シミュレーション

提案するガイダンス手法を用いた予測制御シミュレーションの例を示す。ここでも、4.2節の炉内温度の将来予測事例と同様の対象データベースと条件を用いる。制御対象を炉内温度 A とし、操作量を吹込みガス A、吹込みガス B の 2 つとする。炉内温度の目標値を設定し、目標値へ制御するための 2 つの操作量を求める。提案したガイダンス手法を用いて、現在のプロセスの状態と類似し、かつ制御変数の将来の目標値に近い過去事例データの操作量を取得する。このときの操作量は現在の操作量との差（変化量）が制約の範囲内であることを前提条件として過去事例データを検索する。

例として、要求点 No.3 を選択したときの予測制御シミュレーション結果を Fig.9 に示す。横軸は、0 の位置を要求点時刻として過去の 6 時間から未来の 1 時間先までを表示し、炉内温度 A の実測値と 1 時間後の炉内温度 A を目標値温度に近づける操作を実行した場合の 1 時間後の予測値を示している。このときの炉内温度 A を目標値付近へ制御するために、「現在のプロセス状態値（時間遅れ変数値を含む）と類似しているデータ」と「1 時間後の炉内温度 A が目標値であるデータ」を検索キーとして、現在の要求点データの近傍データか

ら検索された 1 つの過去事例データに基づいて、つぎの操作が提示される。

- 1) 吹込みガス量 B を現在の量の 96.2[%] 増加させる。
- 2) 吹込みガス量 A は変化させない。

それらの操作を要求点時刻にプロセスに施した場合、Fig.9 に示すようにシミュレーション結果において（目標値+70）℃付近から（目標値+50）℃付近へ下降することが確認できる。一方、操作を施さなかった場合は、Fig.9 の実測値から（目標値+70）℃付近から（目標値+100）℃付近へ上昇することがわかる。このように提示された操作を繰り返すことによって目標値付近へ炉内温度を制御することができる。また、操作変化量の大きさは、制約の範囲内になるように過去事例データを選択しているため、現実的な操作変化量が得られている。

このように提案したガイダンス手法を用いて操作の変化量を提示することによってオペレータや技術者などに有益な情報を提供できることが示唆される。

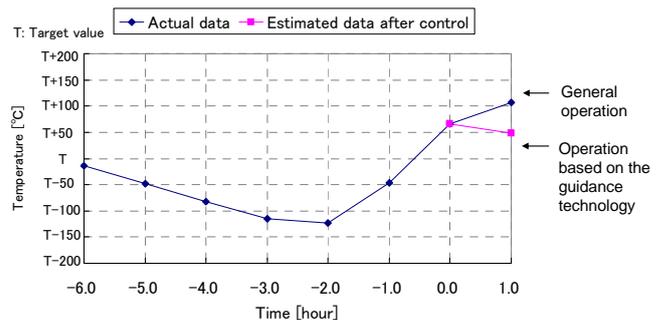


Fig. 9 Result of predictive control simulation (No.3 demand point)

## 5. 結言

本論文では、廃棄物処理プラントのプロセス変数を予測するために、LOM システムにプロセスデータの平滑化処理を具備することによって、炉内温度を精度良く予測できた。さらに、LOM を用いたガイダンス手法を提案し、予測制御シミュレーションを行なった。通常の LOM システムと移動平均による平滑化を具備した LOM システムの予測精度を比較した結果、実測値と予測値の相関係数が、通常の LOM システムは 0.2783 となったのに対して、平滑化を具備した LOM システムは 0.8204 となり、廃棄物処理プロセスにおける適切なサンプリング間隔を設定し、ノイズ除去のための平滑化を施すことによってプロセスの細かい周期の変動を抑制し、予測精度向上を実現した。また、提案したガイダンス手法は制御変数を目標値へ制御するための操作値を提示することによって、今後の操業支援手段として期待できることが示唆された。

[参考文献]

- 1) Stenman, A., Gustafsson, F. and Ljung, L.: "Just In Time Models For Dynamical Systems", Proc. 35<sup>th</sup> Conf. Decision and Control, 1115/1120 (1996)
- 2) 牛田, 木村: "Just-In-Time モデリング技術を用いた非線形システムの同定と制御", 計測と制御, **44-2**, 102/106 (2005)
- 3) Bontempi, G., Bersini, H. and Birattari, M.: "The local paradigm for modeling and control from neuro-fuzzy to lazy learning", Fuzzy Sets and Systems, **121-1**, 59/72 (2001)
- 4) Inoue, D. and Yamamoto, S.: "An Operation Support System based on Database-Driven On-Demand Predictive Control", Proc. SICE Annual Conf., 2024/2027 (2004)
- 5) 伊藤, 松崎, 大貝, 大館, 内田, 齊藤, 佐々木: "高炉操業における大規模データベースオンラインモデリング", ISIJ. 鉄と鋼, **90-11**, 59/66 (2004)
- 6) Ito, M., Matsuzaki, S., Odate, N., Uchida, K., Ogai, H. and Akizuki, K.: "Large scale database Online Modeling for Blast Furnace", in Proc. 2004 IEEE CCA, 906/911 (2004)
- 7) Ito, M., Matsuzaki, S., Ogai, H., Mori, K., Uchida, K., Saito, S., and Sasaki, N.: "Application of Large scale database-based Online Modeling of Blast Furnace operation", in Proc. 16th IFAC World Congress, Prague CD-ROM (2005)
- 8) 内田, 大貝, 伊藤: "大規模データベースオンラインモデリング-高炉への適用-", 計測と制御, **44-2**, 107/111 (2005)
- 9) 小川, 田島, 大貝, 立野, 伊藤, 松崎, 内田: "大規模データベースオンラインモデリングのクロスプラットフォームシステムの開発と高速化" 日本設備管理学会誌 **19-1**, 1/8 (2007)
- 10) A. Savitsky and M.J.E. Golay: "Smoothing and differential of data by simplified least squares procedures", Anal. Chem. **36**, 1627/1639 (1964)

[著者紹介]

葉 怡 君 (学生会員)



2005年早稲田大学大学院情報生産システム研究科情報生産システム工学専攻修士課程修了。同年、同情報生産システム工学専攻博士(後期)課程入学、現在に至る。微生物による廃棄物処理プロセスのモデリングとシミュレーション・制御技術の研究に従事。電気学会、防菌防黴の会員。

小 川 雅 俊 (正会員)



2005年早稲田大学大学院情報生産システム研究科情報生産システム工学専攻修士課程修了。2008年、同博士後期課程修了。博士(工学)。2007年より早稲田大学情報生産システム研究センター研究助手、現在に至る。工業炉、自動車エンジンなどのプロセスのモデリング、シミュレーション・制御技術の研究に従事。電気学会、システム制御情報学会、日本鉄鋼協会などの会員。

吉 永 裕 哉



2005年北九州市立大学国際環境工学部情報メディア工学科卒業。2007年、早稲田大学大学院情報生産システム研究科情報生産システム工学専攻修士課程修了。同年、日立製作所入社、現在に至る。

大 貝 晴 俊 (正会員)



1974年早稲田大学理工学部電気工学科卒業。76年東京工業大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年、新日本製鐵(株)入社。鉄鋼プロセス制御の開発に従事。2003年より早稲田大学大学院情報生産システム研究科教授。博士(工学)、プロセス制御、プロセスモデリング、シミュレーション技術などの研究に従事。電気学会、システム制御情報学会、人工知能学会、日本鉄鋼協会などの会員。

内 田 健 康 (正会員)



1971年早稲田大学理工学部電気工学科卒業。76年早稲田大学大学院理工学研究科博士課程修了。工学博士。83年より早稲田大学教授(現在、電気・情報生命工学科)。制御系の情報構造、ロバスト制御および最適化制御の理論と応用、生物における制御問題などの研究に従事。電気学会、システム制御情報学会、日本鉄鋼協会、IEEEなどの会員。