

〈ノート〉

熱プラントの動特性解析とパラメータ推定

宮本 裕一¹⁾, 林 正人²⁾, 栗林 榮一³⁾¹⁾ 東北工業大学工学部 環境情報工学科
(〒 982-8577 宮城県仙台市太白区八木山香澄町 35-1 E-mail: miyamoto@tohtech.ac.jp)²⁾ 川崎重工業(株) 技術開発本部 システム技術開発センター電気システム部
(〒 673-8666 明石市川崎町 1 番 1 号 E-mail: mhayashi@tech.khi.co.jp)³⁾ 川崎重工業(株) プラント・環境カンパニー プロジェクト本部 制御システム部
(〒 650-8670 神戸市中央区東川崎町 3 丁目 1 番 1 号 E-mail: kuribayashi_e@khi.co.jp)

概要

熱プラントは、直接計測できない状態パラメータが存在し、これらのパラメータを推定し制御に活かすことにより、制御性能を大幅に向上させることができる。流動床ごみ焼却炉は供給ごみの量・質が不確定であり燃焼制御が難しい。しかし、層内燃焼率や実効空気比などが把握できると、CO・NO_x 抑制など飛躍的に制御性能向上が可能である。

本報告では、これらの状態パラメータを温度、空気流量などの計測信号と動的モデル、ニューラルネットワークにより求める手法を提案し、実炉データによりパラメータ推定が可能であることを示す。

キーワード：熱プラント、モデリング、パラメータ推定、ニューラルネットワーク、流動床炉

原稿受付 2011.3.29 原稿受理 2011.7.28

EICA: 16(2・3) 106-111

1. はじめに

環境・エネルギー問題への社会の関心は深く、発電プラント用ボイラ、製紙用回収ボイラ、製鉄プラントの炉頂圧タービン、ごみ焼却プラントなどの多くの熱プラント群の制御性能の向上、低公害化への要求が高まっている。こうした要求に対して計測・制御技術の果たす役割は大きく、AI 技術、画像処理技術、シミュレーション技術などとの融合を図ったシステム化により熱プラントの自動化、効率向上、安全性向上に寄与している^{1,2)}。

本報告では、熱プラントにおける動特性解析を進めるにあたってのモデリングの一般的なアプローチを概観し、そこから問題点としてシステム同定に必要なパラメータ群の多くが計測不能なことを述べる。その解決策としてニューラルネットワークを用いたパラメータ推定が有効なことを提案し、最後に代表的な熱プラントである、流動床ごみ焼却炉を例に、本手法が特定のプラントに限らず、設計や制御の分野に有効なことを示す。

2. 熱プラントにおけるモデリング

モデリングは、通常 **Fig. 1** のような手順を含んでいる³⁾。システム分析では、モデルの使用目的・要求

機能の決定、システムと周辺環境との境界決定が必要である。構造同定では、システムの構成要素の決定と各要素間の相互関係の調査を進め、理論解析として、各要素に対して先験的知識、物理・化学法則などを適用してモデルを導く。パラメータ同定では、モデルに含まれた不確定要素（パラメータ）を、対象に関する実験データにより同定する。さらに、モデルの検証では、得られたモデルにより、シミュレーションを行いモデルと実システムとの対応を調べる⁴⁾。

熱プラントの場合、構造同定が核となる作業であり、プラント製造メーカーが保有する対象に関する有用な知識を駆使して合目的で本質的な部分だけをモデル化し、かつ簡単なものとする必要がある。

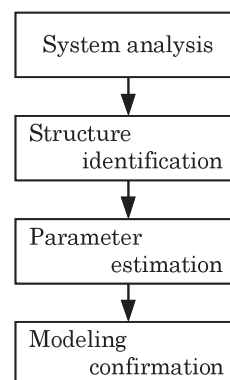


Fig. 1 Modeling flow

特に、環境・エネルギー問題を背景として、モデリングへの要求は、熱プラント本来の効率や安全性のみならず、排出物や排ガスの性状特性の表現が重要項目となっている。こうした特性値を求めようとする、直接計測できないため、定義式やエネルギーバランス式、マスバランス式を連立させた特性式群にプロセス計測値を入力し、未知数として求解することになる。熱プラントにおけるモデリングの場合、こうした特性式群は設計式群を基本としており、設計点近傍における解は物理的に実現可能な意味で近似的に最適解と考えられる。従って、設計点近傍を初期値としてニューラルネットワークを用いて近似的に最適な解を探ることが可能である。また、入力としてのプロセス計測情報には計測遅れや外乱が重畳されているため、統計的な前処理を行った後、活用することが必要である。

さらに、プロセス計測情報により得られた特性値は、本来の物理・化学法則に基づいたパラメータ群にて表現し、一般化を行って設計、制御などの分野への展開を図ることで熱プラントの性能向上を可能とする。

3. ニューラルネットワークを用いたパラメータ推定

熱プラントを表す特性式群は本質的に非線形であり、特性式の出力項に計測値がきて、入力項に特性値がくる場合が多い。

こうした非線形連立微分方程式群のオンライン解法として、ニューラルネットワークの誤差表面に関する最急降下法が有用である。

n 個の未知数を持つ、 n 個の状態方程式群が、 $i = 1, 2, \dots, n$ に対して、

$$F_i(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \tag{3-1}$$

で表される場合、エネルギー関数を次式で表す。

$$E = (1/2) \sum_i F_i^2 \tag{3-2}$$

エネルギー関数の最小値問題は、式(3-3)の初期値問題に置き換わる⁵⁾。

$$\begin{pmatrix} dx_1/dt \\ dx_2/dt \\ \vdots \\ dx_n/dt \end{pmatrix} = -\mu \begin{pmatrix} \partial E/\partial x_1 \\ \partial E/\partial x_2 \\ \vdots \\ \partial E/\partial x_n \end{pmatrix} \tag{3-3}$$

μ は $n \times n$ の正定行列であり、式(3-4)となる。各要素は、ニューラルネットワークの収束の速さと推定値の精度のトレードオフを考慮して選ぶ。

$$\mu = \begin{vmatrix} \mu_{11} & & \mu_{1j} \\ & \mu_{22} & \\ \mu_{ij} & & \mu_{nn} \end{vmatrix} \tag{3-4}$$

$$(\mu_{ij} > 0, \quad i, j = 1, 2, \dots, n)$$

Fig. 2 のニューラルネットワークは、式(3-2)のエ

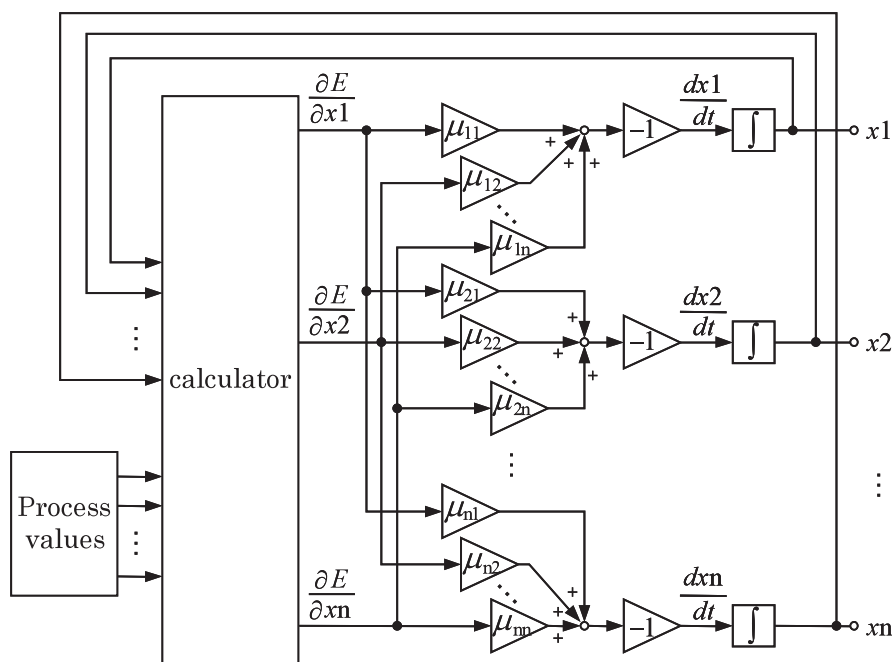


Fig. 2 Neural networks for parameter estimation

エネルギー関数を最小にする x_i を出力する収束演算を行う。収束演算の初期値の選び方として、まず、平均化した計測値を基に準ニュートン法を用いて式(3-1)の解を導出する。その解を式(3-3)の1回目の収束演算の初期値とする。そして順次、収束演算にて求めた解を次の収束演算の初期値とする。このように選んだ初期値より求めた解は、物理的に実現可能な意味で有用である。このニューラルネットワークは、エネルギー関数が偏微分可能であれば容易に構成できる。

4. 流動床ごみ焼却炉での層内燃焼率の推定

流動床ごみ焼却炉は Fig. 3 のように予熱空気によって激しく混合・攪拌している加熱砂粒層に投入されたごみが層内に巻き込まれ、その熱によって短時間に燃焼し、さらにフリーボードで燃焼を完結するものである。また、不燃物は層内を沈降し、焼却残さとして砂粒とともに抜き出される。流動床ごみ焼却炉の特徴として、燃料である供給ごみの量・質が不確定であり、かつ投入から燃焼完結までの時間が短いため、供給ごみの量・質に影響されやすく燃焼制御が難しい。しかし、フリーボードと層内部各々での燃焼割合や実効空気比などの状態パラメータが把握できると、CO・NO_x 抑制など飛躍的に制御性能向上が可能と考えられる。

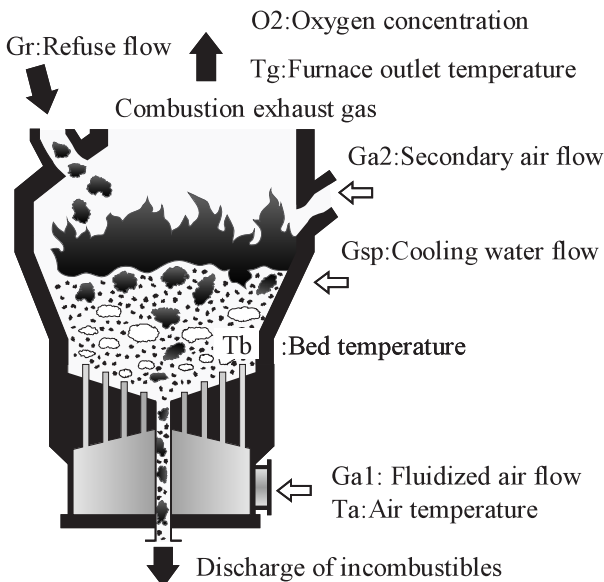


Fig. 3 Concept of fluidized bed refuse incinerator

ここでは、システム分析としてこれらの状態パラメータを温度、空気流量、冷却水流量などの計測信号と動的解析モデル、ニューラルネットワークを活用して求めることを考える。さらに、構造同定として、流動層燃焼部とフリーボード部に要素を分割し、理論解

析として、各要素にてエネルギーバランス、マスバランスを数式で記述する⁶⁾。

$$\frac{d}{dt} (C_b W_b T_b) = C_{pa} T_a G_{a1} - C_{pg} T_b G_{gb} + H_u K G_r - 600 G_{sp} \quad (4-1)$$

$$C_{pg} T_g G_g = C_{pg} T_b G_{gb} + H_u (1-K) G_r + C_{pa} T_a G_{a2} \quad (4-2)$$

$$G_g = \left\{ \left(\frac{V_0/A_0}{\lambda} \right) + (1-\lambda) \right\} G_{a2} + G_{gb} \quad (4-3)$$

$$G_{gb} = (V_0/A_0) G_{a1} + (22.4/18) G_{sp} \quad (4-4)$$

$$\lambda = \frac{21(V_0/A_0)}{(21-O_2)} \quad (4-5)$$

$$\lambda = \frac{(G_{a1} + G_{a2})}{(A_0 G_r)} \quad (4-6)$$

ここで、

- C_b : 層物質比熱 (J/kgk)
- C_{pa} : 空気比熱 (J/Nm³k)
- C_{pg} : ガス比熱 (J/Nm³k)
- W_b : 層物質重量 (kg)
- T_b : 層温度 (°C)
- T_a : 空気温度 (°C)
- T_g : 燃焼室出口ガス温度 (°C)
- G_{a1} : 一次空気流量 (Nm³/h)
- G_{a2} : 二次空気流量 (Nm³/h)
- G_{gb} : 層出口ガス流量 (Nm³/h)
- G_g : 燃焼室出口ガス流量 (Nm³/h)
- G_r : ごみ供給量 (kg/h)
- G_{sp} : 冷却水流量 (kg/h)
- K : 層内燃焼率 (kg/kg)
- λ : 空気比 (Nm³/Nm³)
- H_u : ごみ低位発熱量 (J/kg)
- V_0 : 理論排ガス量 (Nm³/kg)
- A_0 : 理論空気量 (Nm³/kg)
- O_2 : 排ガス中酸素濃度 (Nm³/Nm³)

式(4-1), (4-2)はそれぞれ流動層、フリーボードでのエネルギーバランスであり、式(4-3), (4-4)は燃焼ガスのマスバランスを表す。また、式(4-5)は計測可能な排ガス中酸素濃度から、空気と燃料の実効空気比を求める式である。式(4-6)は空気比の定義式である。

式(4-1)~(4-6)に3章で述べたニューラルネットワークによるパラメータ推定を適用する。6式あることから6変数を未知数と定義できるが、ニューラルネットワークの収束性をより高めるために、数式群から冗長性を除いた。すなわち、計測値から自明な G_g , G_{gb} , λ の式(4-3)~(4-5)は省き、未知数として K , H_u , G_r の3変数とし、 T_b , T_a , G_{a1} , G_{sp} , T_g , G_{a2} , O_2 の7変数を計測値から得るものとする。したがって、残りの C_b , W_b , C_{pa} , A_0 , V_0 は定数として扱う。熱プラントの

場合、燃料の焚き込み量による負荷範囲を定めることが多いが、流動床ごみ焼却炉の場合、負荷範囲は70%min~120%max程度であり、この範囲での設計式群の有効性については問題は無く、未知数の解範囲に制約条件はつけない。ノイズ対策として、計測データをローパスフィルタ(1次遅れ、時定数1秒)に通している。演算にはオンボードコンピュータを用い、バス通信によりプラント制御装置との間で入出力変数のやりとりは自由である。演算周期は6秒で行った。

Fig. 4に示す実稼動中の流動床ごみ焼却炉での運転データを採取し、 T_g, T_b などをニューラルネットワークに入力して K, λ などを得る。ここで、計測値の排ガス中酸素濃度 O_2 はプラント煙道からのサンプリング経路による計測遅れがあるため、前処理を必要とする。すなわち、ニューラルネットワークより出力された K, λ 間の相関関数を求めるとFig. 5a)のように5step(30秒)の遅れが存在する。このため、 O_2 について30秒進めたデータを用いて再度ニューラルネットワークの入力とし、求めた K と λ の相関関数をFig. 5b)のように遅れがないことを確認し、実炉の演算で考慮する。

流動床炉に投入された燃料のごみが投入後燃焼完了までには、融点の低い成分の蒸発燃焼、揮発成分の分解燃焼、酸素の固体表面への拡散による表面燃焼の過程を経る。ここで、層内燃焼率 K はどの過程での燃焼が支配的であることを示す指標となり、層温度、燃焼室出口ガス温度を決定する。両温度ともに環境問題か

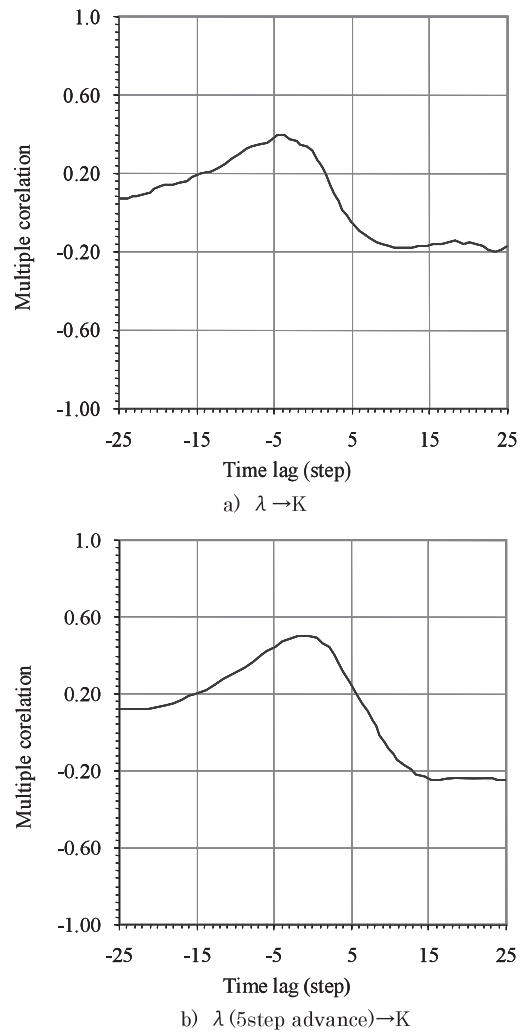


Fig. 5 Correlation function of λ and K

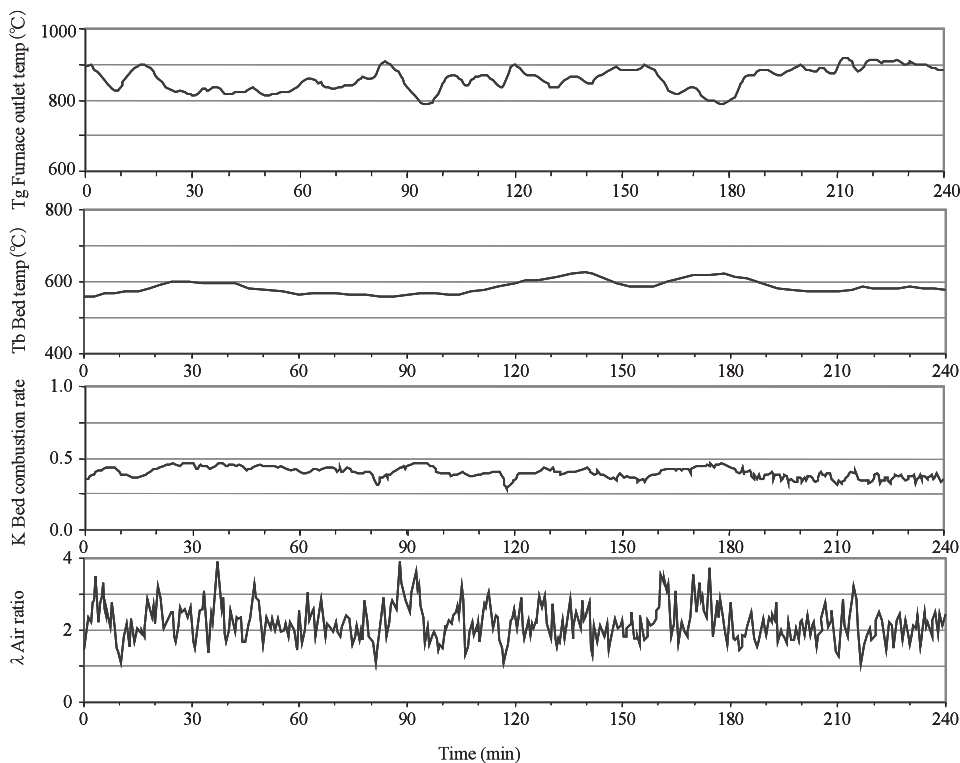


Fig. 4 Operation data of fluidized bed refuse incinerator

らの要請である排ガスの低CO・低NO_x濃度運転には影響が大きい⁷⁾。

したがって、 K を表現できる実験式を他の変数で簡略に一般化しておき、今後の制御系設計やプラント本体の機器設計に用いられるよう考慮することは有用である。今注目している層内燃焼率 K は、燃焼を化学反応ととらえれば、式(4-7)のアレニウスの式⁸⁾に従うものと考えられる。

$$K = A_n \mu \alpha \exp \{-E/R(T_g + 273)\} \quad (4-7)$$

ここで、

- A_n : 係数
- μ : 反応次数
- E : 反応の活性化エネルギー
- R : ガス定数 (J/molK)

Fig. 4 で得られた K , λ と T_g との関係を Fig. 6 にて表示する。 λ の範囲を限って抽出した K と T_g の間には、ノイズは含まれるものの静的相関が認められる⁹⁾。

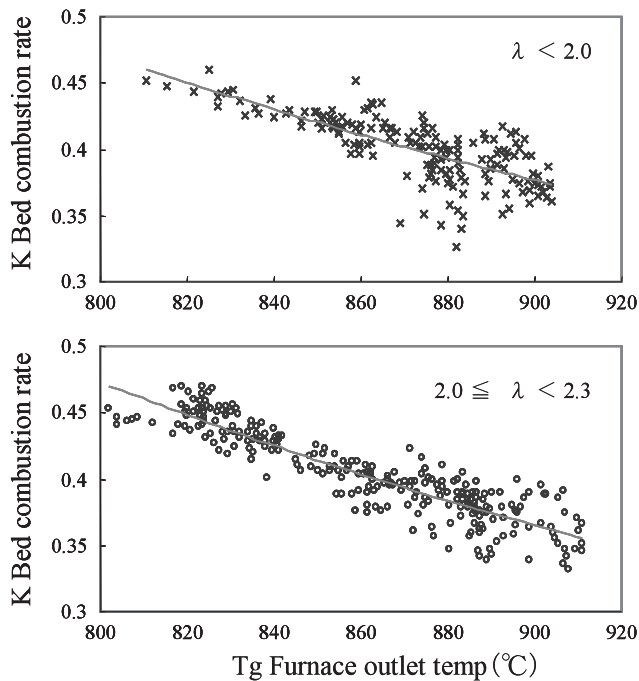


Fig. 6 Relation of K , λ and T_g

ごみ焼却炉の場合、燃料のごみの発熱量が変動し、 λ に反映されるためである。したがって、式(4-7)の形式で K , λ , T_g の関係式を一般化することは可能であり、 A_n , α を代表データから決定した後、推計式を求める。

Fig. 4 で得られたニューラルネットワークの出力と推計式出力との比較を Fig. 7 に示すが、よく一致しており、一般化できたものと考えられる。さらに、得られた式(4-7)の形式の推計式を式(4-1)~(4-6)の動特性モデルに加味してシミュレーションを実行し、実機データとの比較を試みた。Fig. 8 のように、シミュレーション結果は実機データと良く一致し、動特性モデル、推計式共に有用であることが実証できる。

本手法の手順を以下に示す。

- ステップ1: 動特性モデルとニューラルネットワークを用いた未知パラメータの推定
- ステップ2: 推計式を用いた未知パラメータの推定 (ステップ1の結果と比較)

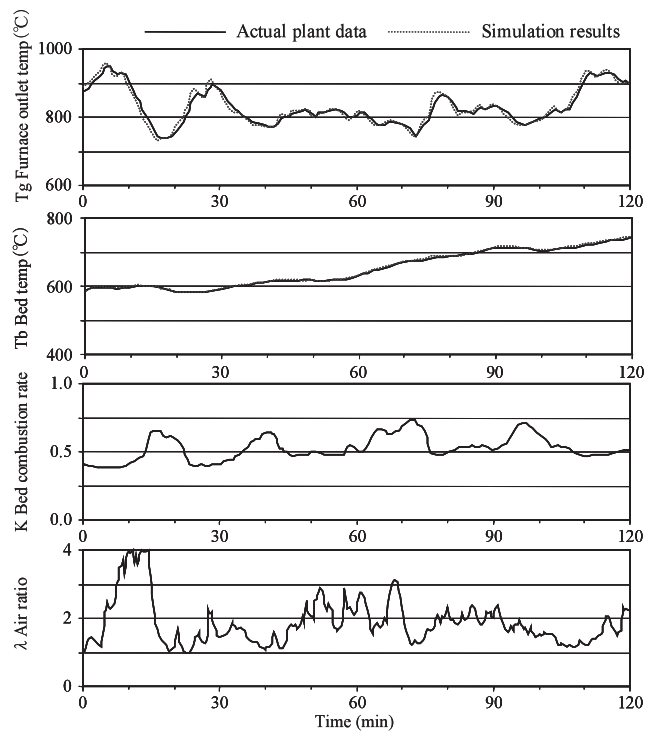


Fig. 8 Comparison between actual plant data and simulation results

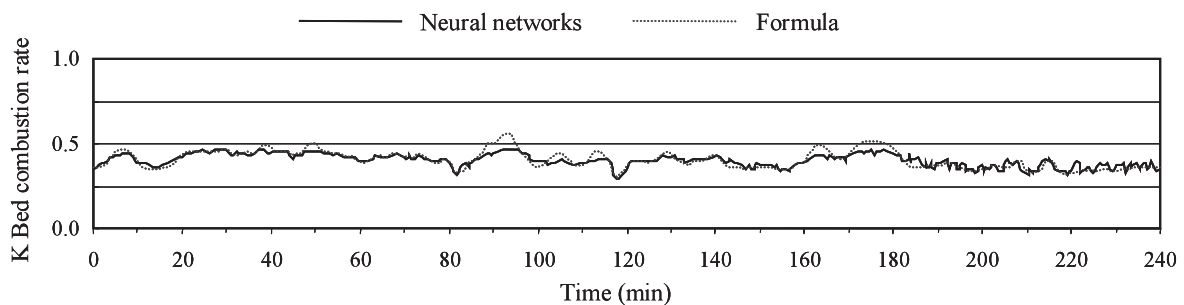


Fig. 7 Comparison between estimations of neural networks and formula

ステップ3: 推計式を用いた動特性シミュレーションによる有用性の検証(実データと比較)

ステップ1, 2で, 未知パラメータを2方法で求め, その突合せで矛盾が無いことを確認する。さらに, ステップ3にて推計式を用いた動特性シミュレーションで得られた結果と実データが, 一致することを確認する。

5. おわりに

熱プラントにおけるモデリングのアプローチを述べ, システム同定に重要なパラメータを計測信号と動的解析モデル, ニューラルネットワークを活用して推定する手法を提案し, 流動床ごみ焼却炉を対象とした例で有用なことを示した。

参考文献

- 1) 宮本裕一, 宮武達也, 黒坂 聡, 森 芳信: 遺伝的アルゴリズムによる電力プラント動特性シミュレーションの調整法, 電気学会論文集 D, Vol. 113, No. 12, pp. 1410-1415 (1993)
- 2) 宮本裕一, 黒崎泰充, 西野公祥, 小林政己, 宮崎英隆, 森 芳信, 原田英一, 宮武達也: ニューラルネットワークを用いたスラグ流下状態監視システムの開発, 川崎重工技報第124号, pp. 35-40 (1995)
- 3) 相良節夫, 秋月影雄, 中溝高好, 片山 徹: システム同定, 計測自動制御学会編, コロナ社, p. 15 (1981)
- 4) 橋本伊織: 化学プロセスのモデリング, 計測と制御, Vol. 28, No. 4, pp. 351-357 (1989)
- 5) A. Cichocki and R. Unbehauen: Neural Networks for Optimization and Signal Processing, Teubner-John Wiley, pp. 359-423 (1993)
- 6) 宮本裕一, 林 正人, 宮崎英隆, 藤山 博, 南部栄一郎, 豊嶋則雄: 流動床ごみ焼却炉の動特性解析とパラメータ推定, 第32回計測自動制御学会学術講演会, pp. 881-882 (1993)
- 7) 横山尚一郎, 藤山 博, 高田友昭, 宮本裕一, 下川達之: 流動床ごみ焼却炉のCO抑制燃焼技術, 機械学会環境工学総合シンポジウム, pp. 1-4 (1992)
- 8) 矢木 栄: 化学反応装置概論, 新化学工学講座, 日刊工業新聞社, pp. 5-6 (1958)
- 9) A. C. Antoulas, 山本 裕: ノイズを含むデータの静的同定——その概観, 計測と制御, Vol. 32, No. 9, pp. 718-722 (1993)

- 1) 宮本裕一, 宮武達也, 黒坂 聡, 森 芳信: 遺伝的アルゴリズムによる電力プラント動特性シミュレーションの調整法, 電

Dynamic Characteristic Analysis and Parameter Estimation for a Thermal Plant

Yuichi Miyamoto^{1)†}, Masato Hayashi²⁾ and Eiichi Kuribayashi³⁾

¹⁾ Environmental Information Engineering, Tohoku Institute of Technology

²⁾ Technology Development Engineering Division, System Technology Development Center, Kawasaki Heavy Industries, Ltd.

³⁾ Technology Development Engineering Division, Plant & Infrastructure Company, Kawasaki Heavy Industries, Ltd.

† Correspondence should be addressed to Yuichi Miyamoto :
(Environmental Information Engineering, Tohoku Institute of Technology
E-mail: miyamoto@tohtech.ac.jp)

Abstract

A thermal plant as a controlled system has many state parameters, which cannot be measured directly in many cases. The control efficiency can be improved by applying estimated parameters to the control of the plant. A fluidized-bed incinerator is not constant in the quantity and quality of the fed refuse, which is the fuel, and combustion control is difficult owing to the rapidity of completion of combustion. However, it is thought to be possible to improve the efficiency of CO control and NOx control drastically if the state parameters such as the combustion rate on the upper bed site and the bed site, and the effective air ratio are known.

This paper proposes a method that estimates these state parameters by means of sensor outputs such as temperature, air flow rate, and cooling water rate; dynamic characteristic analysis; and neural networks. This paper also shows that it is possible to estimate the state parameters of an actual incinerator. Further, it is shown that the generalization of parameters estimation equations enables the application of the method to other plants.

Key words: thermal plant, modeling, parameter estimation, neural networks, fluidized bed furnace