240 カオス予測器を用いた蒸発量予測制御装置の開発

Development of the steam flow rate control system using chaos predictor

○正 中村 成章 (三菱重工業)
正 田熊 昌夫 (三菱重工業)
重田 博明 (三菱重工業)

高津戸 康弘 (三菱重工業)
荒岡 衛 (三菱重工業)

Shigeaki Nakamura, Mitsubishi Heavy Industries, LTD., 1-8-1 Kanazawa-ku, Yokohama, 236-8515 Japan
Yasuhiro Takatsudo, Mitsubishi Heavy Industries, LTD.

Masao Takuma, Mitsubishi Heavy Industries, LTD.

Mamoru Araoka, Mitsubishi Heavy Industries, LTD.

Hiroaki Shigeta, Mitsubishi Heavy Industries, LTD.

We developed a predictive steam flow rate control system using generalized radial basis function, focusing on chaotic motion of steam flow rate of refuse incinerator.

Predicted signal has optimized with online learning and predicted time has optimized with real time prediction of reliability of predicted value using Lyapunov exponent.

This system is characterized by tuningless and good performance of reliability of predicted value. This system has been installed and tested at an incineration plant with industrial scale and showed good control performance compared with a conventional control system.

Key Words : Predictive Control, Chaos, Radial Basis Function, Steam Flow Rate Control, Refuse Incineration Plant

1.はじめに

ストーカ式都市ごみ焼却プラントは無破碎のごみを炉内に供給するため、ごみエネルギー、ごみ質の変動が比較的大きく、厳密な定量供給が困難である。そこで、ごみ供給制御はボイラ出口蒸発量（以下蒸発量）を検出端とし、蒸発量が設定値に近づくようフィーダ（ごみ供給装置）速度によりごみ供給量を操作する。しかし、蒸発量は炉内燃焼場からの時間遅れがあり、加えてごみエネルギー・質の変動があり結果として蒸発量が大きく不規則に変動する要因となっている。

この問題を解決するため、蒸発量を予測することで燃焼場からの時間遅れを補償し、ごみ供給を操作することで蒸発量変動を小さくする試みを始めとする予測制御技術の導入が近年盛んに行われている^{(1), (2)}。

ごみ焼却炉の蒸発量予測制御に関する重要な点を挙げると、①ごみエネルギー・質の変動から蒸発量が不規則に変動するがこれを正確に予測すること、②予測制御によりフィードバック制御した系を予測すること、③プラントの安全な運転の為、予測制御安定性を常に保つこと、がある。

本研究では、これらを満たすため、蒸発量予測には蒸発量のカオス性（短期的な規則性と長期的な不規則性）に着目した一般化動経基底関数を適用し、予測精度を向上させた。また、予測モデルを学習により定期的に更新するオンライン学習を付加し、フィードバック制御系の予測制御を可能とした。さらに予測精度予測ロジックを付加し、カオス性の強い蒸発量の予測の困難さを予測、検知を可能とし、オンラインで予測制御信号の最適化を図った。

1999年12月に実機都市ごみ焼却プラントにて長時間運転試験を行い装置の予測制御性、装置安定性について検証した。本報告ではその結果について報告する。

2.蒸発量のカオスと予測

カオスとは、一見不規則に見える挙動に規則性が内在し、似通った状態にあっても時間経過後その状態が指数関数的に

異なるような系の状態を指す。系の予測（同定）の観点から見た場合、カオス状態にある系は短期的には規則性があり予測が可能であり、また長期的には規則性を見出すことは困難であり、予測不可能であると言える。

実機における蒸発量変動を Fig.1 に示す。図に示されるように、蒸発量変動はごみエネルギー・質の変動や、燃焼場の非線形性により不規則に変動する。蒸発量データにカオスが存在することは渡邊⁽³⁾、小野等⁽⁴⁾、中村等⁽⁵⁾により示されている。

今回実機試験を行った工場の蒸発量データのカオス性について、最大リアプノフ指数（式(1)）、自己相関関数（式(2)）の遅れ（相関）時間、相関積分（式(3)）による相関次元を解析した。Table1 に結果を示す。

リアプノフ指数は系の初期値敏感性を表し、最大値が0より大きい値をとりその値が大きい程カオス性が高い。最大リアプノフ指数は0.24となりカオス性を有するといえる。

自己相関関数の遅れ時間（式(2)の値が最初に0となる値。その後自己相関関数は急激に0に近づく。）はその値が小さい程相関時間は小さく、カオス性は大きい。遅れ時間は145[sec]となり、その後自己相関関数は急激に0に近づき、この事からもカオス性を有することがいえる。

また相関次元は、(2)で求めた遅れ時間で $D (\geq 2n-1, n: \text{入力データの次元})$ 次元にデータを埋め込み（その軌道をアトラクタと呼ぶ）、 D の増加とともに $\log(r) \cdot \log(C(r))$ が一定の傾きとなる場合、アトラクタはフラクタル性（相似性）を持ち、これを相関次元と呼ぶ。相関次元が小さい程系の相似性が高く、周期的である。相関次元は3.1となり、蒸発量のアトラクタはほぼ3次元で構成されるといえる。

これらいずれの解析結果からも本工場の蒸発量データがカオス性を有するといえる。

Fig.1 Steam flow rate fluctuation of refuse incineration plant

$$\lambda_i = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N\tau} \sum_{t=0}^{N-1} \log |e_i(t)| \quad (1)$$

λ_i : リアプノフスペクトル、 λ_i の最大値: 最大リアプノフ指数

N : データ数、 τ : 遅れ時間、 i : 埋め込み次元

$e_i(t)$: 遅れ時間で埋め込み後、微小超球内の一点と超球内に含まれる点の直交ベクトルの組

$e_i(t)$: グラムシュミットの直交化法による $e_i(t)$ の直交化ベクトル

$$R(L) = \sum_{t=1}^{N-L} x(t) \cdot x(t-L) \quad (2)$$

$R(L)$: 自己相関関数、 L : 遅れ時間、 N : データ数、 $x(t)$: 入力データ

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j(1 \leq i,j \leq N)} H(r - |v_i - v_j|) \quad (3)$$

$C(r)$: 相関積分値、 H : ヘビサイドの段関数、 N : 再構成ベクトルの総数

$v_i(t)$: D 次元埋め込み空間における再構成ベクトル

Table1 Chaos analysis of steam flow rate

	unit	value
Lyapunov exponent(*)	[-]	0.24
Correlation time (delay time)	[sec]	145
Correlation dimension	[-]	3.1

(*)遅れ時間は自己相関より計算した遅れ時間とした。

カオス性を持つ蒸発量データは短期的には規則性をもつ。その規則性を同定し、蒸発量の予測を試みた。蒸発量データの予測には、カオス性を持つ蒸発量データを高精度に予測可能な、一般化動径基底関数（動径基底関数と線形自己回帰モデルのハイブリッドモデル、式(4)）を用いた。モデルのパラメータは過去の一定時間のデータより最適化される。本モデルは蒸発量データのみを用いて予測を行うため、予測モデルの事前チューニングが不要という特長がある。

$$F(X) = \sum_{k=1}^{Nb} C_k \exp \left\{ \beta_k \sum_{i=0}^{D-1} [x(t - \tau_i) - \theta_k]^2 \right\} + \sum_{i=0}^{D-1} a_i x(t - \tau_i) + d \quad (4)$$

$X = (x(0), x(1), \dots, x(t))$: 入力データ、 $F(X)$: 予測データ

τ_i : 遅れ時間、 D : 埋込み次元、 Nb : 基底関数の数

$C_k, \beta_k, \theta_k, a_i, d$: 学習により最適化されるパラメータ

3. 予測制御安定性の向上と蒸発予測制御装置の開発

長期的な予測制御安定性を向上させるため、以下の機能を追加し、その効果を確認した。これらの機能を取り入れ、蒸発量予測制御装置を開発した。

3.1. オンライン学習機能

本装置ではフィードバック制御系である本制御において、予測対象の系の変動に迅速に追従し予測精度を向上させるため、オンラインで蒸発量データを取り込み定期的に予測モデルを更新させるオンライン学習機能を付加した。オンライン学習の効果を Fig.2 に示す。学習ロジックの一部改良等により学習間隔 1 分を可能とした。試作機⁽⁵⁾の学習間隔 5 分 (Fig.2 左) と比較して学習毎のモデルのパラメータ変更幅が小さく系の変動に的確に追従し (Fig.2 右)、さらに正確な予測が可能となった。

Fig.2 Optimization of predicted signal with online learning

3.2. 予測精度予測

カオス性を持つ系（データ）は予測し易い状態にある場合と、予測し難い状態にある場合がある。カオス性を持つデータのアトラクタはいくつかの軌道を持ち、それらの軌道が重なりあった部分では、いずれの軌道にあるのか判別し難いので予測は困難であり、重ならない部分では予測が容易である。Fig.3 にカオス性を持つデータのアトラクタを示す。2 種類の軌道を持ち、状態が A であるとき A' に移行することは予測し易い状態であるが、状態が B である時 B'1 か B'2 に移行するかは予測し難い。

本装置ではデータの予測困難さをリアプノフ解析により検出した。リアプノフ指数の計算には、データ数が少ない場合に適する Sano、Sawada の方法⁽⁶⁾を用いた (式(1))。リアプノフ指数をオンラインで計算し、その値が大きい程、初期値敏感性が高く予測困難であることから予測先時間を小さくし、値が小さい程、予測が容易であることから予測先時間を大きくする。

予測精度予測の効果を Fig.4 に示す。リアプノフ指数 (Lyapunov exponent) の増大 (11:34) の後、予測値 (predicted value) はプロセス値 (process value) と異なる結果となり予測精度が悪化している。このことはリアプノフ指数により予測困難となることを事前に予測可能であることを示す。その際、予測先時間を小さくした予測制御信号 (control value) により制御することで予測制御性が向上する結果が得られた。

Fig.3 Attractor of Chaotic motion and predictability of system

Fig.4 Reliability of predicted data

3.3. 蒸発量予測制御装置の開発

蒸発量予測制御装置の構成を Fig.5 に示す。予測制御装置はパソコンと入出力ボードで構成される。蒸発量データをプラント制御装置からオンラインで取り込み、過去一定時間のデータから予測モデルのパラメータを最適化する。予測モデルはオンライン学習により予測対象系の変化に追従し正確な予測が可能となる。

また、予測精度予測ロジックにより予測の困難さを予測し、予測先時間を変更し、常に最適な予測制御信号を算出する。蒸発量の設定値と予測制御信号を基にフィード速度を操作する。

予測制御信号によりフィード速度を操作することで、炉内燃焼からのごみ供給の時間遅れが補償され、蒸発量変動が小さくなる。

Fig.5 Steam flow rate control system using chaos predictor

4. 長期実機試験

長時間にわたり実機（ストーカ式）にて予測制御試験を行った。制御試験は 17 日間行った。

予測結果を Fig.6 に示す。予測データと最大予測先時間である 90[sec]先の実データを重ね合せた。周期、振幅とも良く一致した。予測精度として予測値と実測値の二乗平均誤差

を標準偏差により規格化した RRMSE(Relative Root Mean Square Error、式(5))の計算結果を Fig.7 に示す。学習間隔 1[分]とした場合、予測精度が向上した。また、予測制御時にも RRMSE=0.60 と予測精度が高く、予測のみ（予測制御無）の場合（RRMSE=0.52）とほぼ同等の結果が得られた。

予測制御時の代表的な蒸発量変動データを Fig.8 に示す。既存制御（Fig.1）と比較すると、既存制御では設定値に対する変動幅（累積頻度分布 90%の値）は 9.0[%]に対し、予測制御では 5.8[%]と、35[%]の低減効果を長期的に確認することができた。

また、予測制御の効果として、蒸発量が大きく変動した場合の減衰が速くなる結果が得られた。Fig.9 に例を示す。初期の大きな変動は運転中まれにおこるアーチング（ごみホッパでのごみ閉塞）によるごみの供給不足による蒸発量落ち込みまたは、ごみの過剰投入による蒸発量大等が挙げられるが、予測制御ではこの際、予測による先行制御により減衰が速くなっていることが分かる。

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y(t) - x(t))^2} / \sigma \quad (5)$$

$x(t)$: 入力データ、 $y(t)$: 予測データ、 T : データ数、 σ : 標準偏差

Fig.6 Prediction of steam flow rate with predictive control

Fig.7 Reliability of predicted value

Fig.8 Steam flow rate with predictive control

Fig.9 Improvement of damping ratio

5.まとめ

カオス性（短期的な規則性と長期的な不規則性）をもつごみ焼却炉蒸発量の予測に有効な、一般化動径基底関数を予測モデルとする蒸発量予測制御装置を開発した。

オンライン学習機能により、フィードバック制御での予測制御を可能とした。

リアプノフ解析を用いた予測精度予測機能により、予測精度の予測が可能であることを確認した。本機能を用い、予測制御信号を最適化し、長期的な予測制御安定性を向上させた。

本装置は、高精度な予測、チューニングレスである事を特長とする。

実機長期試験により、本装置は 90[sec]先の予測制御が可能であり、予測制御により従来制御と比較して蒸発量変動が 35[%]低減することを確認した。

[参考文献]

- (1)宮本,黒崎,藤山,南部,"流動床ごみ焼却炉の動特性解析と燃焼制御",計測自動制御学会論文集,32 巻 2 号,pp215-223,1996
- (2)末松,中井,小林,岡田,"流動床焼却炉のモデル予測制御・ファジィ制御の開発",エバラ時報,No.184,1999
- (3)渡邊,"ごみ焼却炉制御系に現れるカオス的現象の解析",システム/情報合同シンポジウム,pp89-93,1998
- (4)小野,三橋,岡田,"ごみ焼却制御におけるカオス",日本機械学会第 72 回通常総会講演論文集,volⅢ,pp811,1995
- (5)中村,高津戸,山田,"ごみ焼却炉カオス蒸発量予測制御装置の開発",廃棄物学会講演論文集,pp653-656,1999
- (6)M.Sano,Y.Sawada,"Measurement of the Lyapunov Spectrum from a Chaotic Time Series",Physical Review Letters,55,10,1082-1085,1985