ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを用いた 非線形モデリングによる酸素濃度推定

学生員 入 月 康 晴 (出 光 興 産 (株))
正 員 古 橋 武 (名 古 屋 大 学)

Prediction of Oxygen Component with Nonlinear Modeling Using Neural Network and Genetic Algorithm

Yasuharu Irizuki, Student Member (Idemitsu Kosan)

Takeshi Furuhashi, Member (Nagoya University)

Residue Fluid Catalytic Cracking Unit (RFCCU) is the heart of the modern petroleum refinery. There has been a strong demand for decreasing the electric power and manpower in operating RFCCU. A combined control system has been constructed for satisfying this demand by controlling the reactor/regenerator differential pressure of RFCCU. The problem of this control system was that the analyzer of oxygen component, which is one of the important input variables of this control system, lacked reliability.

This paper presents a nonlinear modeling method for identification of predictor of oxygen component using a neural network and a linear regression equation. This method uses genetic algorithm to select predictor variables of the linear regression equation. The obtained predictor showed a satisfactory performance even in the case where the analyzer was malfunctioning. While the measured value changed drastically and became wrong, the predicted value stayed in a valid range. The combined controller was possible to be implemented with this predictor. The differential pressure was stabilized, and a considerable amount of electric power was reduced. The implementation of this control system could also reduce the manpower needed for the operation of RFCCU.

キーワード: ニューラルネットワーク, 遺伝的アルゴリズム, 複合制御, 知識ベース制御, 重油流動接触分解装置 (RFCCU)

1. はじめに

石油精製業は、典型的な装置産業であり、品質向上、安定操業、生産性向上、省力化、省資源化の実現のため、積極的にプラント運転自動化技術に取り組んできている。しかしながら、現在でも完全な自動化は達成が困難な状況にある。多くのプロセスが複雑かつ悪構造であり、大きな時間遅れ、非線形性、干渉等を有するので、自動化の促進のためには、なお解決されなければならない課題は多い。

一方、石油プラントに最も広く用いられている制御方式はPID制御⁽¹⁾であり、熟練運転員はPID制御を極力活用し、PID制御だけでは困難なところには経験を活かして手動運転でうまく調整し、装置全体を制御している。こうした経験、知識を活用することで効率的な技術開発⁽²⁾⁻⁽⁴⁾を行なうことができる。

石油プラントの重要な装置の一つである、重油流動接触分解装置においても、経験を活かした手動運転をAI技術

の一つである知識ベースシステムで置き換え、基本制御部分をPID制御とし、全体のコンストレイント制御には多変数モデル予測制御⁽⁵⁾⁻⁽⁷⁾を用いる複合制御システムが開発されてきた。しかし、この制御システムのうち、反応塔／再生塔系を低圧化する制御システムは、入力情報として欠かせない酸素濃度の分析計の信頼性が低く、使用できないという問題があった。この問題を解決するためには、酸素濃度分析計の代替となる推定式を膨大な運転変数より作成する必要があった。これまでに、PLS(Partial Least Squares)回帰分析や主成分分析等の手法⁽⁸⁾を用いて推定式が求められてきたが、十分な精度を得ることはできなかった。

本論文では、酸素濃度推定式の同定を目的として、ニューラルネットワークと線形回帰式による非線形モデリング手法を提案する。本手法は、出力値との相関が大きくかつ非線形であることが事前に分かっている成分をニューラル

ネットワークにより近似し、残りの成分を線形回帰式により近似する。線形回帰式の説明変数の候補は数多くあり、この選択には遺伝的アルゴリズム⁽⁹⁾を用いる。ニューラルネットワークと線形回帰式の組合せ方には(i)線形回帰式により線形式を同定し、残りの非線形成分をニューラルネットワークにより補償する手法、および(ii)ニューラルネットワークにより非線形成分を同定し、残りを線形回帰式により同定する手法が考えられる。本論文では、両者の手法の比較を行い、出力値との相関が大きくかつ非線形である成分が経験により分かっている場合には、本手法が簡潔なモデルを簡便に同定できることを考察により示す。本手法により得られた酸素濃度推定式により、反応塔／再生塔系の低圧化制御システムの自動運転が可能となり、電力削減、省力化などの大きな効果が得られた。

2. 制御システム

〈2・1〉装置の概要 重油流動接触分解装置は、付加価値の低い重質油を、分解してガソリンや軽油といった高付加価値製品を製造する装置である。装置全体は、反応塔、触媒再生塔、主分留塔からなり、その概要を図1に示す。

油の流れは、原料である重質油を、反応塔下部で、高温の触媒と接触し分解する。分解された油は、主分留塔で、沸点差を利用し、燃料ガス、LPG、ガソリン、軽油、残油等に分留される。また、触媒の流れとしては、反応塔でコークを生成し、活性が低下した触媒を、触媒再生塔で燃焼・再生する。再生された触媒は、触媒再生塔と反応塔の圧力差を利用することで、再び反応塔に送られる。この時の圧力差は、再生塔排ガス流量により制御している。

また、触媒が完全に再生されているかどうか、再生塔の酸素濃度を監視している。酸素濃度は、フィード流量、性状、温度、触媒循環流量、再生塔排ガス流量等により変動し、供給エア流量により制御している。

〈2・2〉制御システムにおける問題点 本反応塔／再生塔系を低圧化する制御システムは、多くの運転上の問題点を克服するため、知識ベースシステムと多変数予測制御から成る複合制御構成⁽¹⁰⁾とした。制御システム構成図を図2に示す。

知識ルールベース部は、再生塔／反応塔差圧、および周囲の制約状態を監視し、制約にかかっていない場合は、第一再生塔エア流量を上げながら、最適エア流量を探索し、第一再生塔での再生効率を最大にする。同時に、第二再生塔エア流量を下げながら、酸素濃度が増加しないようにする。予測モデル部では、外乱による圧力特性への影響も予測して出力を算出し、制御部にて操作量を決定する。目標値探索部では、周囲の制約状態を監視し、制約にかかっていない場合は、目標差圧を下げながら、最適目標差圧を探索し、制約範囲内での最低差圧を確保する。結果として、再生塔の低圧化が図れる。

知識ベースシステムの制御周期は1時間であり、予測制御部の制御周期は1分である。

本制御システムにおいて、酸素濃度は重要な変数であるにもかかわらず、酸素濃度分析計の信頼性が低いという問題があった。酸素濃度分析計には十分に信頼性の高いものが無く、本制御システム使用上の重大な障害となっていた。

図1 重油流動接触分解装置反応塔／再生塔／主分留塔のフロー図

Fig.1. Process flow diagram of Residue Fluid Catalytic Cracking Unit

図2 酸素濃度推定器を導入した再生塔/反応塔系複合制御システム

Fig.2. Structure of combined control system with the predictor of oxygen component

3. 酸素濃度推定式の同定

前章で述べた問題を解決するため、分析計の代替となる酸素濃度推定式を作成する必要がある、以下の点を考慮した。

- (1)膨大な運転変数より酸素濃度と相関の大きい説明変数を選定する必要がある。
- (2)酸素濃度と相関の大きい説明変数には非線形性の強いものも含まれる。
- (3)実プラントへの適用に際しては、保守性が重要であり、どの説明変数が精度に関与しているのかを容易に把握できる推定式でなければならない。

酸素濃度推定式を作成するにあたり、まず従来法であるPLS 回帰分析やニューラルネットワークの適用を検討した。PLS 法は、説明変数に関する主成分分析を行い、目的変数への寄与率の高いものを選定することで、互いに相関を有しない変数の絞込みができる。従って、少ない説明変数での目的変数の同定が可能である。しかし、今回の推定式作成においては、PLS 法のみでは、非線形な成分の影響を近似することができず、推定精度が悪化するという問題が起こった。ニューラルネットワークは、対象が非線形性を含んでいても、学習した範囲内であれば目的とする入出力関係の同定が可能である。しかし、ニューラルネットワークのみでは、実使用に際して推定精度が悪くなったときに、どの説明変数が精度悪化に関与しているのかを把握し難い。そこで、両手法の問題点を補った手法を考案する必要があった。

本論文では、上記の問題点を踏まえ、ニューラルネット

ワークと線形回帰式の併用により酸素濃度推定式を同定する手法を提案する。ニューラルネットワークと線形回帰式の組合せ方には(i)線形回帰式により線形式を同定し、残りの非線形成分をニューラルネットワークにより同定する手法、および(ii)ニューラルネットワークにより非線形成分を同定し、残りを線形回帰式により同定する手法が考えられる。本論文の酸素濃度推定においては、出力値との相関が大きくかつ非線形である成分が経験により分かっていたので、(ii)の手法を採用する。本論文の手法は以下の通りである。

- a. 主成分分析を行い、目的変数への寄与率の高い変数を選定する。
- b. この寄与率の高い変数の内、明らかに非線形性の強いことが分かっている説明変数については、ニューラルネットワークを用いてその入出力関係を同定する。
- c. 残りの誤差と説明変数との関係は線形であるとみなし、遺伝的アルゴリズムにより説明変数選択を行う。

本手法は従来手法の組み合わせにより、簡便に目標精度を満たすモデル同定の手段を提供するものである。

主成分分析の結果、酸素濃度への寄与率の高い変数の内、非線形性を持つ変数としてフィード流量が選定された。このフィード流量と酸素濃度との関係をニューラルネットワークで同定した。ニューラルネットワークの構成は、3階層とし、入力層はフィード流量1ユニット、中間層は3ユニット、出力層は酸素濃度1ユニットとした。また

学習方法としては、誤差逆伝播方法（バックプロパゲーション法）を採用した。図3はニューラルネットワークにより同定したフィード流量と酸素濃度との関係を示す。それぞれの値は2・1節に述べた装置の所定の値を1として無名数化したものである。他の相関の大きい変数も同時にニューラルネットワークの入力とすることが考えられるが、精度が十分でない状況が生じた場合、どの変数による影響かを結果より特定することが難しくなるため、フィード流量のみを置き換えることとした。

図3 ニューラルネットワークによる酸素濃度推定モデル

Fig.3. Obtained predictor of oxygen component using neural network

得られたニューラルネットワークだけでは精度が十分ではなかったので、ニューラルネットワークの推定値と酸素濃度分析計の分析値との誤差に対し、線形回帰式を同定した。回帰式の説明変数はフィード流量以外の関連のある n 個の変数の中から遺伝的アルゴリズムにより選定した。遺伝的アルゴリズムの染色体には、回帰式の入力変数として i 番目の変数 x_i の使用／不使用を $b_i = 1 / 0$ と表し、 b_i ($i = 1, \dots, n$) のビット列をコーディングする。線形回帰式は次式で与えられる。

$$\hat{y} = a_0 + a_1 b_1 x_1 + a_2 b_2 x_2 + \dots + a_n b_n x_n \quad (1)$$

遺伝的アルゴリズムの各個体の評価には、次式の推定誤差分散を用いた。

$$J = \frac{\sum_{j=1}^m (y_j - \hat{y}_j)^2}{(m - p - 1)} \quad (2)$$

ここで、 $y_j, \hat{y}_j$ はそれぞれ j 番目のデータにおける差の値とその推定値である。 m はデータ数、 p は線形回帰式の自由度である。この自由度 p は、説明変数の数の増加を抑える働きをする⁽¹¹⁾。遺伝的アルゴリズムは標準的なものを用いた。

遺伝的アルゴリズムにおいては、世代が進むことにより集団の適応度が向上する。ここでは、個体の評価値である

推定誤差分散が、世代が進むにつれて小さくなり、最初に設定した閾値以下で計算を終了した。

今回使用したフィード流量以外の関連のある変数は、フィード温度、第一、第二排ガス流量をはじめ 31 個（表1）あり、染色体は 1/0 のビット列で 31 ビットとした。一世代の集団は 60 個で、最大 50 世代とし、増殖比率を 0.2、交叉比率を 0.4、突然変異比率を 0.2 とした。

表1 酸素濃度に関連のある変数
(フィード流量を除く)

Table 1. Factors related to oxygen component (except for feed flow amount)

1. Feed temperature	5. Regenerator no.1 Flue Gas Flow Rate
2. Top Pump Around Flow Rate	6. Regenerator no.2 Flue Gas Flow Rate
3. Cat Circulate Rate	7. Regenerator no.1 Combustion Air Rate
4. Feed Hydrogen Component	⋮

この 31 個の変数から、酸素濃度とフィード流量から推定した酸素濃度との差と相関の高い 4 変数（フィード温度、触媒循環流量、塔頂リサイクル流量、第一、二再生塔トータル供給エア流量）が選定された。この 4 個の変数の回帰式出力 $\hat{y}$ をフィード流量からニューラルネットワークにより推定した酸素濃度に加算することで推定酸素濃度を求めた。図4はこの推定値と分析値を比較した例である。図中の実線が推定値であり、破線が分析値である。それぞれ、所定値により無名数化してある。この推定酸素濃度と酸素濃度分析値との差の標準偏差 σ (24 時間データ) は 0.21 であった。

図4 酸素濃度の分析値と推定値の比較（4変数）

Fig.4. Comparison of predicted value of oxygen component with measured one (four factors)

しかし、4 変数中の塔頂リサイクル流量は、オンオフ的に変化する変数であったため、この変数の流量がゼロのときには誤差が増加することがわかった（図5）。そこで最終的には、塔頂リサイクル流量変数を外し、フィード温度、触媒循環流量、第一、二再生塔トータル供給エア流量からなる 3 個の相関の高い変数を選定した（図6）。この 3 変数の場合、推定酸素濃度を酸素濃度分析値との差の標準偏差 σ (24 時間データ) は 0.24 であった。

図5 塔頂リサイクル流量ゼロのときの推定酸素濃度結果

Fig.5. Comparison between predicted / measured values in the case where the top pump around flow rate is zero

図6 酸素濃度の分析値と推定値の比較 (3 変数)

Fig.6. Comparison of predicted value of oxygen component with measured one (three factors)

分析計が異常を起こした場合について、ニューラルネットワークと3変数の回帰式による推定値を図7に示す。図中の実線が推定値であり、破線が分析値である。分析値の急変箇所は、分析計が水蒸気等を吸い込んだことで分析異常を起こしている。このように分析計が異常になっても、推定値は現状の運転値を基にほぼ妥当と思われる値を示している。分析計が正常であるときの酸素濃度の推定値と分析値の差の標準偏差 σ は0.24であり、運転監視に十分な精度であった。図2に示す本制御システムの重要な入力変数である酸素濃度は、分析計不調時にはその代替として推定値を使用可能となり、本制御システムの運用がようやく可能となった。

図7 酸素濃度の分析異常値と推定値の比較

Fig.7. Comparison between predicted/measured values of oxygen component with unknown data

4. 制御結果

本制御システムの制御目標は、再生塔／反応塔差圧を最小にすることで、供給エア送風機電力を削減することである。本推定値使用に伴う制御導入前後の12時間のデータ(1分値)で再生塔／反応塔差圧の標準偏差 σ の比較を行った。表2にその結果を示す。

表2 反応塔／再生塔差圧制御システム使用前後の差圧の標準偏差

Table 2. Standard deviation of differential pressure before / after the use of reactor / regenerator differential pressure control system

	Standard Deviation (σ)
Before	2.61 [kpa]
After	0.65 [kpa]

本制御システムにより、外乱(主として反応塔圧力)による変動が抑えられた結果、制御対象の反応塔／再生塔差圧の変動幅が1/4に圧縮された。制御導入前後の5日分のデータ(1時間データ)で反応塔／再生塔差圧、第一再生塔圧力、第一再生塔使用電力量の変化を図8に示す。図中の矢印の時点で手動運転から本制御システムによる自動運転への切り替えがなされている。

(a) 反応塔／再生塔差圧 (制御量)
(a) Reactor/Regenerator differential pressure (Controlled Variable)

(b) 第一再生塔圧力 (操作量)
(b) Regenerator no.1 pressure (Manipulated Variable)

(c) 第一再生塔ブロウ消費電力
(c) Electric power used by Regenerator no.1 blower

図8 本制御システム使用前後の手動運転と自動運転の比較

Fig.8. Comparison between manual operation and control system

以上のデータから、下記の結果が得られた。

- (1) 反応塔／再生塔差圧の変動幅は、本制御システム使用前の1／4程度に圧縮され、安定化が図れた。
- (2) 差圧の安定化が図れた結果、第一再生塔使用電力量は、約300kwh/年の削減ができ、経済的効果が得られた。
- (3) また本制御システムの導入により自動運転が可能となり、省力化に繋がった。

5. 考察

今回作成した酸素濃度推定式は、平成11年夏の時点のデータを基に作成したものであるため、原料油が切り替わった場合には、分析値と推定値に若干の差が生じることがある(図9)。従って今後、この差がある閾値を超えたときには、自動的に再学習する機能を持たせるか、もしくは、推定式を原料油毎に種別化し、原料油種により切り替える機能等を追加する必要がある。

図9 原料油切り替え時の酸素濃度の分析値と推定値の比較

Fig.9. Predicted/measured values of oxygen component in the case of oil switching

3章で述べたように、ニューラルネットワークと線形回帰式の組み合わせ方には、まず、線形回帰式により対象を粗近似し、残された非線形成分をニューラルネットワークで補償するという方法も考えられる。この方法により酸素濃度推定式を同定することは可能であり、非線形成分に関する事前知識が得られない場合にはこの方法が有効と思われる。しかし、その際にはニューラルネットワークの入力変数、中間層のユニット数など探索しなければならないパラメータが増え、また、探索毎にニューラルネットワークの学習を行わなければならないので探索には多大な計算時間が必要になる。本論文のケースのように事前に非線形性の強い要素に関する知見が得られている場合には、先にそのような成分を取り除き、残りを線形式で同定する方法

が簡便である。また、得られた推定式はより簡潔なものとなる。3章に述べたように実プラントへの適用に際しては保守性が重要であり、どの説明変数が精度に関与しているのかを容易に把握できる推定式でなければならないので、本論文の方法により得られた推定式は現場に受け入れられた。

6. おわりに

石油精製プラントの重油流動接触分解装置において、反応塔／再生塔差圧制御システムは、入力情報として欠かせない酸素濃度の分析計の信頼度が低く、使用できないという問題があった。本論文では、酸素濃度推定式の同定にニューラルネットワークと線形回帰式を併用するモデリング手法を提案し、この問題を解決した。本手法では線形回帰式の説明変数の選択には遺伝的アルゴリズムを用いた。本手法により得られた推定式は差圧制御システムの使用を可能とし、差圧を安定化できるとともに、電力削減・省力化の達成に貢献した。

今後は、本モデリング手法を石油精製プラントの種々の課題に適用することで、プラント制御の自動化を進めて行きたい。

(平成12年3月9日受付、平成12年10月3日再受付)

文 献

- (1) K.Hiroi: "Concepts of Automatic Control and the Basics of PID Control Technology", *Instrumentation and Control Engineering*, Vol.33, No.9, 91-96 (1990)
- (2) W.H.Bare, R.J.Mulholland and S.S.Sofer: "Design of a Self-tuning Expert Controller for a Gasoline Refinery Catalytic Reformer", *Proc.American Control Conf.*, Vol.1, 247-253 (1988)
- (3) N.V.Bhat, P.A.Minderman, T.J.McAvoy and N.S.Wang: "Modeling Chemical Process Systems via Neural Computation", *IEEE control System Magazine*, Vol.10, No.3, 24-30 (1990)
- (4) Y.Irizuki, H.Adachi, Y.Hanakuma, S.Yamamoto, E.Nakanishi: "Design of a Self-Tuning Fuzzy Control System and Its Application to Distillation Columns", *4th International Symposium on Process Systems Engineering (PSE'91)*, Vol.2, 2.9.1(1991)
- (5) Cutler and Ramaker: "Dynamic Matrix Control - A Computer Control Algorithm", *AIChE 86 National Meeting*, 51b (1979)
- (6) C.R.Cutler: "Dynamic Matrix Control of Imbalanced Systems", *ISA Trans.*, Vol.21, No.1, 1-6 (1982)
- (7) C.C.Hsu, S.Yamada, H.Fujikawa and K.Shida: "MRFACS with Nonlinear Consequents by Fuzzy Identification of System for Time Delay System", *Proc. Int. Joint Conf. of the 4th IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems and 2nd Int. Fuzzy Eng. Symposium (FUZZ-IEEE/IFES'95)*, 283-294 (1995)

- (8) 長瀬、中村: 「近赤外分光法及び多変数量解析法の潤滑油管理への適用」, 出光技法, Vol.41, No.2, 54-63 (1998)
- (9) 宮沢: 「遺伝的アルゴリズムと最適化問題」, ASCII, Vol.15, No.6, 301-308 (1991)
- (10) Y.Irizuki and T.Furuhashi: "Design of Combined Control System Incorporating Knowledge Based System and its Application to Refining Plant", *International Journal of Knowledge-Based Intelligent Engineering Systems*, Vol.3, No.3, 147-153 (1999)
- (11) 長谷川: 「ホントにわかる多変量解析」, 共立出版, 33-53(1998)

入 月 康 晴 (学生員) 1988 年出光興産(株)に入社。1999

年 4 月より名古屋大学大学院博士課程に在学、現在に至る。電気学会、計測自動制御学会、石油学会各会員。主として、石油プラントの制御、最適化、知的システムに関する研究に従事。

古 橋 武 (正 員) 1985 年 3 月名古屋大学大学院

博士課程修了、1990 年 12 月より同大工学部助教授、2000 年 1 月より三重大学情報工学科教授、現在に至る。工学博士。94 年日本ファジィ学会論文賞受賞。主として、ソフトコンピューティングに関する研究に従事。