知能化技術を用いた非線形モデリング
に関する研究

入 月　康 晴

目 次

1　序論 1
1.1　背景 1
1.1.1　産業界におけるソフトコンピューティング技術の進歩 2
1.1.2　モデリング技術の現状 3
1.2　石油精製業における非線形モデリング技術の現状と問題点 5
1.3　本研究の目的 7
1.4　本論文の構成 8

2　知識ベースシステムとモデル予測制御の複合制御システムの設計 11
2.1　はじめに 11
2.2　装置概要と問題点 12
2.2.1　装置の概要 12
2.2.2　制御系構築における問題点 16
2.3　制御システムの構成 17
2.3.1　多変数モデル予測制御 17
2.3.2　知識ルールベースシステム 18
2.3.3　制御構成 18
2.4　制御結果 23
2.5　まとめ 27

3　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 29
3.1　はじめに 29
3.2　制御システム 30
3.2.1　装置の概要 30
3.2.2　制御システムにおける問題点 31
3.3　酸素濃度推定式の同定 31

3.4　制御結果 41
3.5　考察 43
3.6　まとめ 45

4　ID3 と相互情報量に基づくファジィ分割を用いた酸素濃度推定モデル同定法 47
4.1　はじめに 47
4.2　制御システムにおける問題点 48
4.3　ID3 とファジィ分割を用いた酸素濃度推定モデルの同定 49
4.3.1　ID3 とファジィ分割 49
4.3.2　ファジィ分割のためのアルゴリズム 51
4.3.3　酸素濃度推定モデルの同定 54
4.4　適用結果と考察 61
4.5　まとめ 63

5　ファジィエントロピーに基づくファジィ ID3 65
5.1　はじめに 65
5.2　ID3 と従来法 66
5.3　ファジィエントロピーを用いたファジィ ID3 68
5.4　酸素濃度推定モデルの同定 71
5.5　まとめ 77

6　結論 79
6.1　本研究で得られた成果 79
6.2　今後の課題 81

図 目 次

2.1　重油流動接触分解装置反応塔／再生塔のフロー図..... 14
2.2　制御変数(CV)と操作変数(MVs)の関連図..... 15
2.3　制御モデル（一部）..... 19
2.4　知識ルールベース..... 20
2.5　制御構成図..... 22
2.6　複合制御導入前後の 14 日間データ..... 24
2.7　複合制御導入前後の 1 ヶ月間データ..... 25

3.1　重油流動接触分解装置酸素濃度分析計の位置..... 32
3.2　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..... 33
3.3　ニューラルネットワークによる酸素濃度推定モデル..... 36
3.4　酸素濃度の分析値と推定値の比較(4 変数)..... 39
3.5　塔頂リサイクル流量ゼロのときの推定酸素濃度結果..... 39
3.6　酸素濃度の分析値と推定値の比較(3 変数)..... 40
3.7　酸素濃度の分析異常値と推定値の比較..... 40
3.8　本制御システム使用前後の手動運転と自動運転の比較..... 42
3.9　原料油切り替え時の酸素濃度の分析値と推定値の比較..... 44

4.1　原料油切替の外乱が入った場合の酸素濃度の分析値と
　　推定値の比較..... 50
4.2　触媒循環量(CCR)の情報量の期待値..... 53
4.3　得られた触媒循環量(CCR)のメンバーシップ関数..... 53
4.4　ID3 による決定木..... 55
4.5　ID3 による領域分割..... 55
4.6　ID3 の結果に基づく酸素濃度推定結果..... 57
4.7　分割領域に対する情報量の期待値とメンバーシップ
　　関数..... 58-59

4.8　ファジィ分割に基づく酸素濃度推定結果 60
4.9　回帰式とファジィ分割に基づく酸素濃度推定結果比較 62

5.1　原料油温度(CFT)の情報量の期待値 67
5.2　従来法により得られた原料油温度(CFT)に関する
　　メンバーシップ関数 67
5.3　ファジィ化した境界の掃引 69
5.4　原料油温度(CFT)のファジィエントロピーの期待値 70
5.5　本手法により得られた原料油温度(CFT)の
　　メンバーシップ関数 70
5.6　ファジィ ID3 による決定木 72
5.7　ファジィ ID3 による領域分割 72
5.8　分割領域に対するファジィエントロピーの期待値と
　　メンバーシップ関数 74-75
5.9　酸素濃度推定結果比較 76

第 1 章

序論

1.1　背　景

石油産業をはじめとする装置産業においては、厳しい品質競争・価格競争にフレキシブルに対応するために運転管理システムや生産システムの自動化、高度化に取り組んでいる。

運転管理システムは、下位のプラント計装制御システムから上位の生産管理システムまで階層的なシステムで構成されている。初期の管理システムでは、流量制御や温度制御のような単一ループの PID（Proportional Integral Derivative）制御[1,2,3]をベースとするプロセス制御がまず導入され、その後、次第にワークステーションやパーソナルコンピュータを活用して装置全体を対象としたプロセスシミュレーション[4,5,6]、最適化[7,8,9]、生産管理およびその支援へと発展してきている。

AI (Artificial Intelligence)・ソフトコンピューティング技術は、運転支援、制御システムの高度化、DCS（Distributed Control System：分散型制御システム）化の実現を支える技術として応用が進められてきている。具体的には 1980 年代後半から AI [10,11,12]、ファジィ[13,14]、ニューラルネットワーク[15,16]、遺伝的アルゴリズム[17,18,19]、多変数モデル予測制御技術[20,21,22,23]等の利用が挙げられる。また、ソフトセンサ

[24,25]がプロセス制御やオンラインリアルタイム最適化において重要な役割を担うようになってきている。

1.1.1 産業界におけるソフトコンピューティング技術の進歩

産業界において、ファジィやニューラルネットワーク技術の応用が急速に広がっている。ファジィ技術の応用では、1990 年頃には既に PID 制御器に相当するファジィ制御器が実用段階[26,27,28,29,33,34]に達していた。ファジィ制御によりオペレータの熟練作業の自動化や非線形システムの制御を実現する試みが、当時、盛んに進められた。一方、80 年代半ばから、オペレータの省力化対応のため、ワークステーション・パーソナルコンピュータ上で動作するエキスパートシステムや知識ベースシステムが積極的に導入され、知識の共有化が図られていたが、ファジィ技術はこれら AI システムと融合されることで、幅広い応用が可能となった。事例からファジィルールを抽出し、オペレータの操作モデルとするファジィオペレーションモデリングの実用化はその一例である。

ニューラルネットワークは、米国では、ソフトセンサ応用や PID 制御器に代わる制御器として比較的早い時期からプロセス制御の分野で使われてきた。日本でも、1980 年代後半から注目され、積極的な応用が進められた。1990 年代に入ると、ファジィとニューロを融合した制御の研究と実用化[35,36,37]がなされた。さらに、1994 年以降には多量の時系列データから非線形プロセスモデルを生成して、電力や上下水道需要予測などに適用する事例報告が多数なされている。プロセス制御におけるニューラルネットワークの適用では、米国のニューロソフトを化学工場のセンサ、及び非線形制御に適用した事例紹介がなされ、これを契機に急速に広がった。このソフトは、ファジィやカオスなどのアルゴリズムも導入し、非線形プロセスモデルツールとして幅広く利用されている[24]。

ニューロ技術の応用としてデータマイニング[38,39]が注目されているが、非線形プロセスモデリング技術とともに生産システムの高度化に欠くことのできない技術となっている。カオス[40]は、ニューラルネットワークによる時系列プロセスモデルによる各種予測への適用と相前後して、時系列データの予測に適用されているが、プロセス制御への広がりは見られない。

遺伝的アルゴリズムは、1990 年代の早い時期から技術紹介されているが、適用分野がスケジューリングや生産管理などの支援に限られ、実システム上の適用はあまり多くはない。統合生産システム化の進展と計算機能力の飛躍的向上を考えると、これから遺伝的アルゴリズムの適用の拡大が期待されるところである。

1.1.2 モデリング技術の現状

モデリング技術の重要な応用にソフトセンサがある。ソフトセンサはプロセスデータからプラントの性状を推定するものであり、オペレータ、制御器、最適化システム等にこの性状に関する情報を提供することを目的とする。この情報は、最適化戦略にとって重要な変数のひとつともなり、ハードセンサの能力を補うための代替・補完方法として研究・開発が進められている。

ソフトセンサの主な適用対象には、オンラインガスクロマトグラフィー、質量分光分析計、及び赤外線プロセス分析計等がある。これらの分析計は、試料採取から分析までの一連の工程を持つが、試料採取用のラインの詰まりや繰り返し測定において故障が多く、修理費の増大にとどまらず、性状制御運転に支障をきたしている。またオンラインアナライザー、特にガスクロマトグラフィーは、分析開始から終了までに 20 分程度の時間を要している。製造プロセスの制御性を向上させるためには、測定頻度を上げることが不可欠となりソフトセンサの導入は重要な課題となっている。

ソフトセンサは、厳密モデル、ニューラルネットワーク、回帰モデル、また、それらの複合モデリング技術により構築されている。いずれもリアルタイムで測定された入力に基づいて重要な変数の性状評価を行うことができる。どの方法も一長一短であるため、それぞれの入力変数の特性に応じたモデリング技術を適用する必要がある。

（１）　厳密モデル

厳密モデルは物理的な基礎理論に基づくモデルであり、厳密モデルの適用にはプロセスの物理的性質の十分な理解が必要である。厳密モデルはプロセスの本質を表現した高性能のモデルであるが、石油プラントにおいて厳密モデルの適用範囲は極めて限定されている。

（２）　回帰モデル

回帰モデルは多数のプロセス変数間の関係を近似する簡便な手法として広く用いられている。部分最小二乗法（Partial Least Squares：PLS）回帰分析はソフトセンサに最もよく使用される回帰分析法の一つである。この手法は、線形関係にあるノイズを含むデータを扱える特徴がある。ファジィやニューラルネットワーク等の非線形モデリング手法と併用することにより、適用範囲を広げることができる。回帰モデルは一般的にデータは少量で済むが、適当なモデル構造、変数選択等が難しいという問題がある。

（３）　ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは非線形な入出力間の関係を近似する手法である。入出力間の非線形関係を学習により同定する簡便な手法として広く用

いられている。ただし、ニューラルネットワークモデルの推定精度は、モデル作成時に使用されたデータの範囲外においては保証されない。また、プロセスの物理的な関係を無視し、関係の無い変数間にも関係を見出してしまうという欠点もある。ニューラルネットワークの適用にはデータの十分な前処理と、環境の変化等に対する推定精度劣化に対する対策等を必要とする。

1.2　石油精製業における非線形モデリング技術の現状と問題点

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[1,2,3]である。PID 制御は古典制御理論に基づく制御方式であり、PID 制御だけではプロセスに大きな時間遅れ、無駄時間、非線形性がある場合に制御性能が著しく悪化するという問題がある。しかし熟練運転員は 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。そこでこうした経験、知識を活用した効率的な運転技術の研究・開発[12,16,26,27,29,33,34]が行われてきている。しかしながら、監視ポイント、操作ポイントが多すぎるため、熟練運転員でも操作が難しく、装置全体をうまく制御できないところもあった。

そこで装置全体をスーパーバイザ的に制御する方式として、多変数モデ

ル予測制御の適用が研究されてきた。多変数モデル予測制御[20,21,22,23]は、プロセスの入出力間の動的モデルを使い、現時刻より将来のプロセスの動きを予測し、その予測される動きをできる限り望ましい動きにするように操作量を制御周期毎に決定する制御方法である。しかし、この制御方式は、あくまでプロセスの入出力間の動的モデルが基となっているため、プロセスに再現性のない特性がある場合には制御性能が著しく悪化するという問題がある。

また、制御システムを稼働するにあたっては、入力情報として欠かせない分析計の信頼性が低い場合が多く、そのために制御システムを投入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ソフトセンサの開発が必要であった。酸素濃度推定式は膨大な運転変数から、相関解析、PLS(Partial Least Squares)回帰分析[42]や主成分分析等の手法[43,44]を用いて求められてきたが、十分な精度を得ることはできなかった。さらには、運転状況が変化する等の外乱が入った場合には、推定精度がさらに悪化していた。

運転データから効率的に対象特性を種別化し、特徴を抽出する方法にID3[47,48,49,50,51,52]がある。ID3 は、知識工学分野における重要な手法の一つであり、決定木を利用した効率的知識獲得方法として広く用いられ、これまでにも多くの研究がなされてきた。この ID3 をソフトセンサの構築に応用することが考えられる。属性の数値区間分割を滑らかに行うファジィ ID3[53,54,55]は、運転状況の変化に的確に対応できるソフトセンサを構築できると期待される。しかし、人の経験が十分でない場合には、ファジィ ID3 は適用できないという問題があった。

1.3 本研究の目的

本研究では石油精製業における自動化技術の発展に資することを目的として、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の圧力制御の自動化を具体的課題として取り上げ、ソフトコンピューティング等の知能化技術を用いた非線形モデリング法の開発を行う。

本研究では、重油流動接触分解装置の圧力制御において、経験に基づく手動運転を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、各制御変数の制約を満足させるコンストレイント制御には多変数モデル予測制御を用いる複合制御システム[45]を提案する。

本システムを実プラントの制御に適用し、定常時から運転モード切替えなどの過渡状態まで、常時装置全体を低圧化することで触媒投入量の削減が可能となり、コスト低減・省力化などの大きな効果が得られることを示す。

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ソフトセンサを膨大な運転変数より作成する必要があった。本研究では、酸素濃度推定式の同定のために、ニューラルネットワーク[15,16]と線形回帰式による非線形モデリング手法[46]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を用いる。本手法により得られた酸素濃度推定式を反応塔／再生塔系の低圧化制御システムに適用し、電力削減、省力化などの大きな効果が得られることを示す。しかし、この推定式においては原料油が切り替わる等の外乱が入った場合には、推定誤差を生じることがある。

そこで、運転状況に応じてモデルを切り替える手法の開発が望まれた。そこで、本研究では、ファジィ ID3 において、相互情報量を基にしたファジィ分割法[56]を提案する。各分割領域の後件部には線形回帰式を同定し、ファジィモデルを構築する。従来のファジィ ID3 が、熟練者の経験ノウハウを基にファジィ分割を行うのに対して、本手法は、データの持つ情報量を基にファジィ分割を行うことで、人の経験的知識が十分に得られない場合に有効である。実験により、本手法が運転状況に応じて複数の回帰式をファジィ的に切り替えることで酸素濃度の推定精度を向上させ得ることを示す。

この手法において、情報量の形状からメンバーシップ関数を決定する根拠はあいまいであり、メンバーシップ関数決定の一つのガイドラインが示されたにすぎない。そこで、本研究では、ファジィ ID3 におけるメンバーシップ関数決定の合理的な決定法を提案する。本手法は獲得情報量のファジィ化を行い、獲得情報量のスムージングによりファジィ分割を決定し、また、そのメンバーシップ関数をファジィモデルに適用する。本手法はファジィ技法の特徴であるデータのスムージングとルール間の補間に基づくことで、メンバーシップ関数決定に明快な視点を導入する。実験により、本手法がよりよい推定精度を実現することを示す。

1.4 本論文の構成

本論文は 6 章より構成される。まず、第 1 章は本論文の序論で、研究の背景、石油精製業における非線形モデリング研究の現状および問題点について述べた上で、本研究の目的と本論文の構成について述べた。

第 2 章では、非線形モデリング研究の契機となった複合制御システムによるプラント運転の自動化について述べる。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、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、各制御変数の制約を満足させるコンストレイント制御には多変数モデル予測制御を用いる複合制御システムを提案する。複合制御導入前後の結果を比較し、提案手法の有効性を示す。

第 3 章では、酸素濃度推定式の同定のために、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。酸素濃度の分析値と推定値を比較し、提案手法の有効性を示す。

第 4 章では、運転状況に応じてモデルを切り替えることのできるファジィモデリング手法のために、相互情報量を基にした、ファジィ分割法を提案する。ニューラルネットワークと単一の線形回帰式によるモデルと本ファジィ分割に基づくファジィモデルによる酸素濃度推定結果とを比較し、提案手法の有効性を示す。

第 5 章では、ファジィ ID3 におけるメンバーシップ関数の合理的な決定法を提案する。本手法では獲得情報量のファジィ化によるスムージング結果を利用してファジィ分割を決定し、また、そのメンバーシップ関数をファジィモデルに適用する。実験を行い、第 4 章の酸素濃度推定結果と比較することで、提案手法の有効性を示す。

最後に、第 6 章では、本論文で得られた成果をまとめ、今後の課題について述べる。

第 2 章

知識ベースシステムとモデル予測制御の複合制御システムの設計

2.1　はじめに

プロセス制御技術において PID 制御は、その使いやすさから長年にわたり広く活用されている。しかし、石油プラントには無駄時間や応答遅れが大きいプロセスや負荷変動時に動特性そのものが変化するような悪構造のプロセスが多い。このようなプロセスにおいては、従来の PID 制御方式では十分な制御性能は得られないが、熟練運転員は長年の経験によって、状況に応じた適切な制御を行うことができる。そこで、運転員が蓄積した知識を AI 技術の一つである知識ベースシステムに置き換え、基本制御部分に PID 制御を用い、状況判断部分に多変数モデル予測制御[20,21,22,23]を用いる複合制御システムの研究・開発が進められている。

知識ベースシステムと PID 制御の組み合わせでは、ファジィ制御と PID 制御の組み合わせが盛んに研究されている。これまでに、PID 制御の出力にファジィ制御の出力を直接加える方法[28]、PID 制御のゲインをファジィ推論により補正する方法[29]、PID 制御とファジィ制御を状況に応じて切り替える方法[30]、PID 制御群からファジィ推論により適切な PID 制御を選択して結合する方法[31]、PID 制御器の出力補正にファジィ制御器を

用いる方法[32]等の研究がなされている。

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は、高価な触媒を削減したいという強いニーズがある。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、ガソリンや軽油等の高付加価値製品を製造する装置である。触媒の低減には主分留塔の圧力を下げることが効果的であるが、この圧力制御には大きな時間遅れ、大きな無駄時間を伴う非線形性、各操作量間の相互干渉等の問題を克服する必要がある。

本章では、運転員の経験に基づく手動運転を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、各制御変数の制約を満足させるコンストレイント制御に多変数モデル予測制御を用いる複合制御システムを提案する。本システムの知識ベースシステムと PID 制御の組み合わせは、PID 制御の出力とファジィ制御の出力を直接加える方法を採用する。

提案する制御システムを重油流動接触分解装置主分留塔の圧力制御に適用し、定常時から運転モード切替えなどの過渡状態まで、常時装置全体を低圧化することで触媒投入量の削減が可能となり、コスト低減・省力化などの大きな効果が得られることを示す。

以上を踏まえ、2.2 節では、装置概要と制御系構築にあたっての問題点を述べる。2.3 節では、提案する複合システムの構成について述べる。2.4 節では、提案する複合システムを適用し、その結果を示す。2.5 節で、本章をまとめる。

2.2 装置概要と問題点

2.2.1 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、ガソリンや軽油等の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 Fig.2.1 に示す。

原料である重質油は、反応塔下部で、高温の触媒と接触させ分解され、主分留塔で、沸点差により、燃料ガス、ＬＰＧ、ガソリン、軽油、残油等に分留される。また、触媒は、反応塔で重質油の分解に利用され、活性が低下したものは、触媒再生塔で燃焼・再生される。再生された触媒は、触媒再生塔と反応塔の圧力差により、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。

反応塔の圧力が高いと反応効率が低下するとともに、再生塔温度上昇による触媒失活もあり、触媒投入量が多くなる。触媒は高価なので、触媒投入量を極力減らすために、反応塔の圧力はできる限り下げたく、そのためには、主分留塔の圧力を下げる必要があった。

主分留塔の圧力が高い原因は、塔頂部冷却器にあり、塔頂からのガスが、冷却器のチューブ側を通って熱交換されているため、冷却器内の差圧が大きくなっているからである。

主分留塔の圧力を下げるためには、この差圧を低下させる必要があり、そのためには塔頂からのガス量を抑え、それに見合う塔頂循環流量に抑える必要がある。

したがって、塔頂循環流量(Top reflux)低下は圧力低下と等価な動きとなり、制約範囲内で極力低く保つように制御する必要がある。そのための操作変数は、各留分の循環（TPA: Top-side reflux, LCO 循環: Light cycle oil reflux, HCO 循環: Heavy cycle oil reflux）流量と温度である(Fig.2.2)。また循環温度は、各冷却器の出口温度を調整して行う。

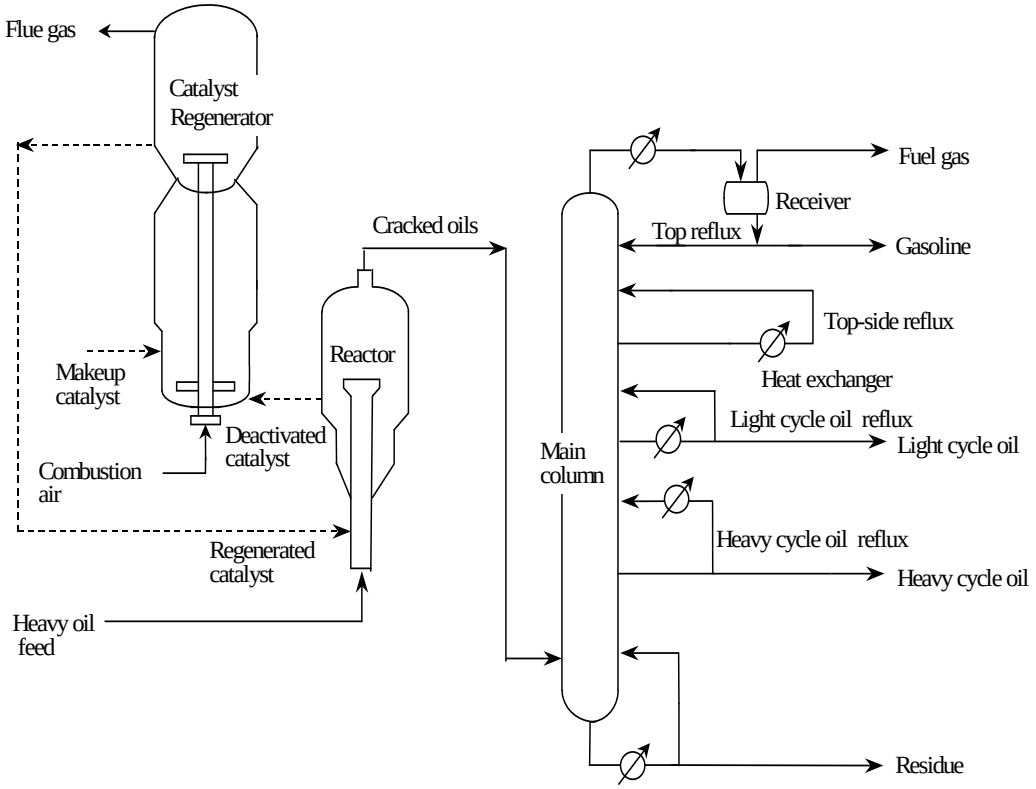


Fig.2.1.： 重油流動接触分解装置反応塔／再生塔のフロー図

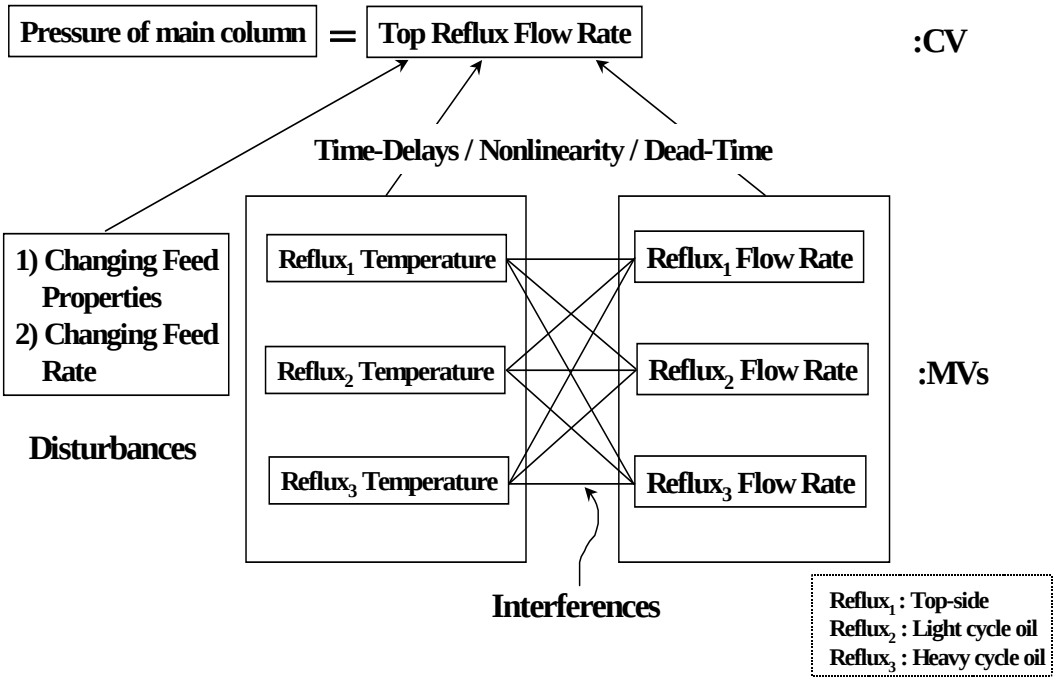


Fig.2.2.：制御変数（CV）と操作変数（MVs）の関連図

2.2.2　制御系構築における問題点

前述のように、主分留塔の塔頂循環流量を下げることができれば、必然的に反応／再生塔系の圧力は下がる。

主分留塔を低圧化する制御方法を開発するにあたり、以下の運転上の問題点を考慮した。

各循環（TPA，LCO 循環，HCO 循環）系の冷却器の冷却能力に制約があるため、多くのバイパス弁開度等の制約を監視しながら運転する必要がある。

(1) 各循環流量を操作してから、制御対象である塔頂循環流量に影響するまでの時間遅れが各々異なるため、その時間遅れを考慮して調整する必要がある。

(2) また、塔頂循環流量の動特性は、非線形で大きな無駄時間がある。

(3) 各操作量である循環流量と温度が互いに干渉しあうため、それぞれの影響度、および遅れ時間を考慮した操作をする必要がある。

(4) 原料である重質重油の処理量は、主として上流の装置からの生産量に依存し、一定ではない。したがって、その処理量や原料性状が変化し、塔頂循環流量が変化する。そのため塔頂循環流量を安定させながら、低圧化を行うためには、常時全体の熱バランスを監視しながら各操作量をバランス良く操作する必要がある。

一方、熟練運転員は、循環温度、バイパス弁開度等を見て、冷却器の冷却能力を最大限に発揮するため、経験と知識に基づく運転を行っている。

しかし、全系の熱バランスをとりながら圧力を低下させるような流量の調整は、監視点、操作点が多すぎるため、頻繁に実施することが不可能であった。

こうした流量制御を実現するために、多変数モデル予測制御を適用した。

2.3　制御システムの構成

運転が困難なプロセスにおいても、熟練運転員は経験を活かして制御している。そこでこの熟練運転員の制御方法を知識ルールベースシステムに置き換えることとした。

しかしながら、監視ポイント、操作ポイントが多すぎるため、熟練運転員でも操作が難しく、うまく制御できていない箇所もあった。そこで、この部分は、多変数モデル予測制御を適用することとした。

2.3.1　多変数モデル予測制御

多変数モデル予測制御は、プロセスの入出力間の動的モデルを使い、現時刻より将来のプロセスの動きを予測し、その予測される動きをできる限り望ましい動きにするように操作量を決定し、この決定の手続きを、制御周期毎に繰り返し行う制御方法である。このシステムの操作変数は、各循環（TPA，LCO 循環，HCO 循環）流量であり、制御変数は塔頂循環流量である。制御変数と操作変数間の動特性が線形であると仮定されるならば、1 ステップ進めた後での出力（予測制御変数）は(2.1)式で与えられる。

$$y(t) = \sum_{j=1}^{m} \sum_{i=0}^{n} h(i, j) * u_j(t - i) \tag{2.1}$$

$h(i,j)$がステップ応答の係数で、$y(t)$が予測制御変数であり、$u_j(t)$は時間 t での j ステップ後の操作変数である。そして、n は回数である。

この制御方法の長所を以下に述べる。

(1) 操作変数の数が、制御変数の数より多い系でも適用可能。

(2) 無駄時間系、非線形系、多変数系に対しても同時に適用可能。

(3) 制御アルゴリズムの基本的考え方は、運転員にとって、イメージしやすく、ステップ応答モデルという理解しやすいモデルが使われている。

また、今回作成したモデルの一部を Fig.2.3 に示す。

Fig.2.3 の各モデルは横軸が時間、縦軸が従属変数値であり、独立変数をステップ状に変化させたときの従属変数の動特性（ステップ変化入力後の各整定時間が 90 分のモデル）を表している。

2.3.2　知識ルールベースシステム

知識ルールベースシステムは、熟練運転員の行っていた監視、操作手順を「ＩＦ～ＴＨＥＮ」形式のプログラムで記述し、ルール化したものである。(Fig.2.4)

例として最適冷却システム[1]の場合を述べると、

「冷却器周囲の制約状態を監視し、制約にかかっていない場合は、出口目標温度を下げながら、最適出口温度を探索し、最大熱量を回収し、制約にかかった場合は、戻し操作を行い制約を回避する。」といった制約範囲内での最適化を行うシステムである。このシステムは、熟練運転員の操作ノウハウを計算機に取り込むことを特徴としている。

2.3.3　制御構成

制御構成図を Fig.2.5 に示す。

全体としては、知識ルールベースシステムと多変数予測制御から成る複合制御である。

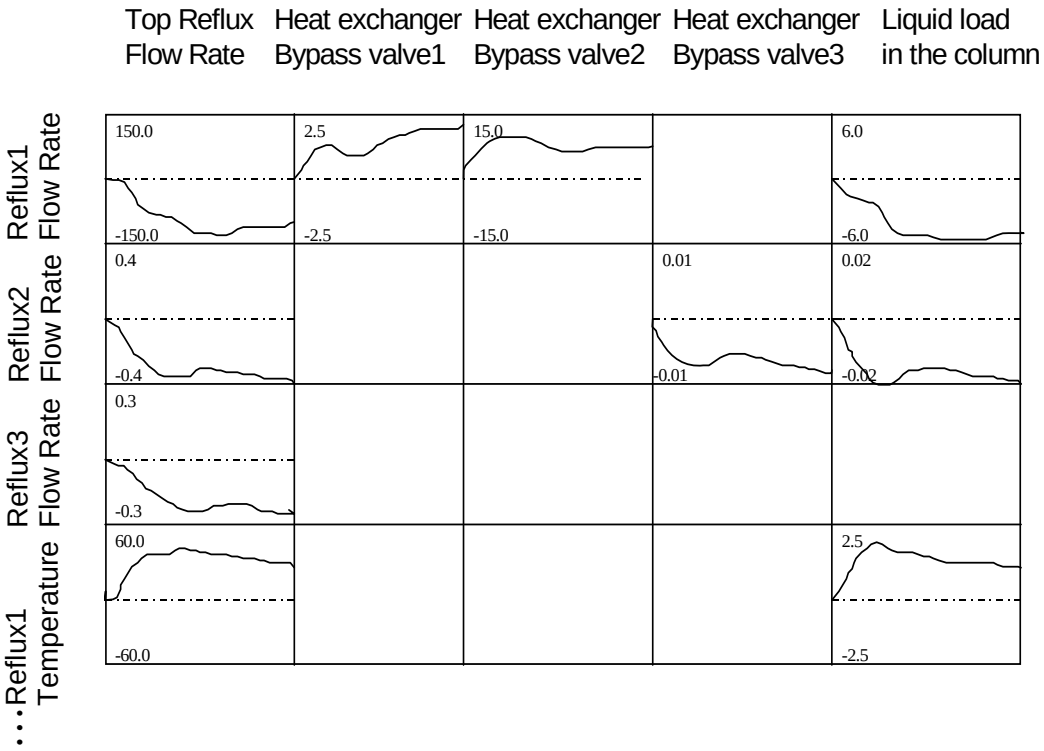


Fig.2.3.：制御モデル（一部）

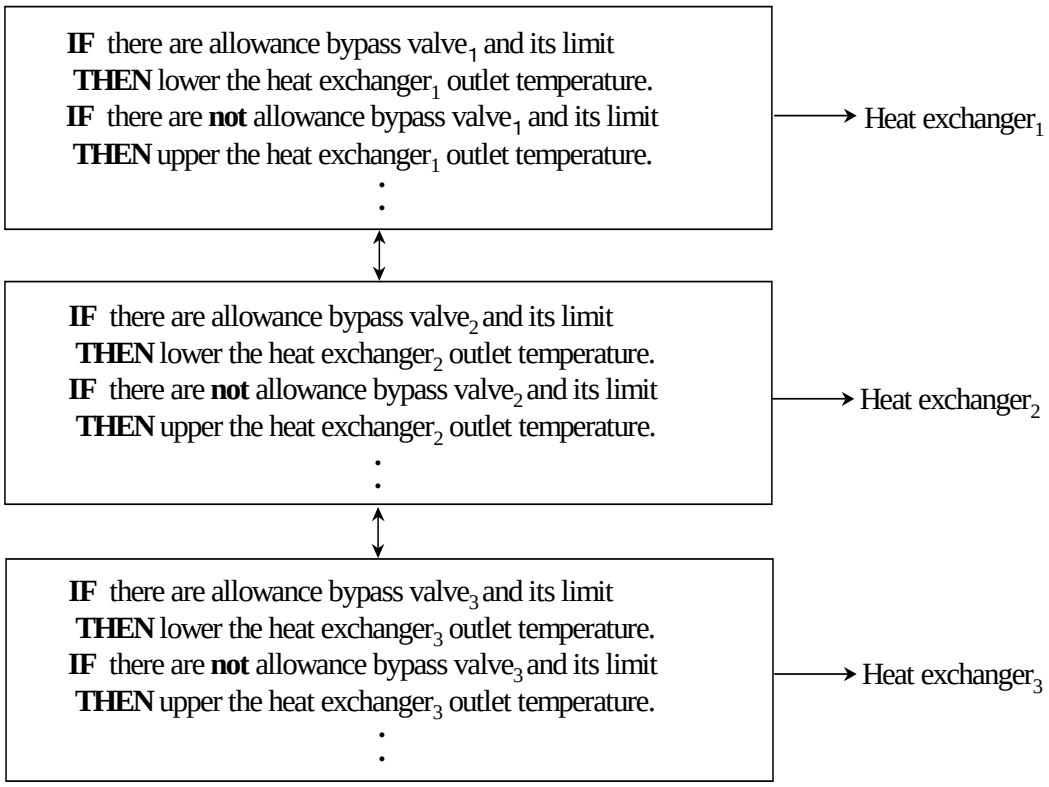


Fig.2.4. : 知識ルールベース

知識ルールベース部は、冷却器周囲の制約状態を監視し、制約にかかっていない場合は、出口目標温度を下げながら、最適出口温度を探索し、最大熱量を回収する。また、各循環温度の変化を、予測モデル部で検知し、塔頂循環流量に与える影響を予測して出力値を算出する。

予測モデル部では、外乱による流量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。

$$
\begin{aligned}
y(t) = {} & y(t\text{-}1) + u_{wt1}\Delta T_1(t\text{-}1) + u_{wt2}\Delta ref_1(t\text{-}1) \\
& + u_{wt3}\Delta T_2(t\text{-}1) + u_{wt4}\Delta ref_2(t\text{-}1) + u_{wt5}\Delta T_3(t\text{-}1) \\
& + u_{wt6}\Delta ref_3(t\text{-}1) + d(t\text{-}1)
\end{aligned}
\tag{2.2}
$$

u_{wti} がステップ応答の係数、$y(t)$が塔頂循環流量（予測制御変数）、$ref_i(t)$は各循環流量（操作変数）、$d(t)$は外乱、$Ti(t)$は時間 t での知識ベースシステムによる制御出力である各循環温度である。

目標値探索部では、線形計画法を用い、塔頂循環流量、各循環流量、各循環温度の状態を監視し、制約にかかっていない場合は、塔頂循環流量の目標流量を下げながら、最適目標流量を探索し、制約範囲内での最低流量を確保する。

各操作変数の設定値は、各操作変数の変化率Δu を基に式(2.3)の二次形式の最適計算を行うことで求める。

$$
J[\Delta u] = \mathrm{E}^{\mathrm{T}}\mathrm{QE} + \Delta u\mathrm{R}\Delta u \tag{2.3}
$$

E は予測誤差行列、Q は制御誤差の重み行列、R は入力の重み行列である。

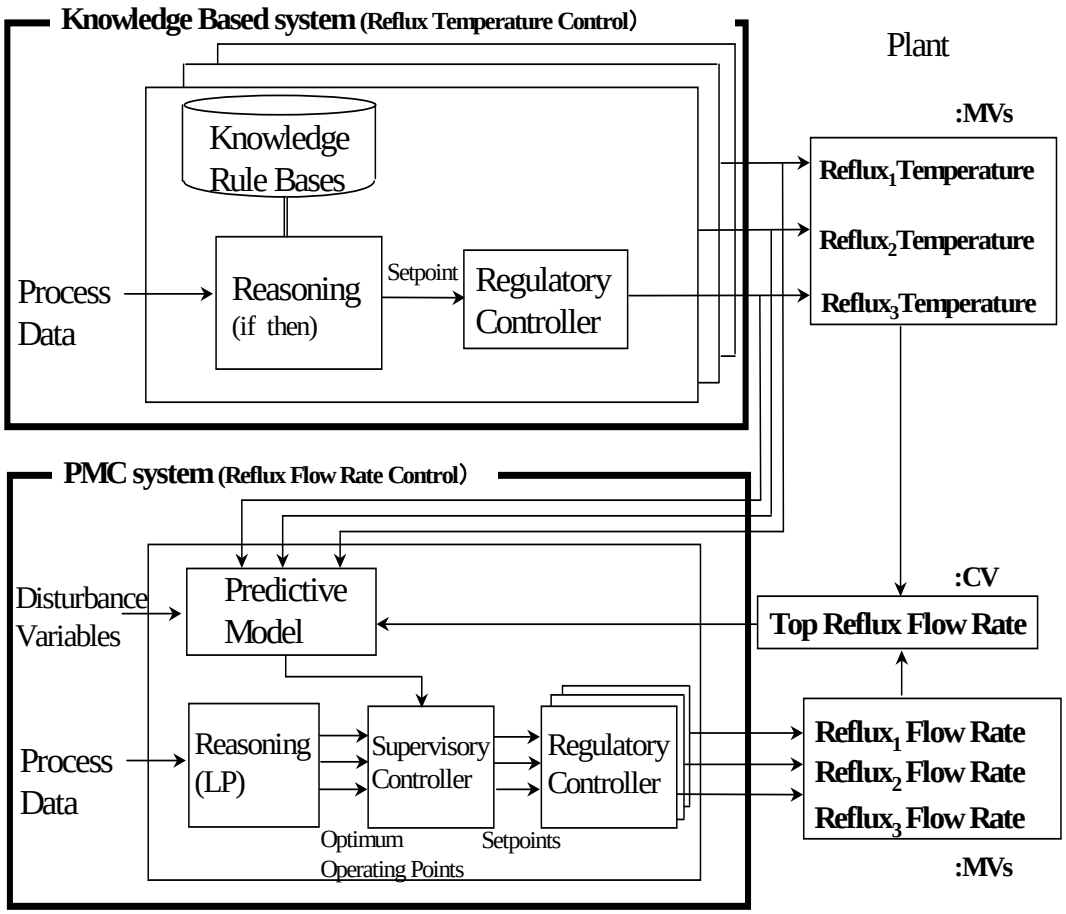

Knowledge Based system (Reflux Temperature Control)
Plant
:MVs
Knowledge
Rule Bases
Reflux1 Temperature
Reflux2 Temperature
Reflux3 Temperature
Process
Data
Reasoning
(if then)
Setpoint
Regulatory
Controller
PMC system (Reflux Flow Rate Control)
:CV
Disturbance
Variables
Predictive
Model
Top Reflux Flow Rate
Process
Data
Reasoning
(LP)
Supervisory
Controller
Regulatory
Controller
Reflux1 Flow Rate
Reflux2 Flow Rate
Reflux3 Flow Rate
Optimum
Operating Points
Setpoints
:MVs

Fig.2.5. : 制御構成図

評価関数 J を最小にする変化率の計算は、式(2.4)の最小二乗法を用いて計算する。

$$\Delta u = (A)^T QA + R^{-1} A^T QE \tag{2.4}$$

A はステップ応答モデルから成る行列である。より詳細な内容は、[20]、[21]によって示されている。

結果として、主分留塔、反応塔の低圧化が図れる。

知識ルール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 3 分である。

2.4 制御結果

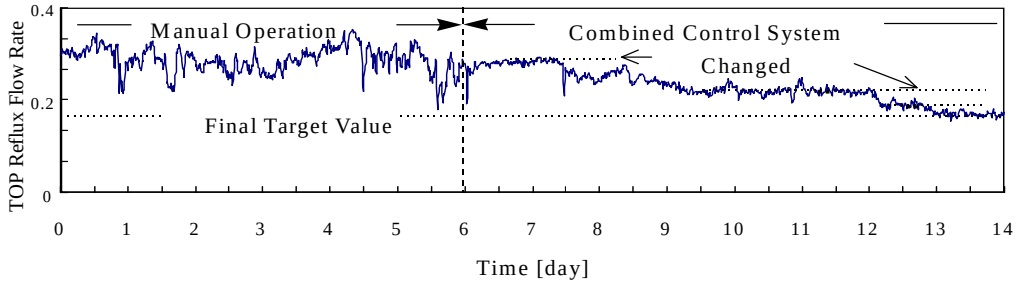
制御目標は、塔頂循環流量を最小にすることで、主分留塔および反応塔圧力を最小化することである。

複合制御導入前後の 12 時間のデータで塔頂循環流量の標準偏差 σ の比較を行った。複合制御導入前後のデータを Fig.2.6 に示す。

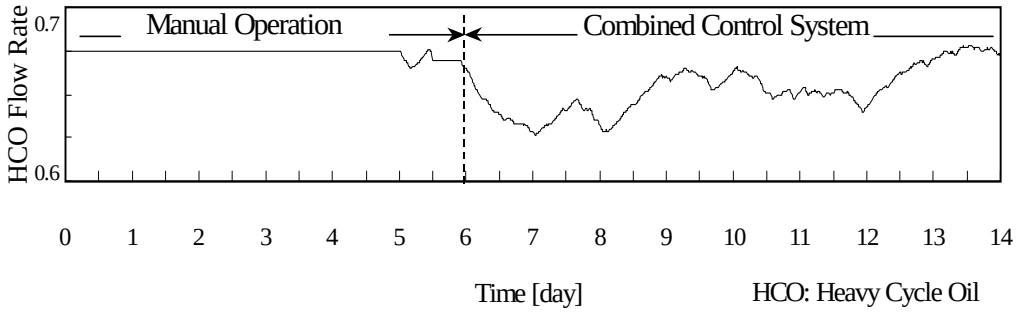
(1) 複合制御導入前（12 時間の 1 分データ） σ = 56.6 [kl/day]

(2) 複合制御導入後（12 時間の 1 分データ） σ = 15.2 [kl/day]

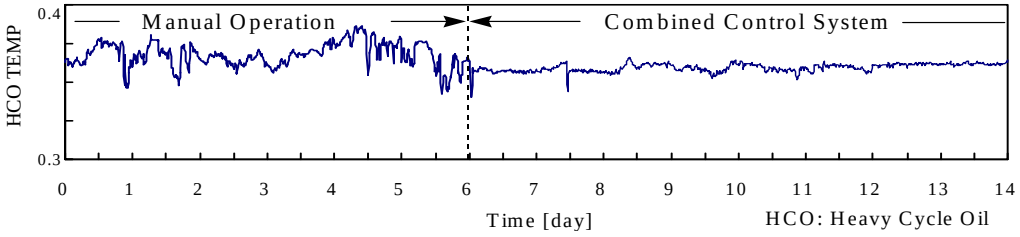
また、複合制御導入前後の 1 ヶ月分のデータ （デイリーデータ）で塔頂循環流量、反応塔圧力、触媒投入量の変化を Fig.2.7 で示す。



(a)　塔頂循環流量（制御変数）



(b) HCO 循環流量（操作変数）



(c) HCO 循環温度（操作変数）

Fig.2.6.：複合制御導入前後の 14 日間データ

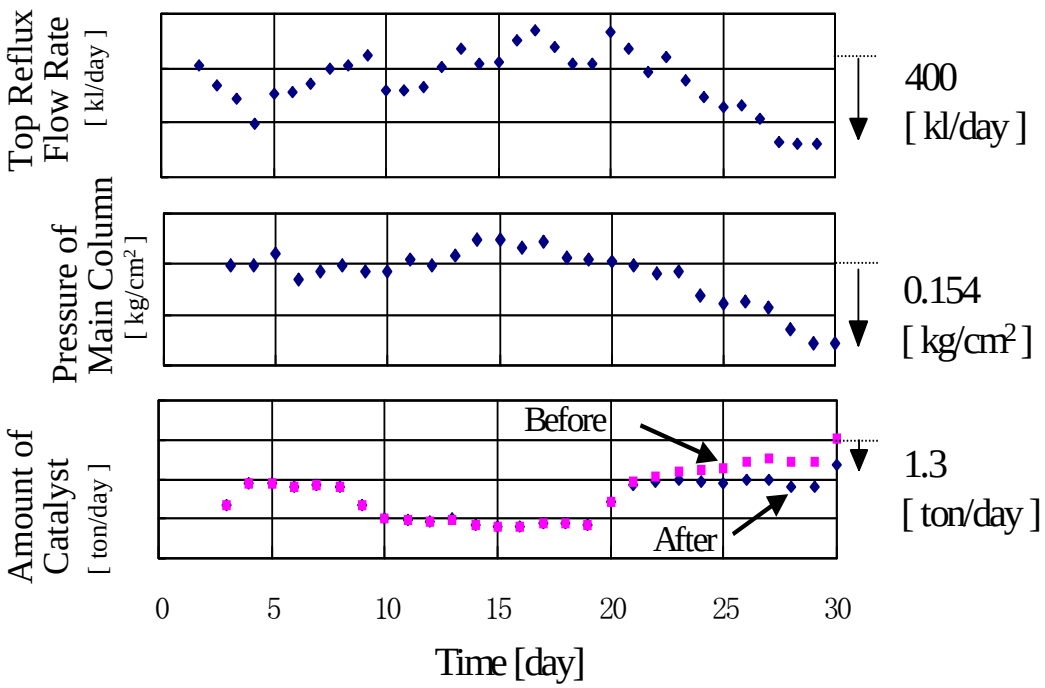


Fig.2.7.：複合制御導入前後の１ヶ月間データ

以上の複合制御導入前後の制御性能の比較を Table 2.1 にまとめる。

Table 2.1. : 複合制御導入前後の制御性能の比較

	Deviation in Top Reflux Flow Rate	Feed Rate of Catalyst	Reflux Flow Rates Control
Before	56.6 (Standard Deviation)	Base	Manual and Sequential Control
After	15.2 (Standard Deviation)	– 1.3 ton/day	Simultaneous Control

以上のデータから、

(1) 塔頂循環流量の変動幅は、複合制御導入前の1/3程度に軽減され、目標値張り付けが可能となり、塔頂循環流量が半減できた。

(2) 塔頂循環流量が半減できた結果、主分留塔、反応塔の低圧化が図れた。

(3) 主分留塔、反応塔の低圧化が図れた結果、触媒投入量削減を主として、9000 kl/年(C重油換算)の経済的効果が得られた。

(4) また、反応効率の改善により、装置の能力増強にも繋がった。

以下に適用した結果として得られた本複合制御システムの特徴を挙げる。

(1) 知識ルールベースシステムは、熟練運転員の判断をルール化したものであるため、運転員に馴染み易い。

(2) 多変数モデル予測制御は、応答が速く、監視ポイント、制御ポイントが多いため熟練運転員が調整困難なものに対しても有効である。

(3) 多変数モデル予測制御のみの構成とするより、動特性テスト工程および構築時間が短縮でき、またチューニングが容易である。

2.5 まとめ

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は、高価な触媒を削減したいという強いニーズがあった。触媒の低減には主分留塔の圧力を下げることが効果的であるが、この圧力制御には大きな時間遅れ、大きな無駄時間を伴う非線形性、各操作量間の相互干渉等の問題を克服する必要があった。

本章では、運転員が経験を基に制御しているところに知識ルールベースシステムを適用し、監視ポイント、操作ポイントが多すぎるため、熟練運転員でも操作が難しく、うまく制御できていない部分は、多変数モデル予測制御を適用した複合制御システムを提案した。

提案した制御システムを重油流動接触分解装置主分留塔の圧力制御に適用し、定常時から運転モード切替えなどの過渡状態まで、常時装置全体を低圧化することで触媒投入量の削減が可能となり、コスト低減・省力化などの大きな効果が得られた。

第 3 章

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

3.1　はじめに

第 2 章では、重油流動接触分解装置において、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を用いる複合制御システムを提案した。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、相関解析、PLS(Partial Least Squares)回帰分析[42]や主成分分析[43,44]等の手法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。

本章では、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[46]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。本研究では、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。

以上を踏まえ、3.2 節では、装置概要と制御系適用における問題点を述べる。3.3 節では、提案する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について述べる。3.4 節では、提案する手法を適用し、その結果を示す。3.5 節では、提案する手法を適用した結果の考察を示す。3.6 節で、本章をまとめる。

3.2 制御システム

3.2.1 装置の概要

重油流動接触分解装置については、2 章と同様であるが、本章での研究対象となる酸素濃度分析計の位置を Fig.3.1 に示す。触媒が完全に再生されているかどうかを、再生塔上部の酸素濃度分析計で監視している。酸素濃度は、原料油流量、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、供給エアー流量により制御している。

3.2.2 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、2 章と同様の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とした。制御システム構成図を Fig.3.2 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、第一再生塔エアー流量を上げながら、最適エアー流量を探索し、第一再生塔での再生効率を最大にする。同時に、第二再生塔エアー流量を下げながら、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。

3.3 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り、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。

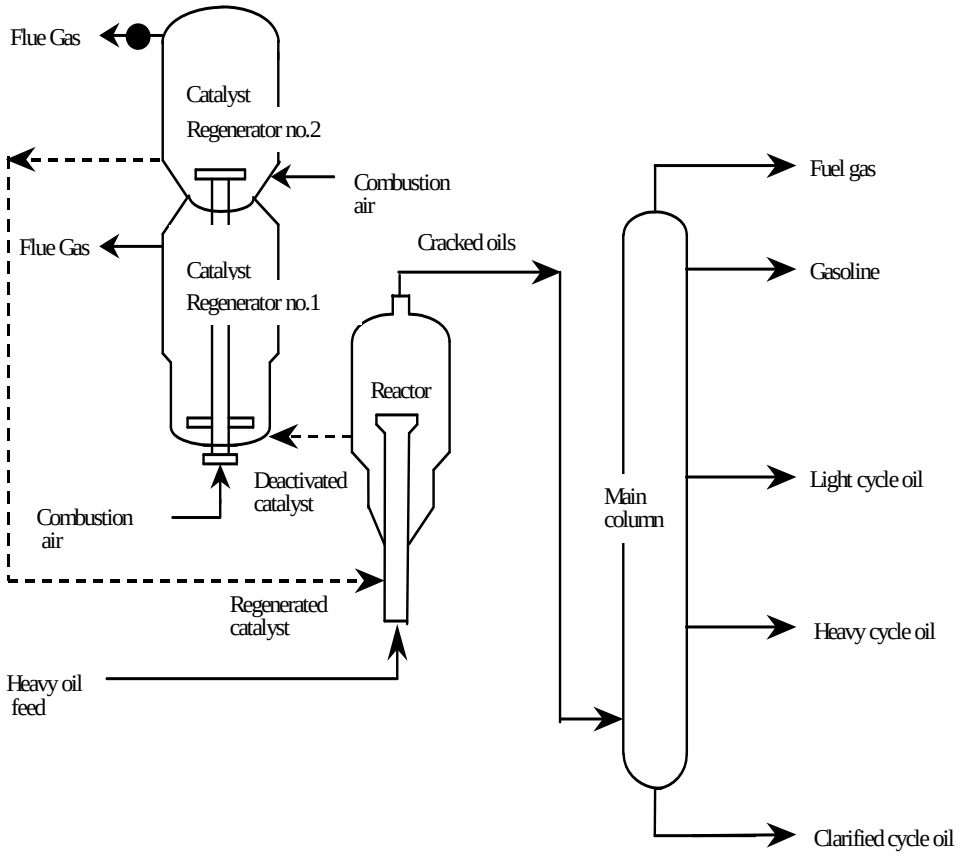


Fig.3.1.：重油流動接触分解装置酸素濃度分析計の位置(●)

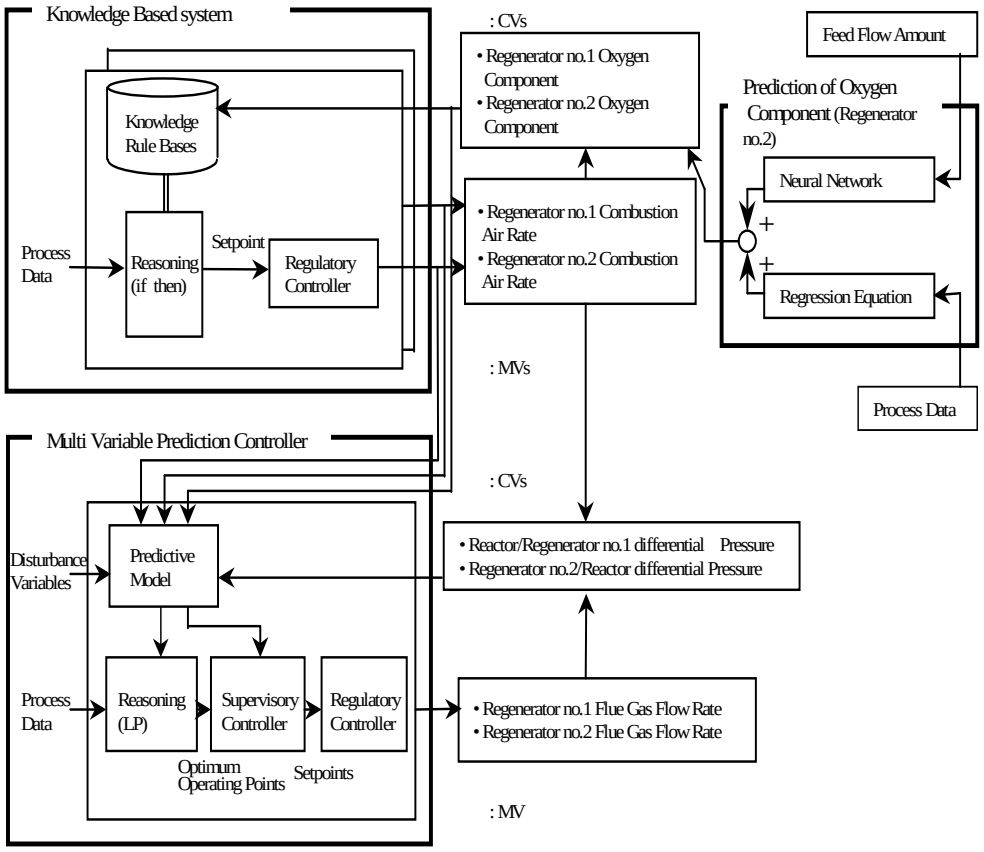


Fig.3.2.：酸素濃度推定器を導入した再生塔/反応塔系複合制御システム

(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、まず従来法である相関解析、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。

本研究では、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。本研究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。本研究の手法は以下の通りである。

a. 相関解析を行い、目的変数への相関の高い変数を選定する。

b. この相関の高い変数の内、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。

相関解析の結果、酸素濃度への相関の高い変数の内、非線形性を持つ変数として原料油流量が選定された。この原料油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、入力層は原料油流量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。Fig.3.3はニューラルネットワークにより同定した原料油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、原料油流量のみを置き換えることとした。

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原料油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 ,⋯,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。

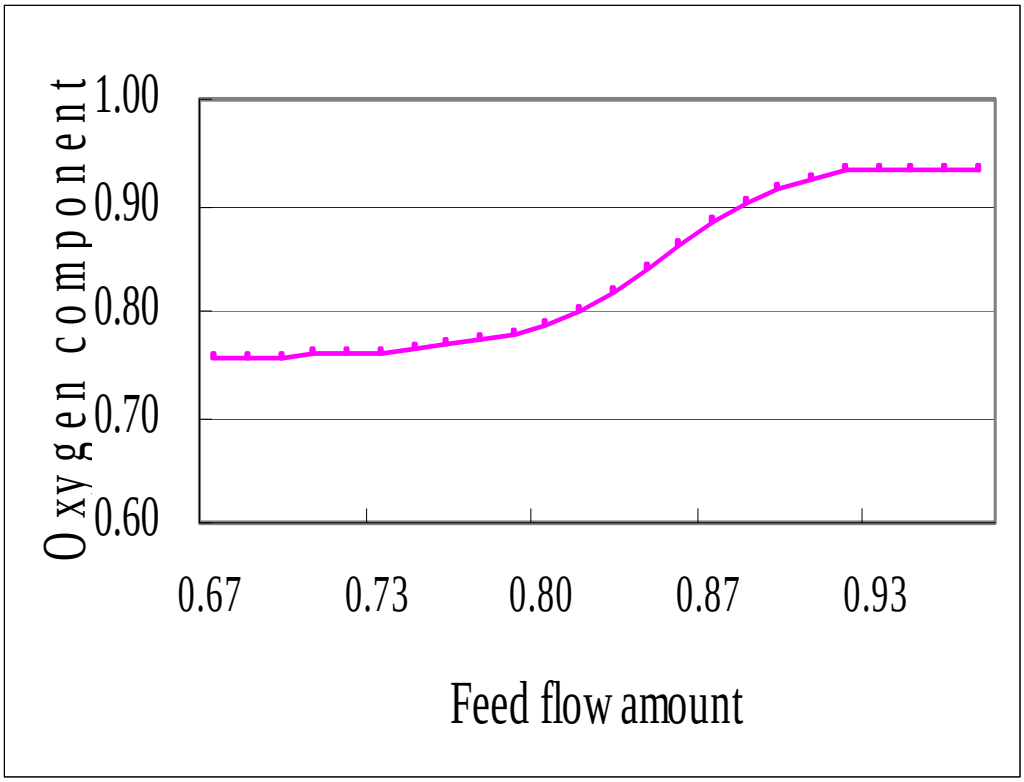


Fig.3.3.：ニューラルネットワークによる酸素濃度推定モデル

$$\hat{y} = a_0 + a_1 b_1 x_1 + a_2 b_2 x_2 + \cdots + a_n b_n x_n \tag{3.1}$$

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。

$$J = \frac{\sum_{j=1}^{m} (y_j - \hat{y}_j)^2}{(m - p - 1)} \tag{3.2}$$

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。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。

今回使用した原料油流量以外の関連のある変数は、原料油温度、第一、第二排ガス流量をはじめ 31 個(Table 3.1)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。

Table 3.1.：　酸素濃度に関連のある変数（原料油流量を除く）

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、酸素濃度と原料油流量から推定した酸素濃度との差と相関の高い 4 変数（原料油温度、触媒循環量、塔頂リサイクル流量、第一、二再生塔トータル供給エアー流量）が選定された。この 4 個の変数の回帰式出力 $\hat{y}$ を原料油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。Fig.3.4 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。

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（Fig.3.5）。そこで最終的には、塔頂リサイクル流量変数を外し、原料油温度、触媒循環量、第一、二再生塔トータル供給エアー流量からなる 3 個の相関の高い変数を選定した（Fig.3.6）。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。

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 Fig.3.7 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。Fig.3.2 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。

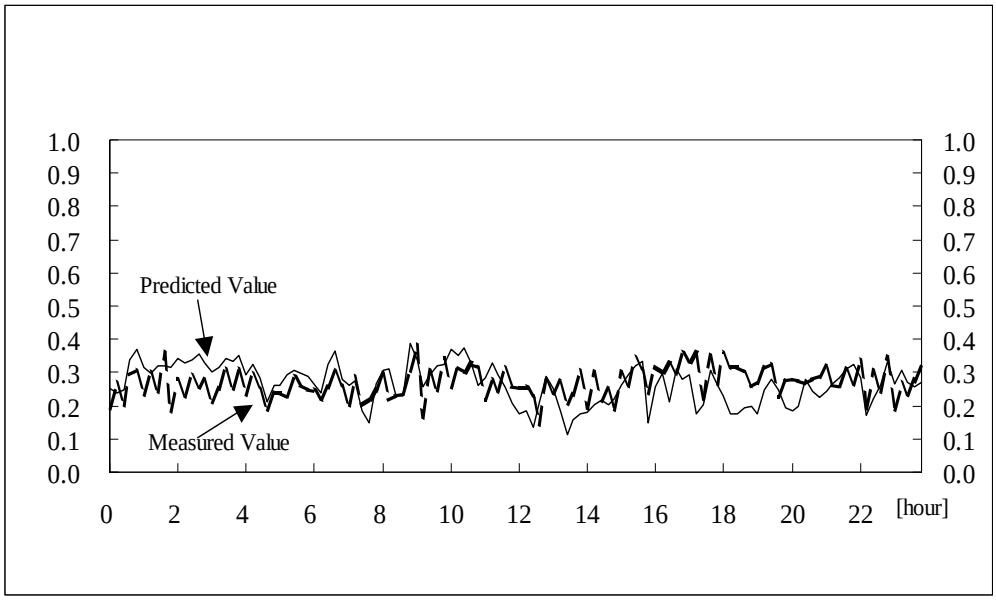


Fig.3.4.：酸素濃度の分析値と推定値の比較（4 変数）

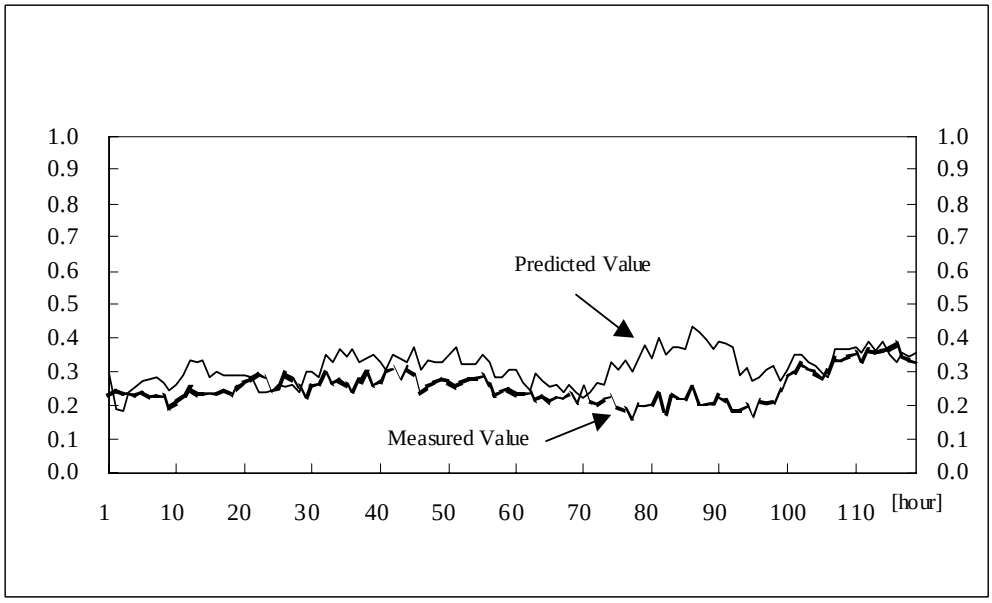


Fig.3.5.：塔頂リサイクル流量ゼロのときの推定酸素濃度結果

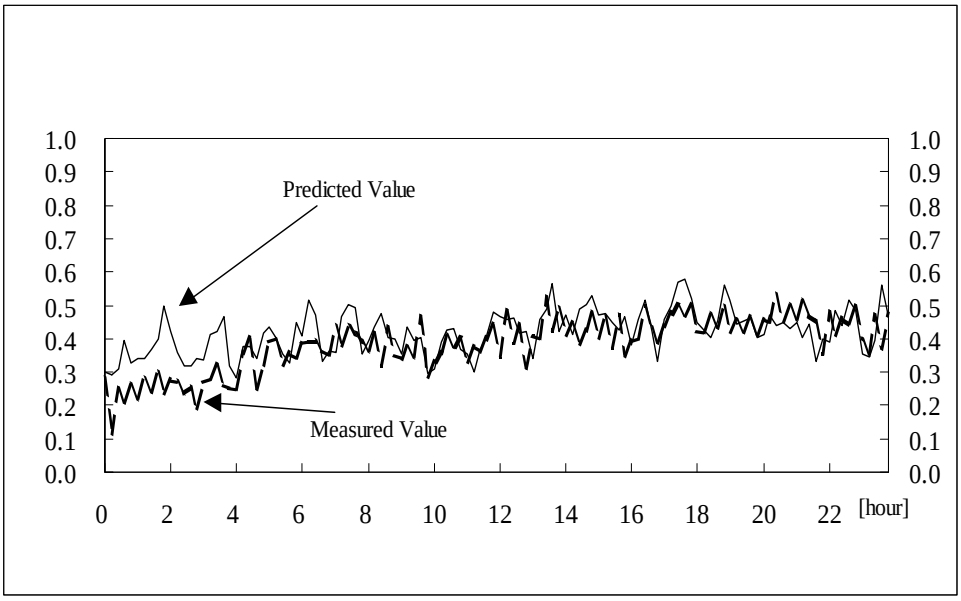


Fig.3.6.：酸素濃度の分析値と推定値の比較（3 変数）

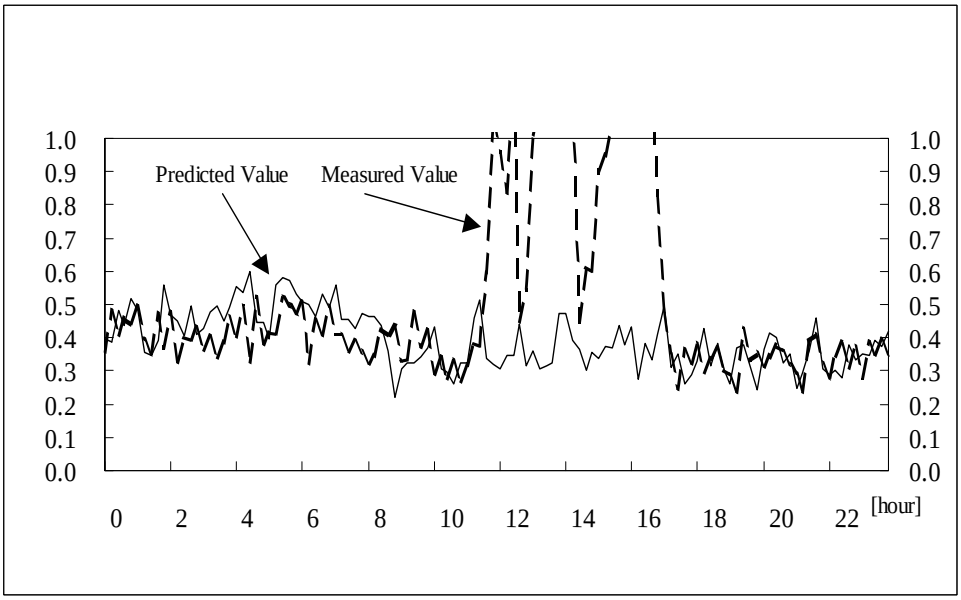


Fig.3.7.：酸素濃度の分析異常値と推定値の比較

3.4 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、供給エアー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。Table 3.2 にその結果を示す。

Table 3.2. : 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

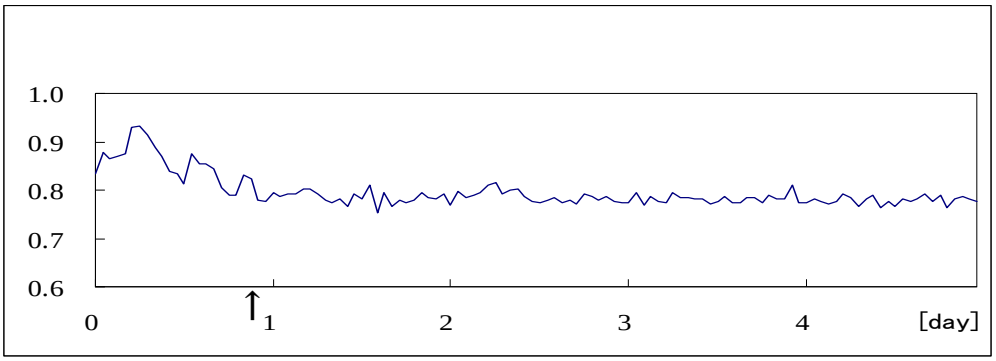
	Standard Deviation（σ）
Before	２．６１ [kpa]
After	０．６５ [kpa]

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 Fig.3.8 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。

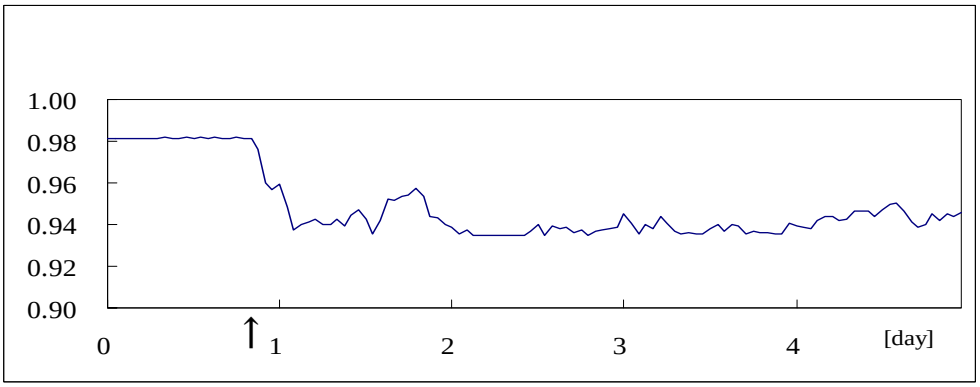
以上のデータから、下記の結果が得られた。

(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。

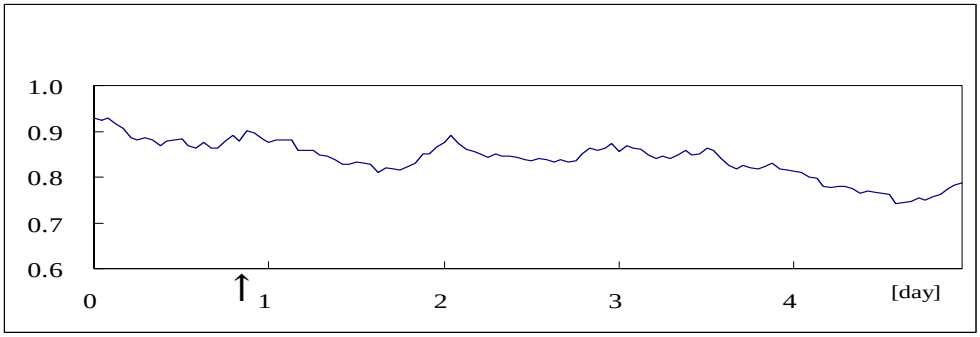
(2) 差圧の安定化が図れた結果、第一再生塔使用電力量は、約300kwh/年の削減ができ、経済的効果が得られた。



(a)　反応塔／再生塔差圧（制御量）



(b)　第一再生塔圧力（操作量）



(c)　第一再生塔ブロワ消費電力

Fig.3.8.：本制御システム使用前後の手動運転と自動運転の比較

(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。

3.5 考察

本研究で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（Fig.3.9）。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。

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。本研究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、本研究の方法により得られた推定式は現場に受け入れられた。

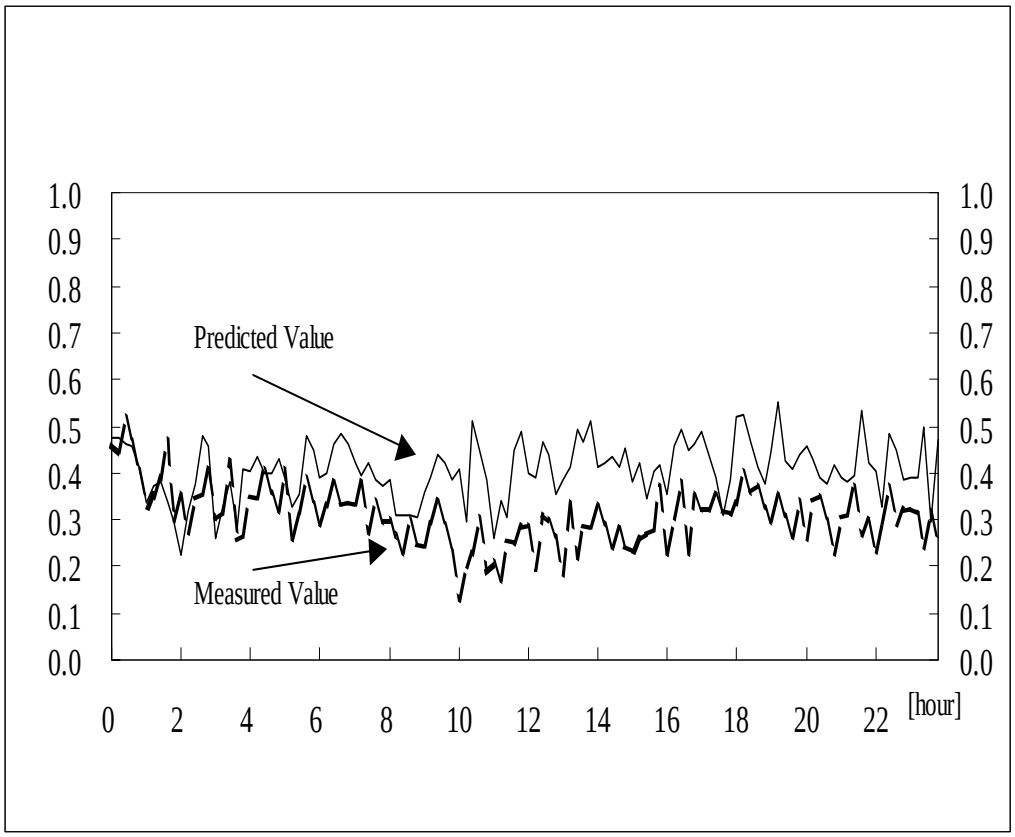


Fig.3.9.：原料油切り替え時の酸素濃度の分析値と推定値の比較

3.6 まとめ

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。本研究では、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。

第 4 章

ＩＤ３と相互情報量に基づくファジィ分割を用いた酸素濃度推定モデル同定法

4.1　はじめに

第 3 章では、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研究がなされ、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した。しかし、原料油が切り替わる等の外乱が入った場合には、推定誤差を生じることがある。そこで、運転状況に応じてモデルを切り替える手法の開発が望まれた。運転データから効率的に対象特性を種別化し、特徴を抽出する方法に ID3[47,48,49]がある。ID3 は、知識工学分野における重要な手法の一つであり、決定木を利用した効率的知識獲得方法として広く用いられ、これまでにも多くの研究がなされてきた。ID3 は、属性の数値区間分割をクリスプに行うため、数値区間の境界部分で境界の両側モデルをステップ的に切り替えることになり、両モデル間で推定値が大きく異なる場合には推定誤差を生じてしまう。そのため、この数値区間境界に人の経験を基にするファジィ分割を導入したファジィ ID3[53,54,55]が研究されている。しかし、人の経験が十分でない場合には、ファジィ ID3 は適用できないという問題があった。

本研究では、相互情報量を基にした、ファジィ分割法を提案する。各分割領域の後件部には線形回帰式を同定し、ファジィモデルを構築する。従来のファジィ ID3 が、熟練者の経験ノウハウを基にファジィ分割を行うのに対して、本手法は、データの持つ情報量を基にファジィ分割を行うことで、人の経験的知識が十分に得られない場合に有効である。本手法は状況に応じて複数の回帰式をファジィ的に切り替えることで酸素濃度の推定精度を向上させている。本手法により得られた酸素濃度推定モデルにより、反応塔／再生塔系の低圧化制御システムの連続稼働が可能となり、電力削減、省力化などの大きな効果が得られた。

以上を踏まえ、4.2 節では、制御システム適用にあたっての問題点を述べる。4.3 節では、提案する ID3 とファジィ分割アルゴリズムについて述べる。4.4 節では、提案する ID3 とファジィ分割アルゴリズムを適用し、その結果を示す。4.5 節で、本章をまとめる。

4.2　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となっている。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。そのため、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開発したが、原料油が切り替わる等の外乱が入った場合には、推定誤差が大きくなるという問題があった。

Fig.4.1 はこの様子を示す。酸素濃度の値は 3.2.1 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。図中の矢印の時点で原料油の切り替えが発生し、その後徐々に推定値は分析値からずれていっている。原料油の切り替え等によりプラントの特性が変わってしまう場合には、複数の線形回帰式を状況に応じて切り替えることが有効となる。そこでの課題は、異なる状況に関する情報を含む属性の選択法と、それら属性値の空間分割法の開発である。

4.3　ID3 とファジィ分割を用いた酸素濃度推定モデルの同定

4.3.1　ID3 とファジィ分割

ID3 は平均情報量と獲得情報量(Information gain)を用い、事例を分類することにより、重要な属性の選択を行いながら決定木を生成する手法である。その基本原理は獲得情報量の期待値の最大化であり、「不確かさ」、「あいまいさ」、「乱雑さ」などを最小限に抑えるものである。また、情報量の概念を用いることで他の決定木作成アルゴリズムよりルール作成のための分割回数を少なくすることができる。

しかし、ID3 は、属性値としてシンボルしか取り扱うことができないという問題があった。そこで属性値が数値である場合にも適用可能となるように ID3 を拡張する研究が行われてきた。この手法では属性値の区間分割はクリスプになされている。この数値区間分割を熟練者のノウハウを用いてファジィ化するファジィ ID3 に関する研究が進められている[53,54,55]。

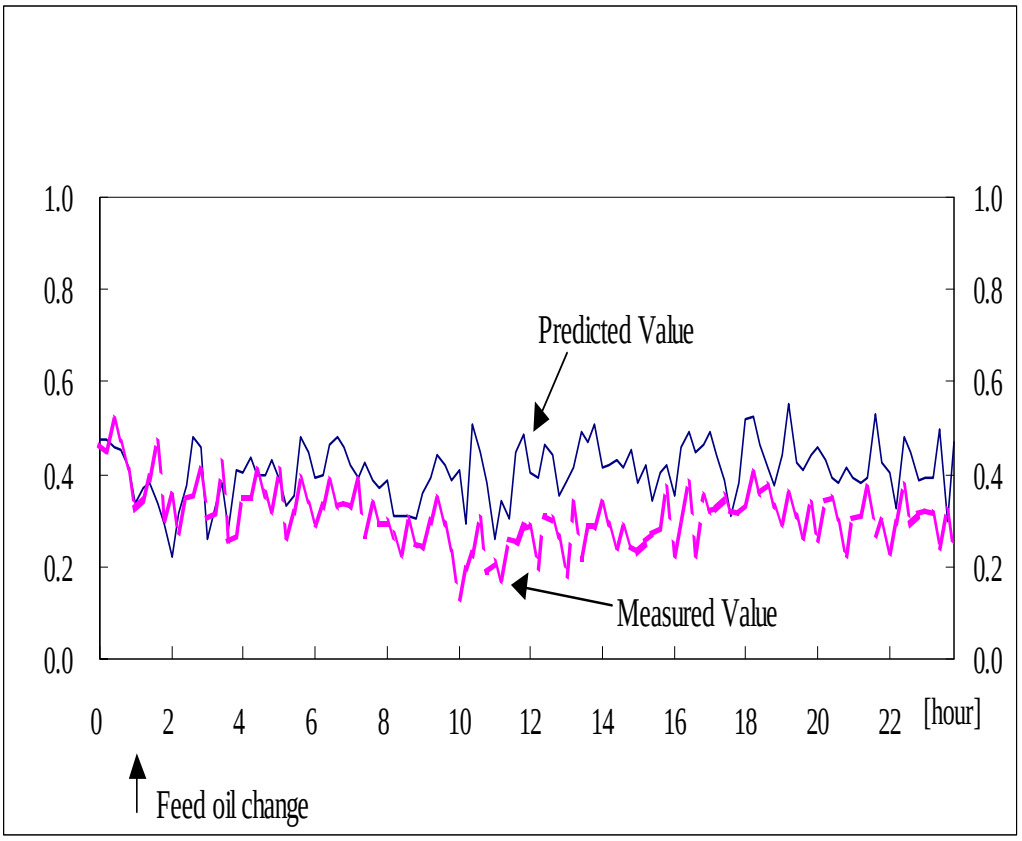


Fig.4.1.：原料油切替の外乱が入った場合の酸素濃度の
分析値と推定値の比較

しかし、ファジィ ID3 では熟練者のノウハウが得られない状況では、ファジィ分割を行うことができないという問題があった。そこで、ID3 で用いられる相互情報量を基にしてファジィ分割を行うことが有効ではないかと考える。

本手法では、まず属性の分類に ID3 を用い、次にこの数値区間境界に、情報量を基にしたファジィ分割を適用する。この手法では情報量の期待値の形状を利用してメンバーシップ関数を形成するため、熟練者の知識を必要とすることなくファジィ分割を行うことができ、しかも、従来の ID3 に比べて滑らかに境界の両側のモデルを補間できる。

4.3.2　ファジィ分割のためのアルゴリズム

データ集合を D とする。D に属する各データはそれぞれ $C_1, C_2, \cdots, C_n$ の n 個のクラスのいずれかに属している。各データは $A_1, A_2, \cdots, A_l$ で表される l 個の属性を持つ。属性 A_i に対して、$F_{i1}, F_{i2}, \cdots, F_{ij}$ は属性値の集合とする。

相互情報量 $G(A_i, D)$は次のように求められる。

$$G(A_i, D) = I(D) - E(A_i, D) \tag{4.1}$$

$$I(D) = -\sum_{k=1}^{n} (p_k \cdot \log_2 p_k) \tag{4.2}$$

$$E(A_i, D) = \sum_{j=1}^{m} p_{ij} \cdot I(D_{ij}) \tag{4.3}$$

$$p_k = \frac{|D_{c_k}|}{|D|} \quad 、\quad p_{ij} = \frac{|D_{F_{ij}}|}{|D_a|} \tag{4.4}$$

$G(A_i,D)$:　属性 A_i で分類後の相互情報量

$I(D)$:　データ集合 D の情報量

$E(A_i,D)$:　属性 A_i で分類後の情報量の期待値

p_k:　D に属するデータに対して、クラス C_k が出現する確率

p_{ij}:　属性 A_i に対して、属性値 F_{ij} が出現する確率

（ただし、$|D|$、$|D_a|$は分類する前後の全データ集合からの各データ数の総和）

触媒循環量に関して求めた情報量の期待値 E を Fig.4.2 に示す。触媒循環量の値は 3.2.1 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。Fig.4.2 は触媒循環量を 2 つの区間に分け、その境界点を触媒循環量上で掃引することにより得た情報量の期待値の変化の様子である。情報量の期待値の変化を算出する際には、酸素濃度を 0.1%毎に離散化し、20 クラスに分割した。ID3 では、この情報量の期待値の最も小さくなる点で属性値の区間をクリスプに 2 つに分割する。この分割された数値区間境界がクリスプであるため、境界上で推定モデルを切り替える際に、推定値がステップ的に変動する。Fig.4.2 の例に見られるように、この境界近傍の情報量の期待値には急峻な変化は見られない。そこで、この値の最小値の点で属性値をクリスプに分割するよりも、むしろ情報量の期待値の変化に応じてファジィ分割をすることが、この推定値のステップ的な変化の抑制に有効と考えられる。Fig.4.2 の情報量の期待値の形状を基に作成したメンバーシップ関数を Fig.4.3 に示す。

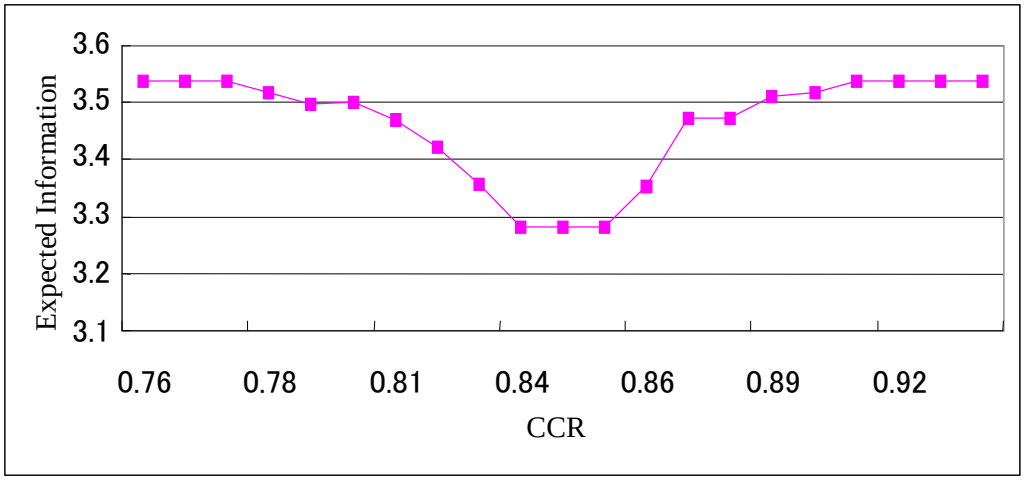


Fig.4.2.：触媒循環量(CCR)の情報量の期待値

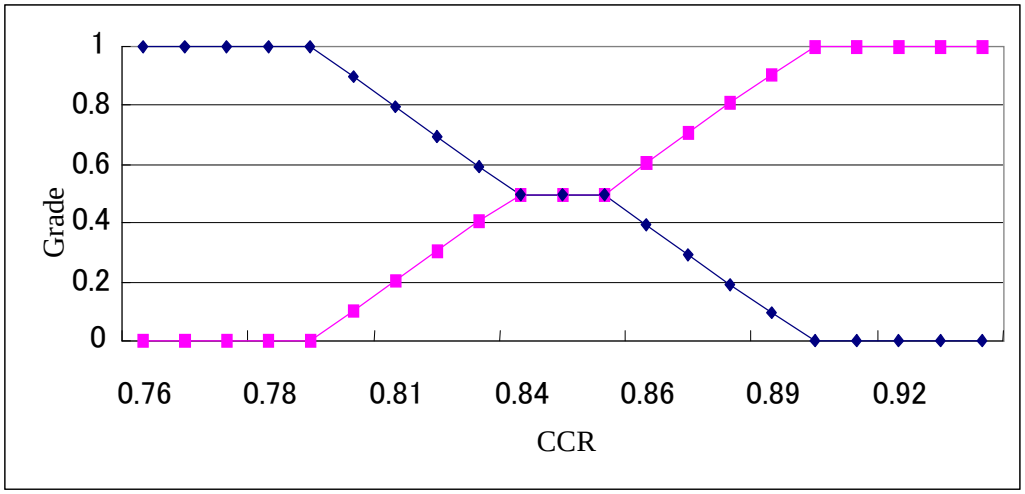


Fig.4.3.：得られた触媒循環量(CCR)のメンバーシップ関数

このメンバーシップ関数は、情報量の期待値の最も小さい辺りのグレードを 0.5 とし、また、情報量の期待値が大きくなる辺りを 1 として、その間を直線で補間して作成し、属性値である触媒循環量をファジィ分割している。

4.3.3　酸素濃度推定モデルの同定

原料油切り替えが発生しても推定精度が低下しない酸素濃度推定式を作成するために、先ず酸素濃度に関する属性の中に原料油切り替えの影響を持つ属性を抽出できないかと考えた。文献[46]で酸素濃度と相関が大きくかつ非線形である成分として原料油流量を選定し、この原料油流量と酸素濃度の関係をニューラルネットワークで同定している。原料油流量は原料油切り替えの影響を受けないので、本研究でもこのニューラルネットワークをそのまま用いることにした。次に、残りの属性に対して ID3 を用い、「触媒循環量(CCR)」中に獲得情報量の変化する個所を 2 箇所見出した。また、獲得情報量の期待値が大きい属性として、「触媒循環量(CCR)」に加えて「原料油温度(CFT)」の 2 属性に着目した。ID3 による各属性の数値区間分割の境界値は Fig.4.4 に示すように、「触媒循環量(CCR)」0.844、0.877、「原料油温度(CFT)」0.597 となった。それぞれの値は 3.2.1 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。

ID3 の結果からこの 2 属性を Fig.4.5 に示す 4 つの領域に分割し、その領域に対応する出力値（酸素濃度値）を基にした酸素濃度推定式を線形回帰式により作成した。作成した 4 つの領域に対応する酸素濃度推定式を次に示す。

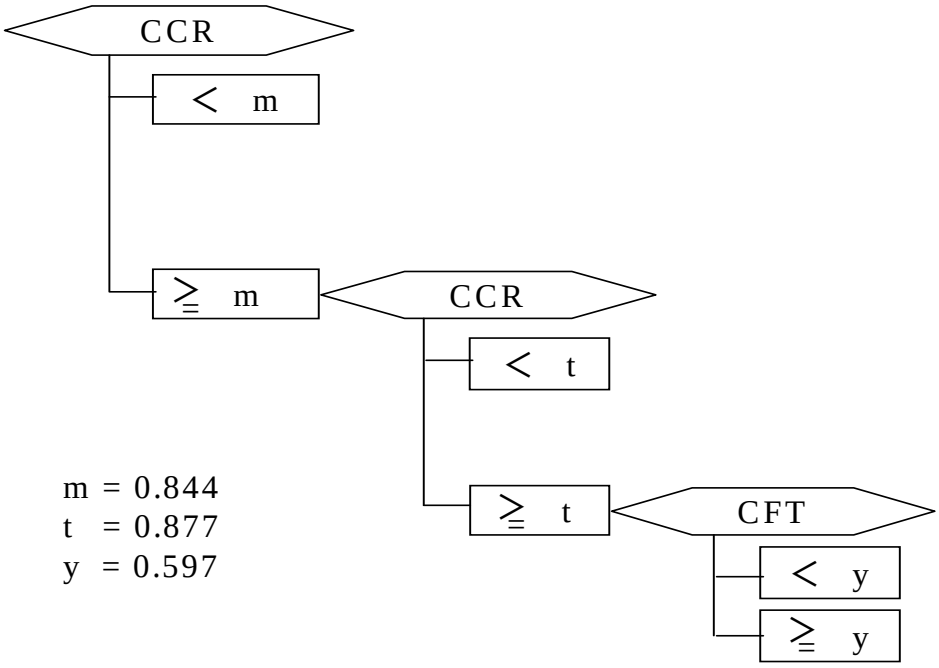


Fig.4.4. : ID3 による決定木

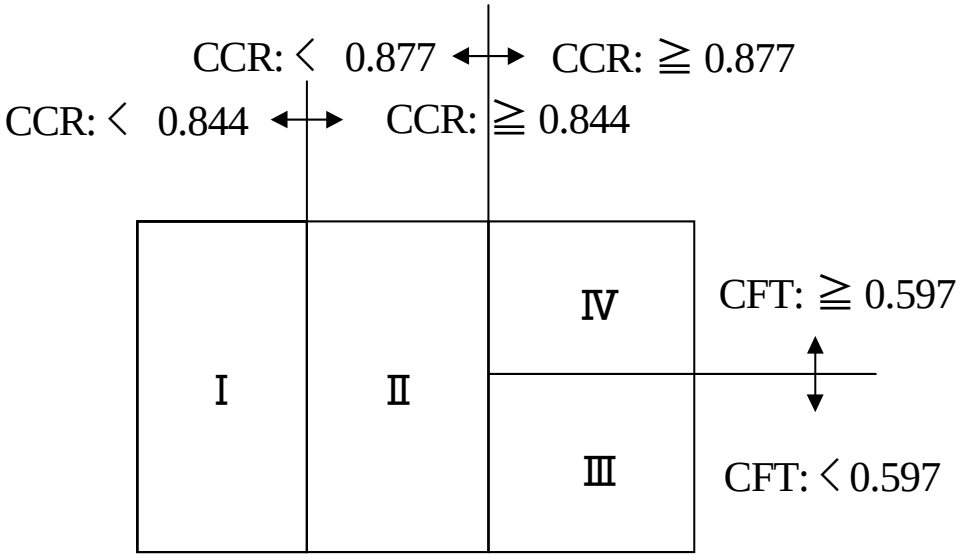


Fig.4.5. : ID3 による領域分割

$$\text{Ⅰ}: y_1 = -0.3434 * x_1 + 0.1330 * x_2 + 0.0058 * x_3 - 10.2773 \tag{4.5}$$

$$\text{Ⅱ}: y_2 = 0.00385 * x_3 - 3.60132 \tag{4.6}$$

$$\text{Ⅲ}: y_3 = -0.47649 * x_1 + 0.08686 * x_2 + 8.69866 \tag{4.7}$$

$$\text{Ⅳ}: y_4 = -0.3014 * x_1 + 0.10728 * x_2 + 0.16842 * x_4 - 29.9507 \tag{4.8}$$

x_1:触媒循環量, x_2:原料油温度, x_3:LPG 流量,
x_4:供給エアー流量

得られたモデルによる推定結果を Fig.4.6 に示す。以下、酸素濃度の値は 3.2.1 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。

ID3 は、得られた属性の数値区間分割をクリスプに行うため、数値区間の境界部分で推定値が大きく変動し、推定誤差を生じる。そのため、この数値区間境界部分に相互情報量を基にしたファジィ分割を用いることとした。

触媒循環量を 2 つの領域に分割するときの情報量の期待値は Fig.4.2 のようであった。触媒循環量=0.844 を分割点とするとき、この情報量の期待値は最小となり、ID3 ではこの点を分割点として選定した。本研究ではこの情報量の期待値を基に、Fig.4.3 に示すメンバーシップ関数を設定した。触媒循環量が 0.844 より大きな領域に注目して、この領域をさらに 2 つに分割する情報量の期待値は Fig.4.7(a)に示すようであった。そこでこの領域におけるメンバーシップ関数を Fig.4.7(b)のように設定した。

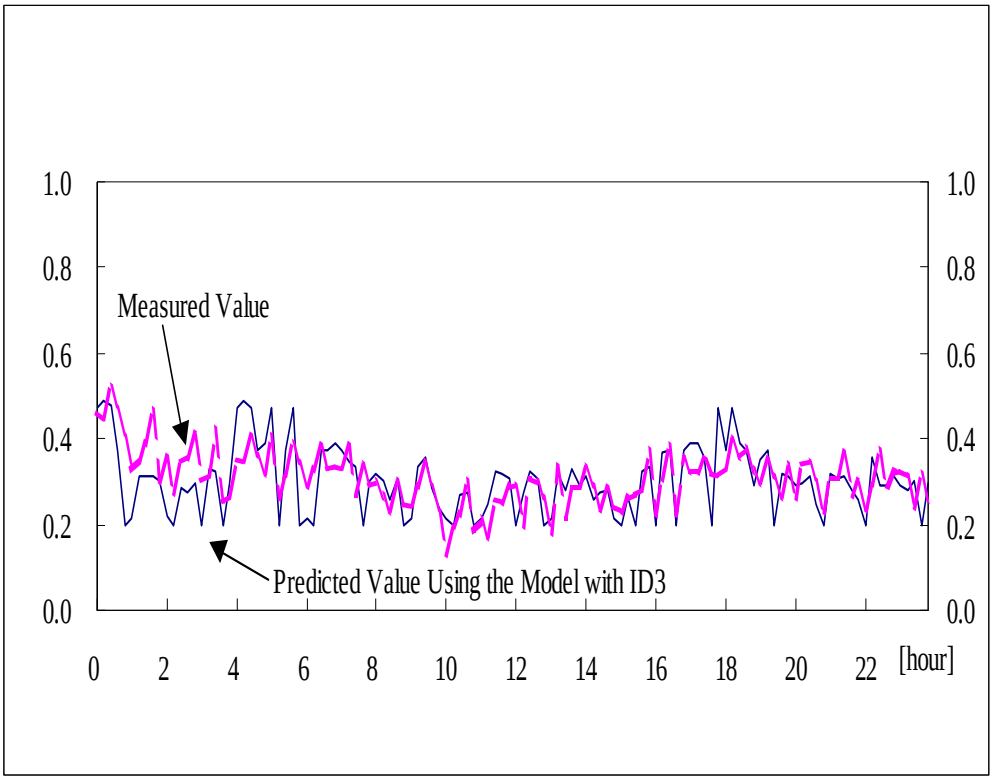
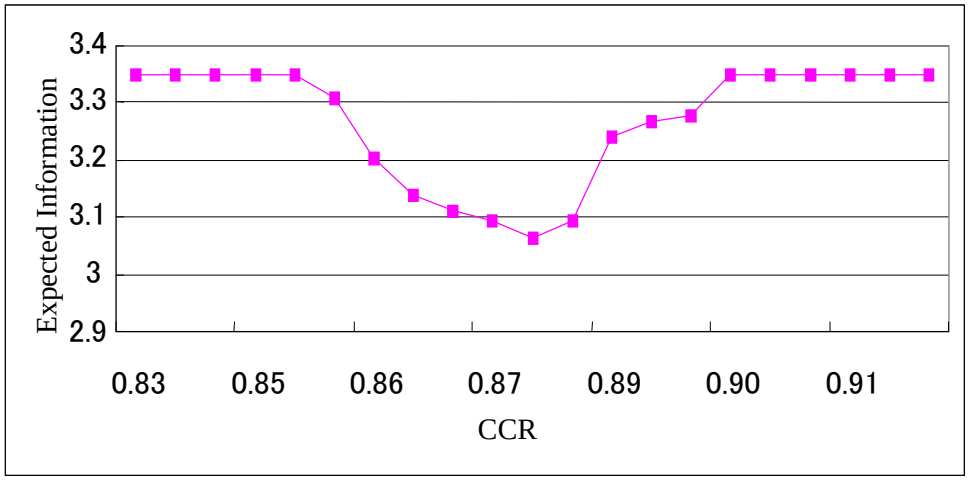
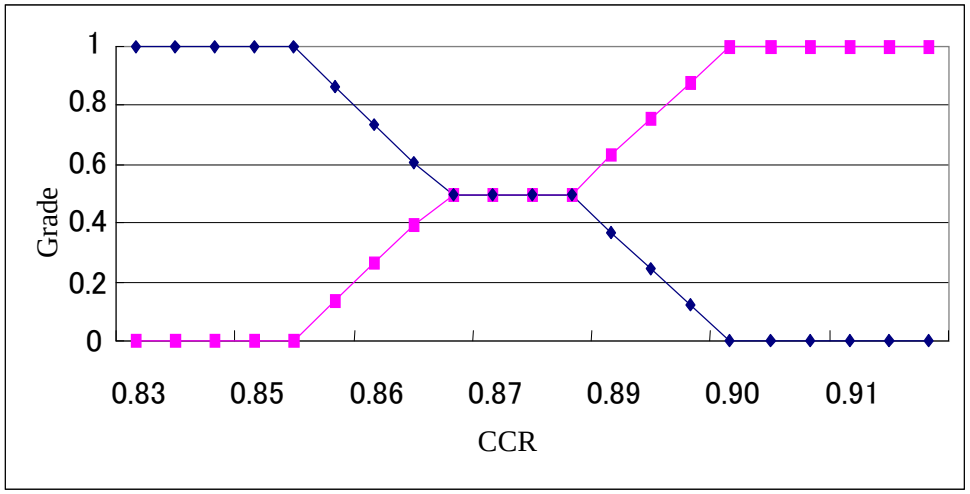


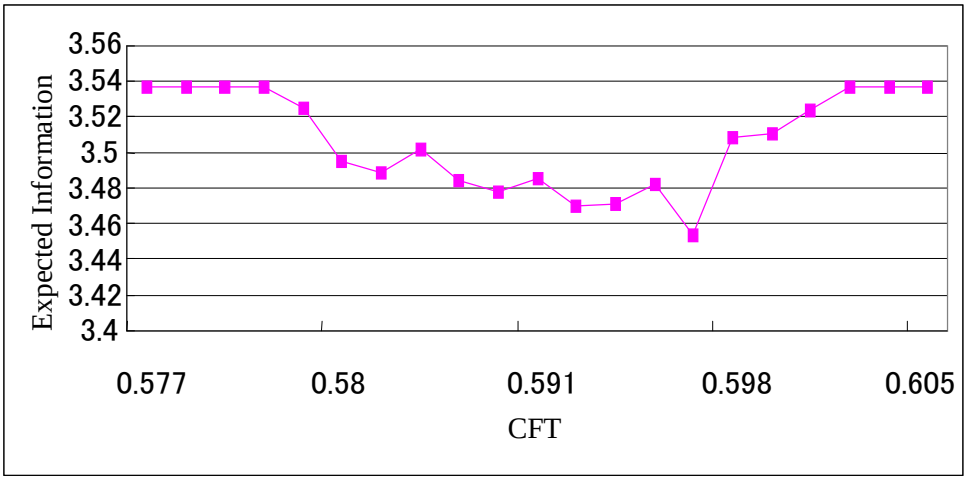
Fig.4.6.　：ID3 の結果に基づく酸素濃度推定結果



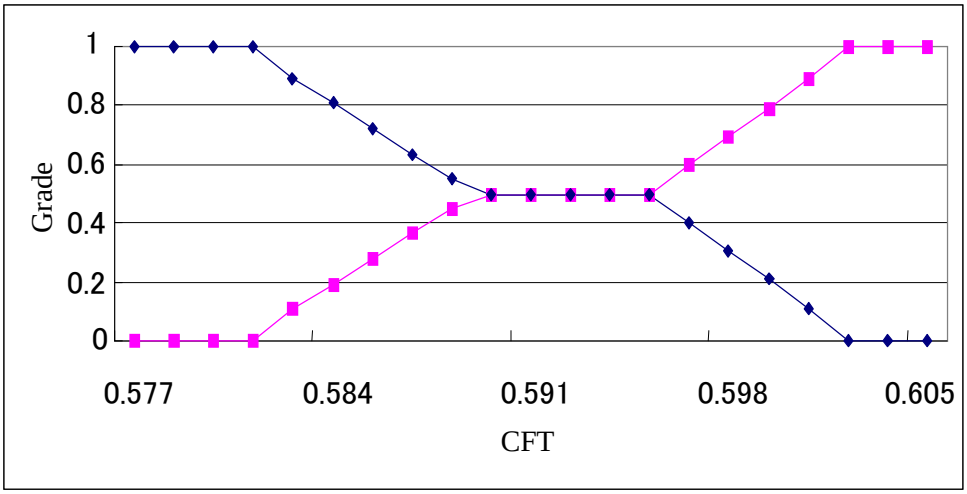
(a) 触媒循環量(CCR)に対する情報量の期待値



(b) 触媒循環量(CCR)に対するメンバーシップ関数



(c) 原料油温度(CFT)に対する情報量の期待値



(d) 原料油温度(CFT)に対するメンバーシップ関数

Fig.4.7. : 分割領域に対する情報量の期待値と
メンバーシップ関数

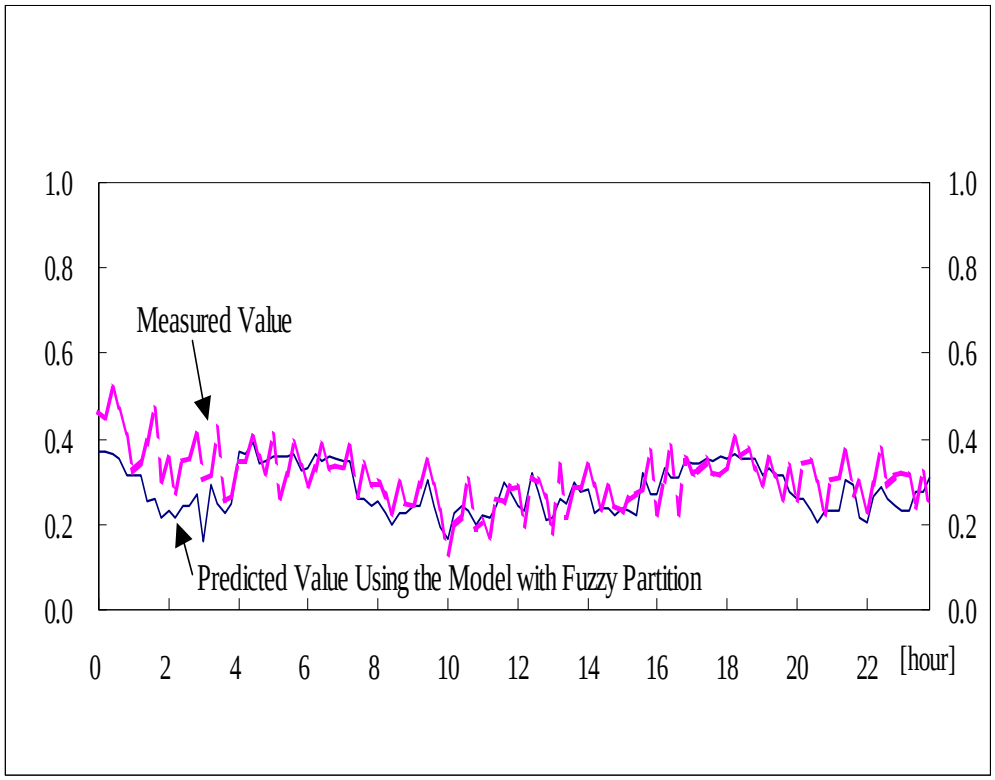


Fig.4.8.：ファジィ分割に基づく酸素濃度推定結果

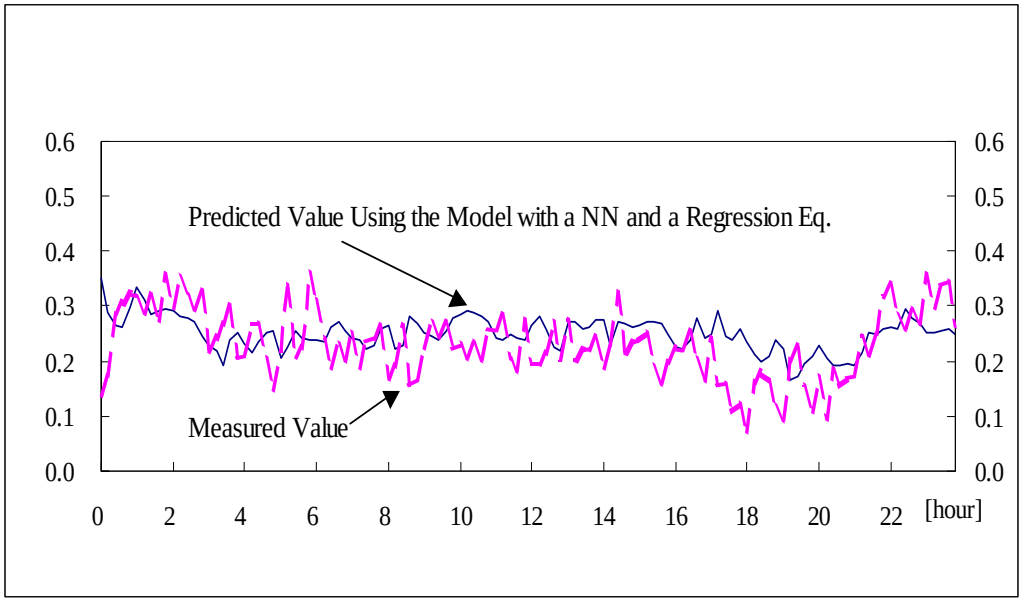
同様にして、原料油温度に関しても、Fig.4.5 の III, IV の 2 つの領域にファジィ分割するメンバーシップ関数を、Fig.4.7(c)の情報量の期待値を基に、Fig.4.7(d)のように設定した。これらを前件部メンバーシップ関数とし、各分割領域の後件部に線形回帰式を同定して、ファジィ推論システムを構築した。

Fig.4.8 は、本モデルによる推論結果を示す。

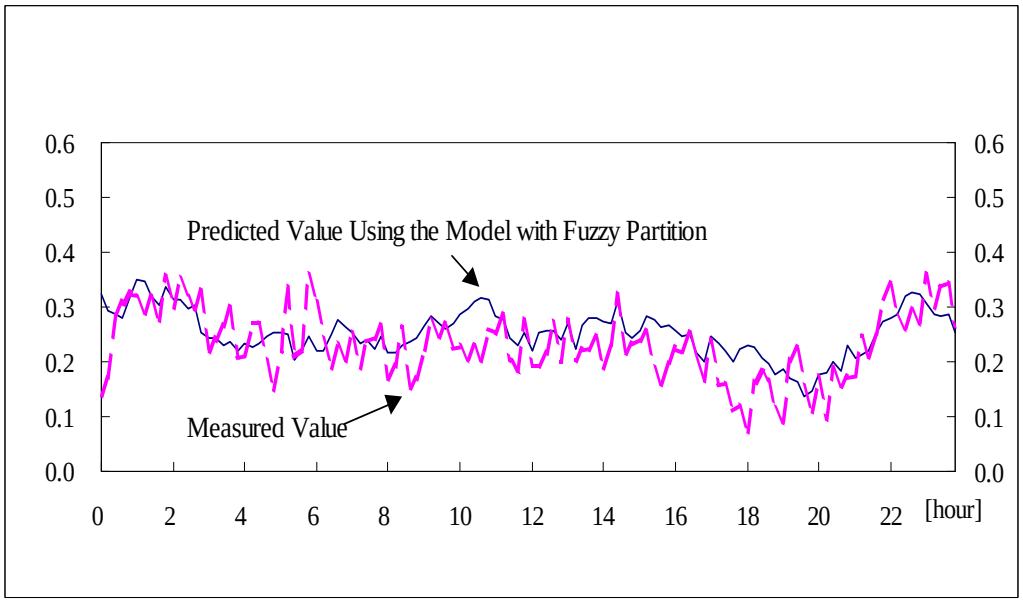
ID3 の結果に基づく酸素濃度推定値と分析値の差の標準偏差 σ は 0.19 であり、ファジィ分割に基づく酸素濃度推定値と分析値の差の標準偏差 σ は 0.17 であり、ファジィ分割を用いることで推定精度が向上した。

4.4 適用結果と考察

ファジィ分割に基づく酸素濃度推定モデルを実際に適用するにあたり、文献[46]のニューラルネットワークと単一の線形回帰式によるモデルを、原料油切り替え前後のデータを用いて再学習し、性能比較を行った。両モデルの使用パラメータ数に関しては、従来法がニューラルネットワークと単一の回帰式を用いるのに対して本手法はニューラルネットワークの部分は一緒であるが、4 つの回帰式とこれらを切り替えるファジィ推論を行う部分においてより多くのパラメータを有している。Fig.4.9 は両モデルによる酸素濃度推定の結果を示す。ファジィ分割に基づく酸素濃度推定モデルにとっては未学習のデータである。一方、単一の回帰式による推定モデルにとっては学習データに対する結果である。従来モデルの推定誤差の標準偏差 σ は 0.18 であり、本手法によるモデルの推定誤差の標準偏差 σ は 0.15 となり、未学習のデータであるにもかかわらず、複数の回帰モデルをファジィ的に切り替える本モデルの推定精度の方が良かった。



(a) ニューラルネットワークと単一の回帰式
に基づく酸素濃度推定結果



(b) ファジィ分割に基づく酸素濃度推定結果

Fig.4.9.：回帰式とファジィ分割に基づく酸素濃度推定結果比較

従来、酸素濃度分析計の信頼性が低いため、酸素濃度制御システムを稼働できないでいた。酸素濃度に余裕を持たせるために、空気量を過剰に供給することで対処していた。このため、触媒再生用空気送風機電力消費量が多かった。文献[46]の酸素濃度推定システムの適用により推定精度が向上することで制御システムの稼動が可能となり、触媒再生用空気送風機電力を 300kwh/年削減できる見込みが得られた。しかし、従来法は、原料油切り替えの際に推定精度が低下する問題があり、制御システムの連続運転にはなお不安があった。本手法により、制御システムの連続稼働が可能となり、300kwh/年の電力削減を確実なものとした。

今回提案した酸素濃度推定モデル同定法により、原料油の切り替わりに対応できる推定モデルを得ることができた。今後、原料コスト低減のため、全く未知の原料油種に切り替わる可能性がある。今後は、オンラインの再学習機能を検討する必要が生じてくると予想される。

実プラントへの適用に際しては保守性が重要であり、どの変数のどの領域が推定精度に関与しているのかを容易に把握できる推定モデルでなければ、現場に受け入れられ難い。本研究の方法により得られた推定モデルはこの点が明快であり、現場に受け入れられた。

4.5 まとめ

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、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で酸素濃度推定式の同定を行ってきたが、原料油が切替る等の外乱が入った場合、使用できなくなるという問題があった。本研究では、酸素濃度推定式の同定に ID3 とファジィ分割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。本手法では説明変数の非線形

性の抽出には ID3 を用い、ID3 で得られた数値区間境界部分に情報量の期待値を基にしたファジィ分割を用いることでさらに推定精度を上げることができた。本手法により得られた推定式は低圧化制御システムの使用を可能とし、触媒再生塔と反応塔の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。

第 5 章

ファジィエントロピーに基づくファジィ ID3

5.1　はじめに

第 4 章では、ファジィ ID3 においてデータの持つ情報量を基にしたファジィ分割法を提案した。この方法は、ファジィ分割に情報量の期待値の形状を利用することを特徴とし、ファジィ分割に人の経験を必要としない。しかし、情報量の形状からメンバーシップ関数を決定する根拠はあいまいであり、前章ではメンバーシップ関数決定の一つのガイドラインが示されたにすぎない。

本章では、ファジィ ID3 におけるメンバーシップ関数決定の合理的な決定法を提案する。本手法は獲得情報量のファジィ化を行い、獲得情報量のスムージングによりファジィ分割を決定し、また、そのメンバーシップ関数をファジィモデルに適用する。本手法はファジィ技法の特徴であるデータのスムージングとルール間の補間に基づくことで、メンバーシップ関数決定に明快な視点を導入する。本手法を前章と同じ問題に適用し、よりよい結果が得られることを示す。

以上を踏まえ、5.2 節では、ID3 と従来法の問題点を述べる。5.3 節では、提案するファジィエントロピーを用いたファジィ ID3 について述べる。5.4

節では、提案手法を酸素濃度に適用した結果を示す。5.5 節で、本章をまとめる。

5.2 ID3 と従来法

データ集合を D とする。D に属する各データはそれぞれ $C_1, C_2, \cdots, C_n$ の n 個のクラスのいずれかに属している。各データは $A_1, A_2, \cdots, A_l$ で表される l 個の属性を持つ。属性 A_i に対して、$F_{i1}, F_{i2}, \cdots, F_{ij}$ は属性値の集合とする。

相互情報量 $G(A_i,D)$は次のように求められる。

$$G(A_i, D) = I(D) - E(A_i, D) \tag{5.1}$$

$$I(D) = -\sum_{k=1}^{n} (p_k \cdot \log_2 p_k) \tag{5.2}$$

$$E(A_i, D) = \sum_{j=1}^{m} p_{ij} \cdot I(D_{ij}) \tag{5.3}$$

$$p_k = \frac{|D_{c_k}|}{|D|} \quad 、\quad p_{ij} = \frac{|D_{F_{ij}}|}{|D_a|} \tag{5.4}$$

$G(A_i,D)$:　属性 A_i で分類後の相互情報量

$I(D)$:　データ集合 D の情報量

$E(A_i,D)$:　属性 A_i で分類後の情報量の期待値

p_k:　D に属するデータに対して、クラス C_k が出現する確率

p_{ij}:　属性 A_i に対して、属性値 F_{ij} が出現する確率

（ただし、$|D|$、$|D_a|$は分類する前後の全データ集合からの各データ数の総和）

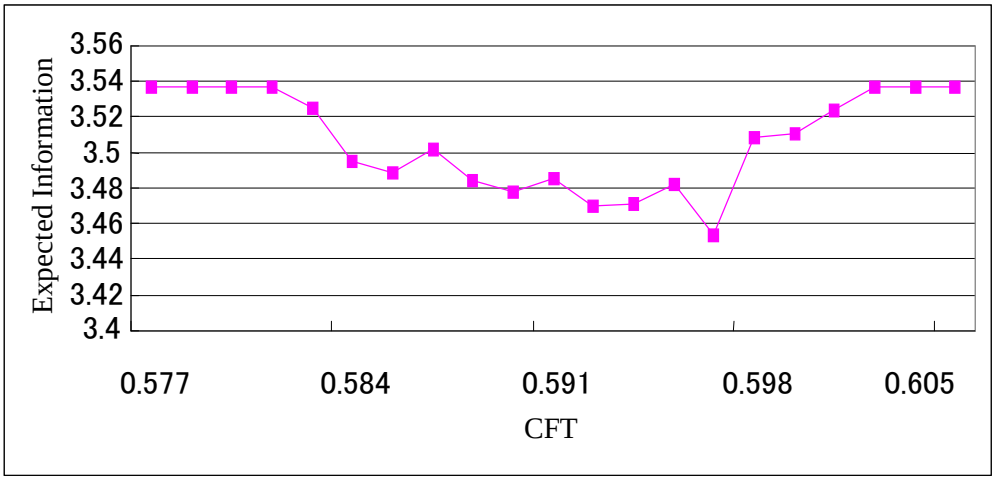


Fig.5.1.：原料油温度(CFT)の情報量の期待値

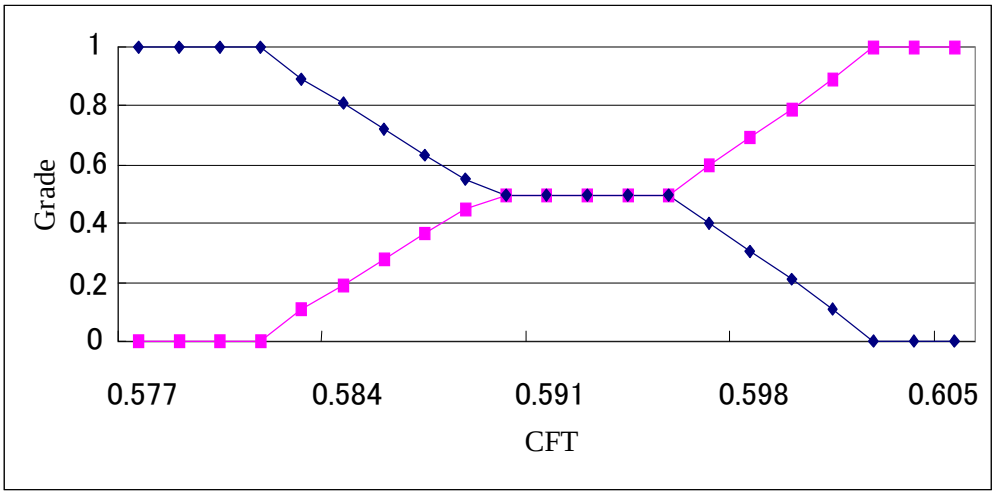


Fig.5.2.：従来法により得られた原料油温度(CFT)に関する
メンバーシップ関数

前章では、上記アルゴリズムを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の酸素濃度推定式の同定を行った。この酸素濃度に影響のある属性として、原料油流量、原料油性状、原料油温度、触媒循環流量、再生塔排ガス流量があげられる。

属性の１つである触媒循環量に関して求めた情報量の期待値 E を Fig.5.1 に示す。触媒循環量の値は装置の所定の値を 1 として無名数化したものである。Fig.5.1 は触媒循環量を 2 つの区間にクリスプに分け、その境界点を触媒循環量上で掃引することにより得た情報量の期待値の変化の様子である。Fig.5.1 の例に見られるように、情報量の期待値には細かな変動が見られるが、このような細かな変動を無視した形状を基に作成したメンバーシップ関数を Fig.5.2 に示す。このメンバーシップ関数は、情報量の期待値の最も小さい辺りのグレードを 0.5 としている。

5.3 ファジィエントロピーを用いたファジィ ID3

設定すべきメンバーシップ関数には大きな自由度があり、前章の手法は一つのガイドラインにすぎない。この手法では得られたファジィモデルの前件部メンバーシップ関数の重なりの範囲が広く、後件部回帰式の同定に利用すべき入力空間の範囲を定め難い。そこで、情報量の期待値を求める際に情報量をファジィ化することで、期待値のスムージングを行い、ファジィ分割を決定することに着目する。

情報量の期待値を次式(5.5)によりファジィ化する。

$$E_F(A_i, D) = \sum_{j=1}^{2}\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ijk}\, p_{ik}) \cdot \mu_{ijk} \cdot (p_{ik} \log_2 p_{ik}) \tag{5.5}$$

ただし、μ_{ijk} は属性 A_i の j 番目のメンバーシップ関数の k 番目データに対する値、p_{ik} は属性 A_i の k 番目データの出現確率である。

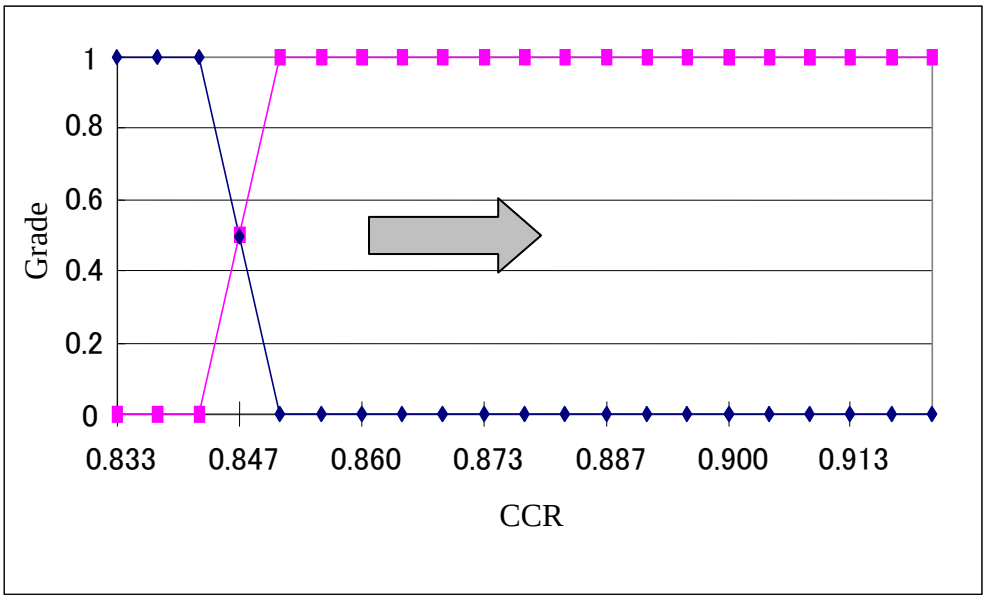


Fig.5.3.：ファジィ化した境界の掃引

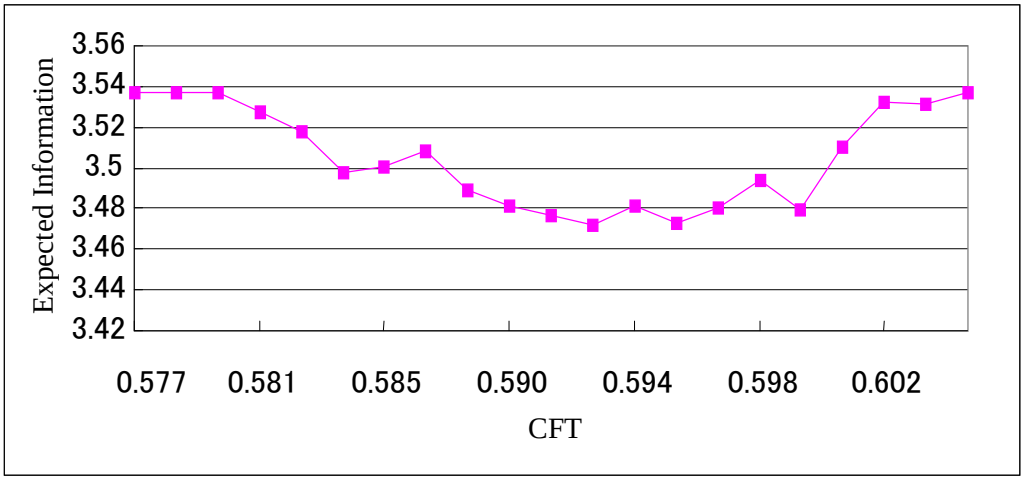


Fig.5.4.：原料油温度(CFT)のファジィエントロピーの期待値

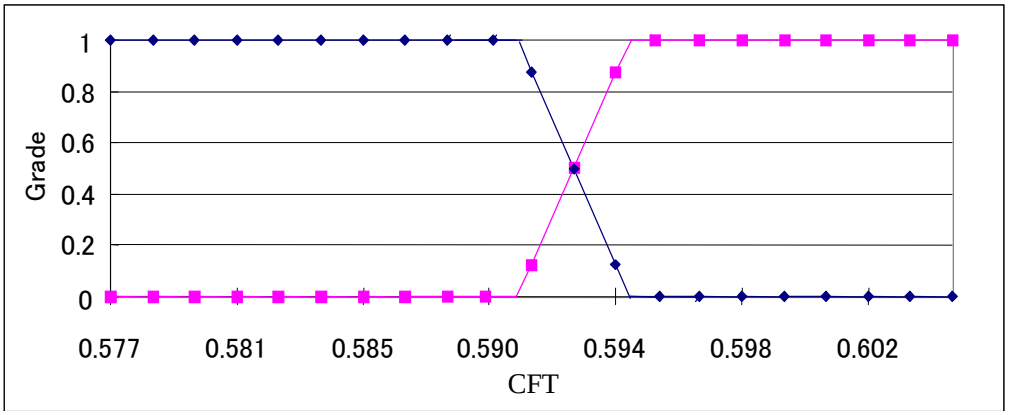


Fig.5.5.：本手法により得られた原料油温度(CFT)のメンバーシップ関数

分割領域の決定にあたっては、対象となるデータ分布を 2 つの区間に分け、ファジィ化した境界を対象データ分布上で掃引することにより情報量の期待値が最小となる境界を求める(Fig.5.3)。情報量そのものをファジィ化することで情報量の期待値をスムージングする効果が得られ、期待値の最小値付近をファジィ境界とするメンバーシップ関数を決定できる(Fig.5.4, 5.5)。

情報量のファジィ化という視点により、メンバーシップ関数の決定の問題は、情報量の期待値のスムージングの問題として捉えることができた。そして、メンバーシップ関数の傾きがスムージングのパラメータである。

5.4　酸素濃度推定モデルの同定

前章と同様にして、酸素濃度推定モデルの同定を行った。文献[46]では酸素濃度と相関が大きくかつ非線形である成分として原料油流量を選定し、この原料油流量と酸素濃度の関係をニューラルネットワークで同定している。原料油流量は原料油切り替えの影響を受けないので、本研究でもこのニューラルネットワークをそのまま用いることにした。次に、残りの属性に対してファジィエントロピーの期待値を用い、「触媒循環量(CCR)」中に獲得情報量の変化する個所を従来方式と同様 2 箇所見出した。また、獲得情報量の期待値が大きい属性として、「触媒循環量(CCR)」に加えて「原料油温度(CFT)」の 2 属性も選択された。ファジィエントロピーの期待値による各属性の数値区間分割の境界値は Fig.5.6 に示すように、「触媒循環量(CCR)」0.842、0.875、「原料油温度(CFT)」0.592 となった。それぞれの値は装置の所定の値を 1 として無名数化したものである。

ファジィエントロピーの期待値の結果からこの 2 属性を Fig.5.7 に示す 4 つの領域に分割し、その領域に対応する出力値（酸素濃度値）を基にした酸素濃度推定式は従来法で用いたものと同様の線形回帰式を用いた。

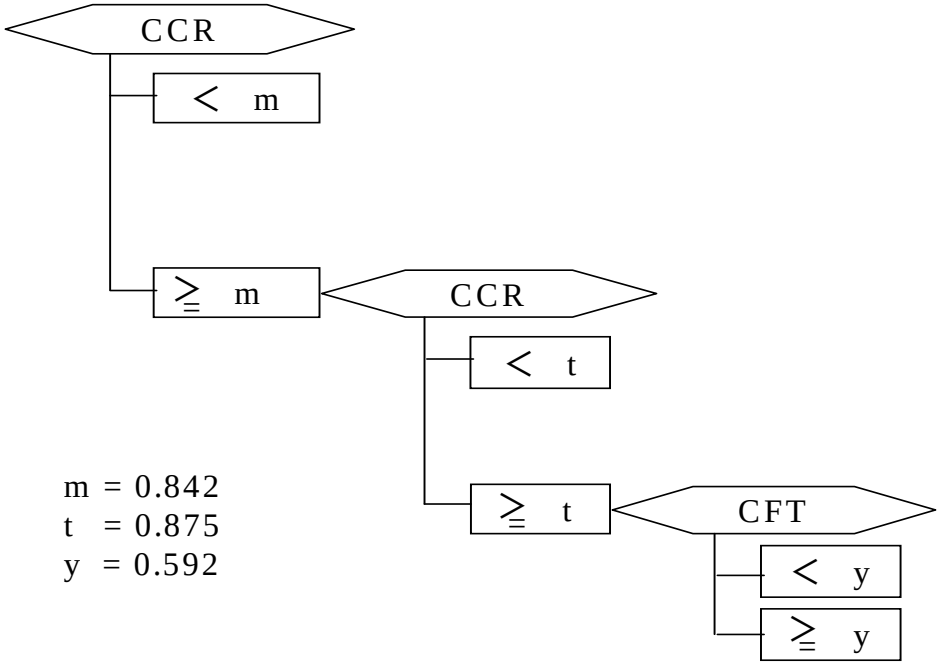


Fig.5.6. ：ファジィ ID3 による決定木

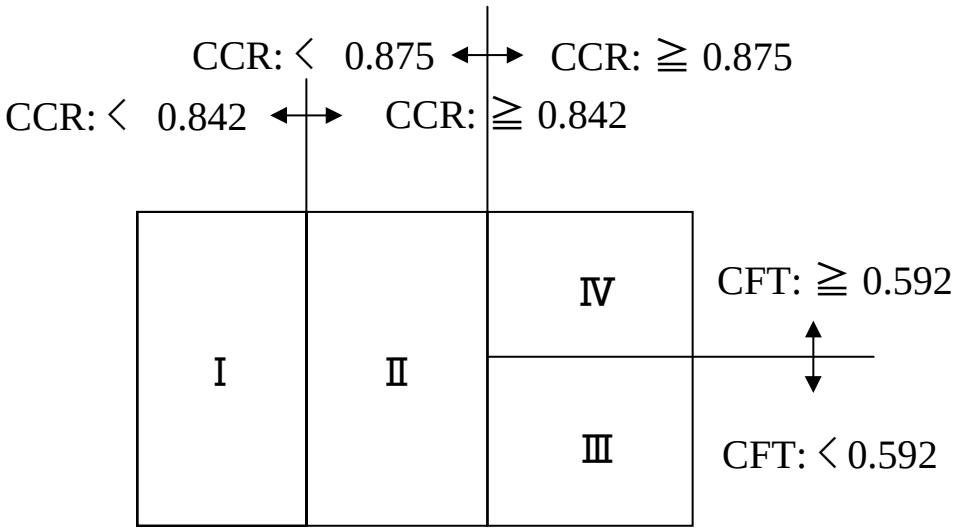


Fig.5.7.：ファジィ ID3 による領域分割

4 つの領域に対応する酸素濃度推定式を次に示す。

$$\text{I}: y_1 = -0.3434 * x_1 + 0.1330 * x_2 + 0.0058 * x_3 - 10.2773 \tag{5.6}$$

$$\text{II}: y_2 = 0.00385 * x_3 - 3.60132 \tag{5.7}$$

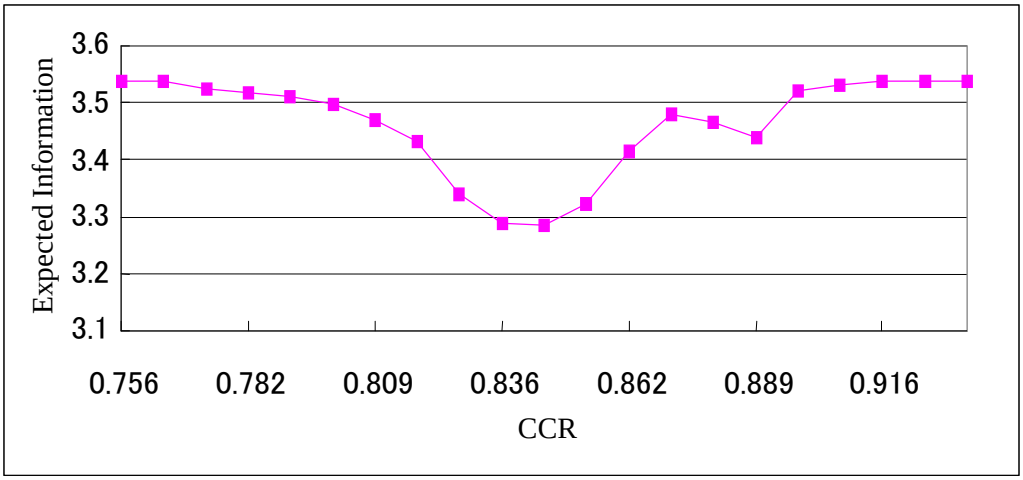
$$\text{III}: y_3 = -0.47649 * x_1 + 0.08686 * x_2 + 8.69866 \tag{5.8}$$

$$\text{IV}: y_4 = -0.3014 * x_1 + 0.10728 * x_2 + 0.16842 * x_4 - 29.9507 \tag{5.9}$$

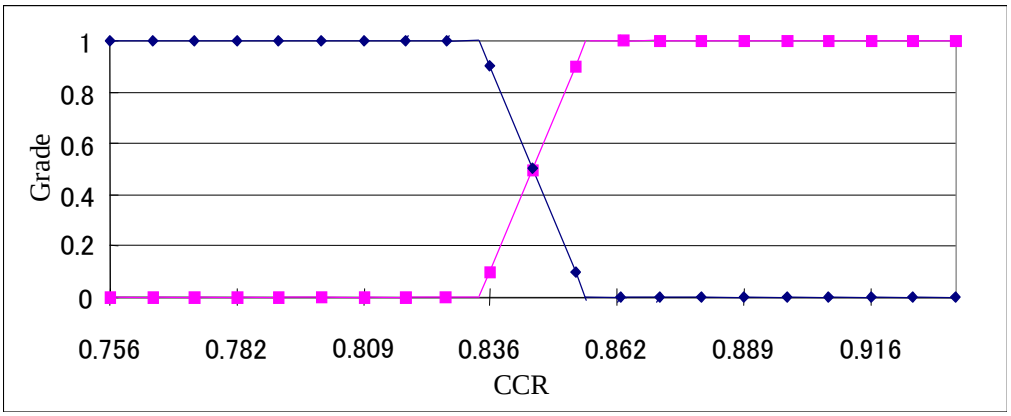
x_1:触媒循環量, x_2:原料油温度, x_3:LPG 流量,

x_4:供給エアー流量

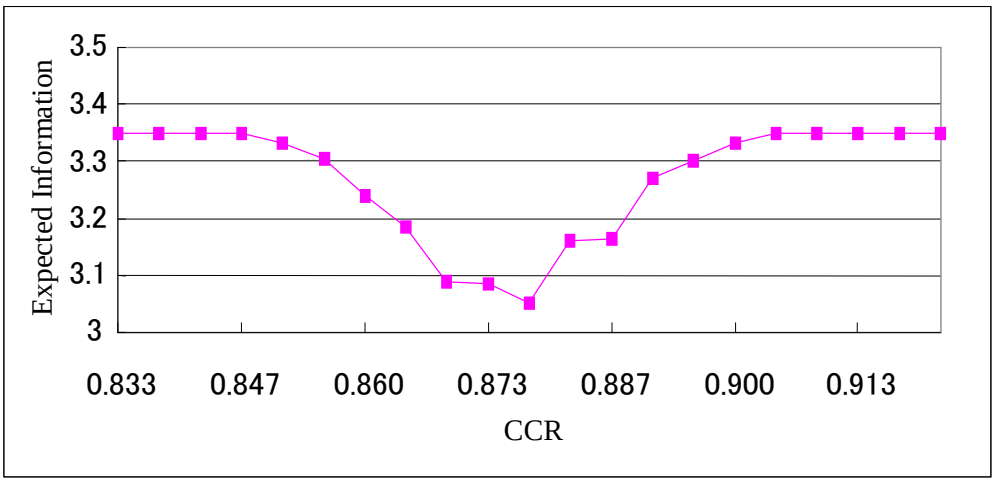
触媒循環量を 2 つの領域に分割するときのファジィエントロピーの期待値は Fig.5.8(a)のようであった。触媒循環量=0.842 を中心とした分割領域とするとき、このファジィエントロピーの期待値は最小となり、ファジィ ID3 ではこの領域を分割領域として選定した。本研究ではこのファジィエントロピーの期待値を基に、Fig.5.8(b)に示すメンバーシップ関数を設定した。触媒循環量が 0.842 より大きな領域に注目して、この領域をさらに 2 つに分割するファジィエントロピーの期待値は Fig.5.8(c)に示すようであった。そこでこの領域におけるメンバーシップ関数を Fig.5.8(d)のように設定した。同様にして、原料油温度に関しても、Fig.5.6 の III, IV の 2 つの領域にファジィ分割するメンバーシップ関数を、Fig.5.4 のファジィエントロピーの期待値を基に、Fig.5.5 のように設定した。これらを前件部メンバーシップ関数とし、各分割領域の後件部に線形回帰式を同定して、ファジィ推論システムを構築した。



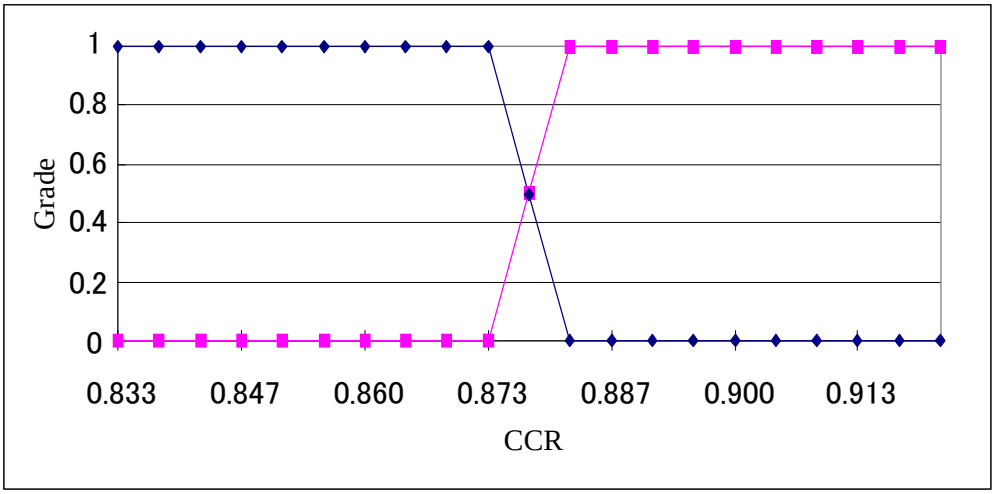
(a) 触媒循環量(CCR)に対するファジィエントロピーの期待値



(b) 触媒循環量(CCR)に対するメンバーシップ関数

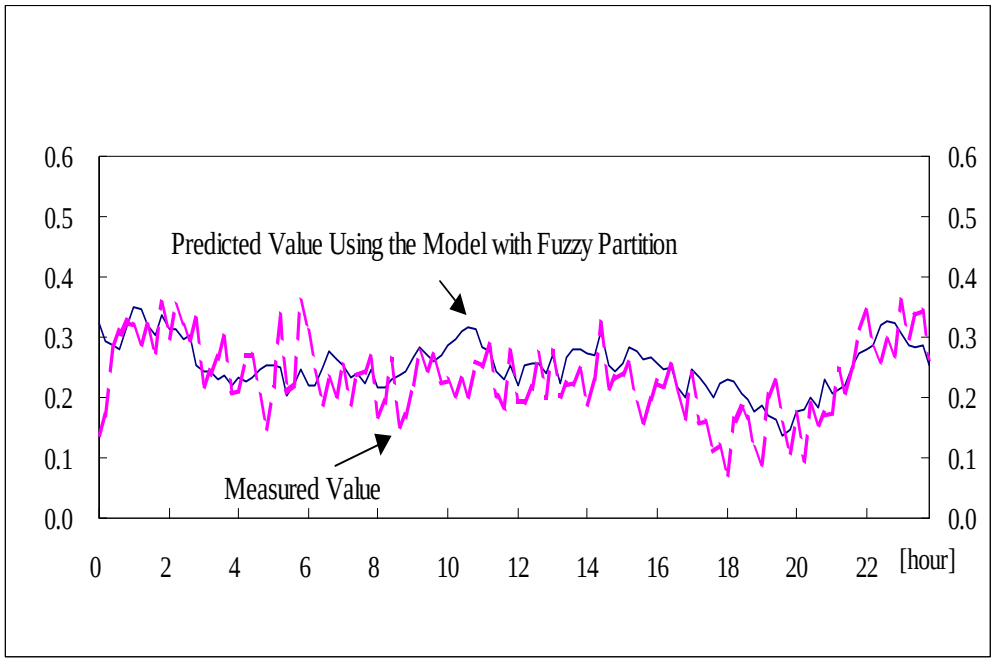


(c) 触媒循環量(CCR)に対するファジィエントロピーの期待値

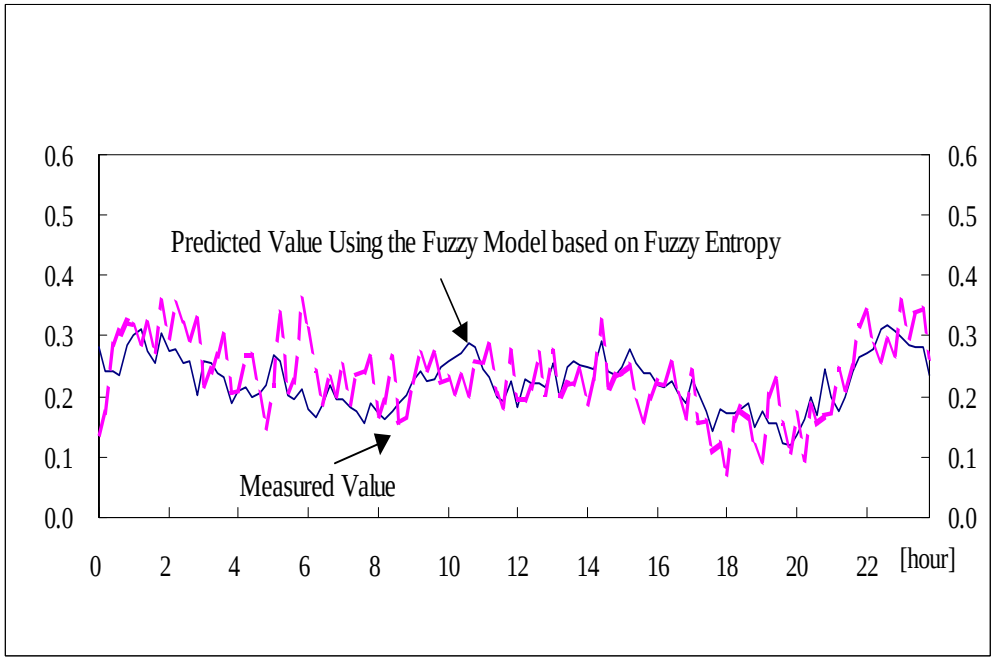


(d) 触媒循環量(CCR)に対するメンバーシップ関数

Fig.5.8.：分割領域に対するファジィエントロピーの期待値とメンバーシップ関数



(a) 従来のファジィ分割法に基づく酸素濃度推定結果



(b) 本手法のファジィエントロピーに基づく
酸素濃度推定結果

Fig.5.9.：酸素濃度推定結果比較

ファジィエントロピーに基づく酸素濃度推定モデルと前章の手法によるモデルによる推定結果を比較する。両モデルの使用パラメータ数に関しては、前章の手法、本手法ともに 4 つの回帰式を切り替えるファジィ推論を行う部分において、パラメータ数は一緒である。Fig.5.9 は両モデルによる酸素濃度推定の結果を示す。従来モデルの推定誤差の標準偏差 σ は 0.15 であり、本手法によるモデルの推定誤差の標準偏差 σ は 0.14 となり、ファジィエントロピーを基にした本手法により得られたファジィモデルの推定精度の方が良かった。

5.5 まとめ

本章では、ファジィ ID3 におけるメンバーシップ関数決定の合理的な決定法を提案した。本手法は獲得情報量のファジィ化を行い、ファジィ分割を決定するものである。本手法はファジィ技法の特徴であるデータのスムージングとルール間の補間に基づくことで、メンバーシップ関数決定に明快な視点を導入している。本手法を酸素濃度推定モデルの同定問題に適用し、従来法よりも良いモデルが得られることを示した。

第 6 章

結論

6.1　本研究で得られた成果

本研究では石油精製業における自動化技術の発展に資することを目的として、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の圧力制御の自動化を具体的課題として取り上げ、ソフトコンピューティング等の知能化技術を用いた非線形モデリング法の開発を行った。

本研究では、重油流動接触分解装置の圧力制御において、知識ベースシステム、PID 制御および多変数モデル予測制御を階層的に結合した、複合制御システムを提案した。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。本研究では、酸素濃度推定式の同定のために、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した。次に、このモデルにおいて原料油切替時に発生する推定誤差に対応するために、ファジィ ID3 に基づくファジィモデリング手法において、相互情報量を基にしたファジィ分割法を提案した。次に、提案したファジィ分割法において、情報量の形状からメンバーシップ関数を決定する根拠があいまいである点に対して、メンバーシップ関数の合理的決定法を提案した。

本論文は、これらの成果を第 1 章から第 6 章までの 6 章構成にまとめたものである。以下に、本研究で得られた成果を各章毎にまとめて述べる。

第 2 章では、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、運転員の経験に基づく手動運転を 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、各制御変数の制約を満足させるコンストレイント制御には多変数モデル予測制御を用いる複合制御システムを提案した。

本提案手法を重油流動接触分解装置の圧力制御に適用し、定常時から運転モード切替えなどの過渡状態まで、常時装置全体を低圧化することで触媒投入量の削減が可能となり、コスト低減・省力化などの大きな効果を得た。

第 3 章では、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した。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ものである。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を用いた。

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。

第 4 章では、ファジィ ID3 に基づくファジィモデリング手法において、相互情報量を基にしたファジィ分割法を提案した。本手法では各分割領域の後件部には線形回帰式を同定し、ファジィモデルを構築する。従来のファジィ ID3 が、熟練者の経験を基にファジィ分割を行うのに対して、本手法は、データの持つ情報量を基にファジィ分割を行うことで、人の経験的知識が十分に得られない場合に有効である。

本手法により得られたファジィモデルとニューラルネットワークと単一

の線形回帰式によるモデルによる酸素濃度推定結果とを比較し、提案手法により、原料油切り替えなどの運転状況の変化に対してもより精度の良いモデルが得られることを示した。本モデルにより、原料油切り替えに際しても、反応塔／再生塔系の低圧化制御システムを連続運転可能とした。

第 5 章では、ファジィ ID3 におけるメンバーシップ関数の合理的な決定法を提案した。本手法では獲得情報量のファジィ化による情報量の期待値のスムージングを利用してファジィ分割を決定し、また、そのメンバーシップ関数をファジィモデルに適用する。実験を行い、第 4 章の酸素濃度推定結果と比較することで、本手法がより精度の良いモデルを同定できることを示した。

6.2 今後の課題

本研究の成果により、ニューラルネットワークと回帰式の併用による非線形モデリング法、および、回帰式をファジィ的に切り替えるファジィモデルの同定法の確立に資することができた。今後、次に示す課題が残されている。

1. 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

本研究では、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した。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本研究の手法の他に、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が考えられる。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。今後は、非線形成分に関する事前知識が得られない場合に関して、線形回帰式とニューラルネットワークによるモデリング法を検討する必要がある。

2. ID3 と情報量に基づくファジィ分割を用いた非線形モデリング

本研究で提案した酸素濃度推定モデル同定法により、原料油の切り替わりに対応できる推定モデルを得ることができた。今後、原料コスト低減のため、全く未知の原料油種に切り替わる可能性がある。オンラインの再学習機能を検討する必要が生じてくると予想される。

3. ファジィエントロピーに基づくファジィ ID3 を用いた非線形モデリング

本研究では、ファジィ ID3 におけるメンバーシップ関数の合理的な決定法を提案した。本手法は、ファジィ技法の特徴であるデータのスムージングとルール間の補間に基づいている。本手法では、情報量の期待値のバラツキに対し、スムージングの程度と推定精度の向上に関する理論的な検討が必要である。今後、情報量のスムージングの視点で、メンバーシップ関数の傾き決定の方法論を確立していきたい。

参考文献

[1]K.Hiroi: Concepts of Automatic Control and the Basics of PID Control Technology, *Instrumentation and Control Engineering*, Vol.33, No.9, pp.91-96, 1990.

[2]広井,山本:「ループ補償形 2 自由度 PID アルゴリズム」, 第 30 回計測自動制御学会学術講演会予稿集, pp.725-726, 1993.

[3]須田:「PID 制御」, システム制御情報ライブラリー, 朝倉書店, 1992.

[4]R.G.E.Franks: Modeling and Simulation in Chemical Engineering, *Wiley-Interscience*, 1972.

[5]G.D.Martine, J.M.Caldwell and H.C.Kliesch: Rigorous Simulation Used to Determine FCC Computer Control, *Sixth Annual Fluid Catalytic Symposium*, Munich, Germany, May, 1985.

[6]入月,安達,花熊,松井:「２塔方式蒸留塔のダイナミックシミュレーション」, 化学工学会年会研究発表講演要旨集, Vol.56, p.363, 1991.

[7]D.Prior and S.Lopez: Grangemouth ethylene plant installs closed-loop optimization, *Oil & Gas Journal*, Oct.18, pp.83-85, 1999.

[8]小河,江本:「化学プラントにおけるプラントワイド最適化制御の実現」, 計測と制御, Vol.35, No.10, pp.788-792, 1996.

[9]小崎:「最近の高度制御・最適化の適用視点と今後の進展方向」, 計装, Vol.43, No.14, pp.18-23, 2000.

[10]西川:「化学者のための人工知能入門」, 丸善, 1995.

[11]Y.Suzuki and N.Kamata: Application of Neuro/ Fuzzy/ AI System, in Neuro/Fuzzy/AI Handbook, *the Society of Instrument and Control Engineers*, Ohm-sha, pp.863-998, 1994.

[12]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 pp.247-253, 1988.

[13]菅野:「ファジィ制御」, 日刊工業新聞社, 1988.

[14]古橋:「進化的アルゴリズムとファジィ理論の組合せの最近の動向」, 日本ファジィ学会誌, Vol.10, No.4, pp.584-592, 1998.

[15]A.E.Karnga: Neural Networks Modeling, *IEEE International Conference on Neural Networks Proceeding*s, Vol.6, pp.4419-4421, 1999.

[16]N.V.Bhat, P.A.Minderman, T.J.McAvoy and N.S.Wang: Modeling Chemical Process Systems via Neural Computation, *IEEE control System Magazine*, 10-3, pp.24-30, 1990.

[17]宮沢:「遺伝的アルゴリズムと最適化問題」, ASCII, Vol.15, No.6, pp.301-308, 1991.

[18]石田,村瀬,小山:「遺伝的アルゴリズム基礎と応用」, 森北出版, 1997.

[19]三宮,喜多,玉置,岩本:「遺伝的アルゴリズムと最適化」, 朝倉書店, 1998.

[20]C.R.Cutler and B.L.Ramaker: Dynamic Matrix Control - A Computer Control Algorithm, *AIChE 86th National Meeting*, Houston, Paper No.51b, 1979.

[21]C.R.Cutler: Dynamic Matrix Control of Imbalanced Systems, *ISA Trans.*, Vol.21, No.1, pp.1-6, 1982.

[22]Marchetti, J. L., D. A. Mellichamp and D. E. Seborg: Predictive Control Based on Discrete Convolution Models, *Ind. Eng. Chem. Press Dev.*, 22, pp.488-495, 1983.

[23]Garcia, C. E., D. M. Prett and M. Morari: Model Predictive Control; Theory and Practice – a Survey, *Automatica*, 25, pp.335-348, 1989.

[24]石油産業活性化センター編:「石油精製のシステム化・設備管理技術調査報告書 PEC-2000T-19」, 石油産業活性化センター, pp.32-37, 2001.

[25]M.Keaton, M.Keenan and J.Keenen: Online soft analyzers benefit, *Hydrocarbon Processing*, June, pp.105-110, 1998.

[26]芹沢:「ファジィ制御と最適制御のコンビネーション制御について」, オートメーション, Vol.33, No.6, pp.61-66, 1988.

[27]入月,花熊,塚原:「蒸留塔におけるファジィ制御の実際」, システム制御情報学会研究発表講演会論文集, Vol.33, pp.369-370, 1989.

[28]柳下,伊藤,菅野:「ファジィ理論の浄水場薬品注入制御への応用」, システムと制御, Vol.28, No.10, pp.597-604, 1984.

[29]野村,斎藤,横川,高橋,菅野:「ファジィ推論を応用した PID コントローラ用オートチューニングシステム」, 日立評論, Vol.71, No.8, pp.815-822, 1989.

[30]市橋,田中:「PID とファジィのハイブリッド型コントローラ」, ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.97-102, 1988.

[31]M.Shieh, T.Hseng and S.Li: Integrated Fuzzy Logic Controller Design, *Proceedings of International Conference on Industrial Electronics*, Control and Instrumentation *(IECON'93)*, Hawaii, pp.279-284, 1993.

[32]松永,川路:「DC モーターのファジィハイブリッド制御」, 電気学会論文誌, Vol.111-D, No.3, pp.195-200, 1991.

[33]入月,安達,花熊:「自己調整付ファジィコントローラの設計と応用」, 化学工学会年会研究発表講演要旨集, Vol.55, p.435, 1990.

[34]Y.Irizuki, H.Adachi, Y.Hanakuma, S.Yamamoto and 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)*, Montebello, Canada, Vol.2, 2.9.1, 1991.

[35]林,馬野:「ファジィ・ニューラルネットワークの現状と展望」, 日本ファジィ学会誌, Vol.5, No.2, pp.178-190, 1993.

[36]T.Tani, S.Murakoshi and M.Umano: Neuro-Fuzzy Hybrid Control System of Tank Level in Petroleum Plant, *IEEE Trans. On Fuzzy Systems*, Vol.4, No.3, pp.360-368, 1996.

[37]Y.Irizuki, S.Tsutaki, T.Tani, T.Furuhashi: Extraction of Operating Know-How of Experienced Operators Using Neural Networks and Its Application to PID and Neuro-Fuzzy Hierarchical Controller, *1999 IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics (SMC'99)*, Tokyo, Japan, Ⅲ.274-Ⅲ.279, 1999.

[38]P.Adriaans, D.Zantinge（著）,山本,梅村（訳）:「データマイニング」, 共立出版, 1998.

[39]M.J.A.Berry, G.S.Linoff（著）,江原,佐藤（訳）:「データマイニング手法」, 海文堂出版, 1999.

[40]合原:「カオス理論の基礎と応用」, サイエンス社, 1990.

[41]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*í95), Yokohama, Japan, pp.283-294, 1995.

[42]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, pp.54-63, 1998.

[43]長谷川:「ホントにわかる多変量解析」, 共立出版, 1998.

[44]鈴木:「情報量規準による統計解析入門」, 講談社, 1995.

[45]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,

pp.147-153, 1999.

[46]入月,古橋:「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」, 電気学会論文誌, Vol.121-C, No.1, pp.275-281, 2001.

[47]J.R.Quinlan and T.M.Mitchell: Discovering Rules by Induction from Large Collection of Examples, *Expert System in the Micro Electronics Age*, Edinburgh University Press, 1979.

[48]J.R.Quinlan, R.S.Michalski, J.R.Carbonell and T.M.Mitchell: Learning Efficient Classification Procedures and Their Application to Chess End Games, *Machine Learning*, pp.335-348, 1983.

[49]J.R.Quinlan: Induction of Decision Trees, *Machine Learning*, Vol.1, pp.81-106, 1986.

[50]R.S.Michalski(著),電総研人工知能研究グループ(訳):「知識獲得入門」, 共立出版, 1987.

[51]松尾:「情報から見た確率論」, 森北出版, pp.25-45, 1989.

[52]北橋:「知識情報処理」, 森北出版, pp.127-130, 1998.

[53]馬野,中山,鳩野,田村:「ファジィ ID3 に基づくファジィ決定木の生成とその評価」, 第 10 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.333-336, 1994.

[54]市橋,白井,長坂:「ニューロ・ファジィ ID3」, 第 10 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.337-340, 1994.

[55]林,小澤: 「学習型ファジィ ID3 の高速化に関する一考察」, 第 12 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.447-450, 1996.

[56]入月,古橋,谷,大熊:「ID3 と相互情報量に基づくファジィ分割を用いた酸素濃度推定モデル同定法の提案」, ファジィ学会誌, Vol.13, No.6, pp.672-679, 2001.

謝辞

本研究の遂行ならびに本論文の作成に際し、終始並々ならぬご指導を賜りました名古屋大学工学研究科計算理工学専攻 教授 杉原正顯先生に心より御礼申し上げます。

本論文をまとめるにあたり、貴重なご助言を賜りました名古屋大学工学研究科計算理工学専攻 教授 末永康仁先生ならびに教授 土井正男先生に心より感謝致します。

本研究に対し、数々の貴重なご助言を賜りました名古屋大学工学研究科電気工学専攻 教授 大熊繁先生、同工学研究科計算理工学専攻 助教授 石井克哉先生ならびに助教授 石黒章夫先生に深く感謝致します。

本研究を行う動機を与えて下さり、研究遂行に際しても終始ご指導を賜りました三重大学工学部情報工学科 教授 古橋武先生に心より御礼申し上げます。

本研究を進めるにあたり、様々なご支援を賜りました内川研究室、古橋研究室の皆様に深く感謝致します。

本研究を進めるにあたり、様々なご便宜、ご指導を賜りました出光興産株式会社 取締役製造部長 稲井清男氏、同部次長 井上孝夫氏、同部次長 石田和文氏に心から感謝致します。

本研究を開始する当時からご支援をいただき、ご教授をいただいている出光石油化学株式会社 技術部次長 北山明氏、出光興産株式会社 製造部石油技術センター所長代理 横山健一氏、同愛知製油所所長付 大藤友詳氏に心から感謝致します。

本研究の遂行にあたって終始、激励とご支援をいただきました出光興産株式会社 製造部 システム技術センター所長 豊岡義行氏、同部主任部員 阿部信夫氏、同部主任部員 小田憲和氏、同部主任部員 友森一則氏、同部主任技士 谷哲次氏に厚くお礼申し上げます。

平素から、多くの激励とご支援をいただいている出光興産株式会社 取締役愛知製油所長 楠本恭氏、同所副所長 岡田志郎氏、同所副所長 五箇鶴次氏、同所管理課長 竹内信雅氏ならびに愛知製油所の皆様に心より御礼申し上げます。

最後に筆者が職場での業務と両立させてこの研究を行うことができたのは、家族の理解と協力のお陰であります。末筆ながら、家族に対する感謝をもって、この論文の締めくくりとさせて頂きます。