

ニューラルネット応用による浄水薬注ファジイルールの獲得

圓佛伊智朗*、馬場研二*、原直樹**、野北舜介***

*(株)日立製作所日立研究所
茨城県日立市久慈町4026番地

***(株)日立製作所大みか工場
茨城県日立市大みか町5丁目2番

***茨城大学工学部都市システム工学科
茨城県日立市中成沢町4丁目12番

概 要

ニューラルネットは、学習によって浄水場の履歴データを反映した薬注ガイダンスが可能である。一方、ファジィでは、オペレータのノウハウを経験ルールとして反映することが可能である。しかしながら、前者はモデルのブラックボックス性、及び既存の経験ルールの活用困難性、後者は知識獲得の煩雑性という問題を含んでいる。

これらの問題点に対処するため、著者等は学習済みのニューラルネットからファジイルールを抽出する方法を考案している。本法を適用すれば、ニューラルネットの学習により獲得した知識（データに学んだ知識）と、オペレータとのインタビューにより獲得した知識（人に学んだ知識）とをファジイルールという同じ表現形式で同時に活用できる。

本報では、ニューラルネットによるファジイルール獲得技法を浄水場の薬注ガイダンスに適用しシミュレーションを行った。その結果、既獲得の経験ルールをニューラルネットで獲得したルールで補完することにより、ガイダンス精度が向上することを見い出した。このことは、上述のニューラルネットの問題点を解決し、さらにファジィ知識獲得負荷を低減できる可能性を示す。

キーワード

浄水場、薬注注入操作、ニューラルネット、ファジィ、知識獲得、ガイダンス

1. 緒 言

浄水場における凝集剤などの薬品注入は、普遍的なモデル化が難しく、浄水場毎の過去の実績に基づく操作が有効である。そこで、著者等は履歴データを手本として、運転操作モデルを生成できるニューラルネットを応用した薬注支援システムを提案し、実機データを用いたシミュレーションにより有効性を確認済みである^{1) 2)}。他方、一般的に、運転操作モデルの手本としてはオペレータのノウハウも有効である。このため、ファジィシステムでは、獲得されたファジイルールも活用されている³⁾。従来、ニューラルネットは履歴データにしか学ぶことが出来ず、また、ファジィではオペレータからしか学ぶことが出来なかった。しかし、履歴データからもオペレータからも共に学ぶことが出来れば、より精度の高いガイダンスが期待できる。そこで、著者等は、浄水場ごとのオペレータの固有なノウハウを活かしつつ、同時にニューラルネットの利点を活かす方法として、ニューラルネットを媒介としたファジイルール獲得方式を提案する。さらに、この方式で得られたファジイルールを用いて経験ファジイルールの補完を試みた。本発表では、実機データを用いた薬注ファジイルールの獲得とこれを用いたシミュレーション結果を報告する。

2. ファジィルール獲得方式

図1には、ファジィルール獲得の従来方式と提案方式との比較を示す。従来方式では、ナレッジエンジニア（以下、KE）がオペレータにインタビューを行い、その結果を整合性の取れたファジィルールベースとして整理する。この方式では、KE、オペレータ共に知識獲得の負荷が大きい。提案方式の特徴は、図2に示すような、ファジィルール獲得用の構成を持つファジィニューラルネット¹⁾を導入し、さらに、学習済みのネットワークを解析できる既提案の因果性尺度¹⁾を用いている点にある。以下、本方式の要点に絞って、実行手順を説明する。

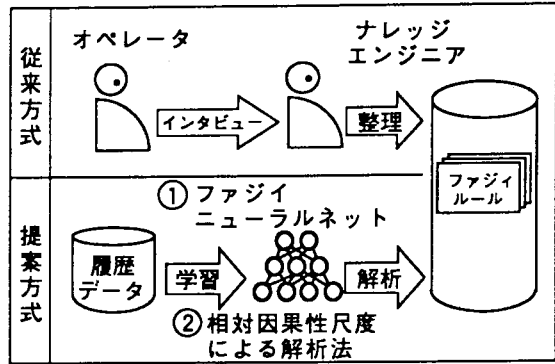


図1 ファジィシステム構築における開発方式

2.1 学習済ネットワークの解析

手順の始めとして、履歴データの中から選択した教師データを改良型誤差逆伝播法²⁾により、ファジィニューラルネットに学習させる。学習済ネットワークの多数の重み係数には、「PAC注込率が低い」や「濁度が高い」などのファジィ変数間の因果関係が分散的に獲得されている。着目した出力ファジィ変数に対する入力ファジィ変数の影響は、中間層のニューロン数だけ存在する経路の影響の総和で表現され、これらの影響の因果関係は、式(1)で定義した因果性尺度Cにより解析することが出来る¹⁾。

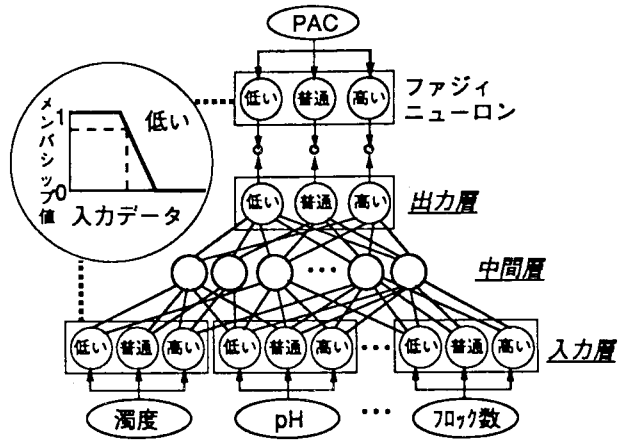


図2 ファジィニューラルネットの構成

$$C(y, \alpha; x, \beta) \equiv \left(\frac{\partial y_{\alpha}}{\partial x_{\beta}} \right) = \sum_j [f'(u_{\alpha}) \cdot w_{\alpha, j} \cdot f'(u_j) \cdot w_{j, \beta}] \quad \dots \dots \dots (1)$$

但し、 $C(y, \alpha; x, \beta)$: ファジィ変数「 $y = \alpha$ 」と「 $x = \beta$ 」との因果性尺度、
 y : 出力層ニューロンの出力、 x : 入力層ニューロンへの入力、
 α, β : ファジィ変数 {低い、普通、高い}、 j : 中間層ニューロンの番号、
 f : シグモイド関数、 u : 積和値、 w : ニューロン間の重み係数

C は、絶対値が大きいくほど、着目した出力ファジィ変数と入力ファジィ変数との相関関係が大きいことを示し、また、符号の正負は、相関関係の正負を示す。なお、2.2でのルール変換時の因子選択を容易にするために、この C の値は、総和が100%になるように基準化した値を用いる。

2.2 ルールへの変換

ここでは上述の因果性尺度 C で求めたファジィ変数間の因果関係をファジィルールに変換する。 C が正数の場合には、式(2)のようにルール前件部に肯定形を持つファジィルールに変換する。逆に、 C が負数の場合には、式(3)のように前件部に否定形を持つファジィルールに変換する。

$$C(y, \alpha; x, \beta) > 0 \text{ のとき、IF } x = \beta \text{ THEN } y = \alpha \quad \dots \dots \dots (2)$$

$$C(y, \alpha; x, \beta) < 0 \text{ のとき、IF } x \neq \beta \text{ THEN } y = \alpha \quad \dots \dots \dots (3)$$

式(3)のように前件部に否定形を含むファジールールは一般的でなく、オペレータにとっても馴染みにくいため、C間の演算により、否定形をなくす変換もできるようにしている(詳細は、文献4に譲る)⁴⁾。ここでのルール変換は、Cがあるしきい値(または上位の所定個)のものだけを対象とすることにより、推論結果に影響する有意なファジールールのみを獲得する。

3. シミュレーション方法

3.1 実験内容

本シミュレーションの目的は、提案のルール獲得方式の有効性を示すことにある。そこで、図3に示すように、①従来法(オペレータからのインタビュー)で獲得された経験ルールのみによるファジィ推論誤差と、②本方式で獲得したファジールールで経験ルールを補完して拡充したルールベースにより、ファジィ推論を行い、

その誤差を比較した。なお、ルールベースの補完は、経験ルールと重複しないルールを追加し、矛盾するルールの場合は、本方式で獲得したルールを採用する方法で行った。

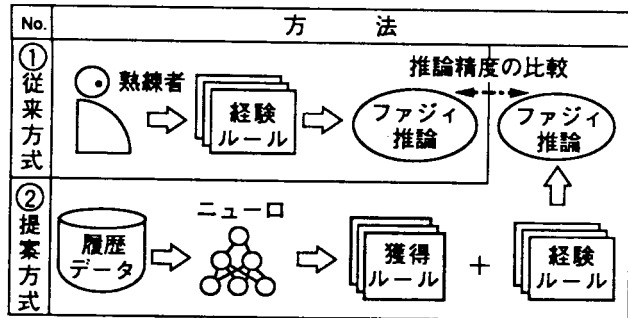


図3 検証シミュレーション方法

3.2 実験データ

実験データとして、A浄水場の薬品注入操作に関連する履歴データ1年分(欠損部を除く440点)を使用した。データ項目は、下記の11項目である。

- (1)原水7MnCl₂、(2)原水pH、(3)原水水温、(4)原水流量、(5)原水濁度
- (6)密度指標、(7)700μm個数、(8)700μm形成量、(9)幾何平均径、(10)平均輝度
- (11)PAC注入率

PAC注入操作は、原水濁度のレベルによって異なるので、経験的に原水濁度が10(mg/l)未満の時を定常時、10(mg/l)以上の時を非定常時と定義し、別々のネットワークに各々20点分のデータを教師データとして選択し、学習させた。また、メンバシップ関数は、獲得したルールベースに合わせてチューニングしたものを用いた。

4. 結果と考察

図4にシミュレーション結果の一例を示す。図4(a)の数値は、上述の因果性尺度を基準化した値を示す。例えば、「水温が普通」と「PAC注入率が低い」との因果性尺度の値は20である。この値は他よりも大きく、相関関係が高いことを示している。これらの結果に基づき、図4(b)に示すファジールールを獲得(低濁度用13、高濁度用7)した。経験ルールだけによるファジィ推論結果と、ニューラルネットで獲得したルールで経験ルールを補完したルールベースによるファジィ推論結果とのトレンドグラフを図5に示す。図5によれば、ニューラルネットで獲得したルールを用いれば、特に、PAC注入率の高い非定常時において、実績値への追従性が向上していることが分かる。

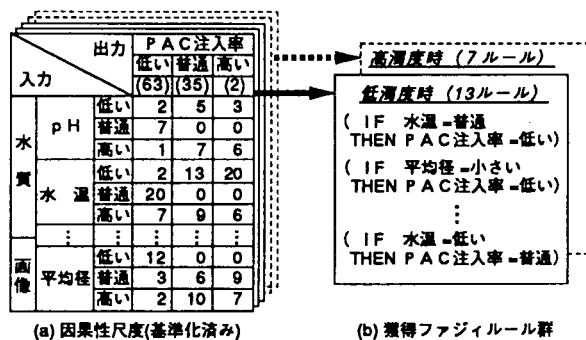


図4 シミュレーション結果例

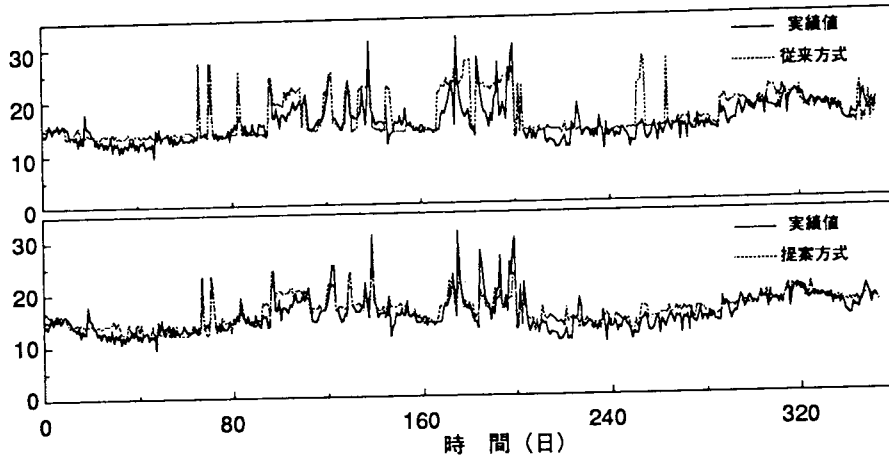


図5 推論結果トレンド比較

また、表1に示す誤差平均値の比較結果から分かるように、非定常時には誤差を約30%低減できており、定常時でも同等以上の精度を達成できた。この効果は、補完によって定常時/非定常時合わせて11個のルールが追加され、また、実績値と合わない5個のルールが置換されたことによるものである。このように、ファジールールの元になる手本（知識源）がオペレータのノウハウから、履歴データにまで広がったことにより、オペレータが気付かずにいた新しいルールを獲得できる可能性が示された。

客観的な履歴データを最重視する運転方針の浄水場には、既提案¹⁾のニューラルネット単独のガイダンスが適用可能であるが、他方、オペレータの既獲得のノウハウを積極的に活用する方針の浄水場に対しては、経験ファジールールをニューラルネットで補完できる本提案方式の適用が好適と考える。

5. 結 言

ニューラルネット応用によるファジールール獲得方式を提案し、浄水場の薬注データを用いたシミュレーションで有効性を検証した。その結果、ニューラルネットで獲得したファジールールを用いることにより、オペレータの経験ルールを補完可能なことを確認した。

今後は、運転条件の変化にも追従可能なファジールールベース自動修正システムへとエンハンスしていく予定である。

引用文献

- 1) 馬場研二, 圓佛伊智朗, 松崎晴美, 野北舜介(1989)「履歴学習型・上下水プラント運転支援システム」, 第3回水システム自動計測制御国内ワークショップ論文集, pp.165-168
- 2) 圓佛伊智朗, 馬場研二, 松崎晴美, 依田幹雄(1991)「ニューラルネットを用いたプラント運転ルールの抽出に関する研究」, 電気学会論文集D, Vol.111, No.1, pp.20-28
- 3) 柳下修, 伊藤修, 菅野道夫(1984)「ファジ理論の浄水場薬注制御への応用」, システムと制御, Vol.28, No.10, pp.597-604
- 4) I.Enbutsu, K.Baba, N.Hara(1991) "Fuzzy Rule Extraction from a Multilayered Neural Network", Proceedings of IJCNN-'91 Vol.11, pp.461-466

表1 推論誤差平均値

		従来方式	提案方式
定常時	ルール数	10	14 (内、既存8, 新規4, 置換2)
	平均誤差 (mg/l)	1.43	1.28
非定常時	ルール数	10	17 (内、既存7, 新規7, 置換3)
	平均誤差 (mg/l)	4.88	3.40