

履歴学習型・上下水プラント運転支援システム — ニューラルネット応用凝集剤注入支援 —

馬場 研二*, 圓佛 伊智朗*, 松崎 晴美*, 野北 舜介**

* (株)日立製作所 日立研究所

日立市久慈町4026番地

** 茨城大学 工業短期大学部

日立市中成沢町4-12

概 要

著者等は、上下水プラントの運転管理においてオペレータの機能を代替・支援する要素技術—知識工学、ファジィ、画像処理など—の応用によりAI(Artificial Intelligence)技術の導入を指向してきた。本報告ではニューラルネットの導入により従来のAIを拡張し、これまで実現困難であった運転履歴の学習に基づくプラントの運転支援方法を提案する。

ニューラルネットは、神経細胞(ニューロン)間の結合強度という形式で各種のパターンを学習し、それを想起することが可能である。そこで、上下水プラントの「運転履歴をパターンとして学習させる」という発想に基づき、オペレータと同等な「前例に基づく運転」をガイダンスする方法を提案する。

今回は、一適用例として浄水場での熟練オペレータによる凝集剤注入の履歴をニューラルネットに学習させた場合の有効性を明らかにした。従来の知識工学(含ファジィ)システムでは、知識ベースの質と量によりガイダンス能力が規定され、知識の獲得に多大な労力を要していた。ここで提案するシステムは、プラントの履歴を学習(知識を自動獲得)しながらガイダンス内容が「自己成長」する機能を有する。さらに、学習済みニューラルネットに蓄積された分散型知識を明示的に表現する手法について報告する。

キ-ワード

ニューラルネット 履歴 学習 上下水 運転支援 凝集剤 制御 ガイダンス

1. ニューラルネット

1.1 位置付け

著者等は、Fig. 1に示すように人間の目のように映像を認知しそれに基づき脳のように学習・判断する「知的な運転支援システム」の実現を目指している。著者らが進めてきた画像処理¹⁾、知識工学²⁾、ファジィ工学³⁾の適用はその一翼をになう。このトレンドはこれまで人間しか出来なかった機能の人工的実現を目指す大きなうねりといえる。一方、Rumelhart⁴⁾らがニューラルネットの新しいアルゴリズムを考案して以来、そのパターン情報処理能力が明らかにされ学習効果などが注目されている。著者等はニューラルネットによる履歴学習システムを考案し、上下水分野へ

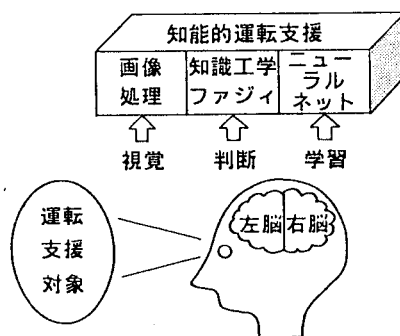


Fig. 1 知的な運転支援システム概念

の導入を提案する。

1.2 ニューラルネット

人間の脳では無数に張り巡らされた神経細胞(ニューロン)により情報が伝達され思考を司っている。ニューロンは Fig. 2 に示すように細胞体、軸索、樹状突起からなる。多数の樹状突起を通して他のニューロンから伝達される信号は細胞体に入力されこの入力値に応じてニューロンが興奮する。ニューロンの工学モデルでは、信号 X_i とシナプスでの信号の通り易さ W_{ij} (重み係数) との積和 ($X = \sum X_i \cdot W_{ij}$) がニューロンに入力され、さらに X はシグモイド関数により信号 Y に非線形変換される。このような機能を持つ多数のニューロンモデルを多層に組み合わせたものをニューラルネットという。このネットは入力と出力との関係进行学习する能力を有する。

1.3 本研究におけるニューラルネット利用

上下水分野での非正常現象には特に未知の部分が多く、このため数式モデルによる厳密な制御より経験に基づく運転が有効な場合が多い。このため、浄水場で凝集剤などの薬品注入を自動化する方法としてファジィ工学^{*)}や知識工学の適用が考えられる。しかし、浄水場によって異なる固有の運転ノウハウやルールの収集は多大の労力を必要とするだけでなく、その修正・追加などを収集済み知識と矛盾なく行わなければならない。著者等らはこれらのボトルネックを解決するためにニューラルネットを活用する。

2. 凝集剤注入支援のためのニューラルネット

前節で示した Fig. 1 の考えを浄水場の凝集剤注入支援に適用した時の概念を Fig. 3 に示す。オペレータによる①水質分析、②目視観察、③経験重視による運転を人工的に実現することを目指す。特に③を実現するためにニューラルネットを適用する。

2.1 ニューラルネットの構造

最適な構造を種々検討した上で、Fig. 4 に示すように、入力層(30項目)-中間層(10項目)-出力層(1項目)の3層からなるニューラルネットを構築した。ネットは、オペレータの思考方法を模擬して、定常時用と非定常時用(降雨時)との2種類を用いると共に、下記に示す水質情報(5項目)と画像情報(5項目)とを入力情報として用いた。

[水質情報] ①原水水温、②原水濁度、③原水アルカリ度、
④原水pH、⑤処理流量

[画像情報] ⑥フロック個数、⑦幾何平均径、⑧フロッ

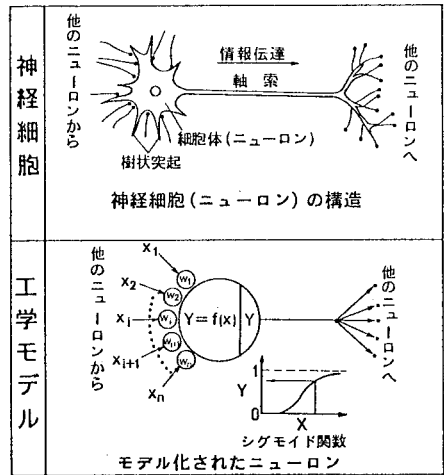


Fig. 2 神経細胞(ニューロン)の構造とモデル

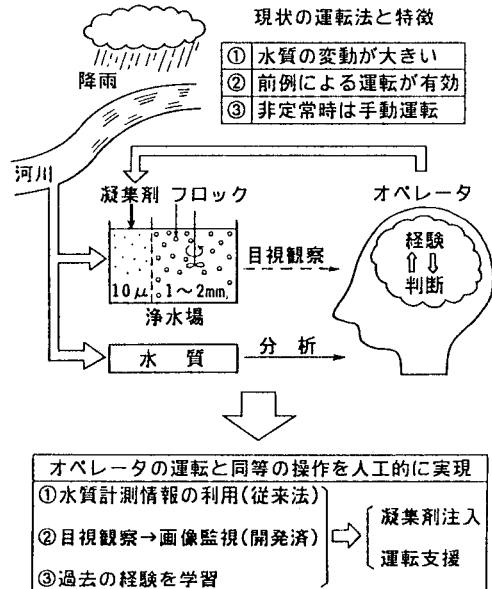


Fig. 3 浄水場における凝集剤注入操作とその工学的実現

ク形成量, ③平均濁度,

⑩密度指標

短期履歴として5時間前の過去データ, 現在のデータ並びに両者の偏差に着目した。これは, 濁度上昇時と下降時など凝集剤注入方法のダイナミックな変化に対応するためである。出力値としては凝集剤注入率の値を用いた。

2.2 シミュレーション

A 浄水場の1年間のデータを例にシミュレーションを行った。A 浄水場では1年間を通して沈殿池出口濁度が1 mg/l以下であるのでこの1年間の凝集剤注入操作は適正であったと判断し, この実績値を教師信号とした。

定常時と非定常時(降雨時)について過去1年間の中から代表的各10日を教師信号として学習させた。学習方法はバックプロパゲーション法(誤差を最小化するように W_{ij} の値を逐次修正)を適用した。所定条件で学習済みニューラルネットを用い, 未学習の日にかに注入すべきかを想起(ガイダンス)させた。

3. 結果と考察

計20日の学習で, 未学習のデータ(1年分)を想起できるかを調べてFig. 5を得た。このように, 実測値に対して計算値は充分近い値を示した。このことから, オペレータは原水水質とフロック形成の良否(前記①~⑩のデータ), 並びにこれらの履歴(過去の経験)に着目して凝集剤を注入していることが示唆された。同時に画像計測は, 目視によるフロック形成の良否判断を代替可能なことが示唆された。実測値と計算値とを平均誤差で評価してTable 1を得た。従来法として重回帰モデルと比較すると, 同等以上の性能があることが示された。特に非定常時(降雨時)の想起能力が優れている。重回帰モデルが1年分全てのデータに基づいているのに対して, 20日(定常時10日, 非定常時10日)の学習で1年分の結果を想起できたことから, ニューラルネットを利用した履歴学習の可能性を確認した。

このことは, オペレータが「要学習」と判断した非定常時あるいは定常時の凝集剤注入操作を随時学習させていくことにより, 自己成長型の知的運転支援システムが可能となることを示唆する。このシステムの利用により, 従来の制御系が不得意であった非定常時な

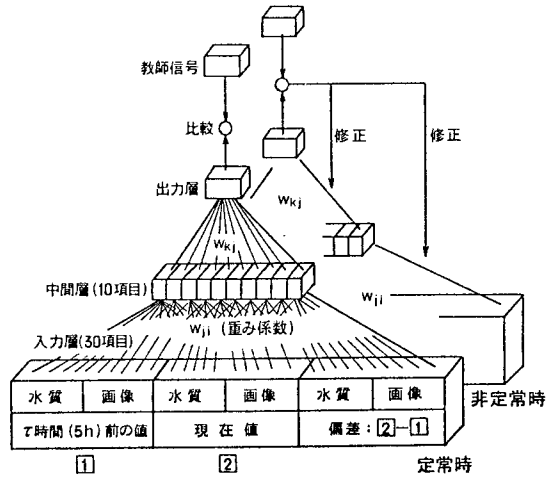


Fig. 4 凝集剤のためのニューラルネットの基本構造

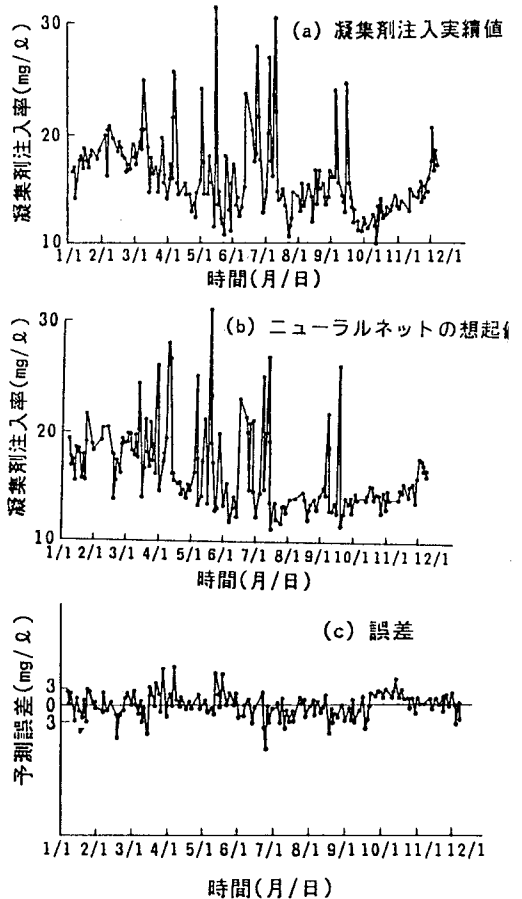


Fig. 5 凝集剤注入の想起結果の比較

どの運転を効果的に支援できるものと期待される。

4. 獲得知識の明示的表現

ニューラルネットが未学習時の想起を良好に行い得たことは、このネットはオペレータと同等の知識を内包していることを意味し、その知識は多数の重み係数 W_{ji} に分散表現されていることになる。著者らはこれらの獲得知識を明示的に表現するための新しい尺度を開発した。

入力値を X_i 、出力値を y_k とすると、出力値 y_k に及ぼす入力値 X_i の影響 C_{ki} は次式で計算できる。

$$\frac{\partial y_k}{\partial X_i} \propto \sum_j |W_{kj} W_{ji}| \equiv C_{ki} \dots\dots(1)$$

ここで、 C_{ki} : 因果性尺度

W_{ji} : 入力層から中間層への重み係数

W_{kj} : 中間層から出力層への重み係数

因果性尺度 C_{ki} の値が大きい時の入力値 X_i と出力値 y_k との関係を日本語に自動変換した例を Table 2 に示す。この結果はオペレータの運転知識に一致することから本尺度は有効であると判断された。このことは、従来 Black box 的に取り扱われていたニューラルネットの構造が明らかになると共に、履歴データ群からの知識自動獲得に利用可能なことを意味する。なお、これらの因果関係は知識の候補と位置付けられるので、オペレータとの対話により知識候補が確定的か否かを判別する。

5. おわりに

ニューラルネットによりプラントの運転履歴を学習し、運転操作を支援する自己成長型の知的運転支援システムを提案した。この概念を凝集剤注入支援に適用し、その学習・想起効果を確認した。さらに、ネットの重み係数分布から運転操作に関する知識を明示的に抽出するための「因果性尺度」を導入し、その有効性を確認した。

謝辞：データを活用をご許可戴いたA浄水場の皆様に深く感謝申し上げます。

参考文献

- 1) 一木博幸, 馬場研二(1987). 画像認識によるフロック監視に関する研究(1). 水道協会雑誌, 56, 7, 13-23.
- 2) 馬場研二, 矢萩捷夫(1988). 水質異常検知を目的とする魚類行動の画像監視. 水質汚濁研究, 11, 2, 144-122.
- 3) 平岡正勝, 津村和志, 馬場研二(1986). 微生物計測のための高速画像処理技術. 第20回水質汚濁学会講演集.
- 4) 圓佛伊智朗, 平岡正勝, 津村和志(1989). 下水処理場運転管理のための知的支援システムの構築に関する研究. 水質汚濁研究(投稿中)
- 5) Runnelhart et. al.(1986). Parallel Distributed Processing, MIT Press, Vol.1.
- 6) 柳下修, 伊藤修, 菅野道夫(1984). 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, 28, 10, 597-604.

Table 1 凝集剤注入率の誤差平均値

方法	定常時	非定常時
ニューラルネット応用 学習パターン：各10	1.14mg/ℓ (7.7%)	1.72mg/ℓ (8.8%)
多変量解析(1年分) (水質+画像)データ	1.23mg/ℓ (8.3%)	2.60mg/ℓ (13.2%)

()内数値：誤差/平均値(%)

Table 2 因果性尺度による知識の自動獲得例

知識候補1	現在のフロック形成量が高ければ、 凝集剤注入率は高い
知識候補2	現在の濁度が高ければ、 凝集剤注入率は高い
知識候補3	濁度が増加しつつあれば、 凝集剤注入率は高い