

CS-75 ニューラルネットワークによる水道管内残留塩素濃度のモデル化に関する一考察

東京都立大学工学研究科 正会員 稲 員 とよの

東京都立大学工学研究科 学生員 ○小 幡 晋

東京都立大学工学研究科 フェロー 小 泉 明

1. はじめに

全国における水道普及率が96%に達した今日では、安定した水量管理だけでなく、より一層高度な水質管理が求められている。中でも最も重要と考えられるのが、配水管網における残留塩素濃度の管理である。適切な塩素注入による残留塩素濃度の制御を行うためには、管網全体の残留塩素濃度を高い精度で予測する手法が必要である。しかし、残留塩素濃度の減少には多くの要因が複雑に関連しているため、その把握は非常に困難である。本稿では、配水管網全体を一つの多入力多出力システムと考えてニューラルネットワークを適用¹⁾し、水道管内残留塩素濃度のモデル化を試みる。そして、学習済みのネットワークに未学習データを入力することで、フィールドデータを用いて作成したモデルの精度についても検証する。

2. モデル化対象管網とデータ

本稿においては、図1に示されるプロセスでモデル化を行う。階層型ニューラルネットワークを考え、ユニットの応答関数にはシグモイド関数、ネットワークの学習にはカルマン・ニューロ法を用いる。

モデル化の対象となるのは人口約25万人、給水区域約35km²という規模の地域である。この中で、始点となる配水池の流出部を入力地点、管網末端部に当たる地点を出力地点とし、入力地点の各種条件から出力地点の残留塩素濃度²⁾を推定するモデルを作成する。

使用するデータは入力地点における残留塩素濃度(B_i)、水温(T_i)、流量(Q_i)、及び出力地点における残留塩素濃度(C_i)の時系列データで、測定期間は8日間、測定間隔は1時間である(図2)。そして、この8日間の内、後半4日間を学習期間、前半4日間を検証期間として分割する。実際には、時間遅れを考慮するため各期間の初日を除いた各々3日間のデータを用いて学習と検証を行う。なお、入力地点から出力地点までの管内滞留時間は、ほぼ最小2.5～最大7.5時間である。

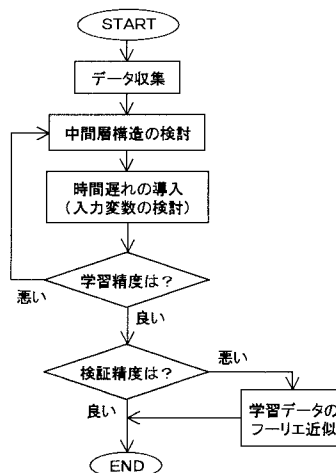


図1 モデル化のプロセス

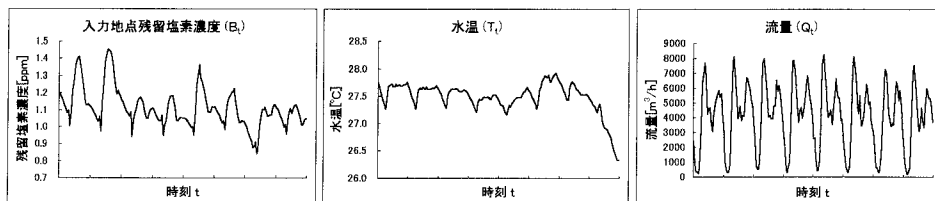


図2 時系列データ

3. モデル構造の検討

モデルの入出力構造は、入力層が入力地点の残留塩素濃度、流量、水温の計3ユニット、出力層が出力地点の残留塩素濃度の1ユニットとなる。中間層構造については、層数とユニット数を変更した3つのケースについてそれぞれ300回学習を行い、推定出力値から相対誤差を求め、その平均値を比較し検討する。その結果、表1のように3ケース間で大きな差異が現れなかったため、構造の形状的バランスを考え、3層4ユ

キーワード: ニューラルネットワーク、残留塩素濃度、配水管網、時間遅れ、フーリエ近似
連絡先: 東京都八王子市南大沢1-1/0426-77-1111 (内線4627)

ニットモデルを選択した。

次に、モデルへの時間遅れの導入について検討する。配水池から管網末端までには水の流下時間が存在しており、2地点間の残留塩素濃度には時間遅れが生じていると考えられる。また、この時間遅れ分は流量の時間的な変化に伴っており一定ではない。このため、入力層の残留塩素濃度として過去6時間前までの値($B_{t-1}, B_{t-2}, \dots, B_{t-6}$)を設定したモデル（入力層8ユニット）を考えて学習を行い、平均相対誤差を先程のモデルと比較する。その結果、表2に示すように時間遅れを導入したことによる効果が見られた。

そこで、この2つの学習済みモデルについて検証期間のデータを実際に入力し、同様に平均相対誤差を求める。すると、学習効果の上昇した時間遅れ導入モデルは検証結果が低下しており、再現性の低いモデルであった（表2）。これは測定誤差等に起因する、フィールドデータ内の不規則変動成分をも忠実に学習したことによる影響と思われる。学習精度と検証精度が共に良く、安定した再現性を有するモデルを得るためには、原データ内不規則変動成分の除去が必要であると考えられた。

4. フーリエ近似データによる学習

不規則変動を除去する方法として、有限フーリエ級数を用いた時系列データの平滑化を行う。学習期間の出力地点残留塩素濃度データに対しフーリエ変換を施し、相対的に振幅の大きい半日以上以上の周期成分³⁾4種類を用いて近似値を求めた（図3）。

得られた近似データを使用し、再び時間遅れ導入モデルの学習を行い、その後検証期間データによる検証を行った。学習及び検証における、実測値と推定出力値との差を図4に示す。原データを学習に用いたケースと比較して、検証結果が大幅に改善されており、フーリエ近似データによる学習はモデルの再現性向上に有効であると判断された。

5. おわりに

本稿では、複雑な配水管網における残留塩素濃度の時系列に対し、ニューラルネットワークモデルの適用を提案した。入力要素として数時間前の残留塩素初濃度、水温、流量を選択し、中間層に3層4ユニット構造を用いて、カルマン・ニューロ法により学習を300回程度行うことで、平均相対誤差5%未満のモデルを得ることが出来た。また、学習データに含まれる不規則変動をフーリエ近似により除去することで、未学習データに対する検証結果の安定性を向上できると推測された。今後は様々な地域でのケーススタディを通して、より実用性の高いモデルを検討して行きたい。

【参考文献】

- 1) 稲貝とよの・小泉明：ニューラルネットワークによる配水管網のモデル化，水道協会雑誌，742号，pp.17~25，1996
- 2) 後藤圭司：配水管網における水質変化(Ⅲ)，水道協会雑誌，571号，pp.51~65，1982
- 3) 小泉明・稲貝とよの・具滋茸・荒井康裕：フーリエ級数による水使用量の時間変動パターン分析，第48回全国水道研究発表会講演集，pp36~37，1997

表1 中間層構造別学習結果

中間層構造	平均相対誤差(%)
2層5ユニット	5.48
3層4ユニット	5.42
4層3ユニット	5.59

表2 時間遅れ導入による結果

時間遅れの導入	平均相対誤差(%)	
	学習	検証
なし	5.42	6.71
あり	3.08	10.60

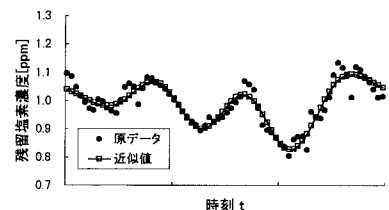


図3 学習データ（出力）のフーリエ近似

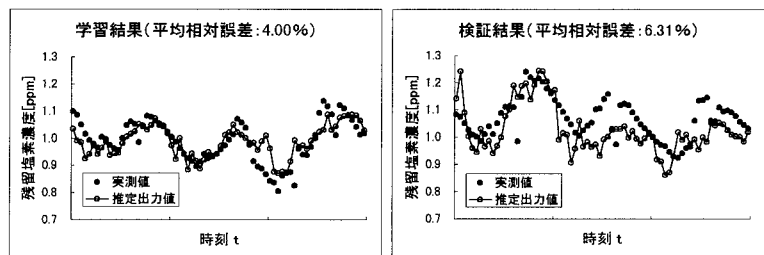


図4 フーリエ近似データによる学習結果とその検証結果