

# ニューラルネットワークを用いた 雨天時浸入水を含む流量の再現

中日本建設コンサルタント(株) 構造設計室 西尾 賢志  
水工技術本部 中根 進

## 1. はじめに

ニューラルネットワークを用いた河川流量や洪水予測が試みられている。この手法を利用して雨天時浸入水<sup>1)</sup>を含む下水流量を再現する。下水道管きよの流下流量は、晴天時水量(汚水+常時浸入水)と雨天時浸入水量で表す。降雨時に一時的に浸入する雨天時浸入水は、終末処理場にあつては維持管理に支障をきたすことになる。雨天時浸入水量を把握し、処理場の維持管理、管きよの浸入水対策に利用する目的で、雨天時浸入水を含む流量を再現するものである。

## 2. ニューラルネットワークの概要<sup>2)</sup>

ニューラルネットワークは、脳の神経細胞(ニューロン)の回路をモデル化した解析アルゴリズムである。

入力層の各ユニット(ニューロン)にデータ  $x_i$  を入力し、入力値に重み  $w_{i,j}$  を掛けた代数和  $u_j = \sum_i (w_{i,j} \cdot x_i)$  を求め、中間層へ入力し、中間層で出力層への出力値  $z_j = f(u_j)$  を計算する。中間層の各ユニットの  $z_j$  に重み  $w_{j,k}$  を掛けた代数和  $a_k = \sum_j (w_{j,k} \cdot z_j)$  を求め、出力層へ出力する。出力層で  $y_k = f(a_k)$  を計算し、

実測あるいは観測流量である教師データと比較する。

出力層からの出力値  $y_k$  と教師データ  $y_k^*$  との誤差が最小になるよう重み  $(w_{i,j}, w_{j,k})$  を更新する。これを学習と呼んでいる。

中間層での出力計算に用いる関数には、下式などがある。出力層も同じ関数を使用する。本報告では、一次式とシグモイド関数を使用した解析事例を紹介する。

$$z = f(u) = u, \quad z = f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad ; \text{シグモイド関数(ロジスティック関数)}$$

## 3. 浸入水を含む流量の再現手法の構成

### 3.1 使用データ

流量再現のために使用するデータは、ニューラルネットワーク手法を使うために新たに用意するのではなく、日常的に収集している維持管理データを用いる。

晴天時流量( $m^3/hr$ )の時間変動や季節変動を表現するための要素として維持管理データから以下の質的データと、雨天時浸入水量を表現するための要素として量的データの時間降雨量( $mm/hr$ )を使用する。

#### 1) 質的データ: カテゴリーデータ

- ・時刻カテゴリ: 流量の時間変動

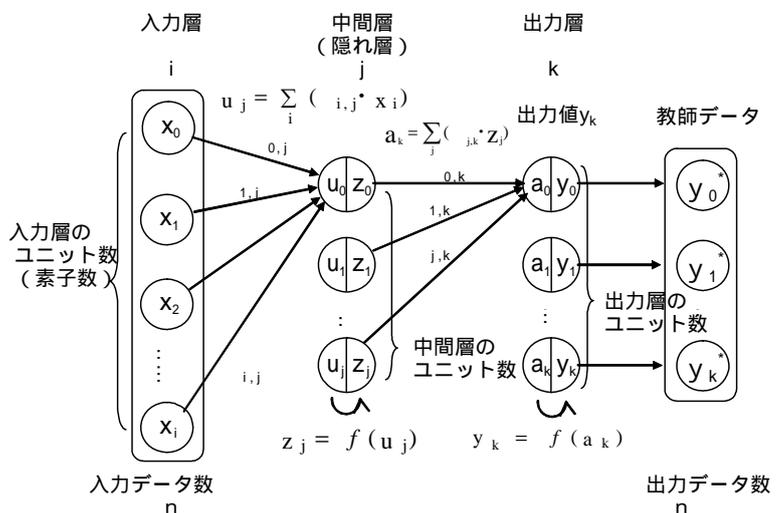


図 - 1 3層ニューラルネットワーク

- ・曜日カテゴリ：生活等活動パターンの変化による流量変動
- ・月別カテゴリ：気温や季節変化に伴う流量変動  
気温データを量的データとして利用する場合は省く。
- ・経年カテゴリ：水洗化人口の増加による晴天時流量の増加  
処理区域が概成している場合や流量調査結果を使用する場合、この経年カテゴリは省く。

2) 量的データ：時間降雨量、気温のデータ

### 3.2 使用データの規準化

ニューラルネットワークで使用するデータは、中間層、出力層の出力計算にシグモイド関数(出力値0~1)を用いる場合には、量的データ(時間降雨量、気温、流量)を規準化(0~1)する。一次関数を用いる場合は量的データをそのまま用いた。

1) 量的データ

$$\text{規準化雨量} \cdot \text{気温} \cdot \text{流量} = (\text{データ} - \text{データ最小値}) / (\text{データ最大値} - \text{データ最小値})$$

雨量の最小値は0であるから、最大値で規準化(0~1)したことになる。

気温データがない場合、月別をカテゴリデータとして、気温、季節変動を表す因子として入力する。

2) 質的データ

質的データはダミー変数として扱い0と1の数値とする。

### 3.3 ニューラルネットワークの構成

本報告に使用したニューラルネットワークの構成を以下に示す。本報告では、入力層、中間層、出力層の3層構造と入力層、出力層の単層構造の解析結果を示す。

(1) 学習・再現条件

3層構造のニューラルネットワークでは、入力層から中間層、中間層から出力層への各ユニットへのつながりはすべて結合させた。出力関数には、シグモイド関数を使用する。また単層構造では入力層から出力層を直接結合させ、出力関数は一次式とした。図-2、3に構成を示す。

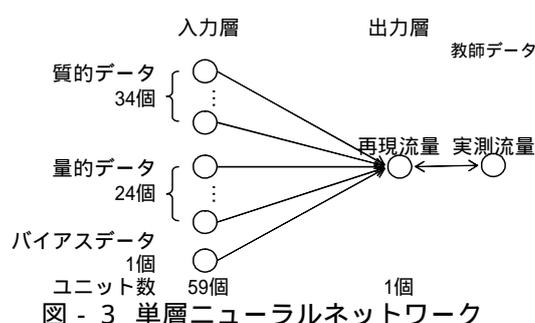
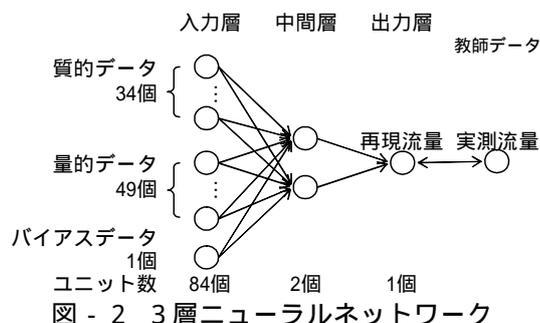
学習アルゴリズムには、重みの初期値には-1~+1の乱数を与え、一般的なバックプロパゲーション(誤差逆伝播法)を使用した。学習率や中間層のユニット数はトライアルで誤差が最小となるよう設定した。

(2) 各層のユニット数

入力層に時間降雨量や3.2に示す質的データを入力するユニット数を設定する。図-2、3に示すユニット数は一例である。

質的データ：時刻カテゴリ24個 + 曜日カテゴリ7個 + 月別カテゴリ12個以内

量的データ：対象とする実測流量の時刻の降雨を0時間として影響のある時刻までさかのぼる。



## 4. 再現結果事例

#### 4.1 H市汚水中継ポンプ場流入量の再現結果

H市分流式汚水中継ポンプ場は、流入区域面積 101ha あり、2004 年度の維持管理データを使用し、再現する。図 - 2 の 3 層ニューラルネットワークを用い、入力データ数  $n = 8713$  (約 1 年) 学習回数 2000 回、学習率  $= 0.6$  で解析する。入力データの一部に降雨影響時間 48hr、月別のカテゴリーデータを使用し、再現結果の一部を図 - 4 に示す。

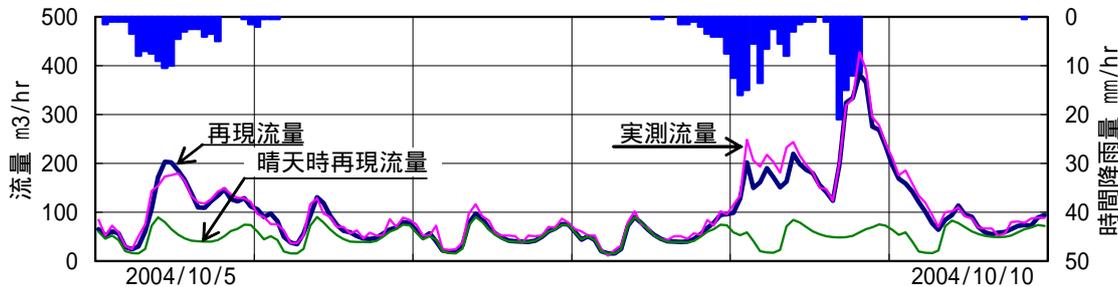


図 - 4 中継ポンプ場の解析結果

学習した 1 年間のすべての再現結果を図 - 5 に示す。100m³/hr 以下の晴天時流量の領域の精度が悪い。この理由は、晴天時流量の変動が入力した量的データや質的データだけで表現できないためである。学習結果は二乗平均平方和誤差 2.2%、入力データ (実測流量) に対する寄与率 (決定係数) は 0.87 であった。

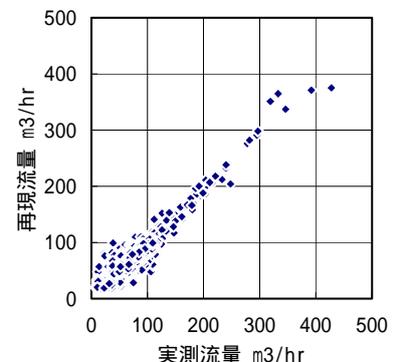


図 - 5 実測流量と再現流量の比較

#### 4.2 住宅団地の流量調査値の再現結果

布設後 34 年経過した住宅団地 (HP250 ~ 400) で流入区域面積 16.2ha の流量調査結果を利用して図 - 3 の単層ニューラルネットワークを用い、入力データ数  $n = 1470$  (約 2 ヶ月) 学習回数 2121 回、学習率  $= 0.00001$ 、降雨影響時間 24hr で解析する。

この単層のニューラルネットワークは、入力層、中間層とも出力関数に一次式を用い入力データも規準化していないので、入力データを説明変数とした多変量解析である。二乗平均平方和誤差 4.73%、入力データに対する寄与率は 0.77 であった。なお、この住宅団地を 3 層で解析すると二乗平均平方和誤差 2.47%、寄与率 0.95 となった。

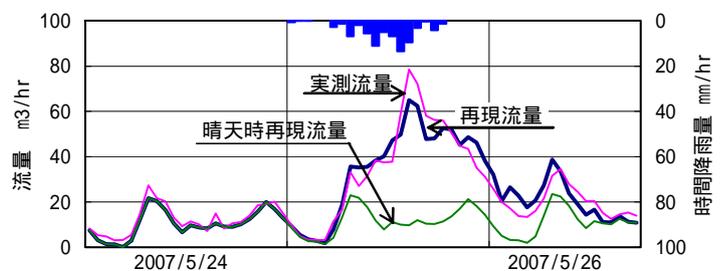


図 - 6 降雨時の晴天時再現流量

#### 5. まとめと今後の課題

今回の事例では単層より 3 層の方が解析上の誤差が少なかった。ニューラルネットワークを用いた解析結果から雨天時浸入水を分離し、その結果を表 - 1 に示す。

表 - 1 解析結果まとめ

解析事例	全流量 m3	解析内訳 m3		解析期間中 浸入水量 比 /
		晴天時	雨天時 浸入水量	
公共下水道 約 1 年間	510,259	481,121	50,003	0.10
住宅団地 約 2 ヶ月	24,724	19,205	5,294	0.28

3 に示す入力変数を使った 4.1 の事例では、誤差から考えると晴天時水量の時間・日変動をまだ再現できていない。この変動を表現できる説明変数を日常の維持管理データから見出すことが今後の課題である。

<参考文献> 1) 下水道施設設計指針と解説 前編 2001 年版 (社) 日本下水道協会 pp160 ~ 161

2) 図解入門 よくわかる多変量解析の基本と仕組み 山口和範他 秀和システム

問合わせ先 : 中日本建設コンサルタント(株) 水工技術本部 中根 進 TEL 052-232-6056

E-mail [s\\_nakane@nakanihon.co.jp](mailto:s_nakane@nakanihon.co.jp)