

# 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) 水工技術本部 中根 進

## 1. はじめに

降雨時に一時的に浸入する污水管きよの雨天時浸入水<sup>1)</sup>は、終末処理場にあつては処理水質の確保など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、ニューラルネットワークを用いて雨天時浸入水を含む流量を再現するものである。

ニューラルネットワークは河川流量や洪水予測に用いられている。污水管きよを流下する流量は、晴天時水量(污水+常時浸入水)と雨天時浸入水量で表す。

従来、雨天時浸入水量は、降雨の影響のない晴天日を選び晴天時想定流量を求め、降雨時流量から晴天日流量を差し引くことにより算出している。

ニューラルネットワークを用いた手法は、維持管理データ中の実測流量や流量調査時の観測値などと降雨量を使用し、学習させることにより、雨天時浸入水を含む流量、晴天時想定流量、雨天時浸入水を直接算出するものである。

## 2. ニューラルネットワークの概要

### 2.1 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。このアルゴリズムを模式的に図-1に示す。

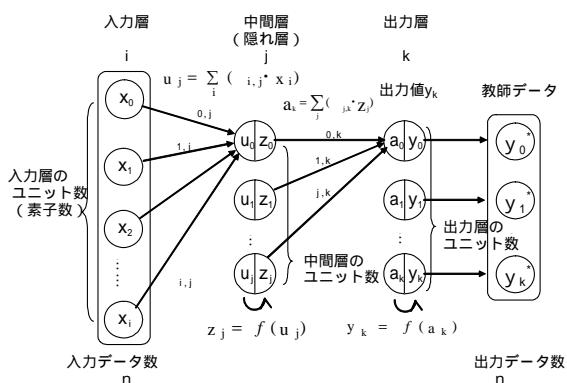


図-1 ニューラルネットワークのアルゴリズム

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、中間層に入力し、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、出力層に出力する。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。

中間層や出力層での出力には、(1)式などが使われる。

$$z = f(u) = \begin{cases} 1 & u \geq 0 \text{の時} \\ 0 & u < 0 \text{の時} \end{cases} \dots\dots (1) a$$

$$z = f(u) = u \dots\dots (1) b$$

$$z = f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \dots\dots (1) c$$

：シグモイド関数(ロジスティック関数)

入力層のデータ、出力層のデータと(1)式で計算された出力値の関係は表-1の通りである。

表-1 入力・出力層データと出力値

データ数	入力層のデータ(説明変数) i					出力層のデータ k				出力値(目的変数) k			
	$x_0$	$x_1$	$x_2$	...	$x_i$	$y_0$	$y_1$	...	$y_k$	$y_0$	$y_1$	...	$y_k$
1													
2													
...													
n													

### 2.2 ニューラルネットワークの学習

学習アルゴリズムには、バックプロパゲーション(誤差逆伝播法)や放射状基底関数(RBF)などがある。

本報告では、重み  $w_{i,j}$  の初期値に乱数を与え、一般的なバックプロパゲーションを使用し、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  $w_{i,j}$  を更新する。この過程を学習と呼んでいる。

$$w_{i,j}(m+1) = w_{i,j}(m) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} \dots\dots (2) a$$

$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}}$  : 中間層における各ユニットの最小二乗誤差の勾配

$$w_{j,k}(m+1) = w_{j,k}(m) - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{j,k}} \dots\dots (2) b$$

$\frac{\partial E}{\partial w_{j,k}}$  : 出力層における各ユニットの最

## 小二乗誤差の勾配

学習率 : トライアルで設定する。

出力値と教師データの誤差が最小になった時の重み( , )を学習結果として表 - 2 に格納する。

表 - 2 重み( , )の格納

隠層ノード j	重み					重み				
	0	1	2	...	i	0	1	...	...	k
0	0,0	1,0	2,0		i,0	0,0	0,1			0,k
1	0,1					1,0				
2						2,0				
⋮										
j	0,j	1,j	2,j		i,j	j,0				j,k

学習後のこの重みを使って雨天時の晴天時想定流量, 雨天時浸入水量を算出する。

### 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<sup>3</sup>/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である時間降雨量(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
- ・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2)の量的データに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 : 浸入水の原因となる要素
- ・気温のデータ: 気温や季節変化に伴う流

## 量変動

### 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。(1) b式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

規準化雨量 = (雨量データ - 雨量最小値) / (雨量最大値 - 雨量最小値)

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。

規準化気温 = (気温データ - 気温最小値) / (気温最大値 - 気温最小値)

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。

規準化流量 = (流量データ - 流量最小値) / (流量最大値 - 流量最小値)

また流量データは, 最大流量を底にとった対数で規準化することもできるが, 現場での流量調査結果をデータに使用する場合, 夜間低水量時に流量0を観測する場合もあるので, 対数では規準化できない。

#### 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事例を示す。

#### (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る。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(1) b式とした。図 - 2, 3に解析に使用したそれぞれのネットワーク構成を示す。

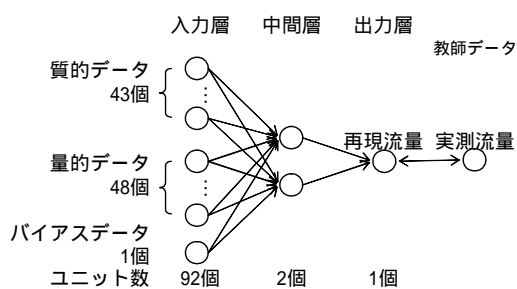


図 - 2 3層ニューラルネットワーク

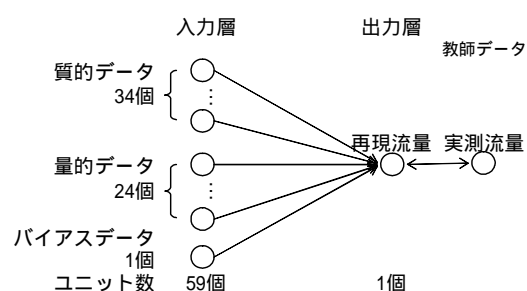


図 - 3 単層ニューラルネットワーク

学習は、重みの初期値に -1 ~ +1 の乱数を与え、学習率を仮定し、逐次行う。図 - 4 は、重みを更新していく過程で誤差が収束していく様子を示す。学習率は、なるべく計算時間を短くし、誤差が小さくなるようトライアルで設定した。

収束したところで計算を打ち切り、規準化された出力値を元に戻して再現値とする。

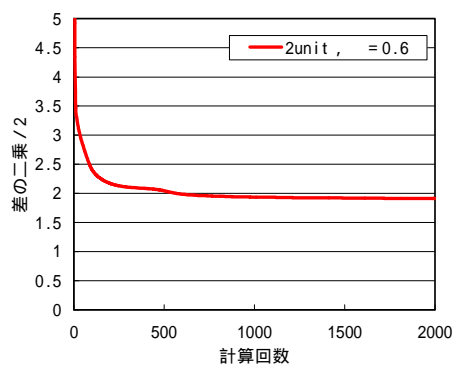


図 - 4 誤差の収束状況

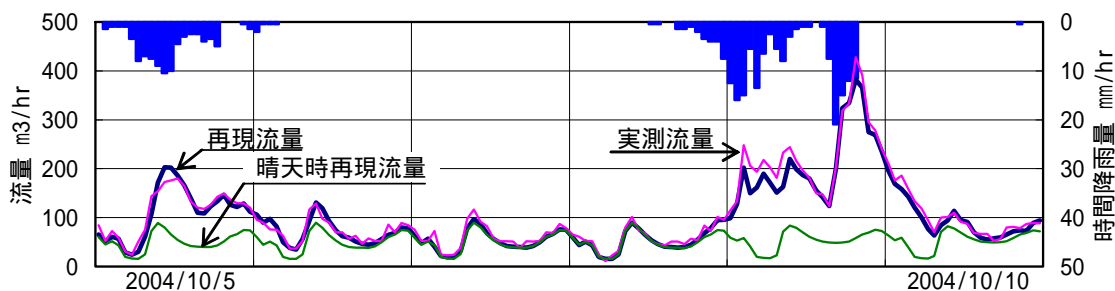


図 - 5 H市中継ポンプ場の解析結果

## (2) 各層のユニット数

入力層に降雨影響時間内の時間降雨量や 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

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。

雨天時浸入水に影響を与える時間降雨量は、0 時間, 1 時間前, 2 時間前 ..... N 時間前までと仮定し、量的データとする。この影響降雨量は仮定した複数の影響時間に対して学習させ、実測流量と再現流量の最も相関が高い影響時間を採用する。

中間層のユニット数は、学習率と同様に誤差や計算時間を考慮してトライアルで、2 個に設定した。

## 4. 再現事例

### 4.1 H市中継ポンプ場流入量の再現結果

H市公共下水道の中継ポンプ場は、2004 年度で流入区域面積 101ha あり、HP250 ~ 900mm で整備されている。経過年数は 2004 年度で供用開始後 13 年経過している。

2004 年度の維持管理データを使用し、その中から流量と降雨量を抽出し、降雨量に伴う流量を再現する。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 年分)、学習回数 2000 回、学習率  $\eta = 0.6$  で解析する。入力データに降雨影響時間 48hr 分の時間降雨量、時刻、曜日、月別のカテゴリデータを使用し、学習する。その 1 年間の学習結果の一部として実測流量と再現した流量ならびに降雨時における晴天時再現水量を図 - 5 に示す。また 1 年間のすべての雨天時浸入水量を含む流量の再現結果を図 - 6 に示す。

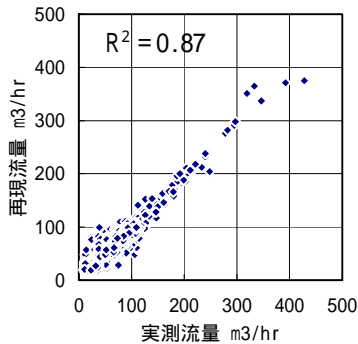


図 - 6 実測流量と再現流量の比較

図 - 6 の再現結果では、100m³/hr 以下の晴天時流量の領域にバラツキがみられる。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と思われる。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。

$$\text{二乗平均平方和誤差} = \frac{1}{\text{Range}} \sqrt{\frac{\sum (\text{再現値} - \text{観測値})^2}{\text{データ数}}} \times 100 \quad \dots\dots\dots (3)$$

ここに Range：学習期間中の最大流量とする。

#### 4.2 住宅団地の流量調査値の再現結果

管きよ布設後 34 年経過した住宅団地（HP250～400，流入区域面積 16.2ha）の流量調査結果を図 - 3 の単層ニューラルネットワークを用いて解析する。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 で学習した。

この単層のニューラルネットワークは、出力層の出力関数に (1) b 式を用い、入力データを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数解析と同一になる。図 - 7 に解析結果の一部を、図 - 8 に流量観測した 2 ヶ月間の再現結果を示す。二乗平均平方和誤差 4.73%，入力データに対する寄与率は 0.78 であった。

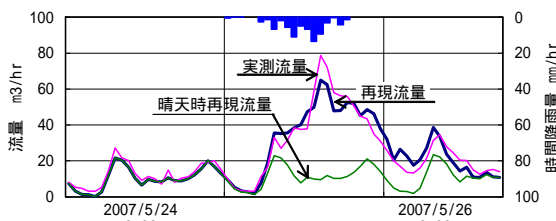


図 - 7 住宅団地の再現流量

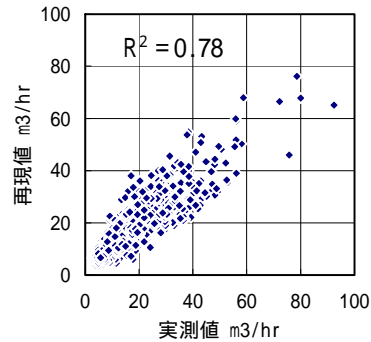


図 - 8 単層実測流量と再現流量の比較

なお、図示していないが、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%，入力データに対する寄与率は 0.95 となった。

今回の解析事例は、年度も地域も異なるが、3 層ニューラルネットワークの方が単層より誤差が小さく、流量を再現できた。

#### 4.3 再現結果のまとめ

上記 2 つの解析事例について、学習結果から直接雨天時浸入水量を抽出し、解析結果を表 - 3 に示す。公共下水道では、2004 年度の合計で、晴天時水量の 10% 相当が雨天時浸入水であった。また住宅団地では、調査期間中 2 ヶ月の合計で晴天時水量の 28% 相当が雨天時浸入水であった。

表 - 3 解析再現結果まとめ

解析事例	調査面積 ha	全流量 m³	解析内訳 m³		浸入水量比 /	降雨量 mm	浸入水量割合 m³/ha	
			晴天時	雨天時				
公共下水道	約1年間	510,259	481,121	50,003	0.10	1,396	0.35	
	約2ヶ月	83,040	79,848	2,500	0.03	110	0.23	
住宅団地	約2ヶ月	16.2	24,724	19,205	5,294	0.28	459	0.71

なお、公共下水道の欄には、住宅団地での調査期間と同じ月、日を抽出した結果を示す。地域も降雨も異なるので一概に比較できないが、住宅団地の方が公共下水道より雨天時浸入水量が多い結果にある。

#### 5. 再現結果の活用事例

ニューラルネットワークで学習した結果を活用する一例を示す。

浸入水調査では、送煙調査や流量調査を行うが、流量計の数や調査時の降雨が異なること、降雨時の晴天時想定流量を明らかにできないことなどから、浸入水量や浸入箇所を特定することは一般的に難しい。

再現結果のうち雨天時浸入水量を取り出して、その流量成分が分離できれば、浸入水の発生要因

を知り、その対策が講じやすいと考えた。

### 5.1 河川流量の構成

河川流量は、図 - 9<sup>3)</sup> に示す表面流出、中間流出、地下水流出で構成される。

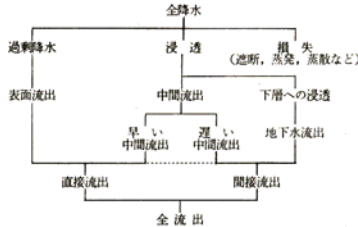


図-14.1 流出の過程と成分

### 図 - 9 河川の流量配分

河川工学には、河川流量を表面流出、中間流出、地下水流出の3成分に配分する方法が示されている。その一手法を図 - 10<sup>4)</sup> に示す。

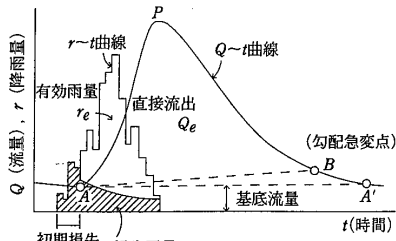


図 - 10 河川流量配分の例

河川の流出曲線の減水側は、表面流出・中間流出・地下水流出成分の割合により、その曲線形状が変化する。減水部には変曲点があり、勾配急変点を結んだ図 - 10 の三角形 ABA' と基底流量が地下水流出成分で、流出曲線の全面積の残り分が表面流出と中間流出としている。表面流出分は、減水側の曲線の第1変曲点から便宜上算出する。

第1変曲点が見つけないときは、流量測定点から最も遠い管きよの流達時間を算定し、降雨の最終時間からこの流達時間ずらした点を表面流出の終了時間とする。

### 5.2 雨天時浸入水量構成の試算

雨天時浸入水量の3成分の流入原因を表 - 4 と仮定する。

表 - 4 成分配分と浸入水原因箇所

	浸入水原因箇所
表面流出	マンホール蓋、公共柵蓋及び宅内柵蓋 柵周囲、宅内排水管
中間流出	地下水水位が浅のマンホール壁 同取付け管、同本管
地下水流出	地下水水位が深のマンホール壁 同取付け管、同本管

成分割合を推定した上で表 - 4 の原因箇所を想

定して、成分割合の大小から優先順位や経済性を検討して浸入水対策を立案するのに利用する。

ニューラルネットワークを使って抽出した雨天時浸入水量のうち、特徴ある独立降雨(降雨前48時間は無降雨)について、図 - 10 の手法を使い流量成分を分離する。分離するにあたり変曲点を見つけるために雨天時浸入水量の減水側を(4)式<sup>5)</sup>を使って近似する。減水側の近似式の始点は、第1変曲点( $t_0$ )とし、近似曲線の変曲点を勾配急変点とする。

$$q = q_0 \cdot K^{- (t - t_0)} \quad \dots\dots (4)$$

ここに、 $q$  : 減水側の浸入水量

$q_0$  : 第1変曲点の浸入水量

$K$  : 減水定数

3層のニューラルネットワークを使ったH市公共下水道の事例から雨天時浸入水量を抽出し、成分割合を試算した結果を図 - 11 a b c に示す。

#### 1) 降雨 小

時間降雨量 3mm/hr

降雨継続時間 13時間

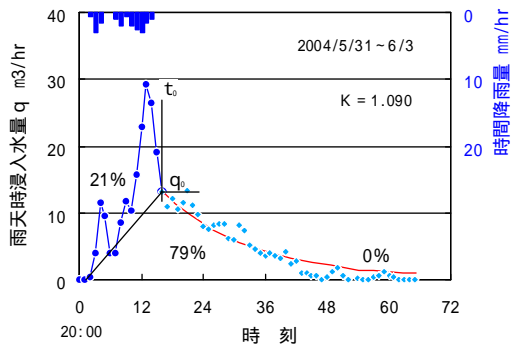


図 - 11 a 浸入水量の成分抽出例

#### 2) 降雨 中

時間降雨量 5.5mm/hr

降雨継続時間 35時間

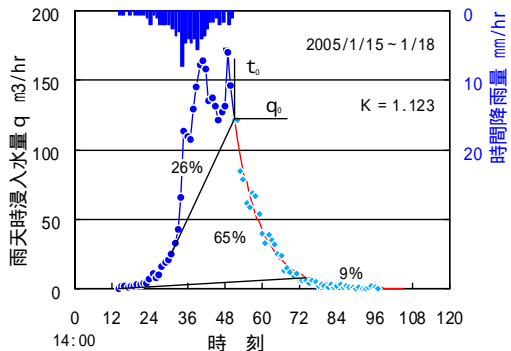


図 - 11 b 浸入水量の成分抽出例

### 3) 降雨 大

時間降雨量 30.5mm/hr  
降雨継続時間 5時間

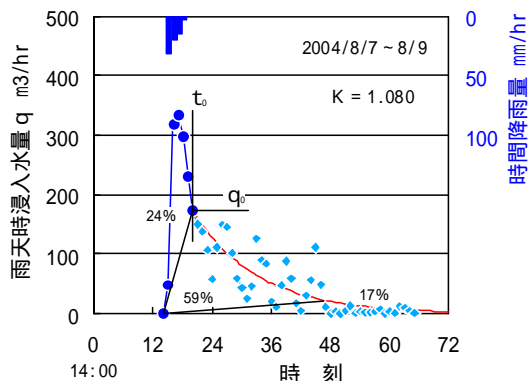


図 - 11 c 浸入水量の成分抽出例

公共下水道の上記3事例では、減水定数Kはおおむね一定で1.080~1.123であり、地下水流出が少なく0~17.0%であった。

雨天時浸入水対策を講ずることにより、ニューラルネットワーク解析上では、降雨影響時間が小さくなり、図-12のように減水側の始点 $q_0$ が小さく、減水定数Kが大になることが予測される。 $q_0$ やK値が浸入水対策の改善指標として利用できると考えられる。

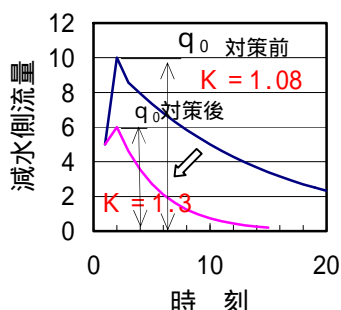


図 - 12 浸入水対策の改善指標

### 5.3 浸入水量構成の他解析事例との比較

浸入水量構成を試算した事例が少なく、試算結果の妥当性を確認するために秋田県大潟村調査<sup>6)</sup>の分離法と比較する。

大潟村の調査では、浸入水量のうち降雨終了までを直接流出(表面流出と一部中間流出)、残りを間接流出としている。

大潟村の直接流出分は、1.0~8.0%であり、昭和58年の日本海中部地震による下水道施設の地下部の異常により、直接流出より中間流出や地下水流出の浸入水が多いと報告している。

図-13は大潟村と同じ方法で図-11bのH市浸

入水量配分を算定し直したものである。

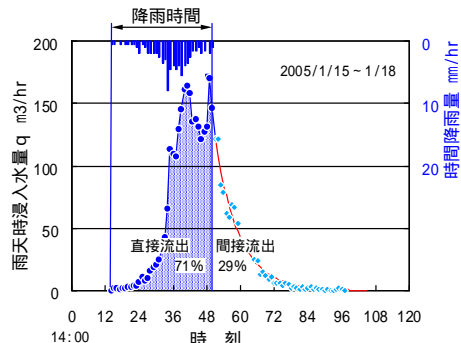


図 - 13 大潟村の解析法による成分分離

今回の分離法と大潟村の分離法によるH市浸入水量配分の比較を表-5に示す。

表 - 5 他解析事例との比較

	今回分離法			大潟村分離法			
	降雨小	降雨中	降雨大	降雨小	降雨中	降雨大	
表面流出	21%	26%	24%	46%	71%	38%	直接流出
中間流出	79%	65%	59%				
地下水流出	0%	9%	17%	54%	29%	62%	間接流出

H市の直接流出成分は、大潟村の分離法で38~71%になり、大潟村実績値の1.0~8.0%に比較して大きい結果となった。H市では両分離法ともに表面流出成分が多い傾向になった。

H市の浸入水対策は、直接流出の要因であるマンホール蓋、取付け管、宅内排水系統などを重点に置く必要があることが示唆される。

## 6. まとめ

処理場・ポンプ場の維持管理データを用いニューラルネットワークで浸入水を含む流量を再現することが可能となった。

今回の解析事例では、単層より3層でニューラルネットワークを構成した方が、誤差が少なかった。学習結果から雨天時浸入水量を求め、晴天時水量に対する浸入水量割合を算出した。活用事例として雨天時浸入水量の成分分離を試み、浸入水原因箇所の推定や対策後の改善指標に利用できる可能性を示した。

4.1 公共下水道の事例では、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

$$y_k = f(a_k)$$

- 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
- 3) 土木工学ハンドブック 上巻 p61 土木学会 昭和 49 年 1 版 p491
- 4) 水文・水資源ハンドブック p88 朝倉書店
- 5) 河川工学 p61, p66 仁 コロナ社 昭和 44 年 15 版
- 6) 不明水削減を目的とした下水道管路施設改築事業について - 不明水削減対策計画の策定  
- 月刊下水道 Vol.26 No.14 pp 17~22