

## 〈特集〉

# 効率的な雨天時処理技術における深層学習による流入下水水量予測の可能性

池田 浩一<sup>1)</sup>, 河内 隆秀<sup>2)</sup>, 細洞 克己<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>日本水工設計(株) 東京支社 下水道二部  
(〒104-0054 東京都中央区勝どき3-12-1 フォアフロントタワー E-mail: kouichi-ikeda@n-suiko.co.jp)

<sup>2)</sup>日本水工設計(株) 東京支社 下水道二部  
(〒104-0054 東京都中央区勝どき3-12-1 フォアフロントタワー E-mail: t-kawauchi@n-suiko.co.jp)

<sup>3)</sup>日本水工設計(株) 東京支社  
(〒104-0054 東京都中央区勝どき3-12-1 フォアフロントタワー E-mail: k-hosobora@n-suiko.co.jp)

## 概要

本研究は、国土交通省の委託研究(平成29年度下水道応用研究)を通じて実施しており、AI(深層学習)、3W法と膜処理技術、紫外線消毒技術を組み合わせた「既存施設を活用した分流式・合流式下水道における効率的な雨天時下水処理システムの開発」を進めている。その中で、処理場への雨天時流入下水水量の予測が出来れば効率的な下水処理に繋がると考え、雨量と流入下水水量の相関をAIより見出すことを試みた。ここでは一般的に入手可能な雨量データと処理場の維持管理データとの相関に関する検討結果について報告する。

キーワード: AI, 深層学習, 機械学習, 流入下水水量予測, 時系列データ

原稿受付 2019.1.11

EICA: 23(4) 27-31

## 1. はじめに

合流式下水道を採用している自治体では、処理区が大きい都市においても平成35年度までに合流式下水道緊急改善対策(分流式下水道並みの汚濁負荷量の削減など)を完了させるように対策に取り組んでいる。しかし、分流式下水道を採用している自治体では、雨天時浸入水を見込んだ施設計画が認められていないため、雨天時の下水処理に苦慮している実態がある。雨天時浸入水対策としては、処理区において面的に浸入する箇所を特定して補修することが一般的であるが、特定が困難であるという事実に加え、特定されたとしても排水設備の不備が原因の場合には、自治体が直接対策を講じることが難しいため、雨天時下水の対策が進んでいない現状がある<sup>1)</sup>。

以上の課題への対応として、本共同研究体(財造水促進センター・京都大学・北九州市立大学・(株)フソウ・日本水工設計(株))では、分流式下水道処理場を対象として、効率的かつ安価に雨天時下水が処理可能となるように、既存施設を活用した処理技術の開発研究に取り組んでいる。本共同研究体の提案技術は、3技術から構成され、流入下水の水量・水質を予測する技術、既存施設を活用して雨天時を対象とした水量でも処理が可能な技術、それに伴う消毒技術の開発を目指している。

処理場で雨天時下水を受け入れる場合、雨天時処理

への運転切替を行う必要があるため、その切替判断を行う上で事前に雨天時下水流入量を予測することが重要となる。

現在、流入下水水量を把握する手法として流出解析モデルの利用が一般的であるが、流域特性を表現するための各種パラメータの設定(キャリブレーション)に多大な時間と労力を要するという課題がある。このため、本研究では「簡単」、「短時間」、「高精度」な予測を実現するために深層学習(ディープラーニング)に着目し、流入下水水量の予測が可能であるか試みた。

## 2. 既往技術による予測の特徴と課題

流出解析モデル(既往技術)は、管きょ網のモデル化により解析結果を得るものであり、現在では解析を実施可能な技術者も多く、モデル化に関する様々な工夫や知見も得られている。しかしながら、流出解析モデルは、各種パラメータの標準値や解析結果の妥当性を判断するにあたり、以下に示す課題がある<sup>2)</sup>。

- ・代表的な流出解析モデルは **Table 1** に挙げられるが、ソフトウェア毎に特有のパラメータがあり、全てに標準値や設定範囲を示すことが困難である。
- ・モデルの妥当性を確認するキャリブレーション結果は、外力データ(雨量、外水位等)やモニタリングデータ(流量、水位、水質等)の数と精度に左右さ

Table 1 Characteristics of runoff analysis models

		InfoWorks ICM	MIKE URBAN	xpswmm
		旧名： InfoWorks CS	旧名：MOUSE	旧名： XP-SWMM
基本機能	1. 降水損失モデル	・ホートンモデル ・流出係数モデル 等から選択可能	・ホートンモデル ・流出係数モデル 等から選択可能	・ホートンモデル 等から選択可能
	2. 表面流出モデル	・二重線形貯留法 ・非線形貯留法 等から選択可能	・時間面積法 ・非線形貯留法 等から選択可能	・非線形貯留法 等から選択可能
	3. 管内水理モデル	・完全サンヴナン方程式 (Dynamic wave 法)	・完全サンヴナン方程式 (Dynamic wave 法)	・完全サンヴナン方程式 (Dynamic wave 法)
	4. 氾濫解析モデル	・二次元不定流モデル (ICM より標準搭載)	・MIKE 21 ・二次元不定流モデル (MIKE Flood)	・二次元不定流モデル (xp2D)
	5. 汚濁負荷量モデル	・地表面堆積流出モデル ・堆積物輸送モデル ・水質7項目 +ユーザー定義項目	・地表面堆積流出モデル ・堆積物輸送モデル ・水質7項目 +ユーザー定義項目	・地表面堆積流出モデル ・堆積物輸送モデル ・水質：任意項目
追加機能	6. その他の機能	・リアルタイムコントロール ・河川統合解析 ・GIS	・リアルタイムコントロール ・河川統合解析 ・GIS	・リアルタイムコントロール ・河川統合解析 ・GIS

流出解析モデル利活用マニュアル<sup>2)</sup>より引用

れる。

- ・モデル構築に必要な正確なデータかつ十分な量のデータを収集するためには、調査費と調査期間を要する。

以上より、流出解析モデルは、管路データや雨量データ等の調査及び資料収集に加え、流域特性を適切に反映したパラメータの設定作業が必要であり、また、雨水の流出機構を十分に理解した熟練技術者による評価により精度が確保されるため、導入までに十分な準備期間と費用、専門技術者による解析作業が必要になるという課題がある。

### 3. 深層学習を用いた予測精度の検証

#### 3.1 下水道分野における深層学習

近年、多くの分野においてAI（深層学習）が用いられているが、下水道分野においては適用事例が少なく、雨天時流入下水量の十分な予測精度を確保するために必要な学習データの量や、晴天時に対する降雨時の流入下水量の変動比、雨量データの精度が予測に対してどのような影響を与えるかについて明らかとした事例はない。そこで本研究では、学習データの必要量、流入下水量の変動幅、雨量データの精度に着目し、3つのステップを設けて解析を実施した。

1つ目のステップとして、流出解析モデルによるシミュレーションを実施した都市を選定して深層学習による解析を行った。流出解析を行っているため、学習データ（1分間隔のデータ）が豊富である。そして、

雨水吐きの有り（自然排水区）・無し（ポンプ排水区）や流入下水量の変動幅、排水方法の異なる2処理区を対象に解析を行った。

2つ目のステップとして、流出解析モデルを採用していない一般都市への普及を考慮し、維持管理日報データ（1時間間隔のデータ）を学習データとして解析を行った。雨量データには近傍の雨量観測所データを用いた。

3つ目のステップとして、雨量観測所と予測地点の距離や、学習データとして用いる雨量観測所の数などを考慮して解析を実施した。この解析では、処理区の大きさによって、上流域と下流域とで降雨状況が異なることも予想されるため、調査対象となる処理場に対して、離れた雨量観測所のデータを用いた解析を実施し、処理区の大きさと降雨状況の相違が予測精度に大きく影響するか検証を行った。

#### 3.2 深層学習とは

今回解析に用いる深層学習は、多層ニューラルネットワークを用いた機械学習手法の一つであり、人間の神経細胞（ニューロン）の仕組みを模したシステムがベースとなっている。従来のニューラルネットワークは、幅（入力層）が数百ノード、深さが3~5層程度であったが、深層学習は、幅が数百万ノード、深さが数百層に達するものもある。これは脳神経回路の構造をヒントとしたものであり、各ノードで重み付き入力に対する出力計算を行いながら、その結果を伝播していくことで、最終的な出力層の結果を得るものである<sup>4,5)</sup>。本研究では、深層学習により、データの「特徴」を利用者が指定せず、データに内在する本質的な「特徴」あるいは「規則性」を学習によって獲得しうる点を活用し<sup>6,7)</sup>、流出解析モデルのような「水文・水理学に精通した解析経験豊富な技術者」を必要とせず、またモデル化に関する様々な工夫・知見・パラメータ設定も必要としない予測手法を試みるものとした。なお、本研究では、MATLABの「Neural Network Toolbox」の非線形input-outputモデルを用い、アルゴリズムにはベイズ正則化モデル、レーベンバーグ・マーカート法を用いて解析を行った（Table 2）。

Table 2 Analysis conditions

対象	モデル	インプットデータ	計算利用範囲	隠れ層	アルゴリズム
A	非線形input-outputモデル	・時刻 ・流入汚水量 ・降水量	過去4時間	12層	ベイズ正則化モデル
B	非線形input-outputモデル	・時刻 ・流入汚水量 ・降水量	過去8時間	12層	レーベンバーグ・マーカート法

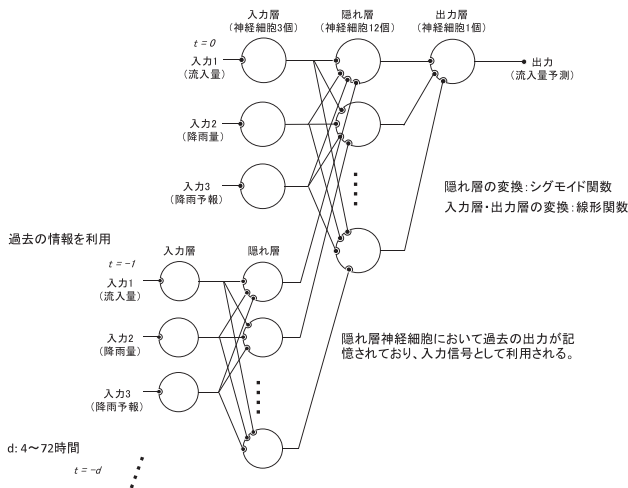


Fig. 1 Deep learning system of inflow sewage water amount prediction in wet weather

### 3.3 深層学習を用いた雨天時流入下水道水量予測精度の検討方法

深層学習による雨天時流入下水道水量の予測の可否を把握するためには、雨天時と晴天時の関係を含めた流入下水道水量の関連性を学習させる必要がある。そこで本研究では、予測した流入精度を確認するために、流入時間間隔を自由に設定出来る流出解析を実施した都市で検証を行うものとし、合流改善対策で流出解析を実施している2都市のデータを活用して雨量と処理場へ流入する下水道水量との関係を学習させた。10分間隔の流入下水道水量データ1年分を用いて解析を行った。1年のうち8ヶ月を学習期間、4ヶ月を予測精度の確認期間とした。

深層学習を用いた流入下水道水量の予測の検証として、雨量データを利用し、2時間後の疑似予測雨量データを作成して、その雨量データを基に降雨の有無を判断して降雨開始2時間後の流入下水道水量の予測を行い、流出解析モデルによる結果との対比を行った。

### 3.4 雨水吐きが有る処理区域での雨天時流入下水道水量の予測

深層学習による予測結果を流出解析モデルの解析結果と比較すると、晴天時をはじめ、雨天時流入下水道水量が急激に増加する現象も非常に精度良く再現されている (Fig. 2A)。相関係数  $R=0.985$  と高い相関を得ており、雨水吐きでのピークカットにより雨天時流入下水道水量の変動幅があまり大きくない処理区 (自然排水区) において有効な予測手段であると考えられる。

### 3.5 雨水吐きが無い処理区域での雨天時流入下水道水量の予測

深層学習による予測結果を流出解析モデルの解析結果と比較すると、晴天時に比べて雨天時の流入下水道水量

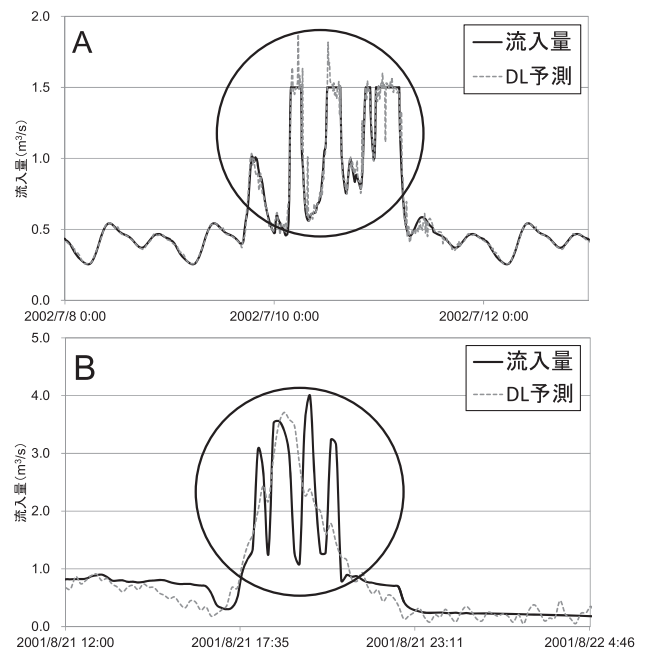


Fig. 2 Prediction accuracy of inflow sewage water amount by deep learning (Including rainwater overflow chambers : A, Not including rainwater overflow chambers : B)

の変動幅が大きい現象は再現しきれないケースも確認された (Fig. 2B)。これは、雨天時は晴天時に比べて10~20倍程度の流入下水道水量となることや上流域のポンプ運転状況等、他の要因が影響する処理区域の特性によるものであると考えられる。深層学習では、このように流入下水道水量の変動幅が大きい場合や上流域のポンプ運転状況等、他の要因が影響する下水道水量の増加については、再現性が低下する可能性が示唆されたが、このような状況は、データ数が多くないため、学習データが少ないことも一因であると考えられる。このような状況でも、相関係数  $R=0.889$  と比較的高い相関を得ていることから、雨水吐きが無く、ピークカットの無い流入下水道水量の変動幅が大きい処理区 (ポンプ排水区) でも深層学習は有効な予測手段であると考えられる。これは、分流式下水道の処理場でも同様であると言える。

### 3.6 結果と考察

流出解析モデルを用いた検証では、雨水吐き有り・無し (自然・ポンプ排水区) の2ケースにおいて共に予測精度が高い結果となった。10分毎の学習データがあれば、精度良く予測が可能であり、流入下水道水量の変動が大きくても精度が確保出来ることが明らかとなった。この要因として流出解析モデルより得られる学習データにより、多くの学習機会を得られていることが考えられる。流出解析モデルによる解析を行っている自治体は限られているため、一般自治体への展開を考慮し、維持管理日報 (学習データが本ケースの1/6に減る) を用いた検討が必要である。



次に維持管理日報を用いた深層学習予測の結果について報告する。

## 4. 維持管理日報データを用いた予測

### 4.1 検討方法

一部合流区域を含むが大部分が分流式下水道の一般都市を抽出し、維持管理日報を用いて深層学習による流入下水量の予測が可能か検討を行った。1時間間隔の流入下水量データを用い、2年半のうち、2か年を学習期間、6ヶ月を予測精度の確認期間とした。今回予測を実施したC浄化センターの概要は以下のとおりである。

- ・処理区面積：約 2,000 ha（うち合流区域は約 200 ha）
- ・現有施設能力：44,000 m<sup>3</sup>/日（日最大）

### 4.2 維持管理日報データを用いた予測結果

対象浄化センターの維持管理日報データと近傍雨量観測所であるD雨量観測所の雨量データを用いて予測を行った結果、流入下水量の変動幅が大きい現象は完全に再現することは出来ないが、相関係数  $R=0.9$  程度と比較的高い相関を得ることが可能であった（Fig. 3）。このことから、流出解析モデルのような特殊な解析データは不要であり、維持管理日報（1時間間隔の流量）のデータ2か年分を学習させれば、深層学習による流入下水量の予測が可能であると言える。

今回の対象施設は、約 2,000 ha の処理区面積であったが、5,000 ha を超えるような大きな処理区の場合は、流域内で降雨状況が異なることも予想される。

また、処理場やポンプ場などの予測対象施設と利用可能な雨量観測所の距離が離れている場合も予想される。

これらを踏まえ、複数の雨量観測所データを学習データとして用いた場合および雨量観測所と予測地点の距離が離れている場合について、深層学習による予測を行った結果を報告する。

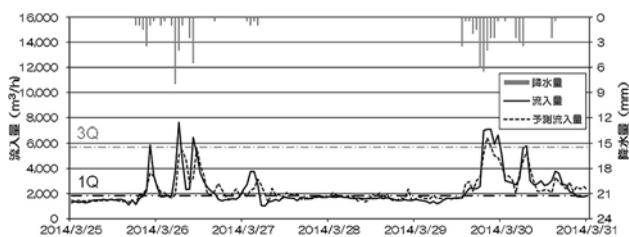


Fig. 3 Temporal change of inflow sewage water amount prediction by deep learning using daily maintenance report

## 5. 複数の雨量観測所データを用いた予測

### 5.1 検討方法

C浄化センターの周辺にはD雨量観測所の他、E雨量観測所とF雨量観測所があり、これらの雨量データを用いて検証した。C浄化センターから一番近いD雨量観測所は、C浄化センターから南南東に7 km程度の距離にあり、E雨量観測所はC浄化センターより西南西に25 km程度、F雨量観測所はC浄化センターより東南東20 km程度の場所に位置する。解析には、1時間間隔の雨量データを使用し、2年半のうち、2か年を学習期間、6ヶ月を予測精度の確認期間とした。

### 5.2 雨量観測所数と精度の検討

予測に用いる雨量データは、近傍のD雨量観測所の観測データを用いていたが、近傍のD雨量観測所を含む計3ヶ所の雨量データを用いることで予測精度が上がるか検証を行った結果、予測精度に大きな影響を及ぼさないことが明らかとなった。この結果より、雨量観測所の数ではなく、雨天時下水量との相関が高い雨量データを用いることで予測精度が向上すると考えられる（Fig. 4）。



Fig. 4 Temporal change of inflow sewage water amount prediction by deep learning using 3 weather stations data

## 6. まとめ

深層学習による流入下水量の予測に関する研究結果についてまとめる。

- ・学習データの必要量：維持管理日報（1時間間隔のデータ）2か年を学習期間、6ヶ月を予測精度の確認期間とすることで、比較的精度の良い予測が可能であった。
- ・流入下水量の変動幅：最大で晴天時の20倍程度の変動まで予測可能であった。
- ・雨量観測所と予測地点の距離の関係：気象庁が提供する雨量観測所データで予測可能であった。距離については20~25 km離れていても予測精度が確保されていた。
- ・計算モデル構築：学習のための年間解析時間が5分

程度であり、容易にキャリブレーションが可能であった。2時間後の予測に要する計算時間は、1分程度と予測に要する時間が極めて短かった。

深層学習による流入下水量予測は、予測時間が2時間を超えると予測精度が大きく低下した。このことから、比較的精度が高く、雨天時の運転切り替え判断に活用可能な予測時間は2時間までとなる。今後の展開としては、雨天時対策として2時間で準備可能な処理システム等の開発を進めることが重要である。

## 謝 辞

本研究は、国土交通省より委託されている「下水道応用研究」の一環として実施したものである。

北九州市立大学の木原隆典准教授には、数々の貴重な御助言を頂いた。ここに記して厚く感謝申し上げます。

## 参 考 文 献

- 1) 細洞克己・河内隆秀・池田浩一：既存施設を活用した効率的な雨天時下水処理システムの開発，第55回下水道研究発表会講演集，431-433，(2018)。
- 2) 財団法人下水道新技術推進機構：流出解析モデル利活用マニュアル（雨水対策における流出解析モデルの運用手引き）—2017年3月—，1-36，(2017)。
- 3) 松浦将行・桐原隆・津田伸夫・岡本健：流出解析モデルに関する研究，2005年度下水道新技術研究所年報，1/2，157-165，(2005)。
- 4) 福島俊一・藤巻遼平・岡野原大輔・杉山将：ビッグデータ×機械学習の展望 最先端の技術的チャレンジと広がる応用，情報管理，Vol. 60, No. 8, 543-554，(2017)。
- 5) 浅川伸一：深層学習をめぐる最近の熱狂，基礎心理学研究，Vol. 35, No. 2, 149-162，(2016)。
- 6) 櫻井保志：時系列ビッグデータの解析と予測，基礎心理学研究，Vol. 35, No. 2, 129-135，(2017)。
- 7) Sakurai, Y, Matsubara, Y, Faloutsos, Christos: Mining Big Time-series Data on the Web, International World Wide Web Conference (WWW), Tutorial, 1029-1032, Montreal, Canada, (2016)。