

〈研究発表〉

都市型水害リスク低減のためのリアルタイム予測

吉本 みどり¹⁾, 木村 雄喜¹⁾

¹⁾ ㈱明電舎

((〒141-8616 東京都品川区大崎5-5-5 E-mail: yoshimoto-m@mb.meidensha.co.jp)

概要

近年、局所的な大雨による内水に起因した浸水被害が全国各地で発生しており、これら都市型水害リスク低減のためにハード・ソフト両面からの対策が求められている。リスク低減を目的としたソフト対策の情報活用技術として、下水道管きょ内水位のリアルタイム監視やリアルタイム予測技術の開発が進められている。本稿では、リアルタイム予測技術として下水管路情報や地形情報などを入力情報とする物理モデル手法ではなく、降雨情報と管きょ内実測水位情報のみを入力情報とした統計モデル手法により高精度な予測が可能であることを示す。この中で、昨今注目されている AI (人工知能) および一般的統計式を用いた手法を紹介する。

キーワード：都市型水害，集中豪雨，水位予測，人工知能，統計

原稿受付 2018.8.6

EICA: 23(2・3) 148-151

1. はじめに

近年、局所的な大雨による内水に起因した浸水被害が全国各地で発生しており、これら都市型水害リスク低減のためにハード・ソフト両面からの対策が求められている。リスク低減を目的としたソフト対策の情報活用技術として、下水道管きょ内水位のリアルタイム監視やリアルタイム予測技術の開発が進められている。

下水道管きょ内水位のリアルタイム監視技術には、東京都下水道サービス(株)、日之出水道機器(株)および㈱明電舎が共同開発したマンホールアンテナならびに管きょリアルタイム監視サービスなどがある。管きょリアルタイム監視サービスは、下水道管きょ用 IoT デバイス「マンホールアンテナ」を用いて、水位などの各種情報をリアルタイムに監視が可能なクラウドサービスである。都市型水害リスク低減を目的としたソフト対策の情報活用においては、情報利用者のアクションに必要なリードタイム確保が求められるため、リアルタイム情報に加え予測情報が重要となる。下水道管きょ内水位を活用することで、大雨などによる増水時に地下街などへの避難情報の周知を行うための情報ソースとして利用することが可能となる。

一方で、技術的な側面においては、Deep Learning (深層学習) という AI 技術の急速な進歩がある。中でも、一般画像認識において Convolutional Neural Network (以下、CNN) は深層学習を画像認識の分野で適用する非常に有力な手法であり、標準的な手法とまで考えられるようになってきている。

本稿は、このような社会的ニーズにより要請される

下水道管きょ内水位の予測技術に対し、昨今、注目されている AI 技術の 1 つである CNN を適用した場合について検証し、その検証結果を提示するものである。CNN の表現能力の高さにより、管きょ情報や地形情報を入力することなく、降雨と近傍の管きょ内水位情報のみを入力として高い精度の予測が可能であることを示す。また、一般的な統計モデル式による予測手法についてもあわせて検証を行い、その可能性についても示す。

2. アプローチ

下水道管きょ内の状態を推定する手法として、従来からよく知られるものとしては流出解析がある。例えば文献 (3) は流出解析的手法を用いた予測方法である。予測対象地域の降雨量と、当該対象地域の地理的なデータや家屋状況及び土地利用状況のデータに基づいて算出された雨水流出量から下水道管きょ内の水位を予測するものである。一般に流出解析的手法を用いる場合、運動方程式などを組み合わせた演算により推定を行うが、高い精度で予測を行うには各地点の勾配や管径などの管きょ情報、地形情報を入力したモデル構築の必要があり、精緻モデルあるいは簡素化モデルにより差異はあるが、エンジニアリングに要する時間とコストは大きくなる。

本稿では、CNN および統計的手法により予測対象地点を含む降雨量と管きょ内水位情報のみから予測対象地点の将来時刻の管きょ内水位を予測する方法を提案する。リアルタイムに取得される管きょ内水位情報

と、降雨レーダー情報を利用することで、管きょ情報や地形情報を入力することなく、高い精度の予測が可能となる。

3. 入力データ

下水道の排水方式には、汚水と雨水を別々の管きょ系統で排除する分流式と汚水と雨水を同一の管きょ系統で排除する合流式の大きく2つの方式がある。本稿で報告するリアルタイム予測技術の対象は主に合流式とする。合流式では、降雨時の流入水のほとんどが雨水であるため、降雨の影響を十分に考慮することが重要となる。そこで、入力データとして、予測対象地点を含む降雨量情報と、予測対象地点の管きょ内水位情報の2つを使用する。

降雨量情報は国土交通省より河川情報数値データ配信事業として配信している情報の1つである XバンドMPレーダー降雨量を使用し、250m四方の単位で得られる予測対象地点周辺の降雨量を入力値とした。降雨量情報は過去の実況値だけでなく、その時点での将来時刻の予測値も提供されており、本稿では実況値、予測値の双方を入力値として使用する。

また、管きょ内水位情報については、マンホールアンテナによって取得した予測対象地点近傍数箇所の測定点水位情報を使用する。Fig.1は、実際に設置されたマンホールアンテナの例である。マンホールアンテナは、マンホールの蓋に水位センサーと通信機能を持つ。圧力式水位センサーを採用しており、計測した水位情報は無線通信網を介してクラウド上のサーバーに収集・蓄積される。



Fig.1 Manhole antenna

4. CNNによる水位予測

4.1 予測モデル概要

本予測モデルは、対象地点の10分先の下水道管きょ内水位を予測対象とし、モデル方式はCNNである。Fig.2は管きょ内水位を予測するCNNの構成の

例である。はじめに、時刻の異なる降雨量データの実況値および予測値に対して畳み込み処理およびプーリング処理を適用し降雨量情報を圧縮する。圧縮した降雨量情報とさらに予測対象地点近傍測定点の水位情報を合わせて全結合層に入力する。

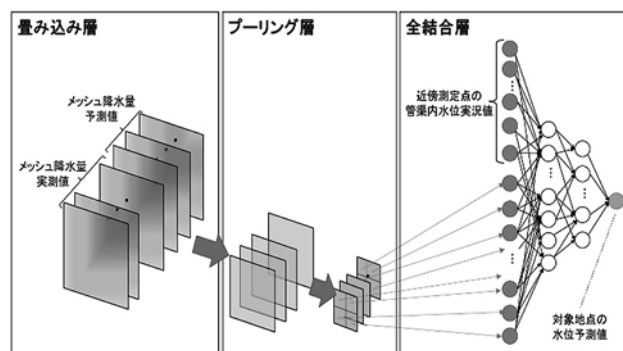


Fig.2 CNN Prediction Model

4.2 畳み込み層

予測モデルの第一層は畳み込み層である。畳み込み層において、メッシュ降雨量に対し畳み込み処理を適用する。降雨量が下水道管きょ内の水位に反映されるまでにはタイムラグがある。したがって10分先の水位を予測対象とする場合、対象地点を含む広範囲の、現在より一定時刻前までの降雨量を考慮する必要がある。

入力するメッシュ降雨量の範囲は、予測対象地点を含む一メッシュが250m四方の21×21メッシュで、全体としては約5km四方とした。この範囲の降雨量について、20分前から現在時刻まで1分刻みで21時刻分の実況値と、さらに、5分先、10分先の2時刻分の予測値、計23時刻分のメッシュ降雨量を入力値する。

畳み込み層への入力、各時刻の降雨量を各チャネルに対応させる形で入力する。すなわち、サイズ21×21の23チャネルのデータに対して畳み込み処理を適用する。入力となる降雨量データは空間方向にも時間方向にも多様な変化をする。各時刻をチャネルに対応させ畳み込み処理を適用することにより、空間方向、時間方向の双方向に対して情報を集約された特徴量を得る。これにより、時間的にも空間的にも多様な降雨量分布の移動パターンに対応可能となる。

4.3 プーリング層

プーリング層では、畳み込み処理により空間的・時間的双方に圧縮されたデータに対して、MaxPooling処理を適用する。MaxPooling処理とは、対象領域を一定サイズの領域に分割し、分割した領域ごとに最大となるメッシュ値を抽出する処理のことである。

MaxPooling 処理によりメッシュ降雨量の局所的な降雨量のばらつきが吸収され、これにより局所的な降雨量の分布の違いに頑強な予測を行うことが可能となる。

4.4 全結合層

全結合層には、上記、畳み込み層およびプーリング層によって圧縮された降雨量情報と、対象地点の近傍測定点の管きょ内水位情報を入力する。管きょ内水位情報は現在時刻のものを使用する。

これにより、一定時刻前から現在までの広範囲の降雨量と、現在時刻の近傍の水位情報に基づいた将来時刻の水位予測が行われる。

5. 統計的手法による水位予測

一般的統計式を用いた手法についても CNN の場合と同様に、対象地点の 10 分先の下水道管きょ内水位を予測対象とする。Fig. 3 は管きょ内水位を予測する一般的統計式を用いた手法の概念図である。現在時刻水位から将来時刻水位までの変化量を、水位上昇変化量と水位下降変化量の正味変化量として算出することにより、将来時刻の水位予測が行われる。水位上昇変化量を表す式は、降雨量を説明変数とした二次関数であり、水位下降変化量を表す式は実測水位を説明変数とした二次関数である。予測対象地点を含む 1 メッシュの降雨データと、予測対象地点の実測水位データを入力値とした。降雨データは、20 分前から現在時刻まで 1 分刻みの実況値の 5 分積算値 5 時刻分、5 分先、10 分先の 2 時刻分の予測値、計 7 時刻分を入力値とする。

学習データを用いて関数のうちの係数の最適化を行った。

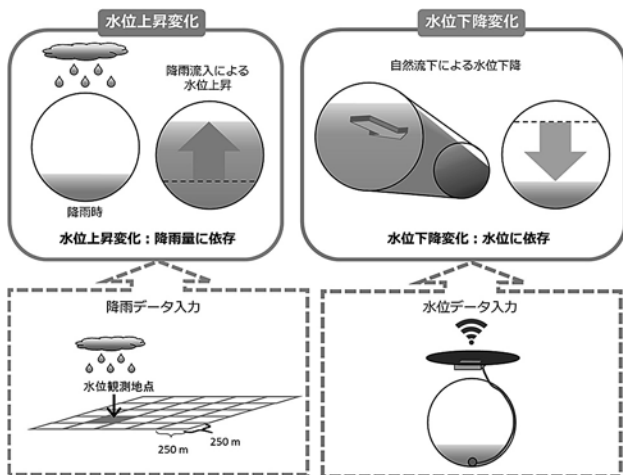


Fig. 3 Statistic Prediction Model

6. 検証結果

実際に設置したマンホールアンテナによって取得した水位情報を使用して、水位予測の精度について検証を行った。検証は、2016 年 4 月から 6 月の 3ヶ月分のデータを学習データとし、2016 年 7 月から 10 月までの 4ヶ月分のデータを評価データとして使用した。予測精度は、実測水位データおよび出力された予測水位データを、設定した閾値を超過したことについてカテゴリ分類し、空振り率、見逃し率および精度の調和平均である F 値で評価した。また、Root mean squared error (RMSE) での評価も行った。実際に計測された水位と、出力された水位の例を Fig. 4 に示す。

RMSE では、Fig. 5 に示す通り、CNN の方が統計的手法よりも精度が良い結果となった。一方で、管きょ内水位が管径の 80% を越えるという事象の検出については、Fig. 6 に示す通り、統計的手法の方が、

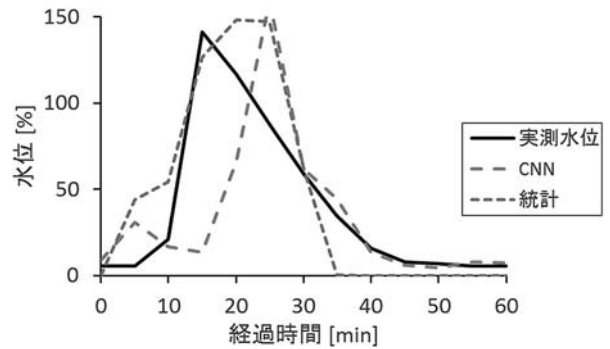


Fig. 4 Prediction Example

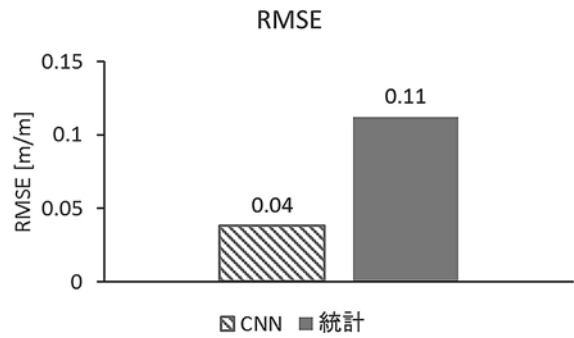


Fig. 5 RMSE

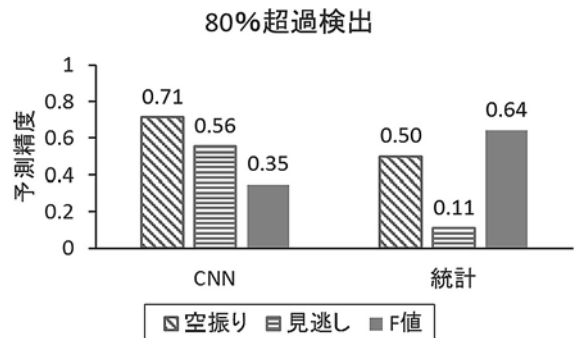


Fig. 6 Misses, False alarms and F-measure

精度が良い結果となった。CNNが、局所的な降雨量のばらつきを吸収し、入力値としての流入雨水の取りこぼしを減らしている一方で、実際には局所的な降雨に強い影響を受けて管きょ内水位が急上昇していることが原因であると考えられる。統計的手法は、インプットデータの関係から、局所的な降雨量に左右されるため、空振りは多くなるが見逃しは少なくなったものと考えられる。

7. おわりに

本稿では、CNNおよび統計的手法を用いた下水道の管きょ内水位の予測技術について提示した。CNNによって対象地点を含む広域の降雨量および近傍の管きょ内水位と予測対象地点の管きょ内水位の関係を学習し、予測対象地点の将来時刻の管きょ内水位を予測した。また一般的統計式を用いた手法では、予測対象地点1メッシュの降雨データと実測水位を説明変数とした二次関数の組み合わせにより、管きょ内水位を予測した。結果では、降雨情報と管きょ内実測水位情報のみを入力情報とした統計モデル手法により高精度な予測が可能であることが示された。また、CNNと統

計的手法それぞれの入力データと学習・予測手法の特性から、精度評価の方法によって、予測精度の評価結果は異なる事がわかった。今後は、さまざまな地理的特性を持つ地域やデータ入力条件を変更したりするなど、異なる状況下での検証・評価を重ね、本提案の予測手法の精度向上と普及に尽力したい。

参考文献

- 1) 社会資本整備審議会：水防法等の一部を改正する法律について、第五十二回河川分科会，資料4-1（平成27年5月）
- 2) 一般財団法人 河川情報センター：河川情報数値データ配信事業概要パンフレット
- 3) 菅脩：浸水予測と排水管理をするためのリアル浸水マップシステムおよびその方法，[特開2002-298063号公報]
- 4) 山田富美夫：ニューラルネットワーク応用雨水流入量予測装置 [特許2955413]
- 5) K. J. Lang, A. H. Waibel, and G. E. Hinton: A Time-Delay Neural Network Architecture For Isolated Word Recognition, NEURAL NETWORKS, Vol. 3, pp. 23-43 (1990)
- 6) Ronan Collobert and Jason Weston.: A unified architecture for natural language processing: Deepneural networks with multitask learning, ICML, (2008).