

AI モデルを活用した リアルタイム浸水ハザードマップシステムの開発

株式会社 日水コン

事業統括本部 情報システム部 技術第2課 ○富永 昌伸
〃 〃 〃 浅田 勇次
下水道事業部 東部計画管路部 技術第1課 宮部 貴志

1. 背景・目的

近年、局地的な大雨や集中豪雨の増加にともない、浸水被害などの防災・減災を目的とした ICT 活用の取組が活発化している。現在、浸水リスクを予測するために物理モデルをベースにしたリアルタイムシミュレーション技術の研究開発が進められているが、一般的に、本技術は計算負荷が高いことからリアルタイム性の確保が難しく、高スペックのコンピューターが必要でシステム導入・維持に莫大なコストが発生する。このような問題に対応するために、計算負荷が低くリアルタイム性の確保可能な AI と流出解析を組み合わせた水位予測技術、水位予測結果から面（ハザードマップ）へ変換する手法、観測データを用いたデータ同化による予測精度向上等について検討し、弊社のクラウドシステム（Blitz GIS）をプラットフォームとしたリアルタイムハザードマップシステムを構築することを目的とした。

2. 開発のコンセプト

計算フィールドは湾に面した都市であり、浸水要因として潮位の影響も大きく受けている。複数ある浸水要因について AI を用いて水位計算を行う。AI のシステム運用イメージを図-1に示す。AI は MathWorks 社の MATLAB で開発し、その他、一連の入力・出力作業を Blitz GIS のプラットフォーム上で行うことで当社独自ブランドのサービス化を図る。

3. 開発内容

(1) AI の入出力項目

AI への学習データ（入力）と出力データを図-2に示す。入力値は降雨強度

（XRAIN から 5 分単位で入手、30 分後までの将来予測値も含む）、河川水位（公表値から 10 分単位で入手）、潮位（マンホールアンテナから 5 分単位で入手）の 3 つとし、AI による予測は 30 分先までの管内水位とする。アウトプットは、管内水位である。

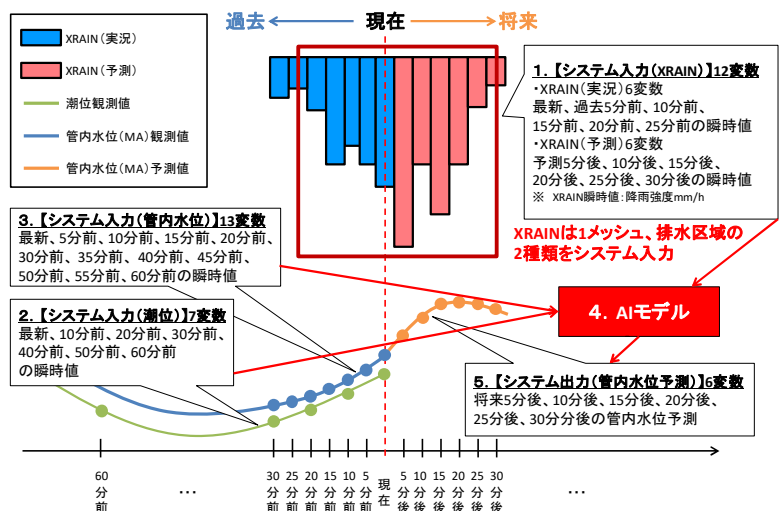


図-1 AI のシステム運用イメージ

番号	情報	データ名	備考	番号	情報	データ名	備考			
1	学習データ入力	観測年月日時	TIME	26	学習データ入力	潮位	60分前 R_LL_060A			
2		25分前	X_M_25A	27		50分前	R_LL_050A	AP換算値 公表値		
3		20分前	X_M_20A	28		40分前	R_LL_040A			
4		15分前	X_M_15A	29		30分前	R_LL_030A			
5		10分前	X_M_10A	30		20分前	R_LL_020A			
6		5分前	X_M_05A	31		10分前	R_LL_010A			
7		最新	X_M_00	32		最新	R_LL_000			
8		XRAIN 降雨強度 (水位計直上)	5分後	X_M_05L		33	管内水位 (マンホールアンテナ設置地点)	60分前	WL_60A	
9			10分後	X_M_10L		34		55分前	WL_55A	AP換算値
10			15分後	X_M_15L		35		50分前	WL_50A	
11			20分後	X_M_20L		36		45分前	WL_45A	
12			25分後	X_M_25L		37		40分前	WL_40A	
13			30分後	X_M_30L		38		35分前	WL_35A	
14		XRAIN 降雨強度 (排水区内平均)	25分前	X_MA_25A		39	30分前	WL_30A	AP換算値	
15			20分前	X_MA_20A		40	25分前	WL_25A		
16			15分前	X_MA_15A		41	20分前	WL_20A		
17			10分前	X_MA_10A		42	15分前	WL_15A		
18	5分前		X_MA_05A	43	10分前	WL_10A				
19	最新		X_MA_00	44	5分前	WL_05A				
20	5分後		X_MA_05L	45	最新	WL_00A				
21	10分後		X_MA_10L	46	出力データ	5分後	WL_F_05L			
22	15分後		X_MA_15L	47		10分後	WL_F_10L	AP換算値		
23	20分後		X_MA_20L	48		15分後	WL_F_15L			
24	25分後	X_MA_25L	49	20分後		WL_F_20L				
25	30分後	X_MA_30L	50	25分後		WL_F_25L				
			51	30分後	WL_F_30L					

図-2 AI へのインプット・アウトプット項目

(2) AI の学習手法

管内水位の予測に用いる AI は 2018 年に開発した NN (Neural Network) と RNN (Recurrent Neural Network) より長期的な依存性を考慮できる LSTM (Long Short-Term Memory) の 2 種類を用いて検証した (図-3 参照)。

(3) AI の検証結果

AI を構築するための学習期間と検証期間及び検証結果を図-4、図-5 に示す。結果、RMSE (二乗平均平方根誤差) による比較の場合、LSTM より NN の方が精度が高かったが、MA 観測値のピークを比較した場合、LSTM の方が水位が高くなる傾向にある。

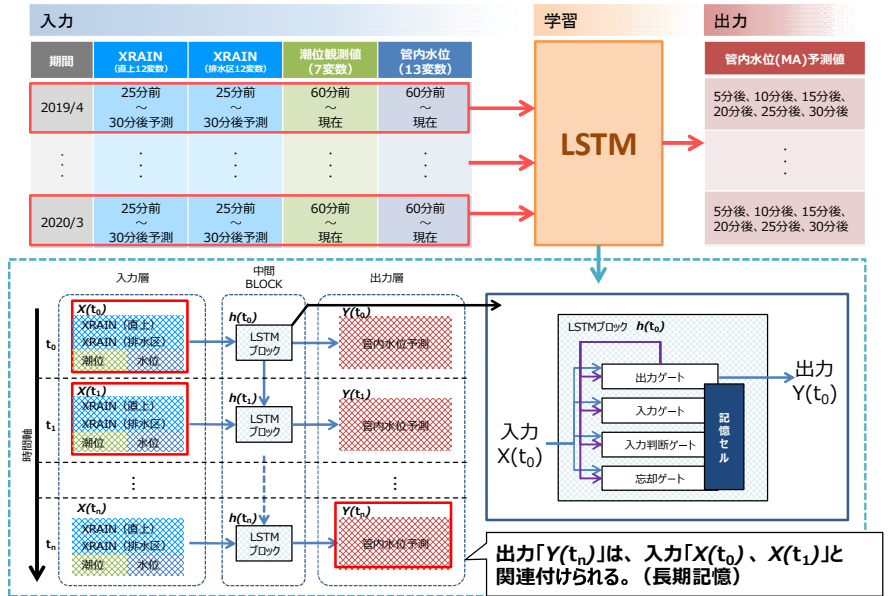


図-3 LSTM の学習方法

- ・学習データ：2019/4/2～2019/10/11
⇒AI (NN、LSTM) 構築
- ・検証データ：2019/10/12・13 (台風19号)

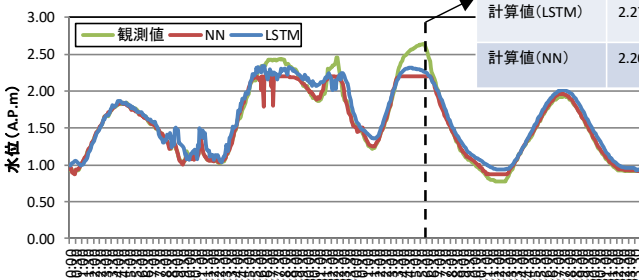


図-4 AI と観測値 (2019/12・13) 5分後

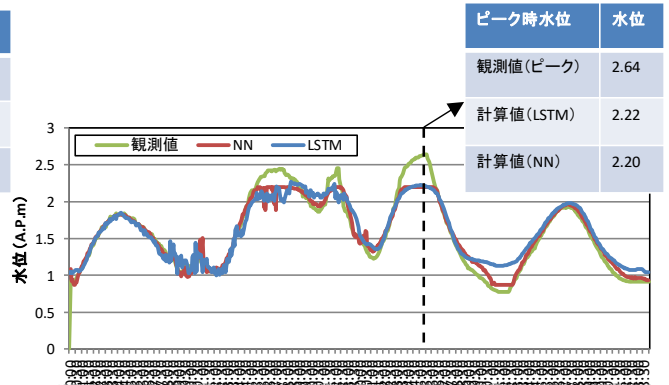


図-5 AI と観測値 (2019/12・13) 30分後

(4) 管内水位からハザードマップへの変換

AI で計算した管内水位と浸水シミュレーションソフト (InfoWorks ICM) から生成したメッシュを活用し、ハザードマップへの変換ツールを作成した。変換方法としては、予め浸水エリアのメッシュを設定しておき、地盤高を超える水位が算出された場合、その水位より低いメッシュに色をつける手法とした。Blitz GIS を用いて出力した結果を図-6 に示す。

4. まとめ

今期は AI とハザードマップを表現するためのシステム構築に取り組んだ。目標としていたシステム構築は達成できたため、64 期は AI の精度向上、最適なパラメータの設定方法の検討、他の地域でも活用できるインターフェイスの検証 (入力項目を追加・削除できる柔軟なシステム設計)、営業活動 (ビジネスプラン) の構築に取り組む予定である。



図-6 AI 水位予測からハザードマップに変換