

RIVER-D-26-00142R2

再帰型モデルとの比較によるANNを用いた 河川出水予測の妥当性の検証

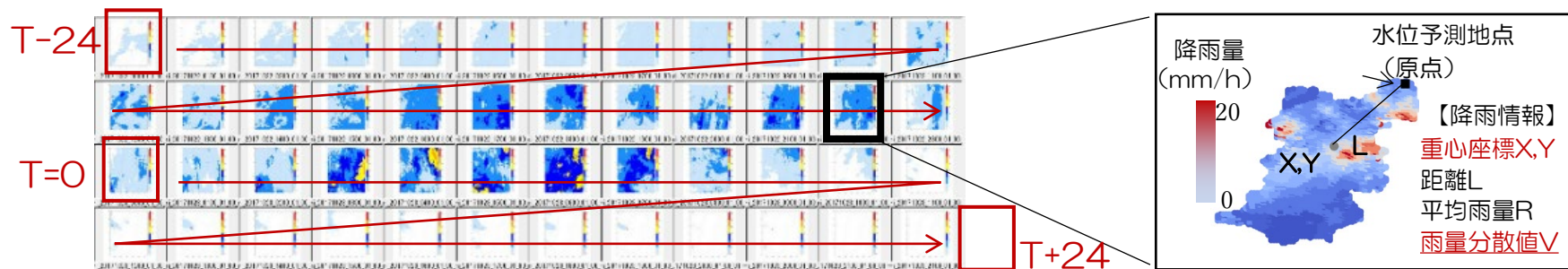
大成建設株式会社 技術センター ○大野剛 織田幸伸
京都大学教授 防災研究所 佐山敬洋

1. はじめに

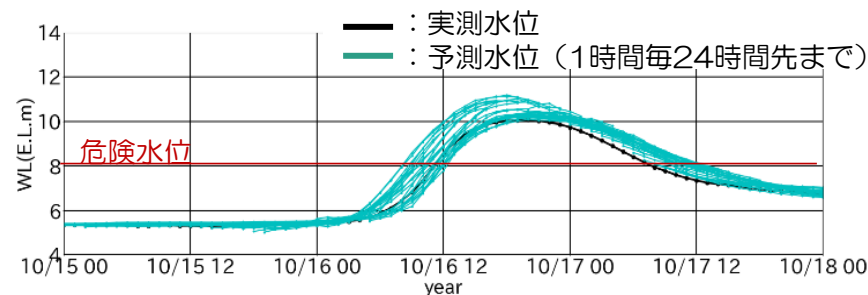
【背景】

- 河川工事において工事エリア内の重機や資材などを安全，確実に退避，養生するためには，24時間程度先の出水有無の把握が必要
- 降雨強度の空間分布※から得た降雨情報を入力として1～24時間先の水位をANN(MLP)により予測する手法を検討
(※解析雨量データ（実測値）を使用)

<入力> 過去～将来（予報）の降雨情報（±24h） & 過去水位（-6～0h）



<出力> 1～24時間先水位



1. はじめに

【背景】

- 既往研究では時系列予測を得意とするRNNやLSTM等の再帰型モデルを用いた水位予測に関する報告が多い（予測時間は多くが6時間先）。
（Muhammedら（2020），一言ら（2024））

	予測対象	学習データ		
		入力	出力（水位）	期間
本手法	平常時・出水時 （特に出水開始時）	降雨量（空間分布）： 過去将来24時間 水位：過去6時間	1～24 時間先	14年間 （約62,000時間, 6-11月）
山田ら	出水時	降雨量：使用せず 水位：過去6～16時間	6, 12 時間先	18年間 （約157,700時間）
木村ら	平常時・出水時 （特に出水時）	降雨量（観測地点）： 過去2時間 水位：直近値	0.5～2 時間先	約8年間
一言ら	出水時	降雨量（観測地点）： 過去5時間 水位：過去2時間	1～6 時間先	出水時のみ （約2,900時間）

【目的】

- ANN(MLP)と再帰型モデル（RNN、GRU、LSTM）を用いた場合の予測精度を比較し、ANN(MLP)を用いる妥当性を検討すること

2. 実施内容

- 水位予測モデルのANN（MLP）を3種類の再帰型モデル（RNN, GRU, LSTM）に置き換え予測精度を比較（※学習時は全て解析雨量）
- 予測地点：8地点
- 予測期間：2010～2023年の6～11月（非融雪期）
- 精度比較：年に2回程度発生する出水を抽出するために危険水位※を設定、危険水位を超えた出水時の予測結果を集計

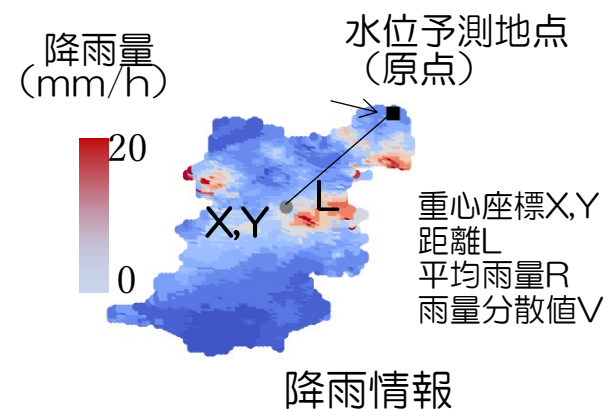
	水系	予測地点	流域面積(km ²)	危険水位 (E.L.m)	出水Eve.数
①	石狩川	月形	9,397	8.0	20
②	阿武隈川	江尻	4,380	9.0	24
③	阿武隈川	黒岩	2,927	3.5	21
④	岩木川	五所川原	1,714	1.0	21
⑤	新宮川	相賀	2,244	4.5	24
⑥	矢作川	高橋	980	1.0	25
⑦	矢作川	木戸	1,714	6.0	20
⑧	本明川	裏山	39	1.0	25

2. 実施内容

- 水位予測モデルのANN (MLP) を3種類の再帰型モデル (RNN, GRU, LSTM) に置き換え予測精度を比較 (※学習時は全て解析雨量)

□ 学習データ (入力値と出力値のデータセット)

- 2010～2023年の6-11月, 1時間ごと
- 時刻 $t=0h$ に対し,
 - 入力値: $t=-6\sim 0h$ の水位
 - $t=0\pm 24h$ の降雨情報
- 出力値: $t=+1\sim 24h$ の水位



□ 水位予測方法:

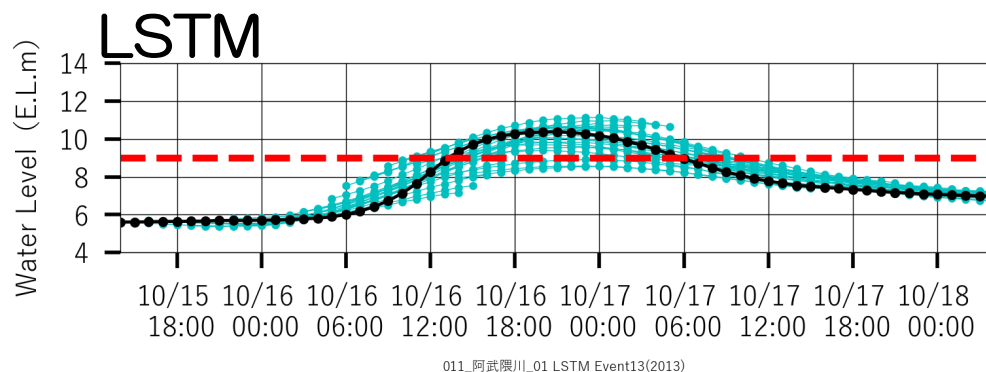
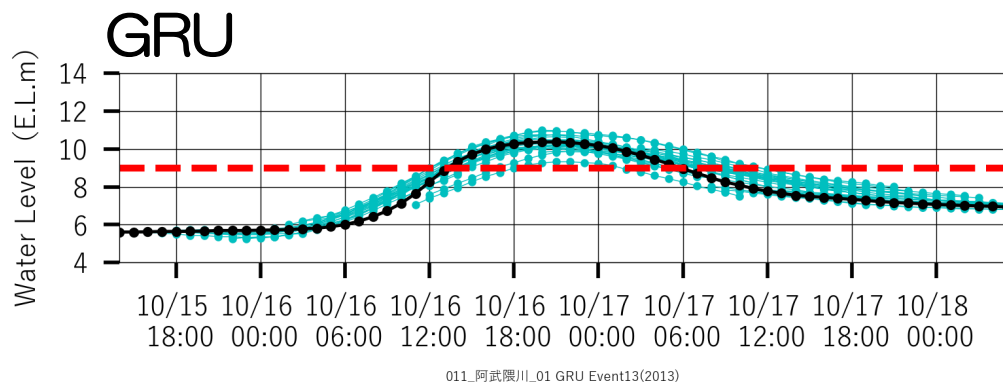
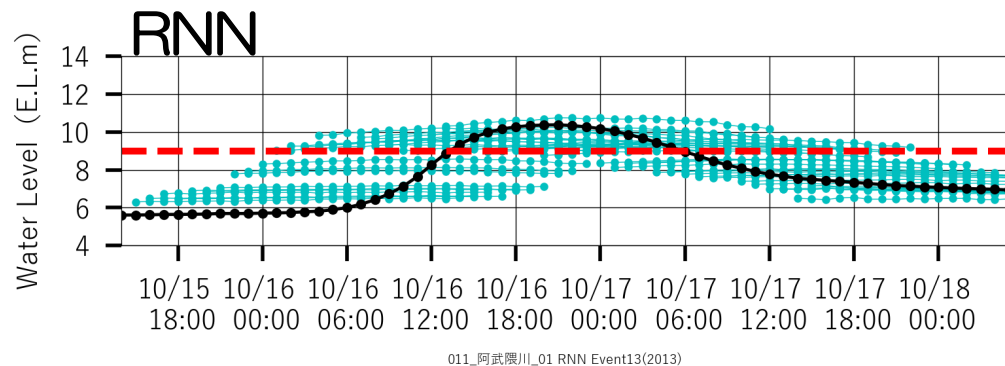
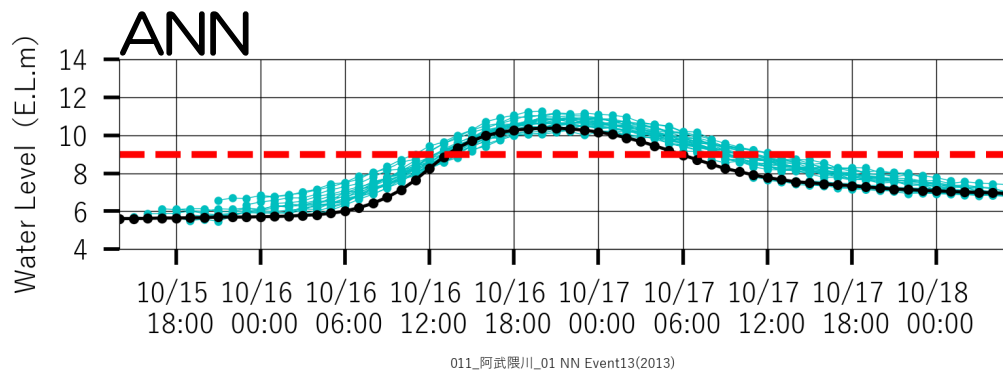
- 予測する年以外のデータセットを学習データとし, 予測する年の $t+1\sim t+24h$ の水位を1時間おきに予測 (交差検証)

□ ハイパーパラメータの設定方法

- 河川ごとにSequence Length (シークエンス長), Number of Layers (層数), Hidden Units (隠れ層のユニット数), Learning Rate (学習率) を最適化
- 各モデルについて, 出水イベントを対象にRMSEが最小となる値を採用

3. 実施結果 ～水位予測結果～

—：観測水位 —：予測水位 - - -：危険水位（出水判定）



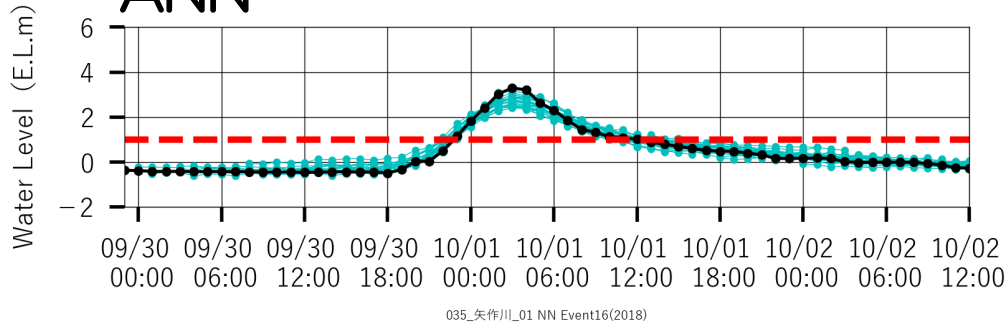
阿武隈川_江尻観測所
(24Events, 4,380km²)

水位の変動状況は各モデルとも同様

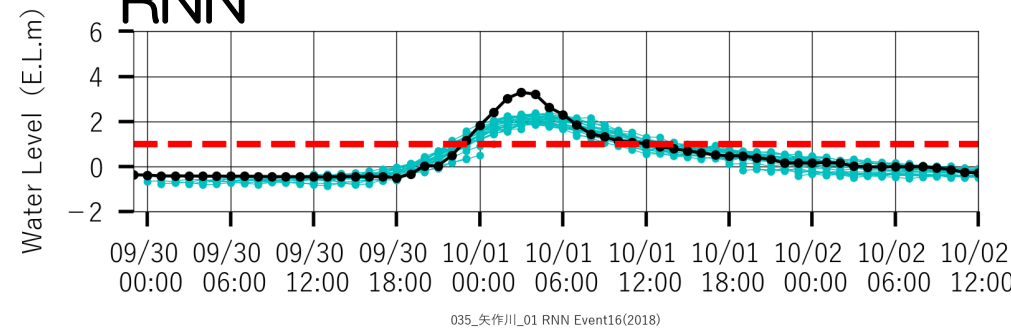
3. 実施結果 ～水位予測結果～

—：観測水位 —：予測水位 - - -：危険水位（出水判定）

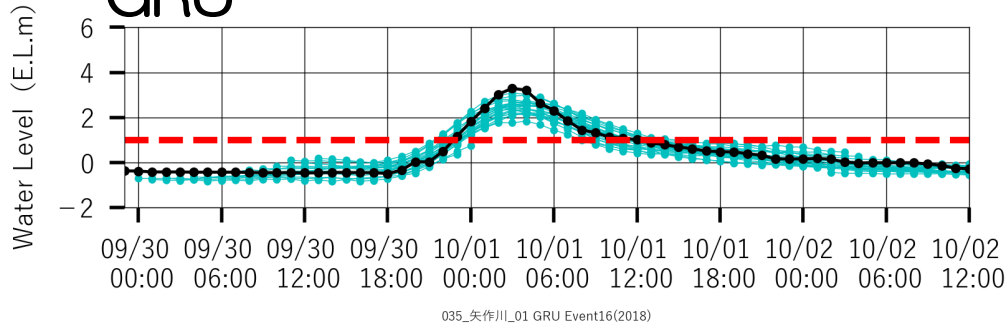
ANN



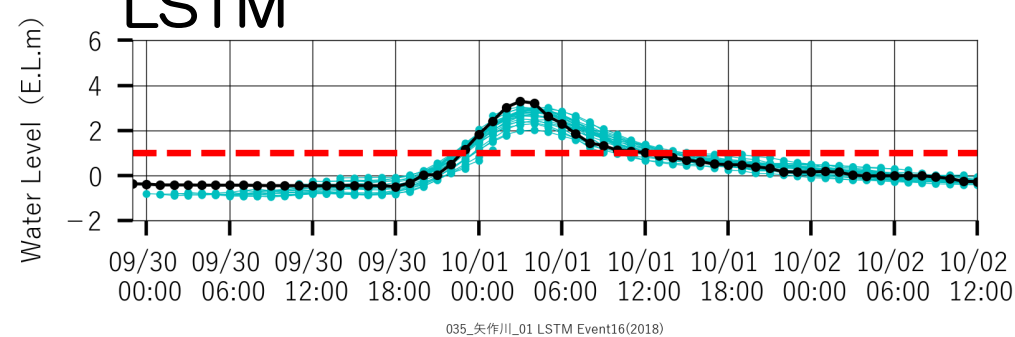
RNN



GRU



LSTM

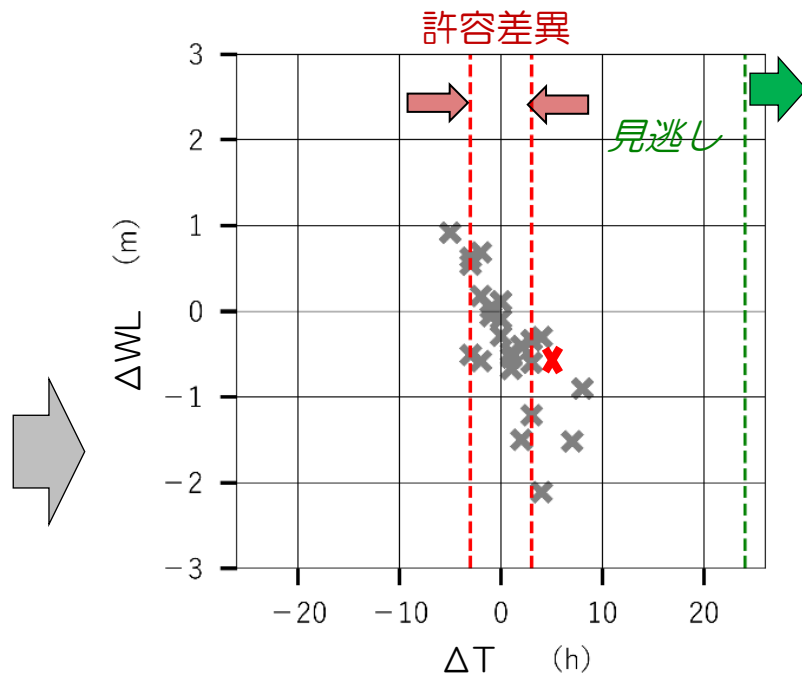
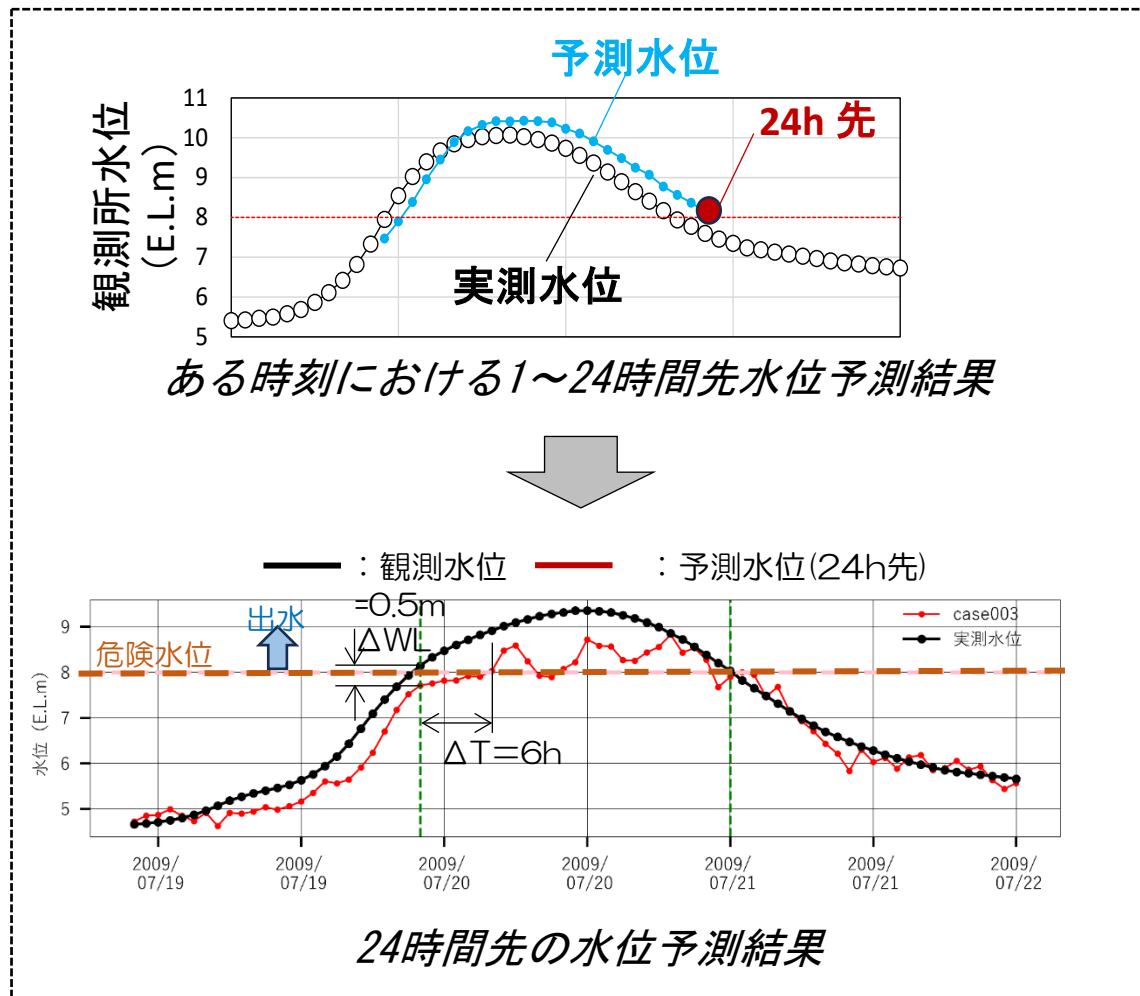


矢作川_高橋観測所
(28Events, 980km²)

水位の変動状況は各モデルとも同様

3. 実施結果 ～予測地点ごとの正答率～

実際の出水時刻，水位と予測結果との差異（ ΔT ， ΔWL ）を用いて，出水の予測精度を評価する「正答率」を算出して精度を評価



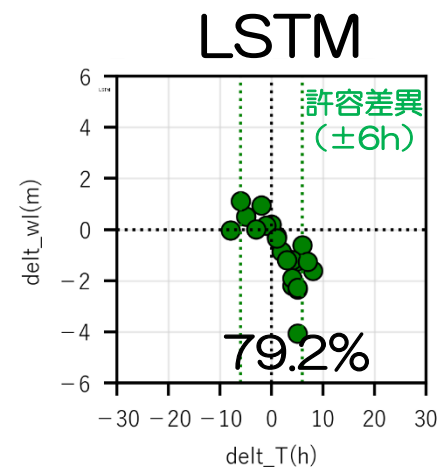
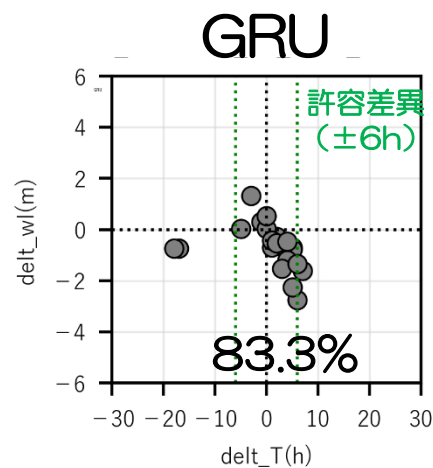
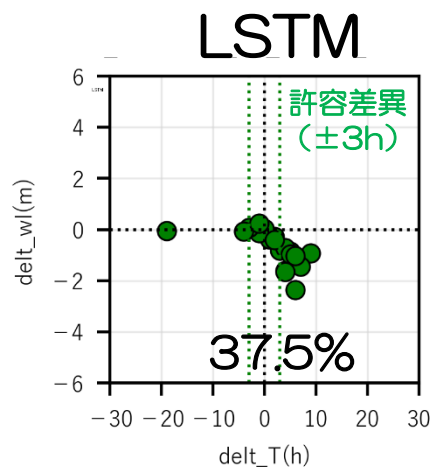
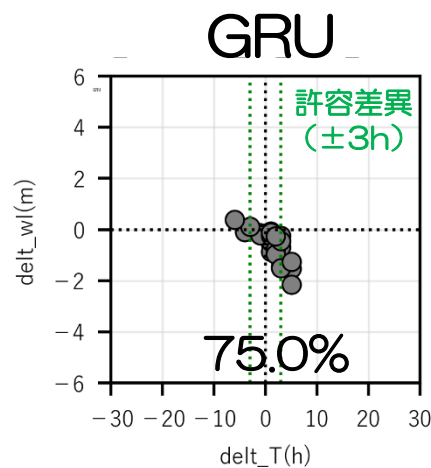
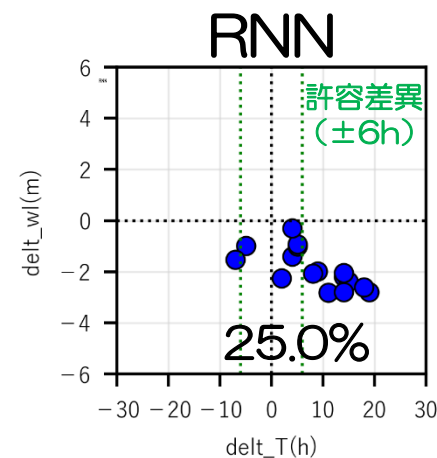
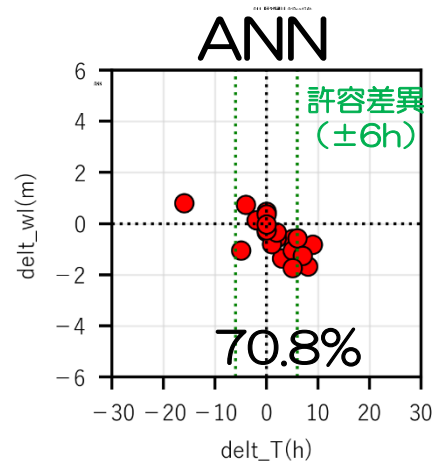
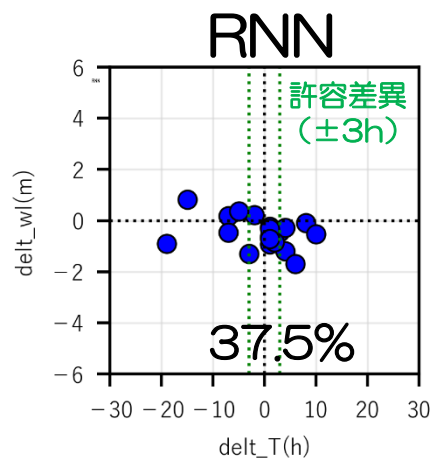
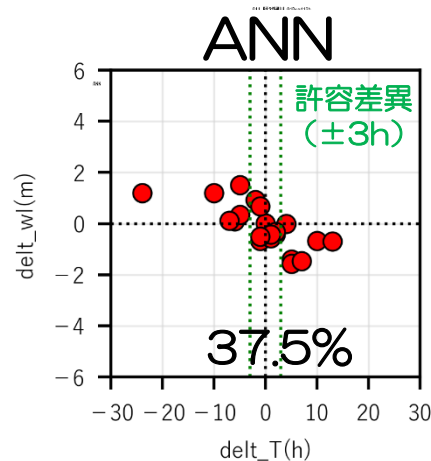
出水イベントごとに
 ΔT ， ΔWL を算出

正答率 = 許容差内イベント数
/ 全イベント数

正答率の算出方法

3. 実施結果 ～予測地点ごとの正答率～

阿武隈川（24Events） 4,380km²



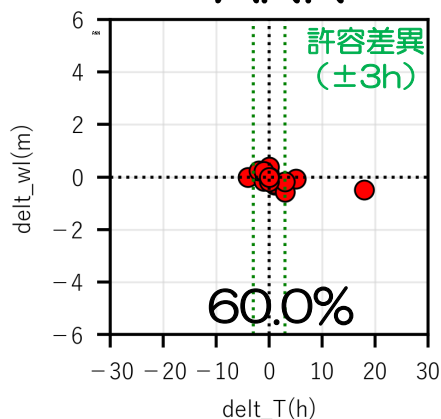
12時間先予測

24時間先予測

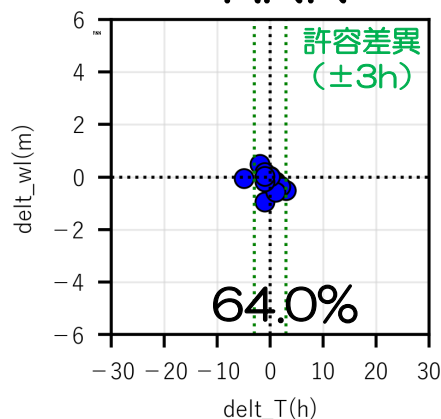
3. 実施結果 ～予測地点ごとの正答率～

矢作川 (28Events) 980km²

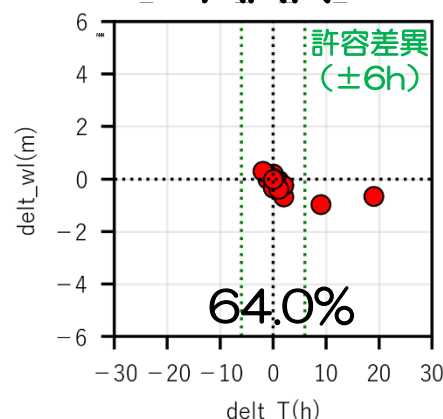
ANN



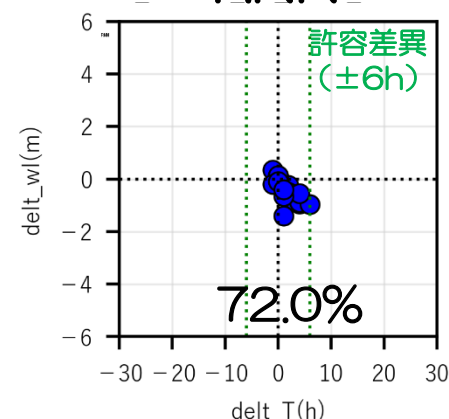
RNN



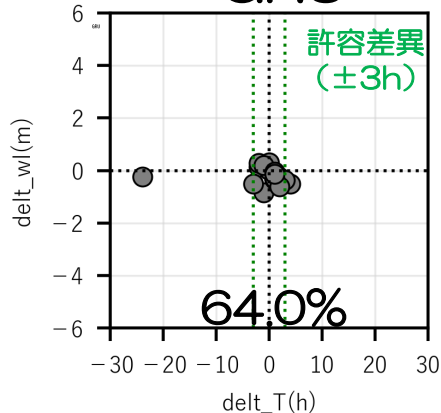
ANN



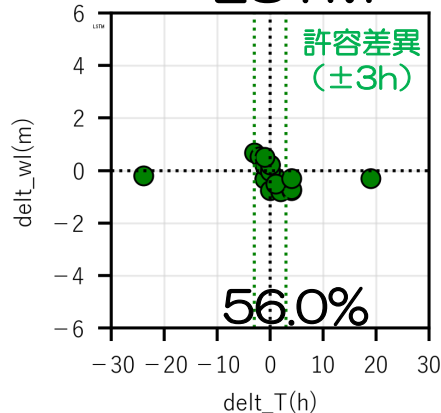
RNN



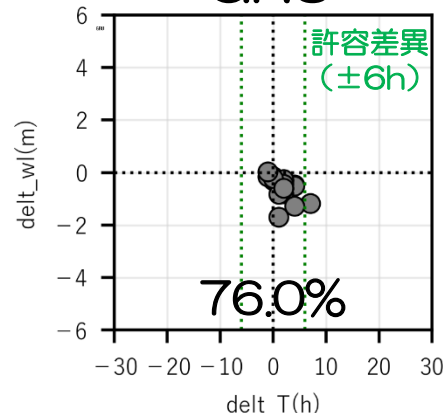
GRU



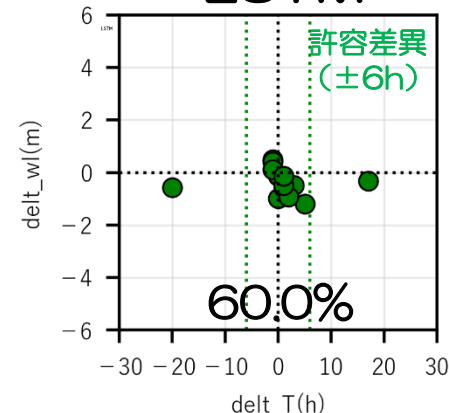
LSTM



GRU



LSTM

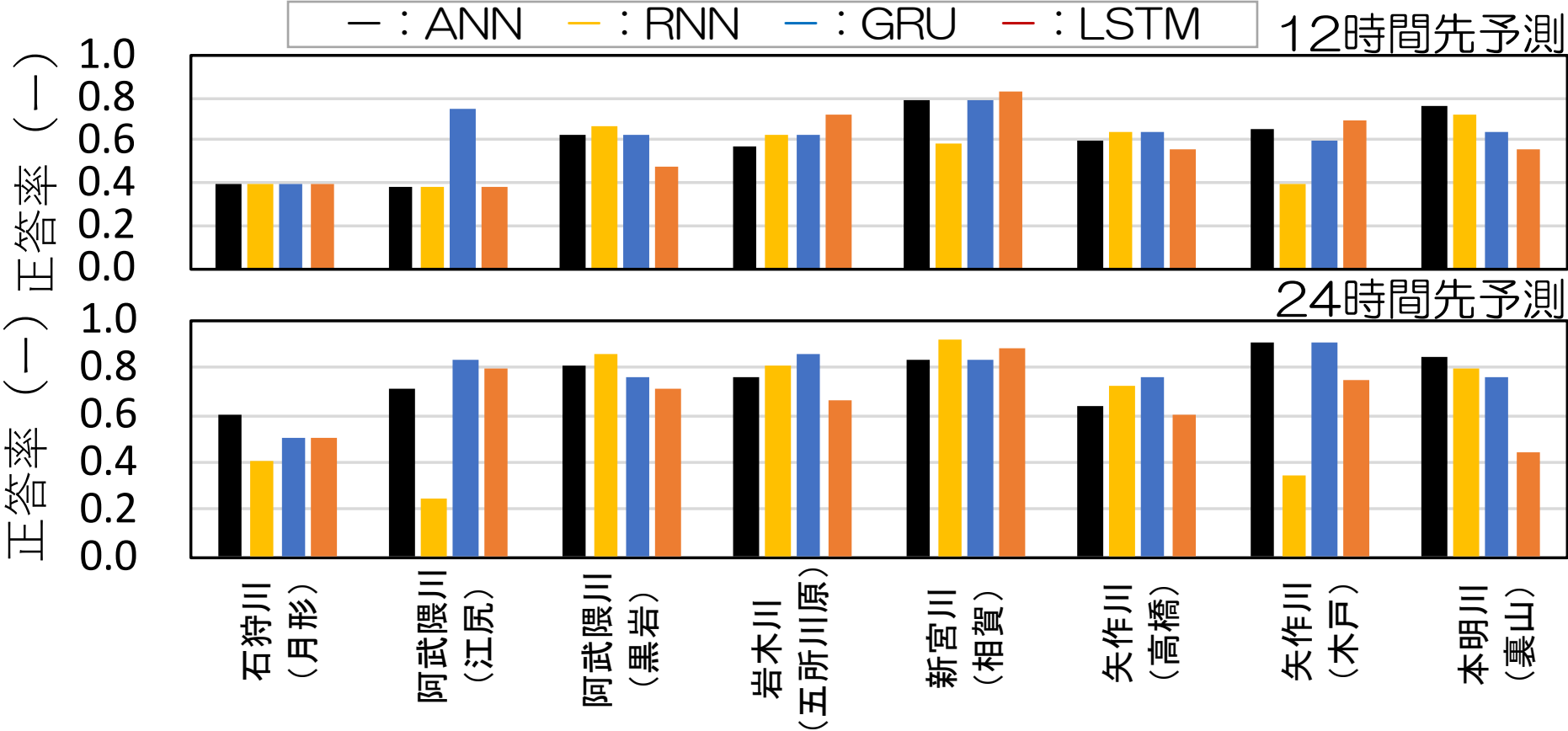


12時間先予測

24時間先予測

3. 実施結果 ～正答率の集計結果～

- ANNと再帰型モデルの予測精度は同程度
- 計算時間やハイパーパラメータ調整手間はANNが小さい



	計算時間 (8地点)	パラメータ組合数
本手法 (ANN)	10時間	4
再帰型モデル	16～37時間	10

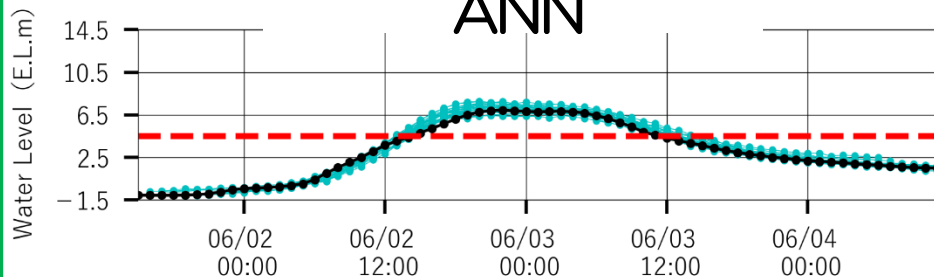
ANNの方が
計算コストが低い

4. 考察 ～再帰型モデルとの比較～

- 再帰型モデルは「±24時間の降雨情報と過去6時間の水位がこれくらいなら、24時間先の水位はこうなるだろう」と自ら推論＝＝＝初期水位のずれ（ANNは過去水位が重要と認識）
- 入出力時間が24時間と長いと推論精度が低下→→予測と実測が乖離（特に初期値）と推察

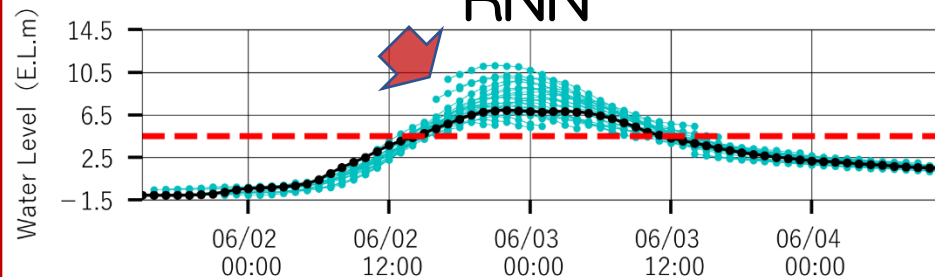
予測水位は実測水位に近い

ANN

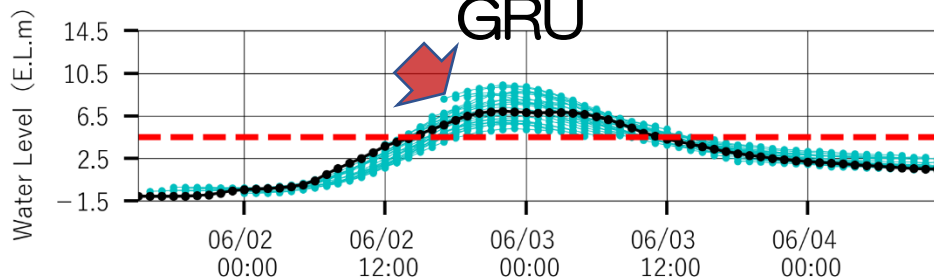


—：観測水位 —：予測水位

RNN

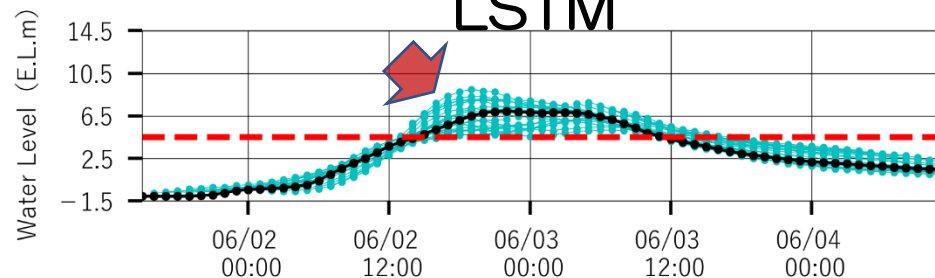


GRU



027_新宮川 GRU Event27(2023)

LSTM



027_新宮川 LSTM Event27(2023)

予測水位が実測水位と乖離している

各モデルの予測結果の比較（新宮川）

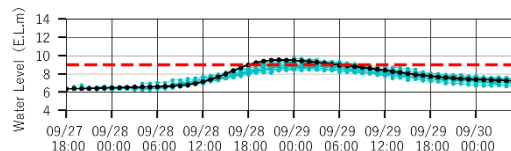
4. 考察 ～再帰型モデルとの比較～

RNNは内部記憶が短く限られた降雨情報や水位が優先的に処理されるモデル

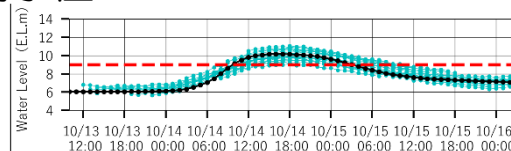
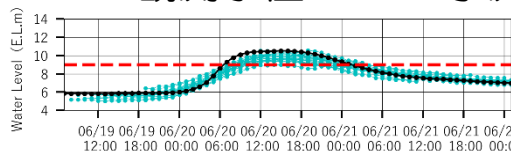


洪水到達時間が長い流域では、長時間前の降雨が水位に与える影響を保持できない
⇒長時間先の水位予測精度が低下

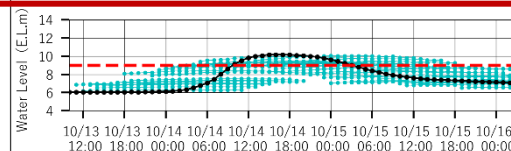
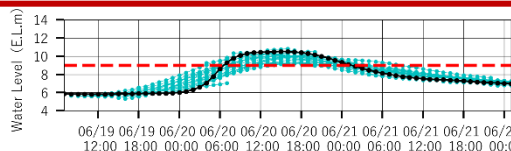
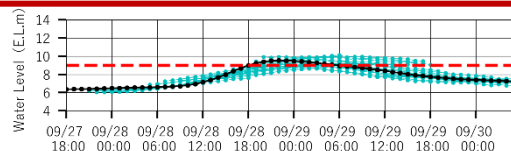
ANN



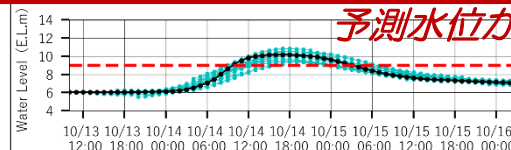
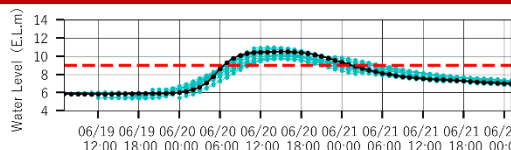
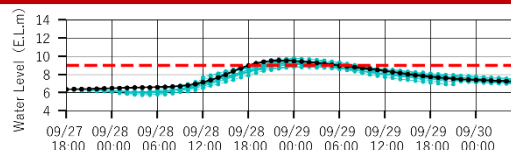
—：観測水位 —：予測水位



RNN

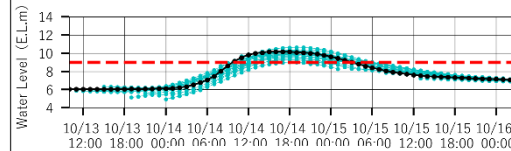
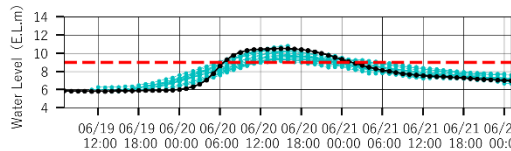
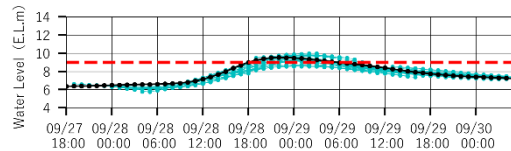


GRU



予測水位が上昇しない

LSTM



EventA

EventB

EventC

各モデルの予測結果の比較（阿武隈川（4,380km²））

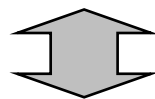
5. まとめ

ANN（MLP）を用いた24 時間先の水位予測について，再帰型モデル（RNN、GRU、LSTM）に置き換えて水位を予測し精度（正答率）を比較した．その結果

- ① 出水予測の正答率は ANN と再帰型モデルで同程度であった．
- ② 再帰型モデルはモデルが有する特徴（降雨情報と水位の時系列での相関性を考慮できる）により，実測水位との乖離が発生したと推察された．



実務への適用では，計算コストやパラメータ調整の面でANNが有効
（本手法の入出力条件を適用した場合）



短い予測時間や入出力条件の最適化により，再帰型モデルが有効になる場合がある