

要配慮者の警戒・避難判断支援のための 中小河川水位のAI予測システムの開発

山口大学大学院創成科学研究科 赤松良久

琉球大学工学部 神谷大介

日本ミクニヤ株式会社 森 義将

研究背景&目的

✓平成27年12月10日「水防災意識社会 再構築ビジョン」を策定

POINT：ハード・ソフト対策を一体的・計画的に推進

✓平成29年6月19日「水防法・土砂災害防止」法の改正

POINT：浸水想定区域や土砂災害警戒区域内の要配慮者利用施設の管理者等は避難確保計画の作成・避難訓練の実施が義務化

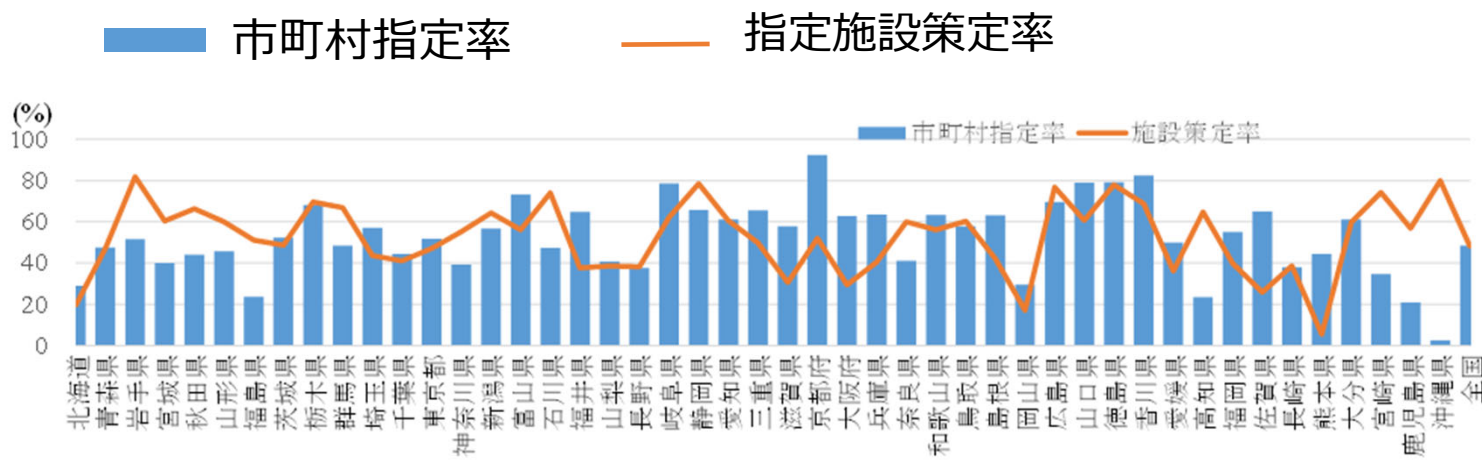


TARGET：氾濫の監視体制が薄い中小河川における要配慮者施設の警戒・避難判断支援体制の構築が喫緊の課題

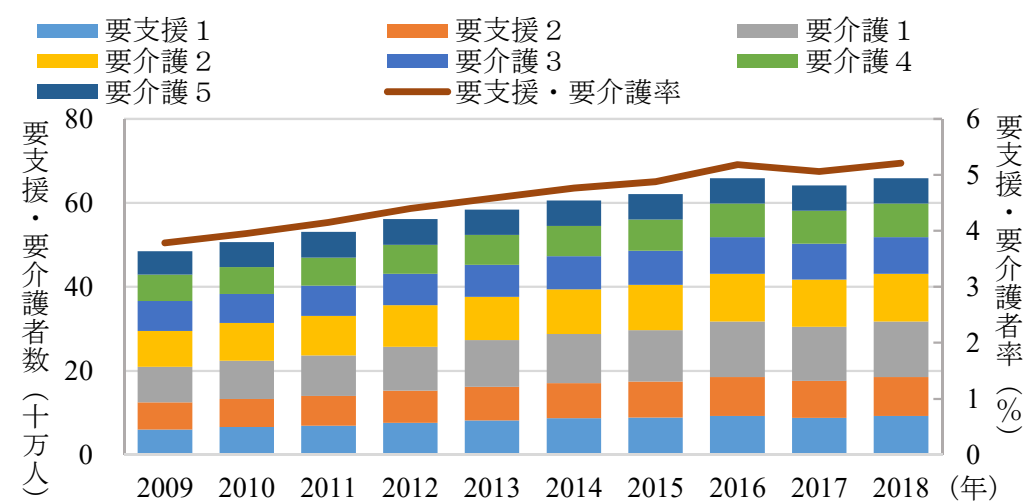


国土交通省HP <https://www.mlit.go.jp/river/mizubousaivision/>

避難確保計画策定状況(2020.6.30現在)



[国土交通省:市町村地域防災計画に定められた要配慮者利用施設数及び計画作成状況]を基に作成



[厚生労働省:介護保険事業状況報告]を基に作成



本研究の内容

1) 要配慮者施設のリードタイムの把握



近年の豪雨災害発生県の
浸水想定域内の1303施設
へのアンケート調査



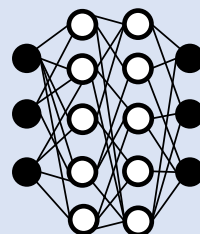
施設別避難時間

- ・ 水平避難時間
- ・ 垂直避難時間

2) 河川水位のAI予測法の開発

ディープラーニング
(深層学習)

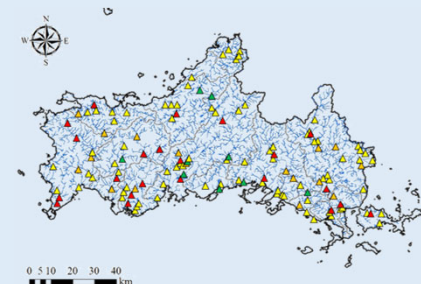
- ・ 先行水位
- ・ 先行雨量
- ・ 予測雨量
(6時間先)



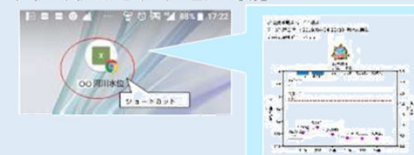
河川
水位
予測

3) 河川水位のAI予測システムの構築

山口県内の河川水位予測



- Webブラウザで表示 (モバイルでの表示も可能)
- ✓ スマートフォンからアクセス可能



要配慮者が余裕をもって避難できる時間帯に今後の氾濫の可能性を予測するシステムの開発

アンケート調査概要

✓対象施設

- 近年の豪雨災害発生県
- 地域防災計画およびハザードマップにて浸水が確認できた施設

✓調査方法

- 郵送配布・郵送回収

✓調査期間

- 九州以外：2020年5～6月
- 九州：2020年9月

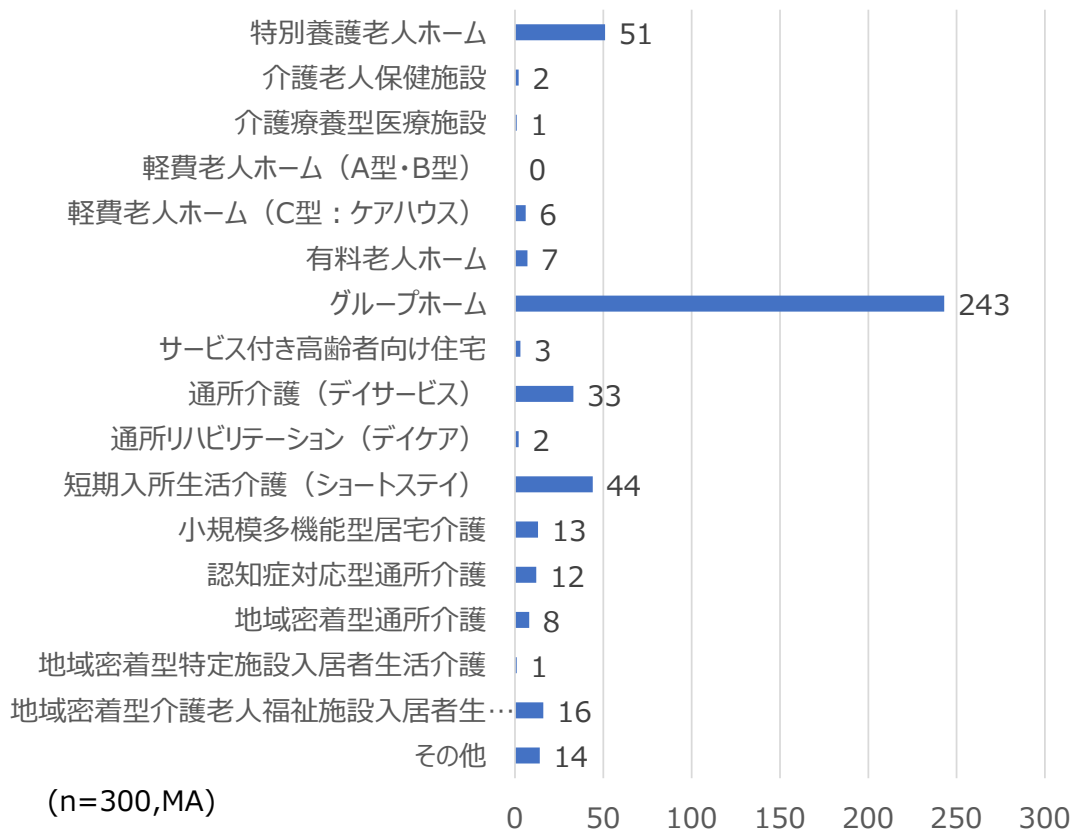
	全体			GH(グループホーム)		
対象地域 (県)	配布数 (施設)	回収数 (施設)	回収率	配布数 (施設)	回収数 (施設)	回収率
宮城	49	13	28%	35	7	20%
福島	25	6	24%	16	3	19%
栃木	48	9	19%	24	4	17%
埼玉	178	33	19%	101	24	24%
神奈川	140	30	21%	123	29	24%
長野	95	20	21%	56	9	16%
岡山	244	47	19%	189	42	22%
広島	97	31	32%	56	25	45%
愛媛	81	17	21%	72	17	24%
福岡	163	45	28%	121	38	31%
佐賀	35	11	31%	33	11	33%
長崎	8	4	50%	8	4	50%
熊本	81	17	21%	55	16	29%
大分	37	10	27%	27	7	26%
宮崎	21	7	33%	17	7	41%
鹿児島	1	0	0%	1	0	0%
全体	1303	300	23%	934	243	26%

アンケート調査項目概要

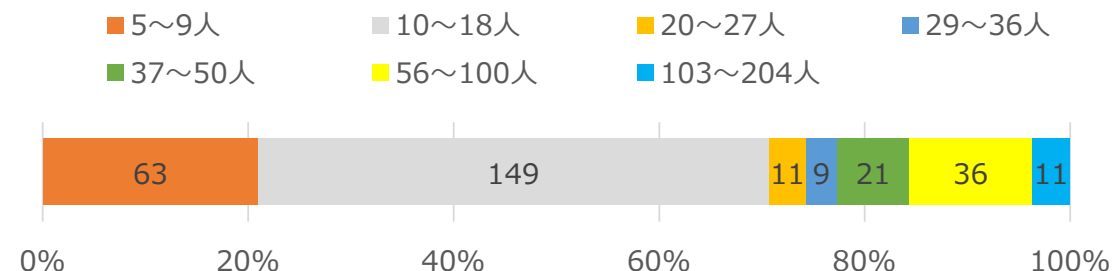
調査項目	内容	
利用実態に関する質問	提供サービスと定員 職員数：正職員・パート 職員の通勤手段 保有車両台数	階層別施設利用内容 階層別入居者数 エレベータの有無・台数
水害に対する備えに関する質問	浸水区域内外の認知と浸水深さ 浸水時の避難方法：垂直・水平およびその理由 避難先階層避難のタイミング：利用者・資機材	備蓄状況 事前の水害対策：ハザードマップ掲示・地域との話し合いなど
実際の災害対応に関する質問	避難有無 避難方法 避難時間 避難のきっかけ	避難しない理由 役立った防災取り組み 水害で困難に感じたこと
新型コロナウイルス感染症に対する備えに関する質問	施設での資材数 利用者自粛への難しさ 学校休校時の職員参集 職員や利用者等感染時対応	保健所や自治体のサポート 連絡体制 コロナや水害時サービス提供が困難な場合の受け入れ先の確保の有無

アンケート結果：施設の種類と入居者・通所者定員

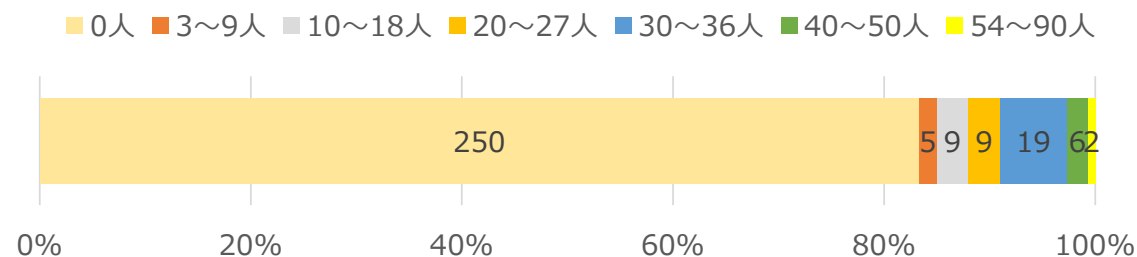
施設の種類



入居者定員



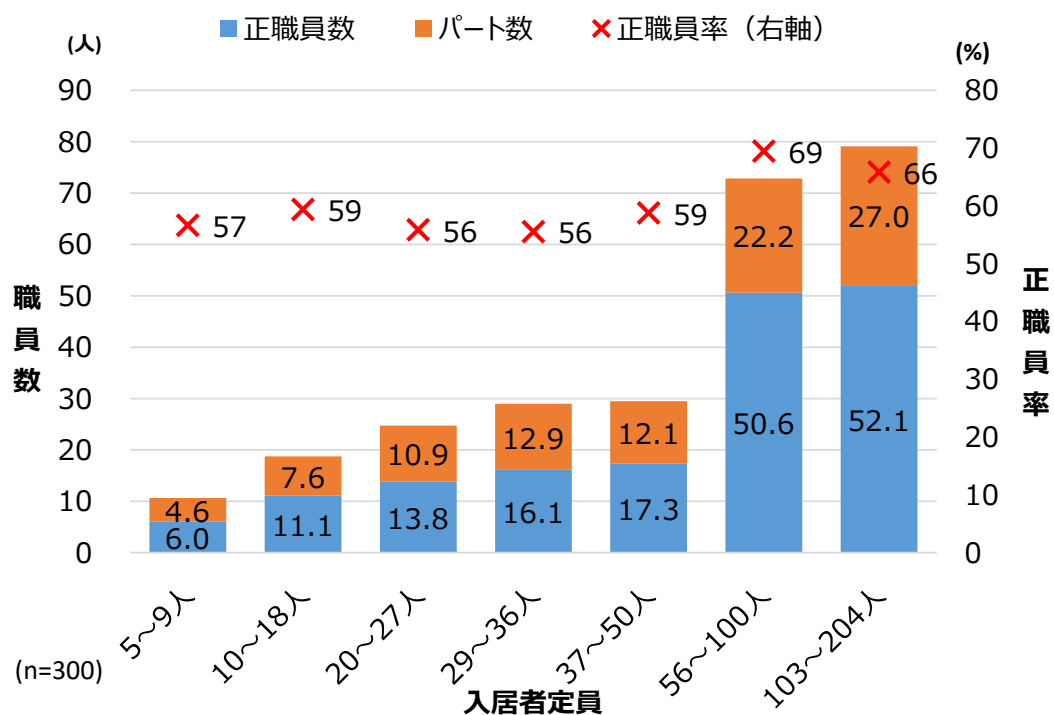
通所者定員



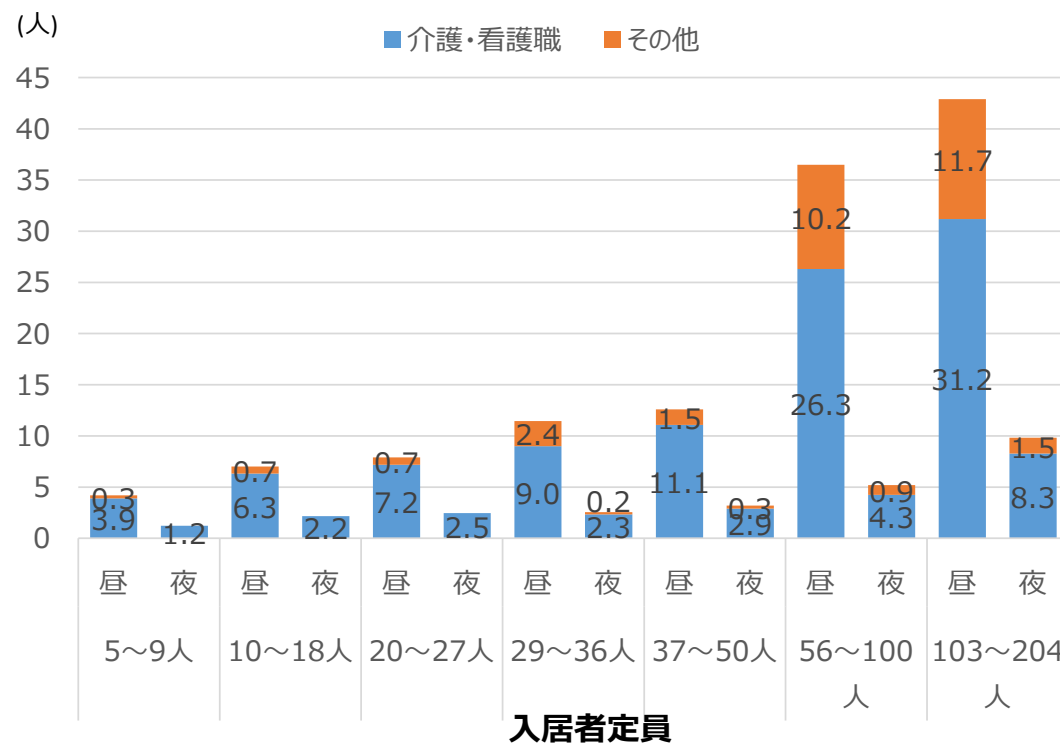
✓小規模なグループホーム（2ユニット18名まで）が大半を占める

アンケート結果：昼・夜間職員数

入居定員別職員数



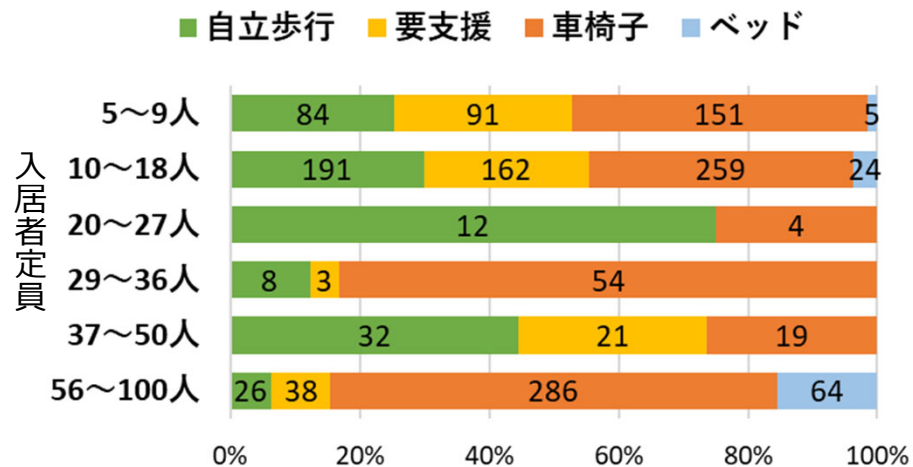
入居定員別昼夜間職員数



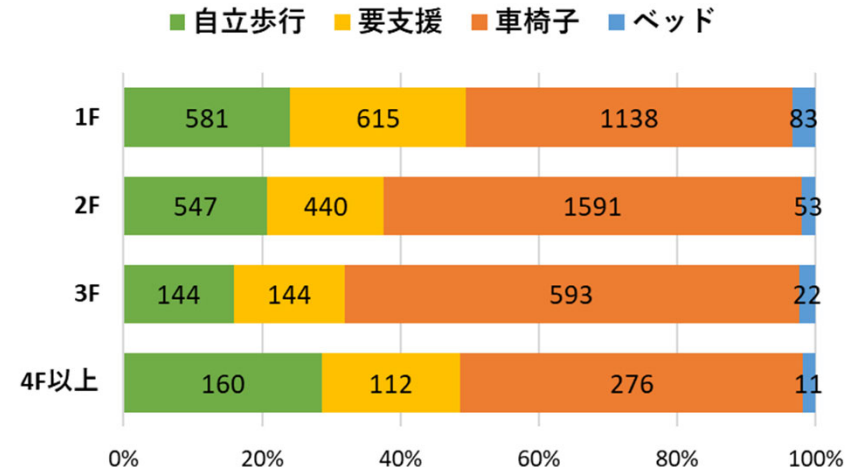
- ✓ 3~5割はパートなどの職員：災害時・休校時対応の困難さの一因
- ✓ 昼間は職員1名で利用者3名，夜間は職員1名で利用者9名以上を対応：夜間豪雨時の対応困難さの一因

アンケート結果：建物階層と利用者属性

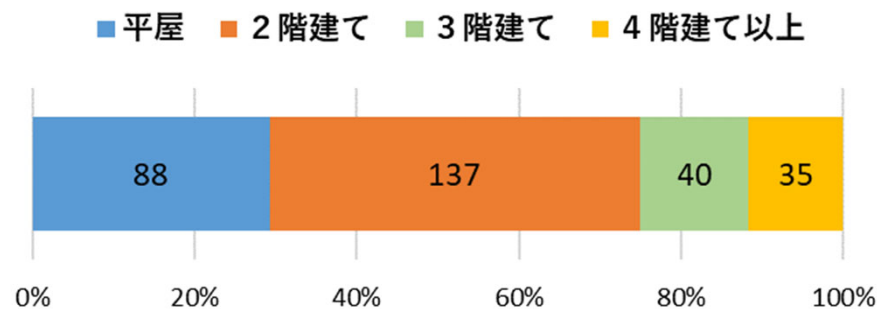
入居定員別利用者属性



建物階層別入居者属性（2階建て以上）



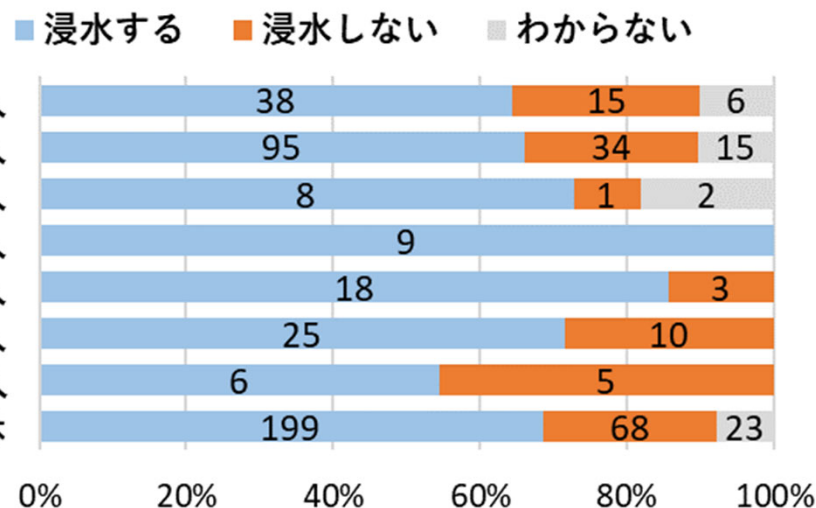
建物階層



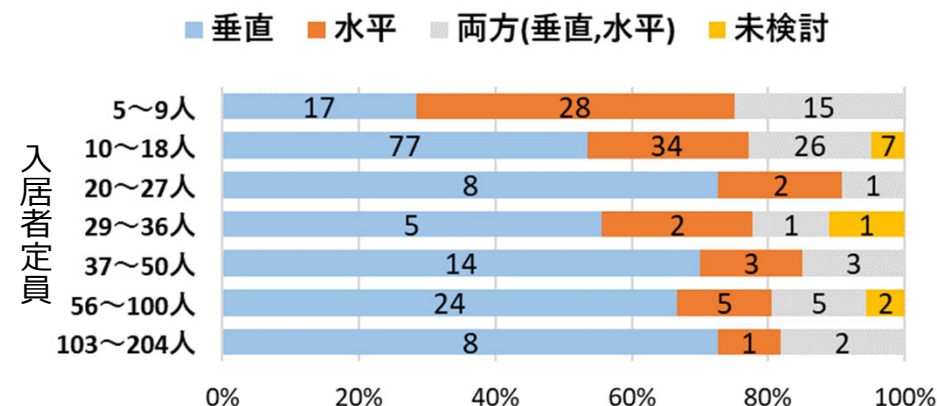
- ✓低層建物が過半数：バリアフリーとの関係
- ✓利用者の歩行能力と施設規模や入居階層には関係なし

アンケート結果：浸水リスク認知と避難方法

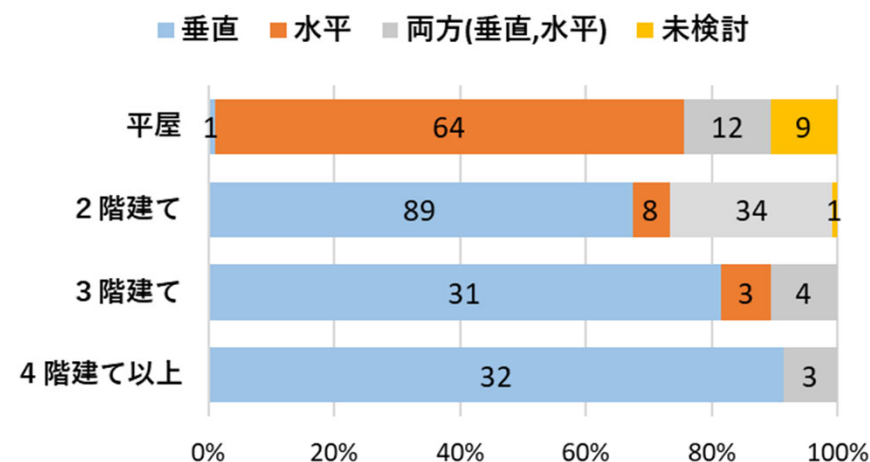
浸水リスク認知



避難方法



建物階層別避難方法

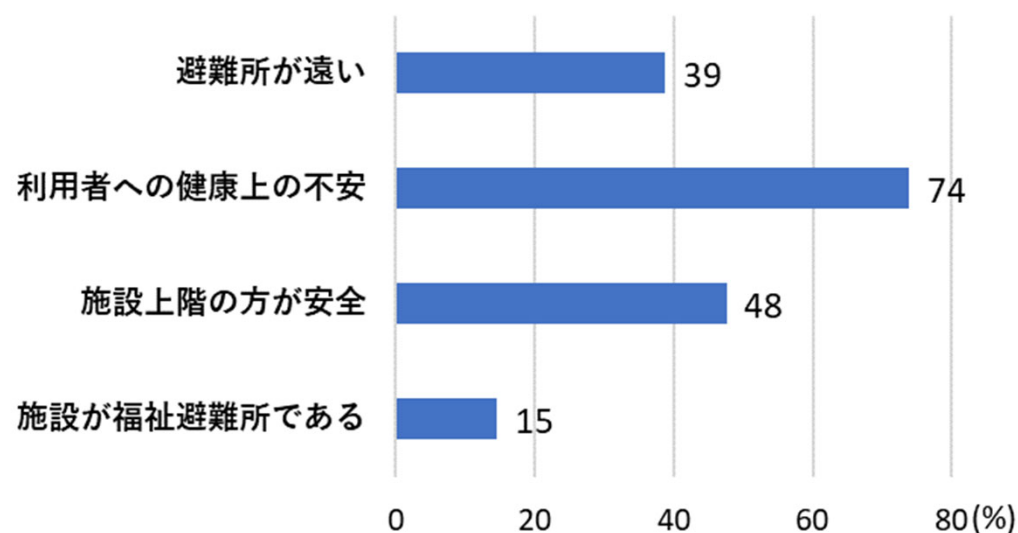


✓浸水想定区域内施設であるにも関わらず、リスクを認知している施設は2/3

✓上層階がある施設は基本的に垂直避難を志向

アンケート結果：垂直避難理由

垂直避難選択理由



高齢者福祉施設における 避難の実効性を高める方策について

(利用者を施設外に移動させる訓練を実施したのは約 22%)

「施設外の避難先に利用者を避難させる訓練を平成 29 年以降に実施した」と回答したのは、有効回答を得た 3,367 施設の約 22%に当たる 734 施設に止まっていた。

施設外の避難先に利用者を避難させる訓練を実施していない理由としては、「利用者の人数が多いため施設外への避難は難しい」、「利用者の身体状態や職員数の問題により施設外への避難は難しい」、「施設内での垂直避難を第一に考えている」等であった。

令和 2 年 7 月豪雨災害を踏まえた
高齢者福祉施設の避難確保に関する検討会

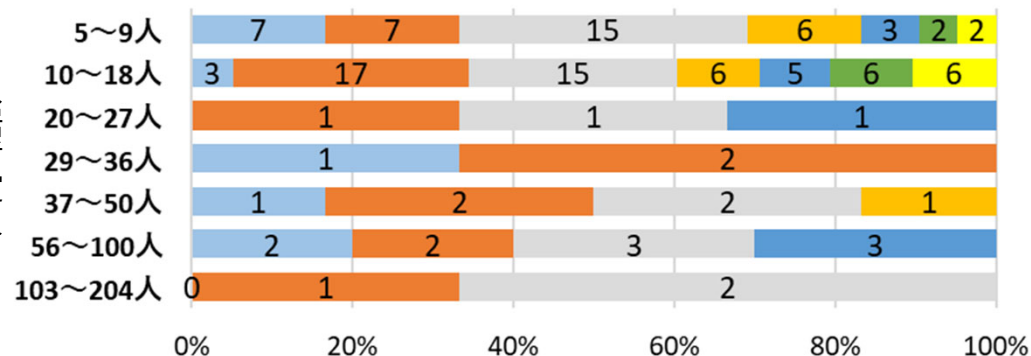
(厚生労働省老健局、国土交通省水管理・国土保全局)

✓利用者移動による健康リスク懸念のため、垂直避難を選択

アンケート結果：水平避難先

水平避難先

- ①自治体指定の福祉避難所 ■ ②自治体指定の一般の避難所
- ③他の高齢者福祉施設(同法人) ■ ④同一法人の病院等の施設
- ⑤他の高齢者福祉施設(他法人) ■ ⑥その他
- 複数回答



高齢者福祉施設における

避難の実効性を高める方策について

(約 41%が避難先での利用者のケア等が困難と認識)

「避難先での利用者のケア等の業務継続が可能」と判断しているのは、有効回答を得た 3,316 施設の約 59%に当たる 1,943 施設に止まっていた。すなわち、約 41%の施設は、避難先での利用者のケア等の業務継続が難しいと考えていることがわかった。

その理由としては、「業務継続のための必要品を外部の避難先へ運び込むのは難しい」、「施設内であれば業務継続は可能だが施設外では業務継続は難しい」等であった。

令和 2 年 7 月豪雨災害を踏まえた
高齢者福祉施設の避難確保に関する検討会

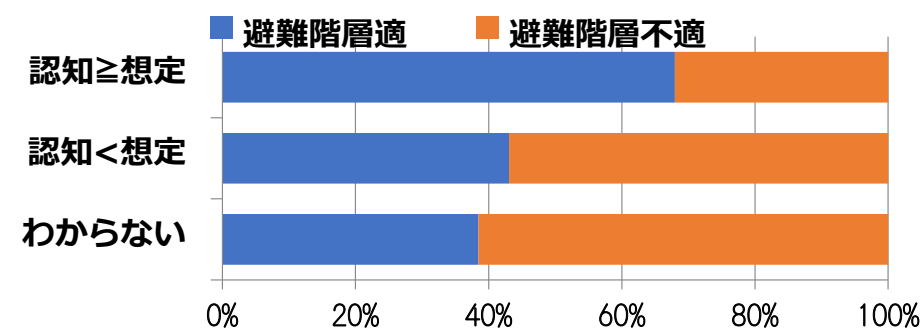
(厚生労働省老健局、国土交通省水管理・国土保全局)

✓水平避難で一般の避難所も多数 (介護継続への懸念)

アンケート結果：認知浸水深と想定浸水深（HM）

施設の 認識	認知浸水深 (回答)	実際の最大浸水深（HM）			
		～2m	3～5m	6～8m	9m～
浸水 する	未回答	9	32	0	3
	～2m	48	41	0	0
	3～5m	13	45	0	1
	6～8m	0	0	0	0
	9m～	2	5	0	0
浸水しない		26	39	0	3
わからない		6	16	0	1
未回答		1	9	0	0

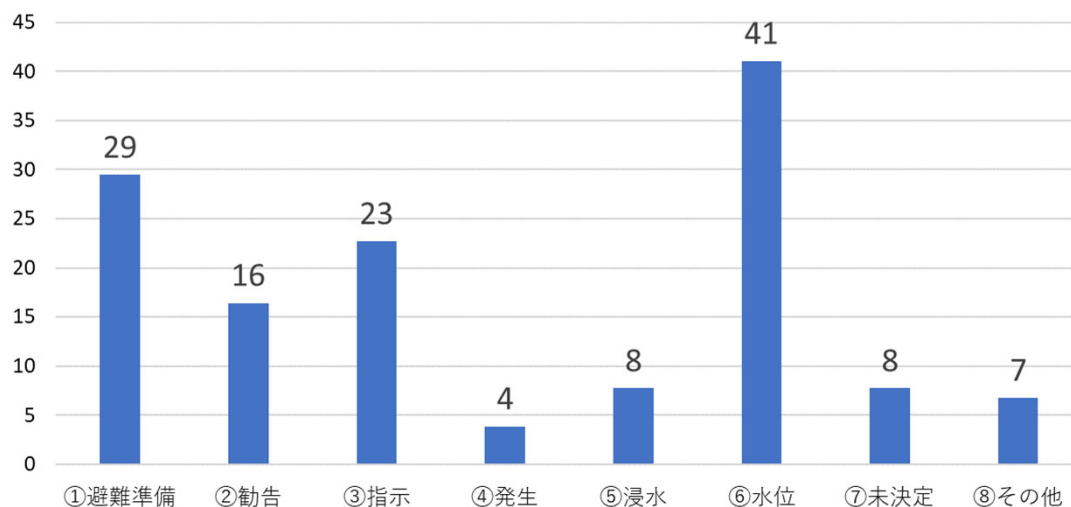
想定 浸水深	避難先階数		
	2F	3F以上	2F・3F
～2m	51	13	7
3～5m	83	27	17
6～8m	0	0	0
9m～	2	1	1



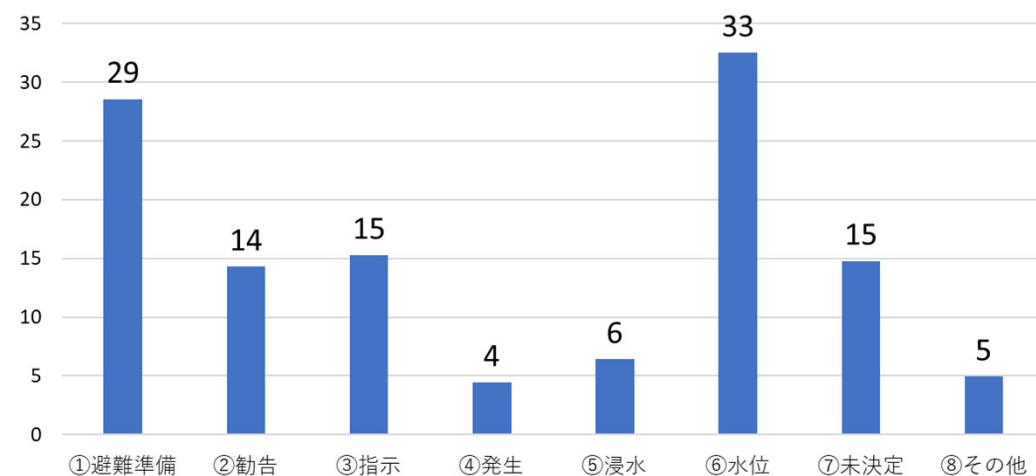
- ✓ 浸水深に対して回答した223施設（赤枠）の内，110施設（黄網掛け）が過小評価（左表）
- ✓ 垂直避難を予定している202施設の内，104施設が不適切な階層(右上表)
- ✓ **浸水深を正しく認知すれば，避難階層も適切に**（右下図）

アンケート結果：GHにおける避難判断と対応の順番

利用者避難トリガー(MA)

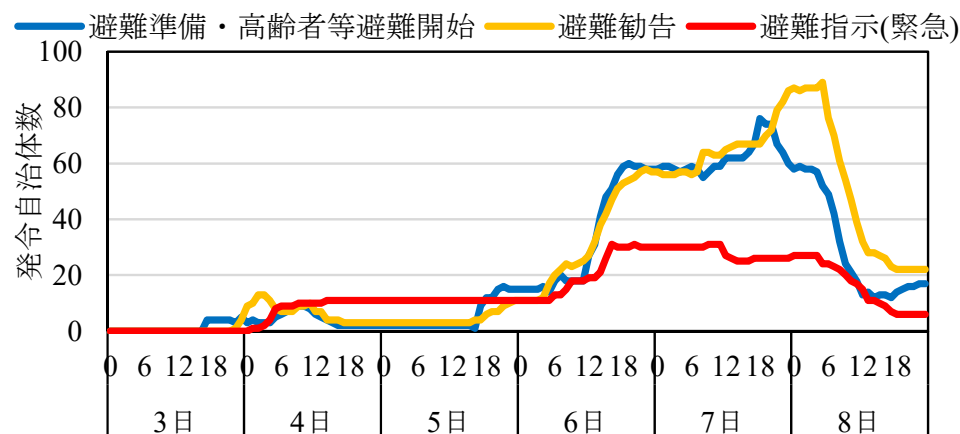
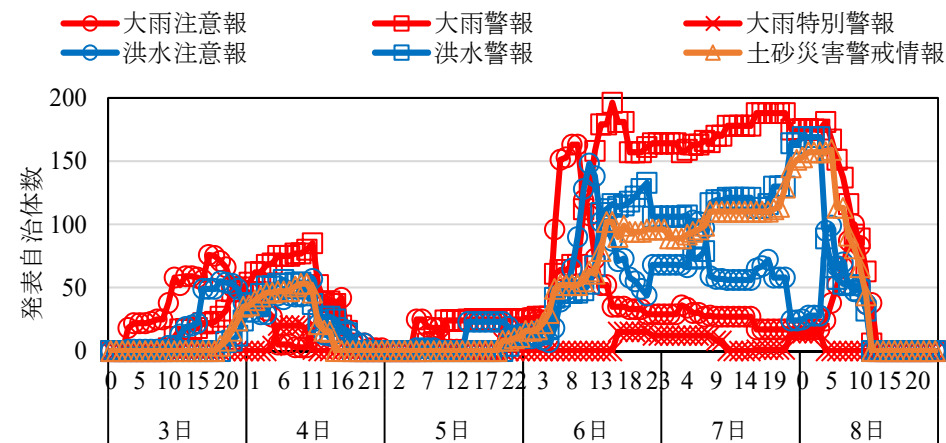


資機材移動トリガー(MA)



✓避難および資機材移動のトリガー情報は水位が最も多く、次いで避難準備（現高齢者等避難開始）

アンケート結果：R2年7月豪雨時の避難のタイミング



防災気象情報と避難情報のタイミング

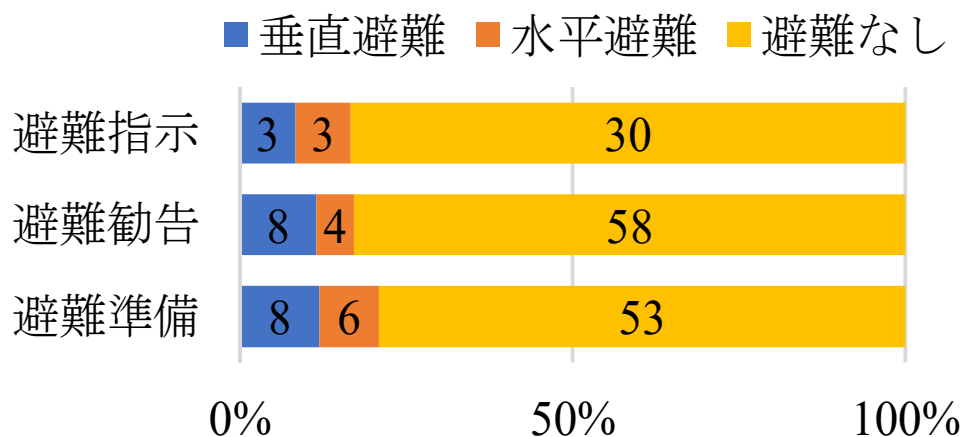
防災気象情報	避難情報	なし	準備	準備・ 勧告	準備・ 指示	準備・ 勧告・ 指示	勧告	勧告・ 指示	指示
なし		19	0	0	0	0	0	0	0
大雨警報		6	1	0	0	0	0	0	0
洪水警報		0	0	4	0	0	1	0	0
大雨警報・洪水警報		9	7	2	0	0	0	0	0
大雨警報・土砂災害警戒情報		0	0	0	0	0	1	0	0
大雨警報・洪水警報・土砂災害警戒情報		18	37	39	6	4	37	6	2
大雨特別警報・洪水警報・土砂災害警戒情報		0	5	17	3	7	6	10	2

発令自治体数

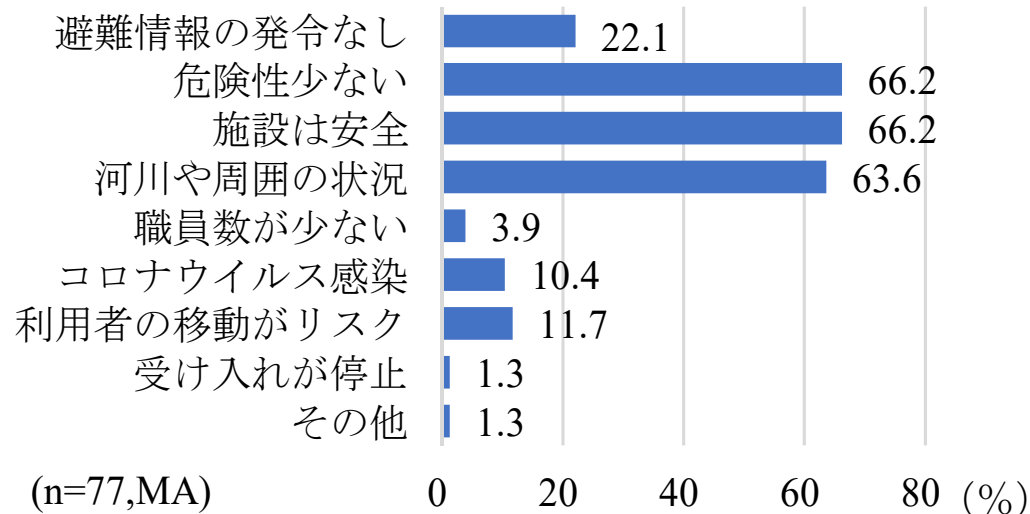
✓ 避難準備情報をトリガーとして利用しようとする一方、その発令が少ない

アンケート結果：R2年豪雨時における避難と防災情報の関係

防災情報と避難の関係



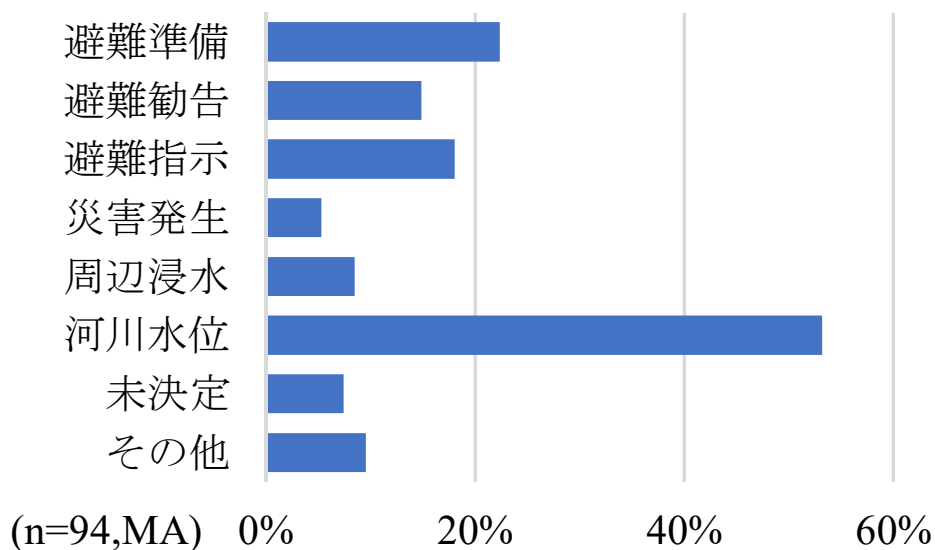
避難しない理由



- ✓防災情報（被害の切迫感）と避難行動の関係は見られない
- ✓避難しない理由は(浸水想定区域内にありながら) 危険性は少ない, 施設は安全と考えている.
- ✓河川や周囲の状況で判断しようとする傾向

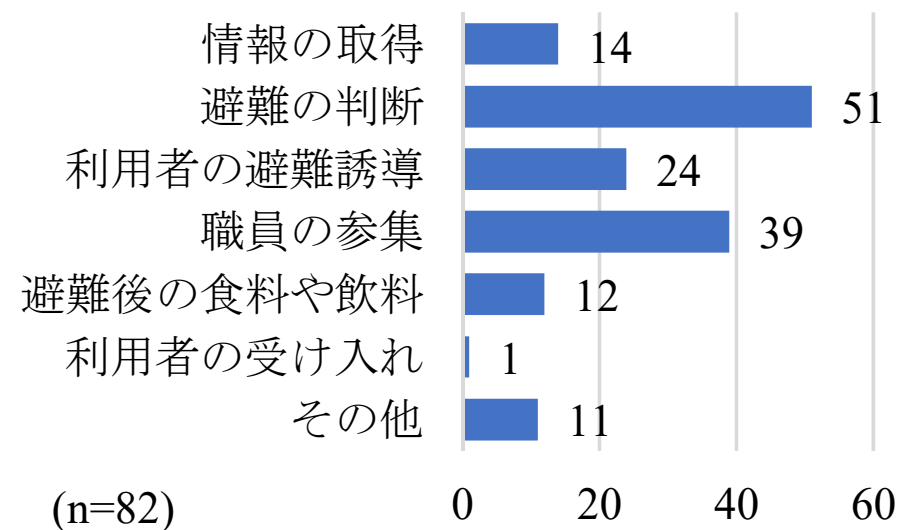
アンケート結果：避難判断のトリガーと災害時に困ったこと

避難判断のトリガー



河川水位を判断基準にしているが・・・

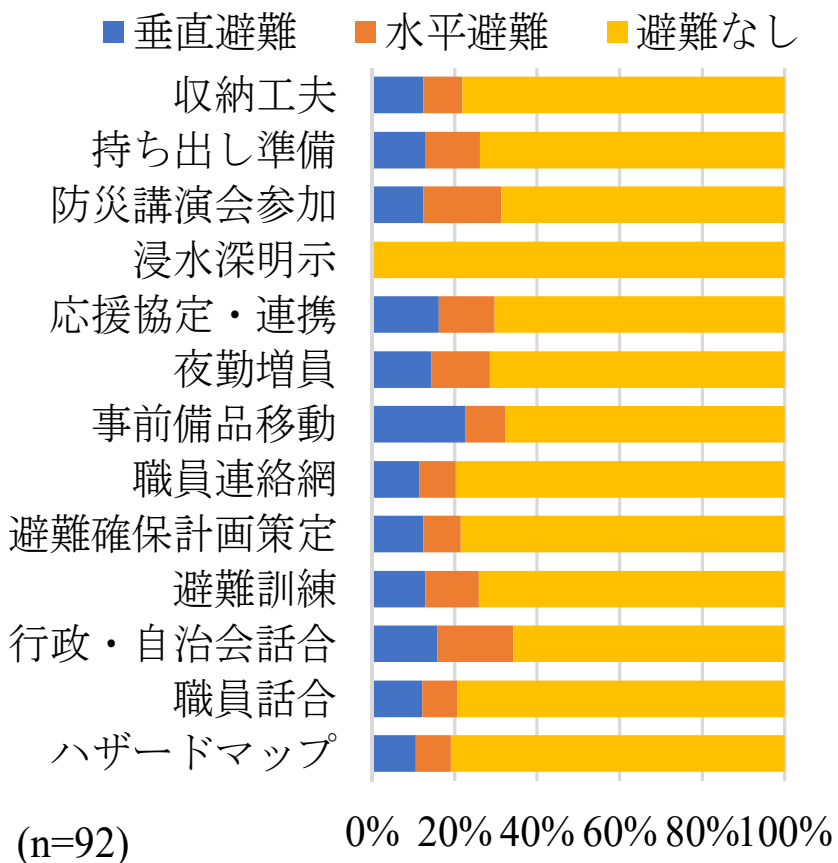
災害時に困ったこと



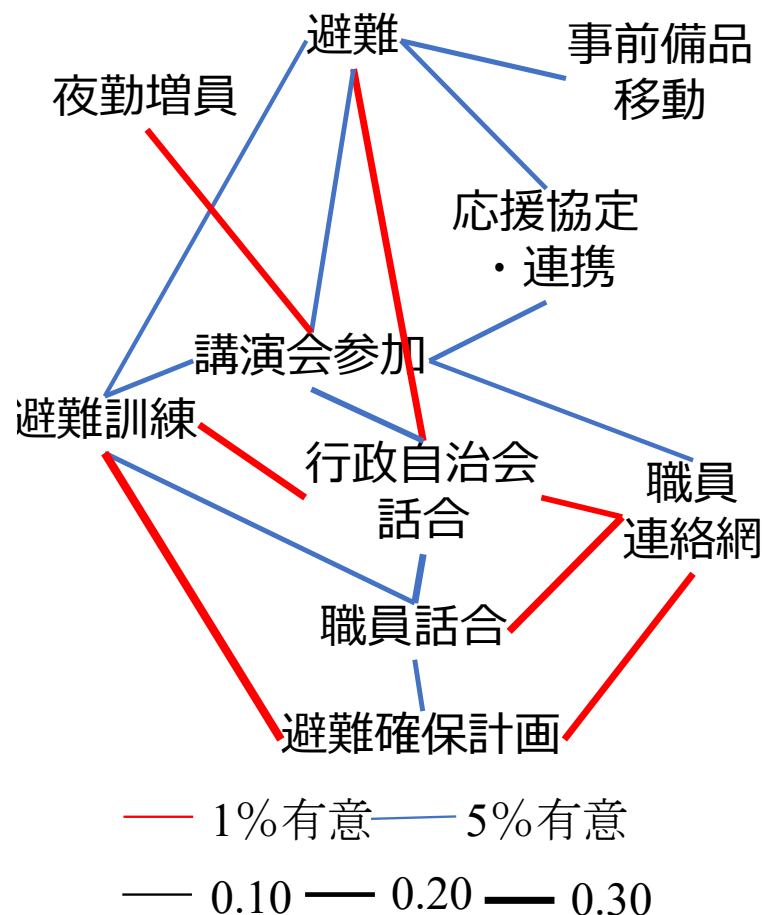
- ✓避難判断に水位を用いているが、災害時に困ったことで最も多かったのは避難の判断であった
- ✓水位をトリガーとして利用している施設の過半数が判断に苦慮していた

アンケート結果：避難行動と災害への備え

水害備えと避難の関係



クラマーの関連係数

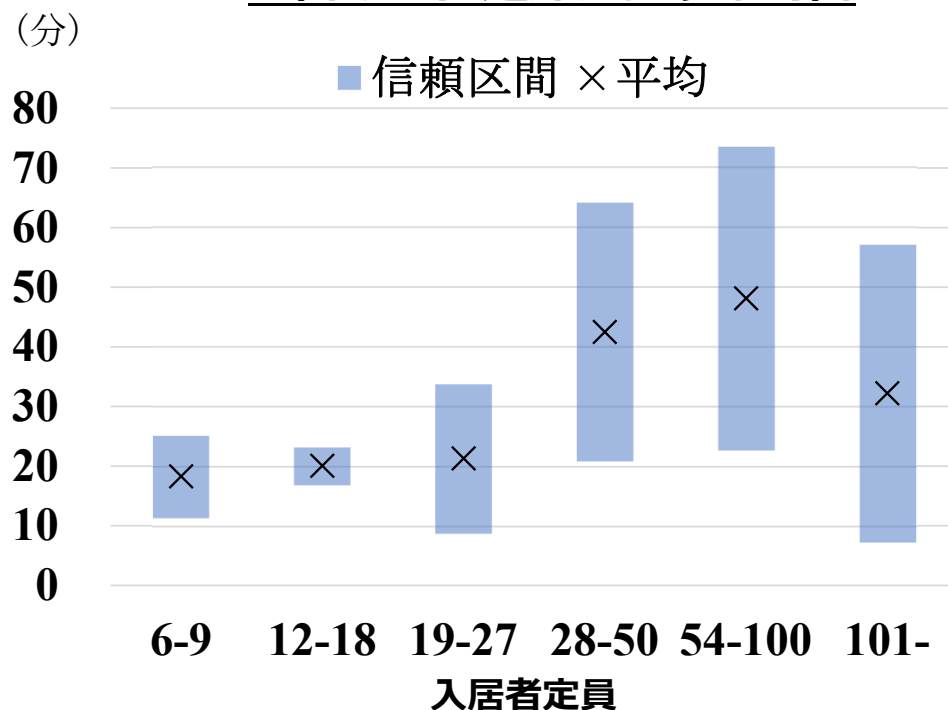


✓避難確保計画は訓練・職員連絡には有効

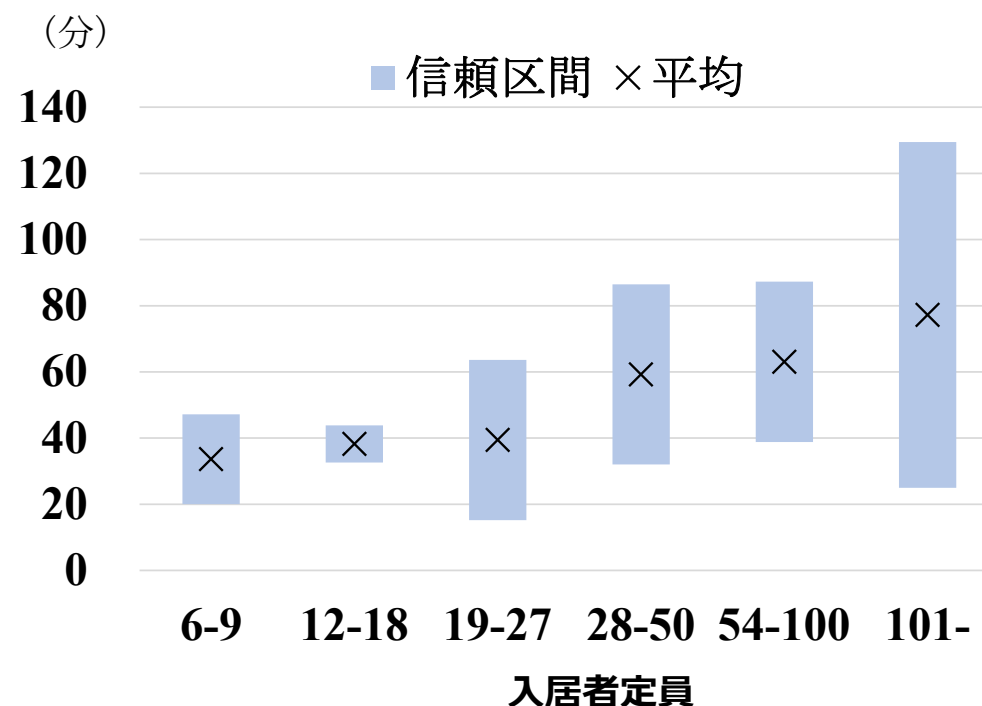
✓実避難には地元での話し合いが重要

アンケート結果：施設規模別の垂直避難に要する時間

昼間の垂直避難に要する時間



夜間の垂直避難に要する時間



✓昼間：3ユニットまでであれば概ね30分以内。1時間以上も。

✓夜間：昼間の2～3倍程度の時間を要する（スタッフ1/3）

✓最大でも約2時間以内には避難が可能

アンケート調査結果：まとめ

避難行動全般に関する知見

- 浸水想定域内のある要配慮者施設においても 1 / 3 が浸水の可能性があることを認識していない
- 浸水リスクを正しく認識してもらうことが、適切な避難を促す
- 地域との話し合い（運営推進会議等）が避難を促す

避難タイムラインに関する知見

- 河川水位の情報を避難の判断にする施設が多い
- 夜間避難時間は昼間の 2 ～ 3 倍（スタッフ数 1 / 3）
- 避難にかかる時間では最大でも約 2 時間程度

 **2 ～ 3 時間後の河川水位の予測が避難の判断に重要になる！！**

要配慮者施設における避難判断のための河川水位予測

気候変動による豪雨の激甚化による
中小河川における洪水被害が増大

- 氾濫の監視体制が薄い中小河川における避難時の逃げ遅れリスクが増大
- 特に空振りが大きな負担となる要配慮者施設の避難判断材料が必要



決壊した小田川の堤防(右下)と浸水した真備町周辺
(朝日新聞デジタルより引用)

即時的かつ高精度な水位予測モデルが必要

従来用いられる物理型手法は. . .

計算時間が膨大で
キャリブレーションが大変



余裕のある避難を
可能に

研究目的

近年大きな注目を集めている深層学習を用いて河川水位予測モデルを構築

RRIモデル¹⁾

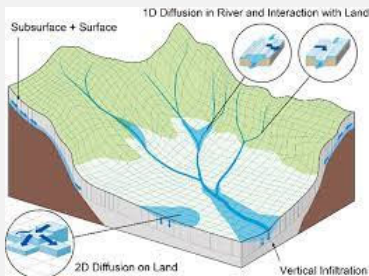
入力情報

降雨分布

標高

土地利用

河道断面



出力情報

河川流量

河川水位

浸水深

- ・ 河川網全体で解析が可能だが. . .
- ➡ 河道断面などのデータが充実していない中小河川で高精度な解析は難しい.
- ➡ **計算時間が膨大**

深層学習モデル

入力情報

実測雨量

実測水位

出力情報

雨量

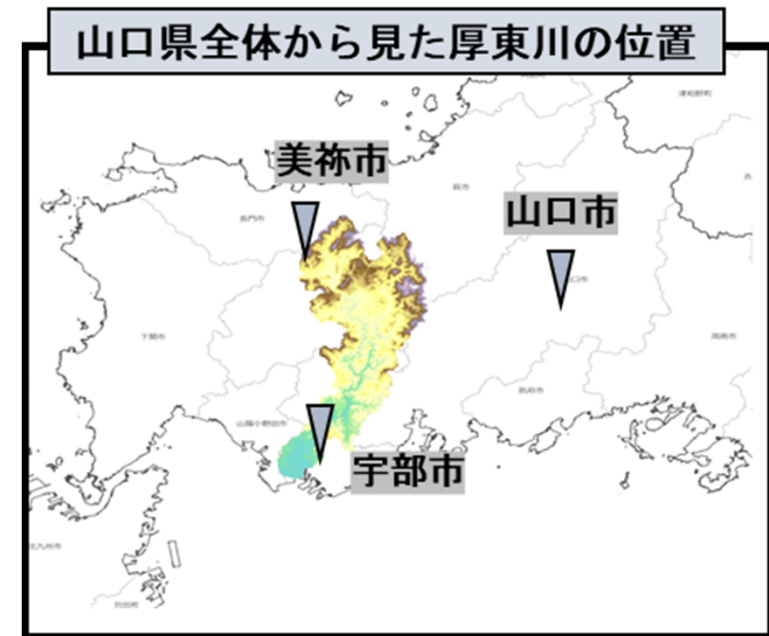
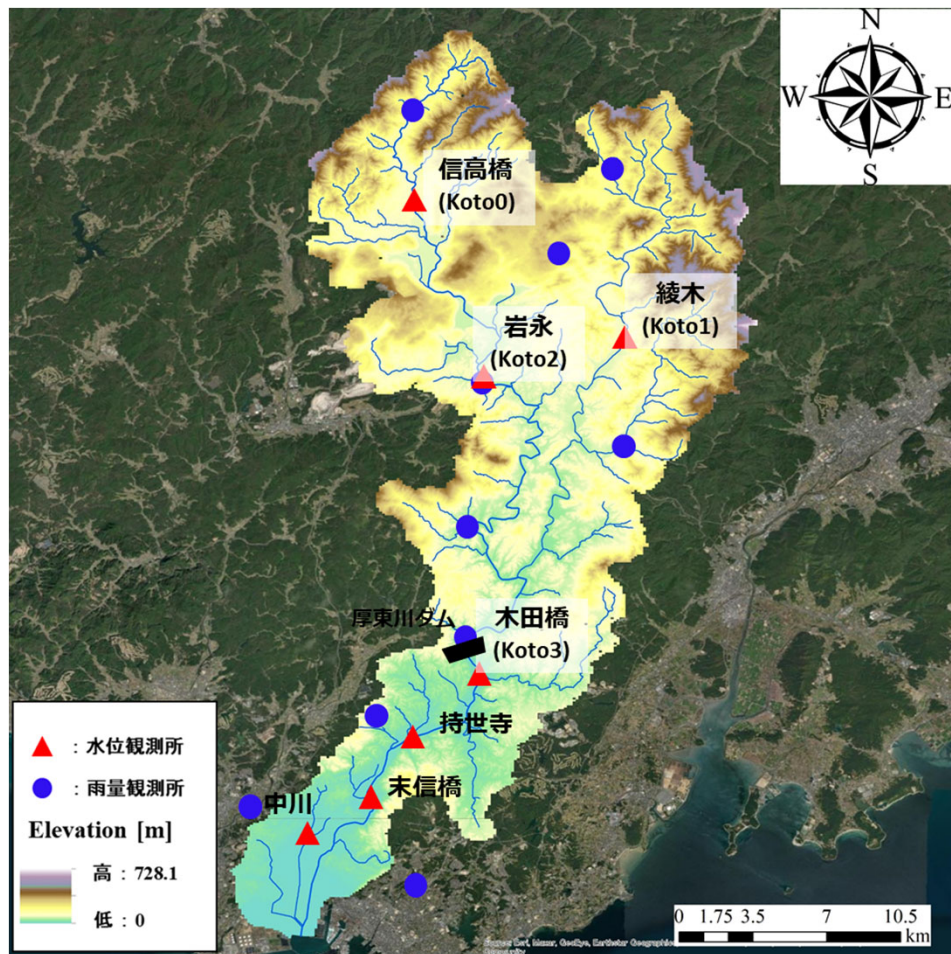
将来水位

- ・ 実測雨量・河川水位などの少ない種類のデータで解析可能.
- ・ **即時的な計算が可能.**

従来, 広く用いられているRRIモデルと比較することで
今後の深層学習を用いた水位予測の可能性について検討.

対象流域

山口県二級河川の厚東川



- ✓ 潮汐の影響を受けない
- ✓ 長期間連続で欠測がない
- ⚡ 計算はKoto0～Koto3の4地点

降雨流出氾濫モデル(RRIモデル)

降雨(Rainfall)－流出(Runoff)－氾濫(Inundation)

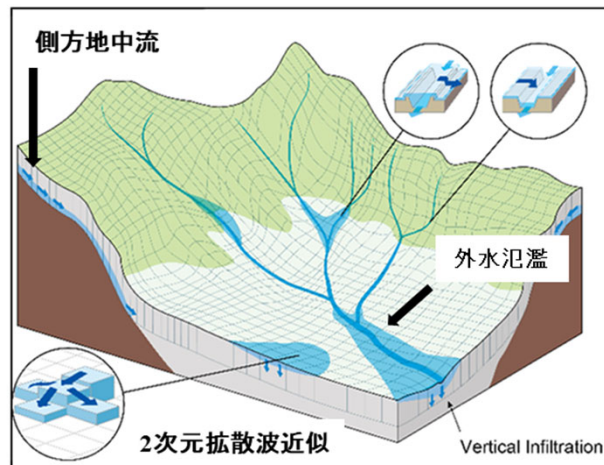
入力情報

降雨分布

地形情報

土地利用

河道断面



出力情報

河川流量

河川水位

氾濫

✧ 降雨流出と氾濫計算を一体的に解析することが可能.

✧ 流域を河道と斜面に区別して計算をする.

河道部：一次元不定流計算，斜面部：二次元不定流計算

降雨流出氾濫モデルの計算条件

解析期間と使用データ

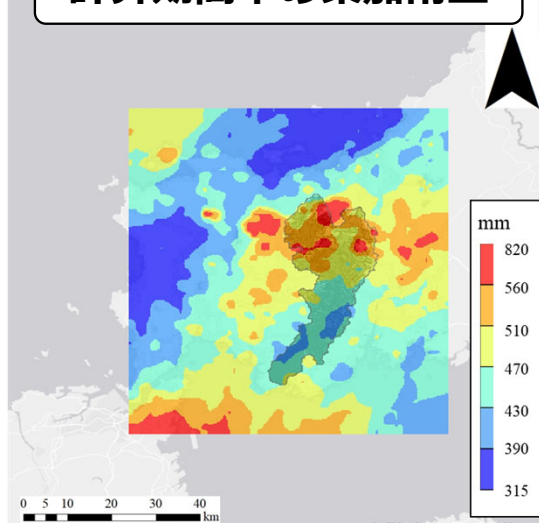
計算期間 : 平成30年7月豪雨の16日間 (2018/6/28 ~ 2018/7/14)

入力降雨 : レーダー・アメダス解析雨量

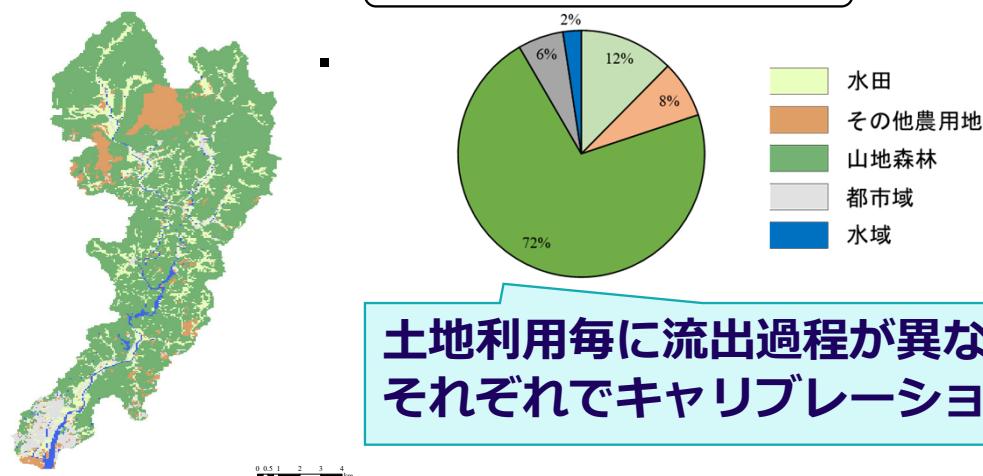
空間解像度 : 10mメッシュ ⇒ 50mメッシュ

土地利用 : **5区分**の土地利用を考慮 (水田, 農用地, 山地, 都市, 水域)

計算期間中の累加雨量



厚東川流域の土地利用



土地利用毎に流出過程が異なるので
それぞれでキャリブレーション

厚東川ダムの考慮

2)国土交通省 川の防災情報(<https://www.river.go.jp/>) 3)ダム諸量データベース(<http://mudam.nilim.go.jp/home>)

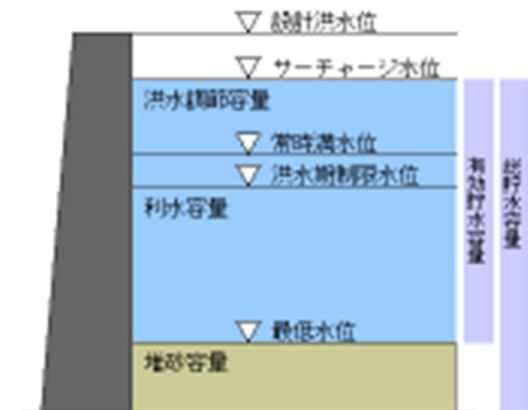
RRIモデル必要ダムパラメータ

- ①可能貯水量(総貯水容量－計算開始時の貯水量)[m^3]
- ②一定放水量

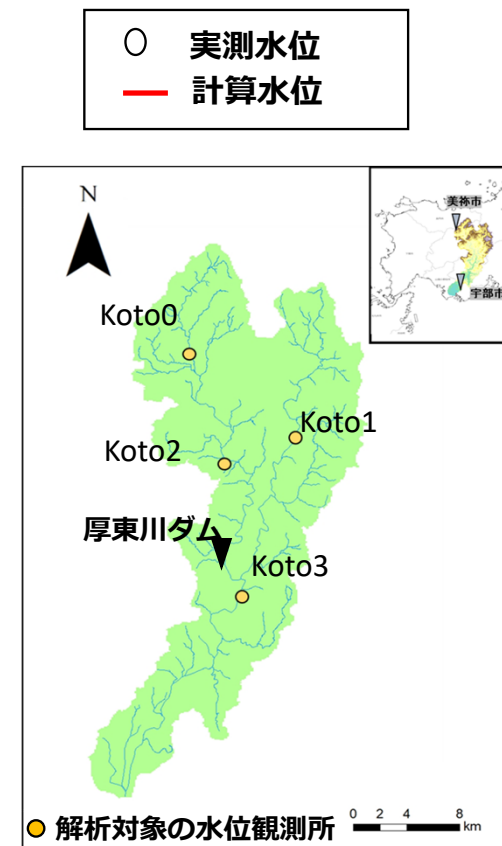
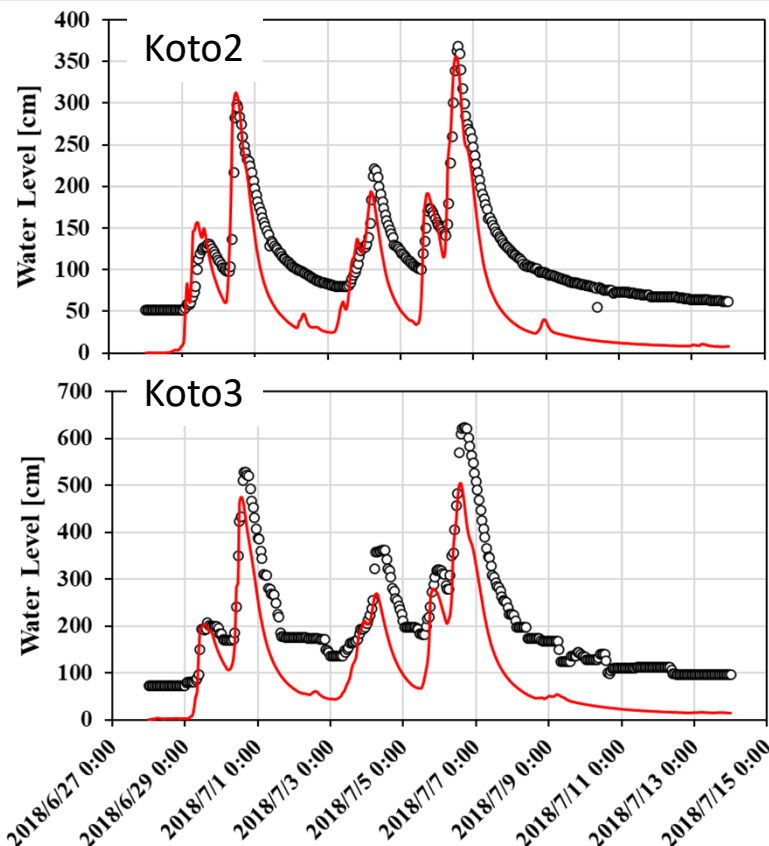
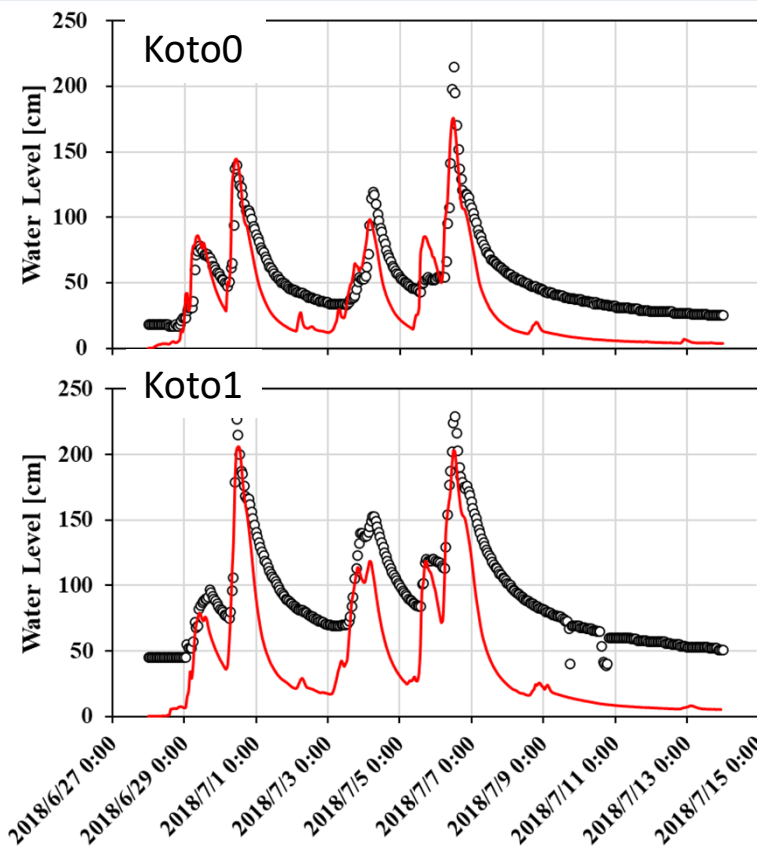
いずれも厚東川ダムのダム諸量^{2),3)}から選定した。



総貯水容量[m^3]	放流量平均[m^3/s]	貯水位[m]	可能貯水量[m^3]
23788000	269.9	36.9	1401792.9



RRIモデルの計算結果



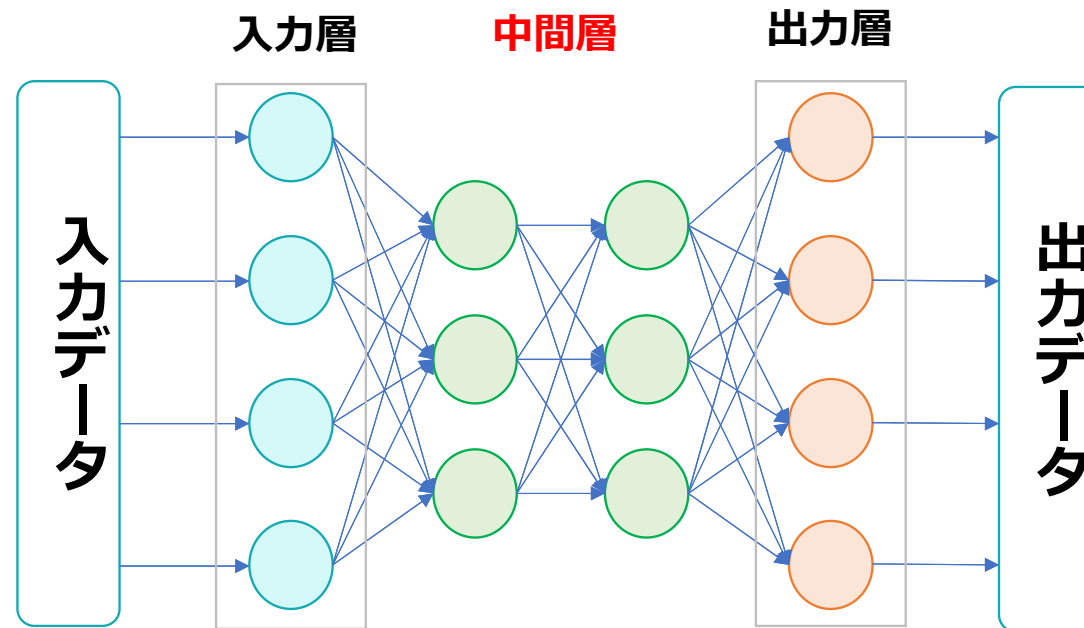
□ Koto2におけるピーク水位は，実測値をよく再現している。

□ Koto0やKoto3は，ピーク水位を大幅に過小評価傾向。

⇒ **低減時の大幅な過小評価やピーク水位の再現性も地点間でばらつき。**

ニューラルネットワークの概念

脳神経細胞を数学的に模したニューラルネットワークを何層にも重ねたもの



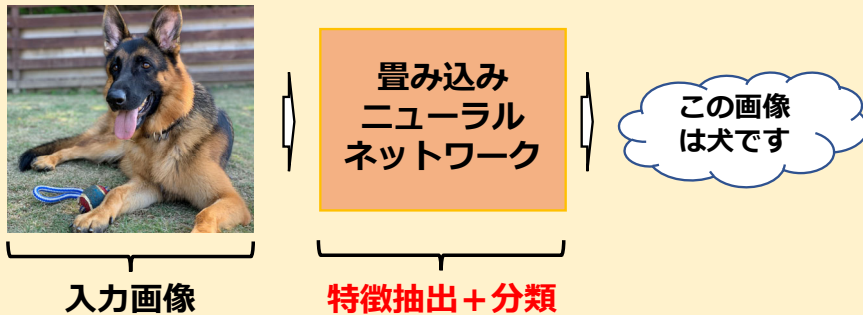
- 深層学習とは、深層ニューラルネットワークによって実現される学習
→ 入力データと出力データの関係性を掴む工程を学習
- 中間層をどのような構造にするかによって可能な処理が異なる

ネットワークの選定

3) 重松綾, 中島寛隆, 八巻悟郎: Deep Learningと胃X線画像を用いたHelicobacter pylori感染診断, 日本消化器がん検診学会雑誌, vol.57, No2, 1_687-1_694, 2019
4) 青島旦佐, 河村伸哉, 中野聡, 中村秀明: 深層学習による画像認識を用いたコンクリート構造物の変状検出に関する検討, 土木学会論文集E2(材料・コンクリート構造), Vol.74, No2, 1_1279-1_1284, 2018
5) 劉超然, 石井カルロス, 石黒浩: 言語・韻律情報及び対話履歴を用いたLSTMベースのターンテイクング推定, 人工知能学会論文誌, Vol.34, No2, 2019
6) 山田恒輝, 小林洋介, 中津川誠, 岸上順一: リカレントニューラルネットワークを用いた2016年の常呂川洪水事例の水位予測, 土木学会論文集(B1), Vol.74, No5, 1_1369-1_1374, 2018

一般的に広く用いられている畳み込み型とリカレント型

畳み込み型



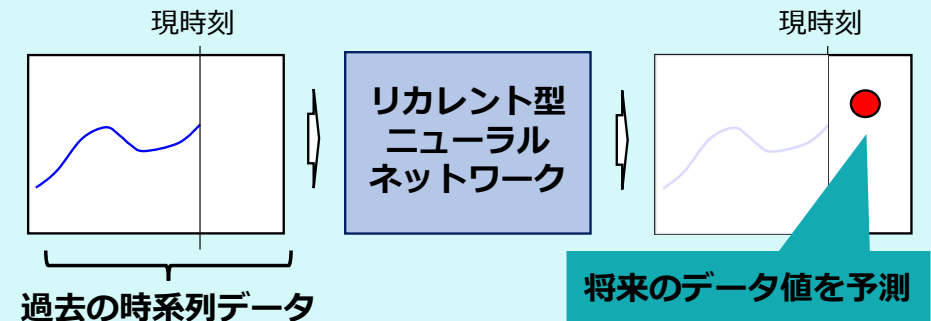
画像認識に用いられる.

研究事例:

医療分野 ➡ 難病の診断の支援(重松ら³⁾, 2019)

建設分野 ➡ インフラ維持管理(青島ら⁴⁾, 2018)

リカレント型



時系列予測に用いられる.

研究事例:

情報分野 ➡ 言語処理への活用(劉ら⁵⁾, 2019)

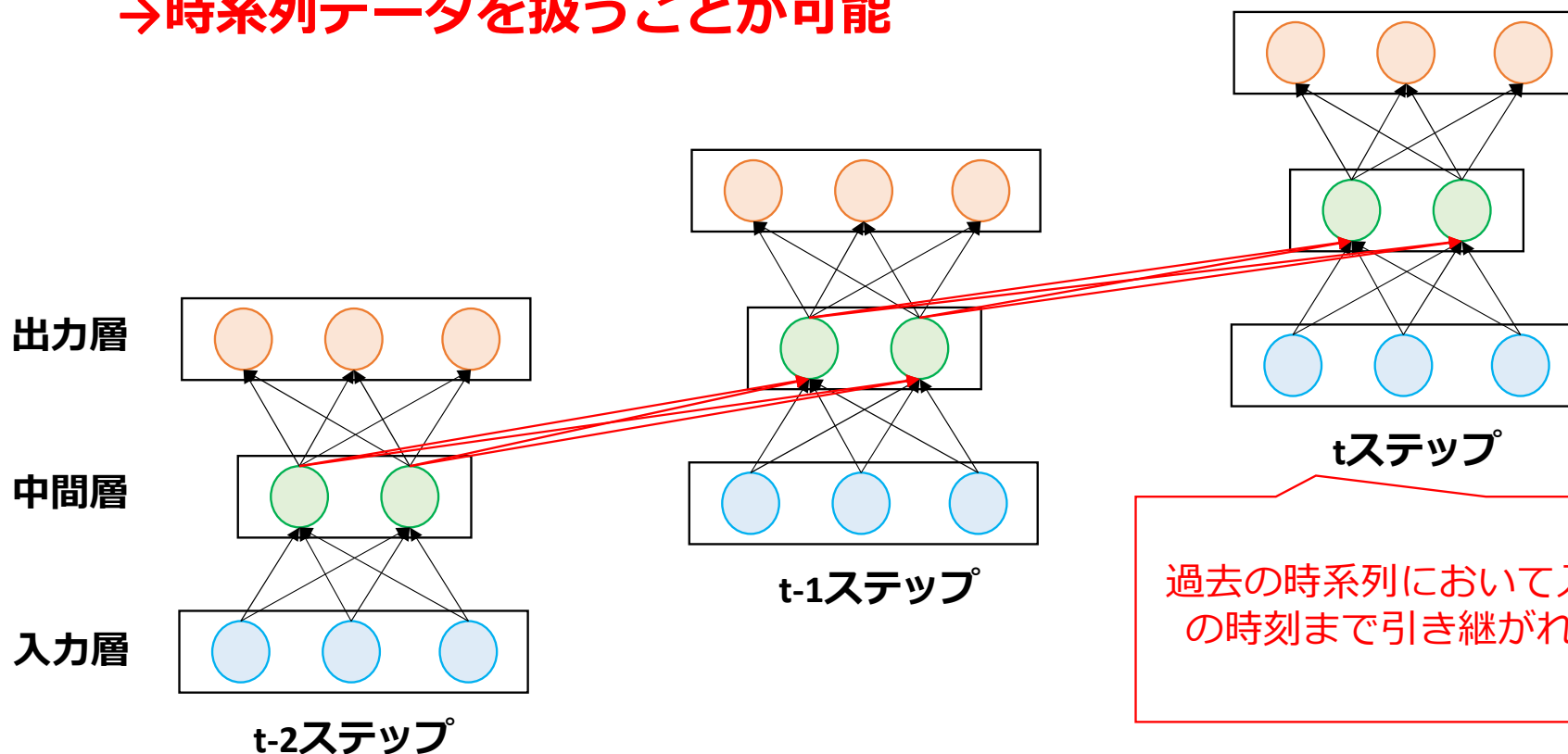
水工学分野 ➡ 水位予測への活用(山田ら⁶⁾, 2018)

本研究では, リカレント型のネットワークを使用してモデルを構築

リカレントニューラルネットワーク（RNN）

RNN：時系列の情報を保持しながら学習する深層ニューラルネットワーク

→時系列データを扱うことが可能



過去の時系列において入力された情報が将来の時刻まで引き継がれる構造をしている。

時系列データ特有の過去と未来のデータのつながりを学習可能

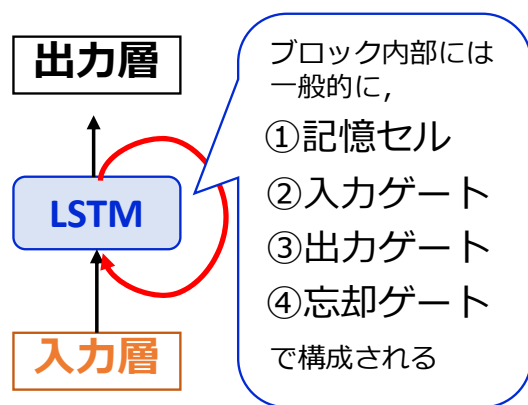
RNNの問題点とLSTMの実装

従来型RNNの課題

- ・ ネットワークが多層化されると、学習が良好に行われない **勾配消失問題**
➡ 学習時に計算される正解値と出力値の誤差の勾配が層が深くなると消失
- ・ 長期の時系列データになると良好な学習ができないというような **短期記憶問題**

一方, LSTMは

リカレント型的一种で **長期の時系列データの学習が可能** で有用性も高い.



- ・ 1つの記憶セルと3つのゲートにより, **不要な情報は忘れて重要な情報の記憶が可能**.

→従来型RNNにはこれらのゲートはない

本研究では **LSTMを使用**

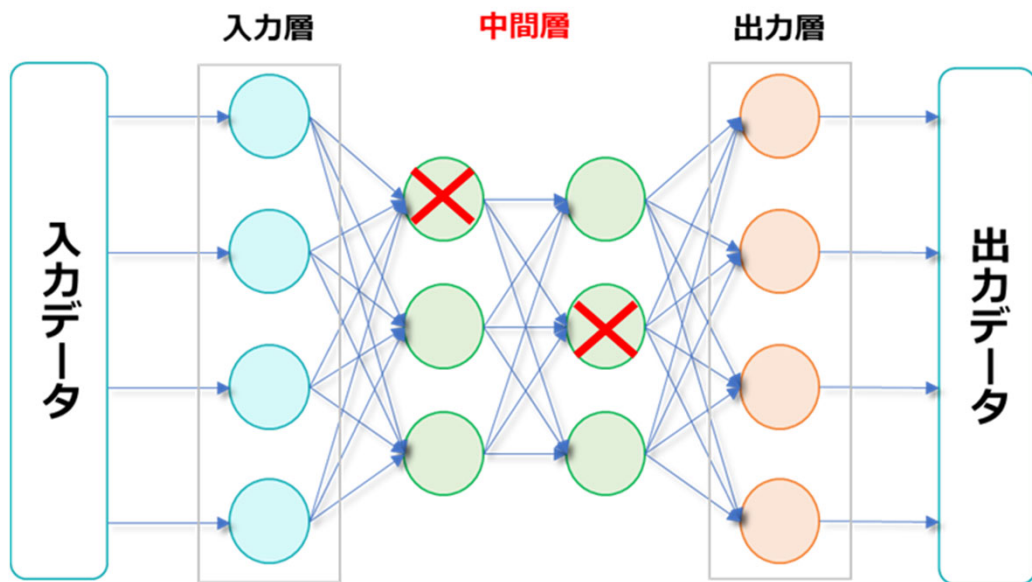
ドロップアウトの導入

過学習とは？

学習に用いたデータ以外では、高精度な結果が示されないこと

➡ 特定の特徴量ばかりに偏った学習することで、汎用性が低下

本研究では、こういった過学習を抑制するためにドロップアウトを適用



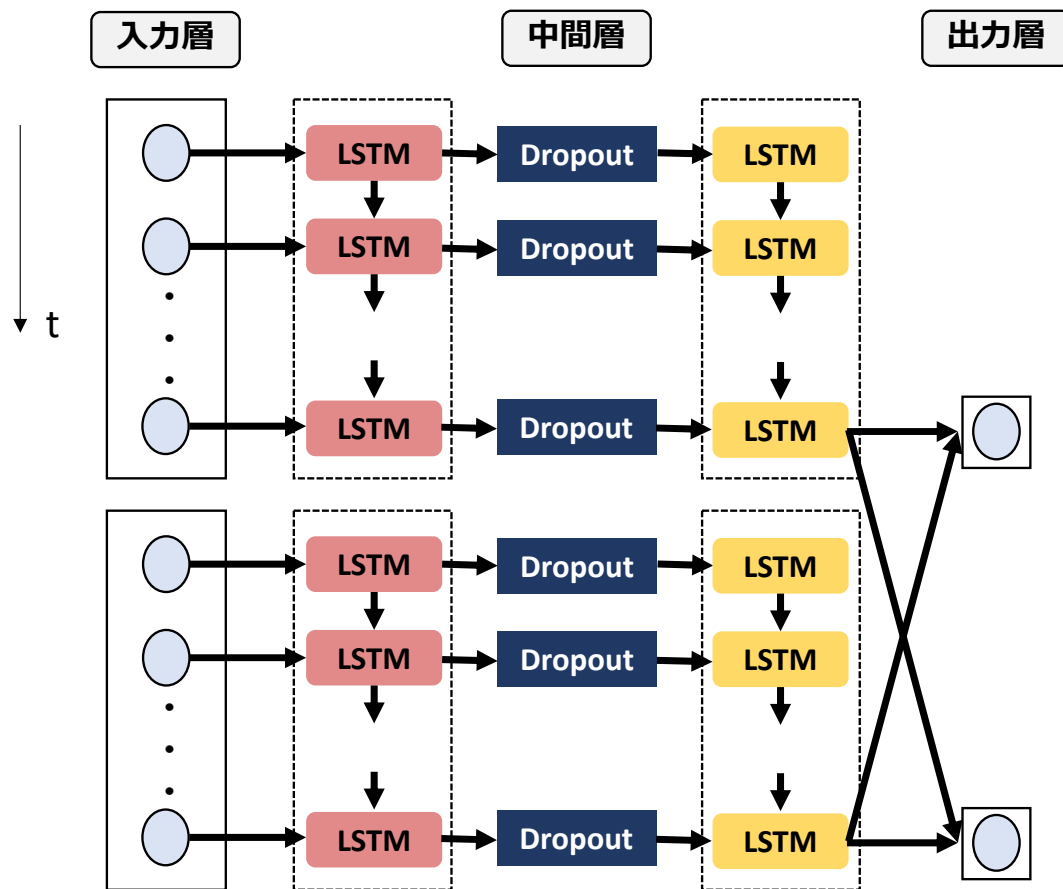
原理を簡単に

学習時：中間層のノードを一定確率で無効化.

無駄な入力信号を削減し、過学習を抑制

本研究で構築したモデルの構造

- 中間層の基本的な構造についてはLSTMを用いて構築



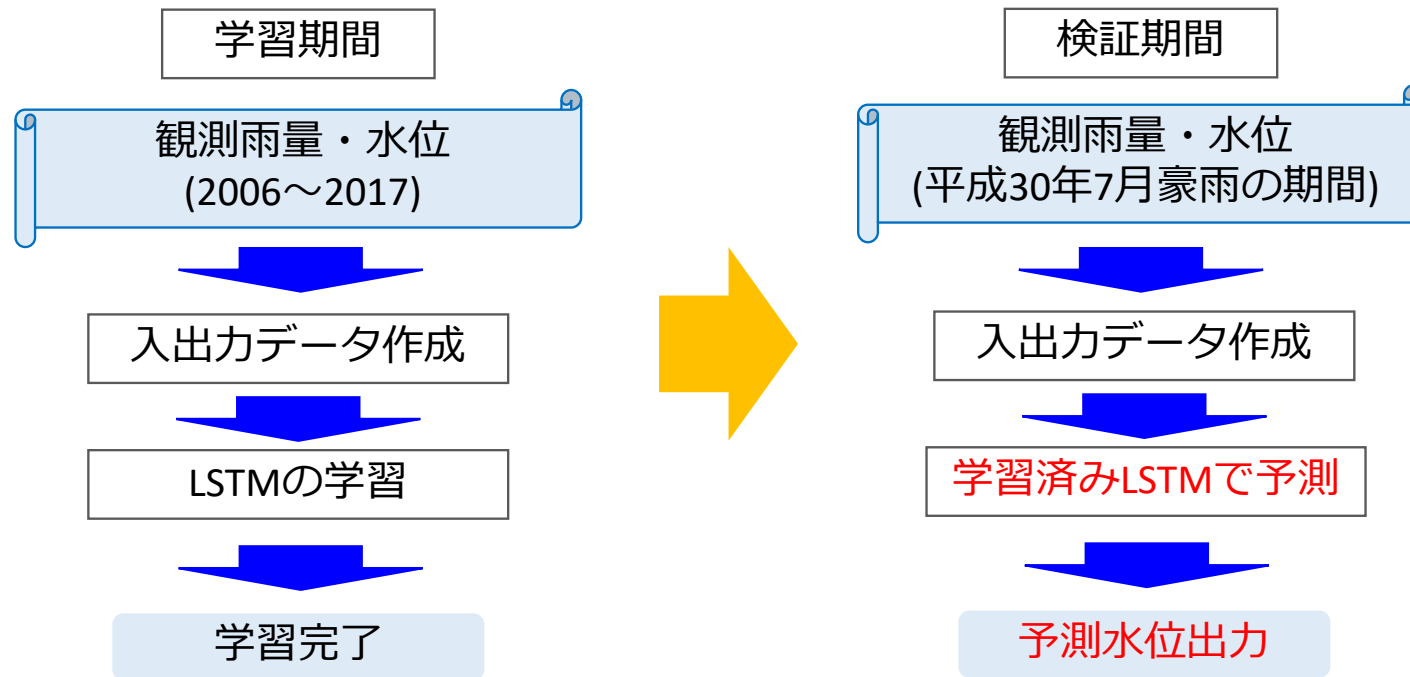
出力層の構造は、一度に複数の出力値を得られるよう工夫

流域内多地点の水位を同時予測可能に

計算条件

計算条件

用いたデータ : 2006年～2018年までの時間雨量, 1時間毎の観測水位
学習期間 : 2006年～2017年 ⇒ **入出力間の関係性を学習**
検証期間 : 平成30年7月豪雨の16日間(2018/6/28 ～2018/7/14)



入出力層に用いるデータのケース設定

入出力層については異なる4ケースで精度検証を実施

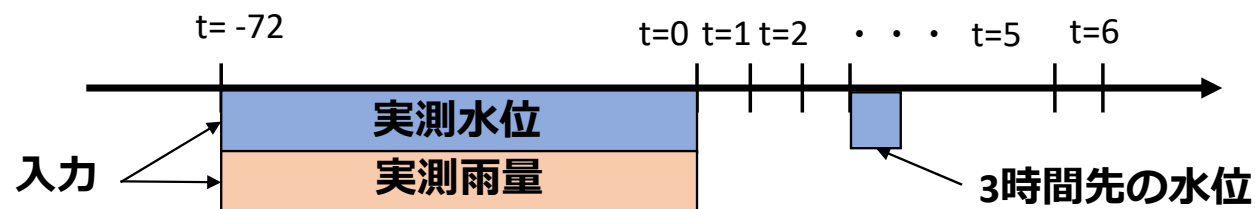
Case	入力層				出力層
	時間 [hr]	実測雨量 ()	実測水位 ()	予測雨量 ()	
1	-72~0	●			1時間先の多地点水位
2	-72~0		●		3時間先の多地点水位
3	-72~0	●	●		
4	-72~0	●	●		6時間先の多地点水位
	1~6			●	

※ Case4に使用する予測雨量は完全予測を仮定して、実測雨量で置き換えた

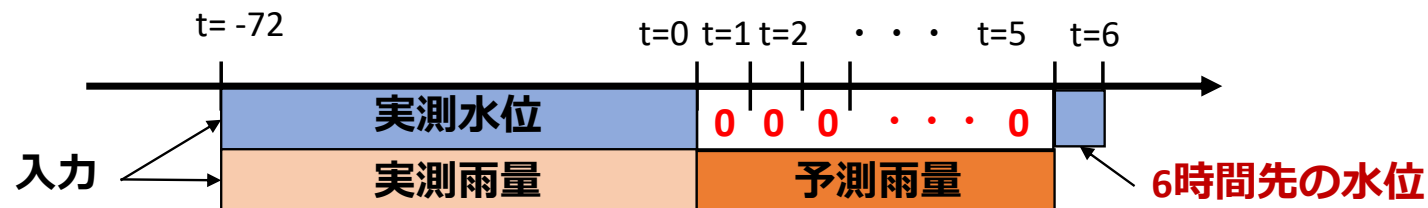
入出力データの条件

Case3とCase4における現時刻($t=0$)での予測の概念図

Case3



Case4



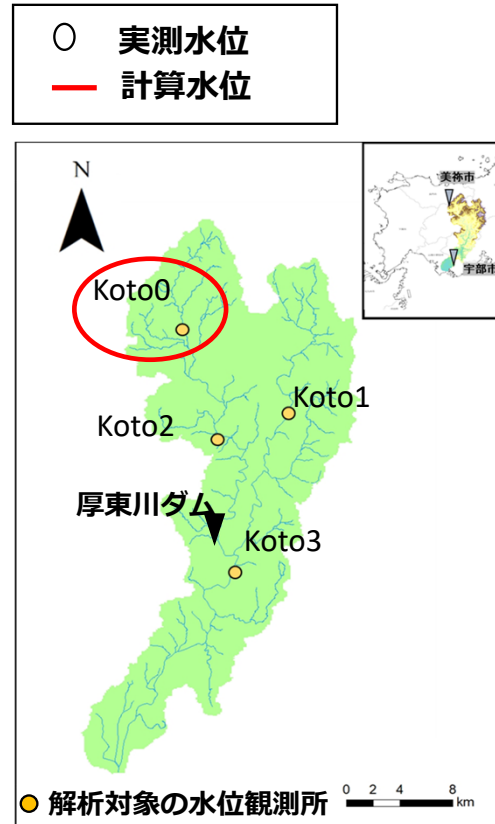
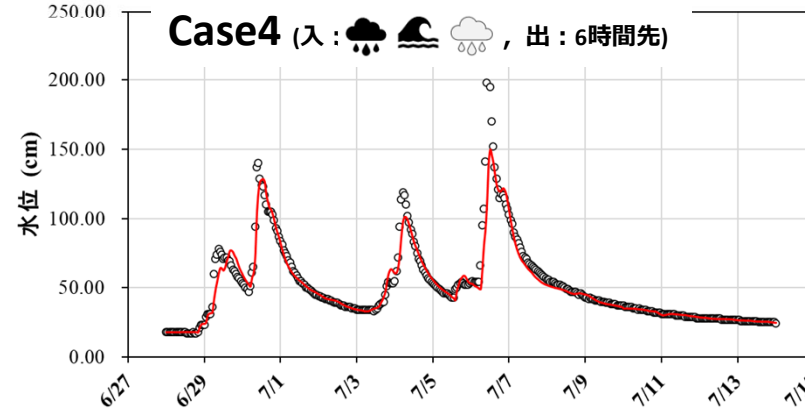
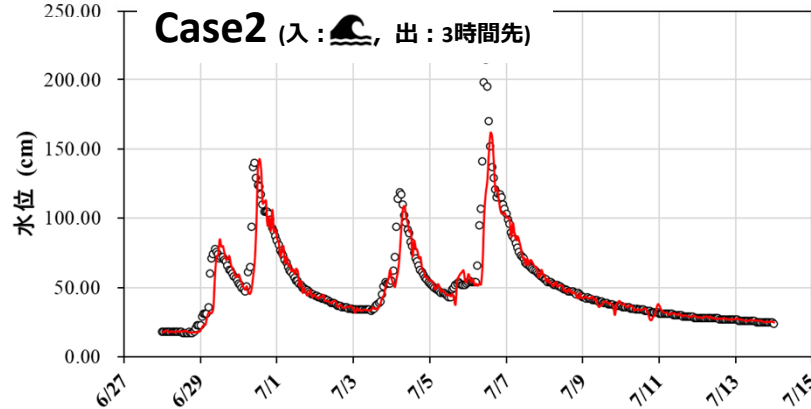
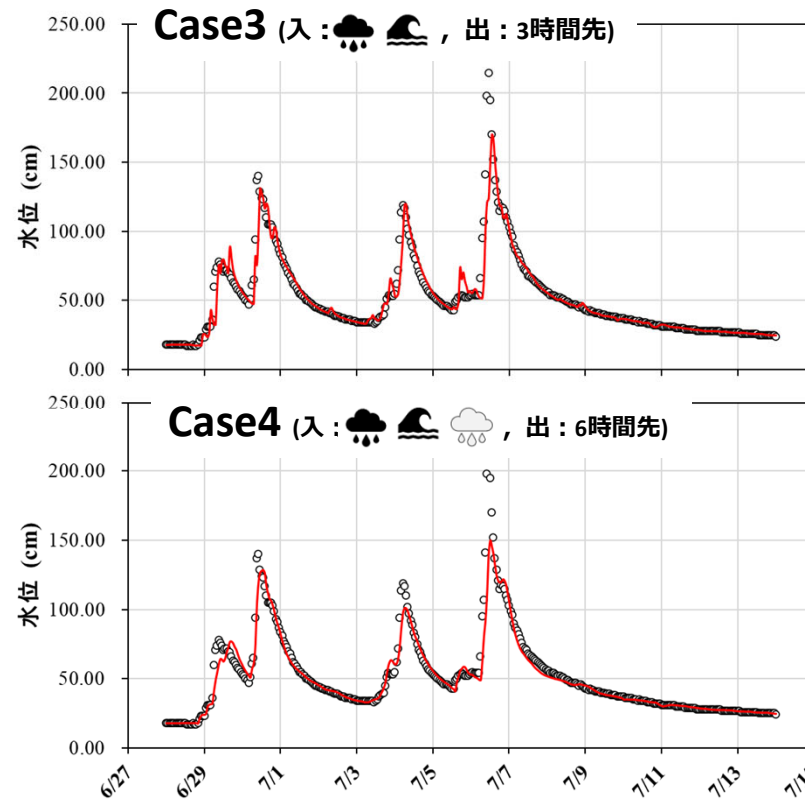
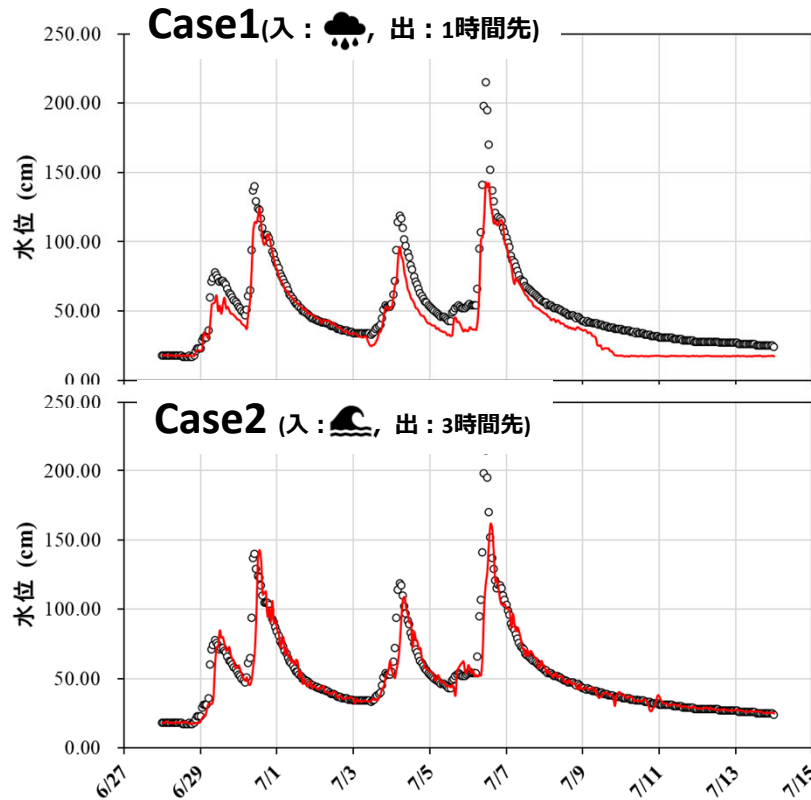
Case4の工夫

□ 予測雨量も反映する場合、**雨量のデータ長さ > 水位のデータ長さ**となる

▶ **入力水位の足りない分の長さ部分を、0で埋めるパディング処理**

パディング処理を施すことで、LSTMモデルでも予測雨量の入力が可能に

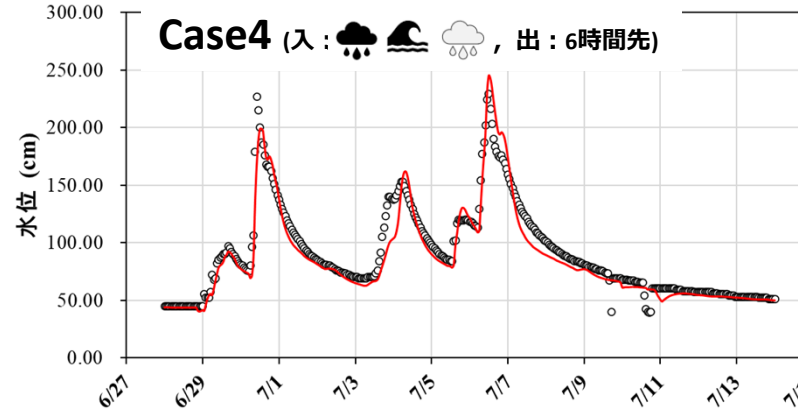
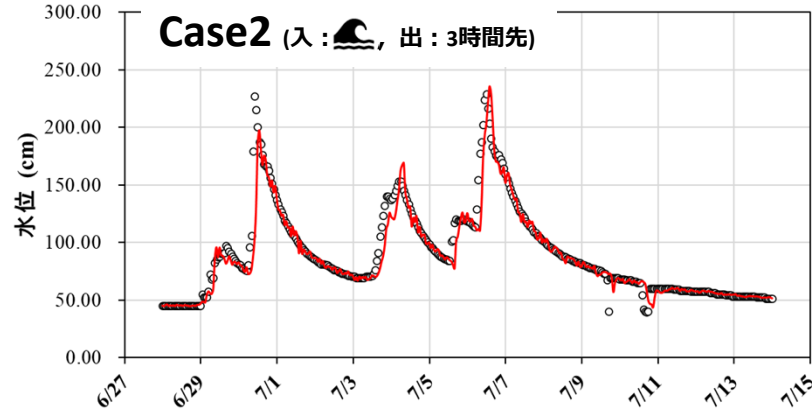
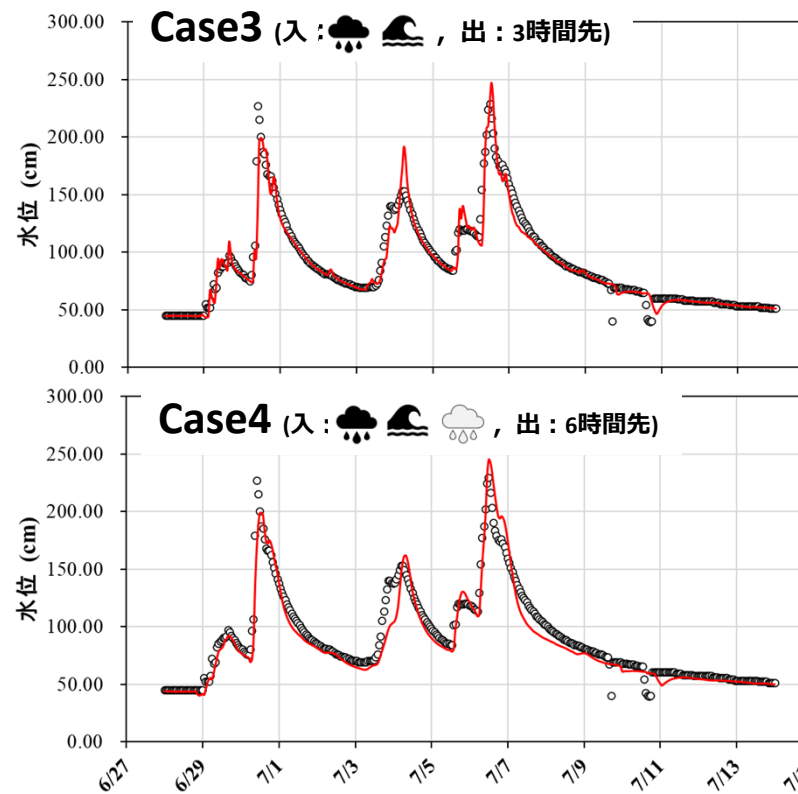
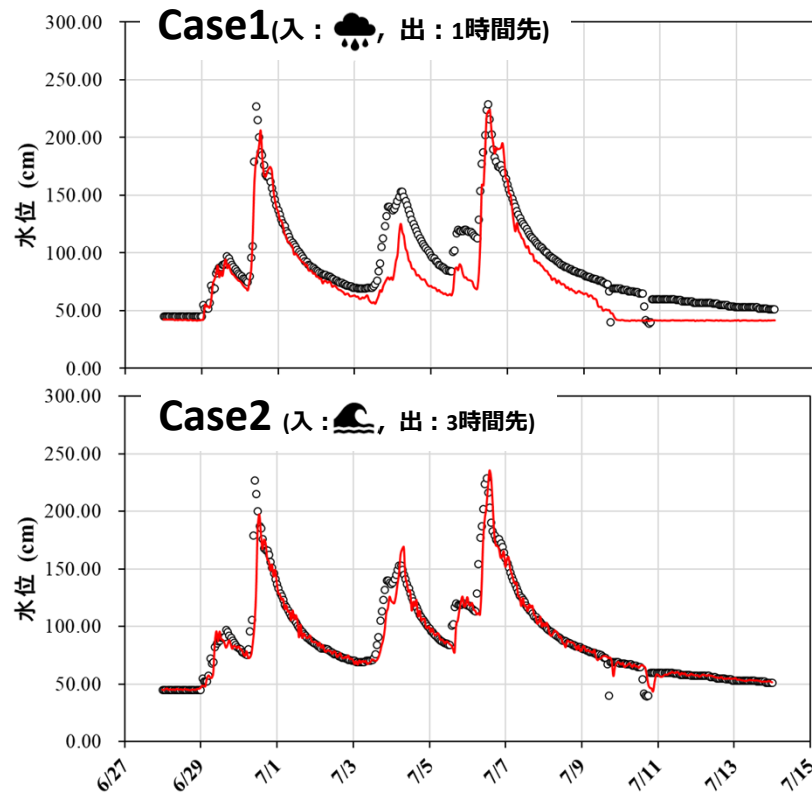
実測値との比較(Koto0)



□ Case1に比べて, それ以外のケースは低減時やピーク水位の再現性は向上

□ しかし, いずれのケースもピーク水位を過小評価

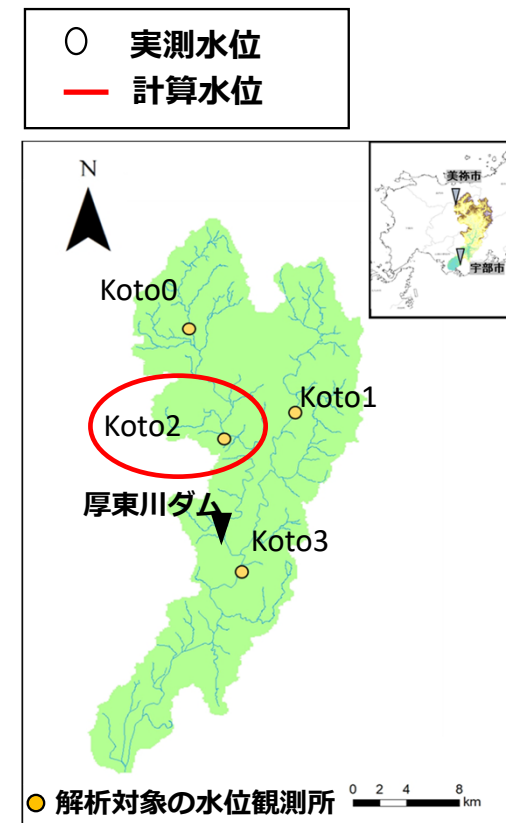
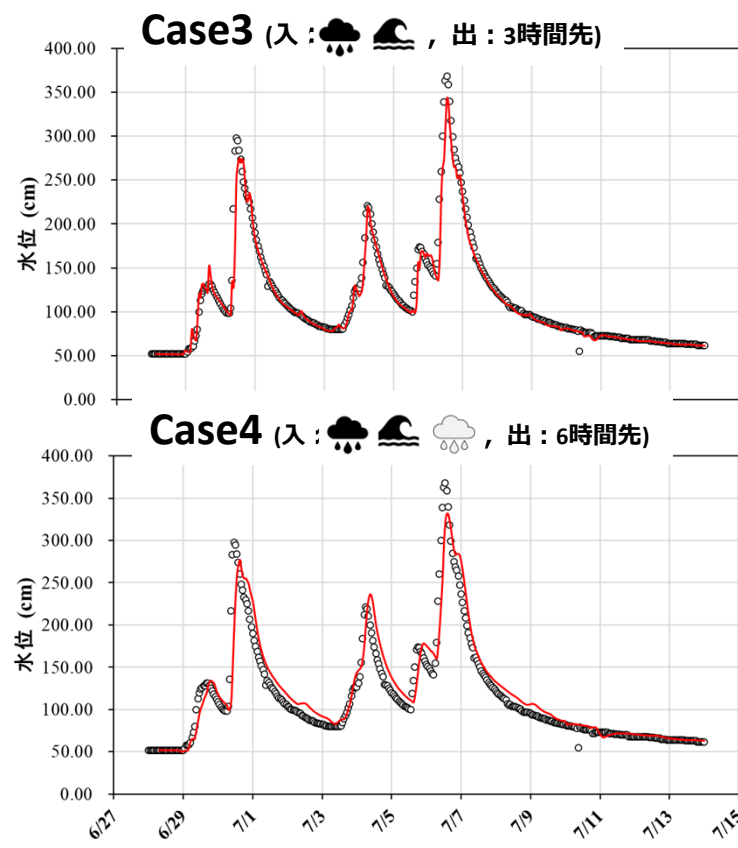
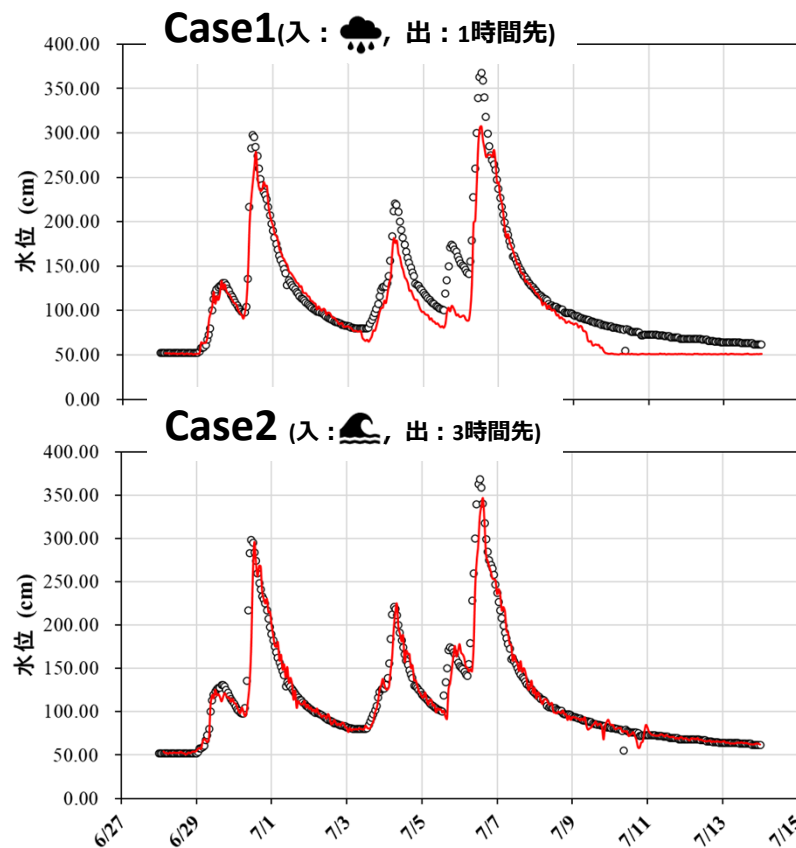
実測値との比較(Koto1)



□ Case2とCase3を比較すると、どちらも実測値をよく捉えているが. . .

⇒ **Case2では立ち上がりに遅れが生じている**

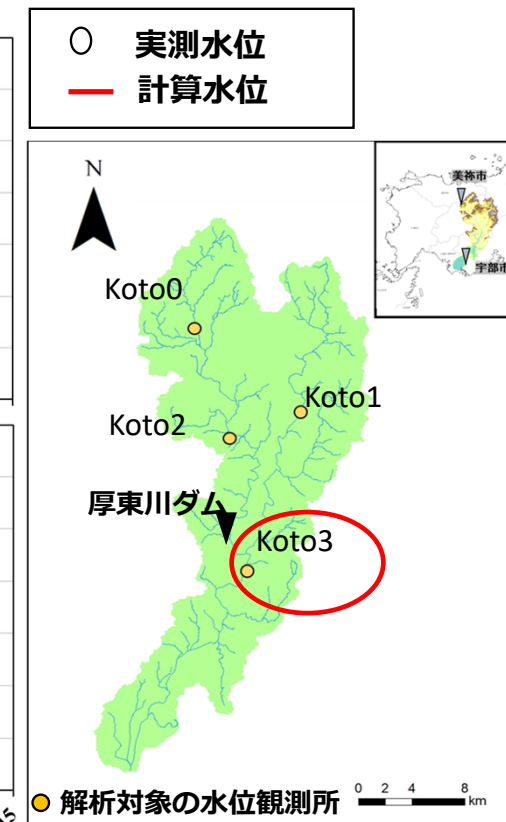
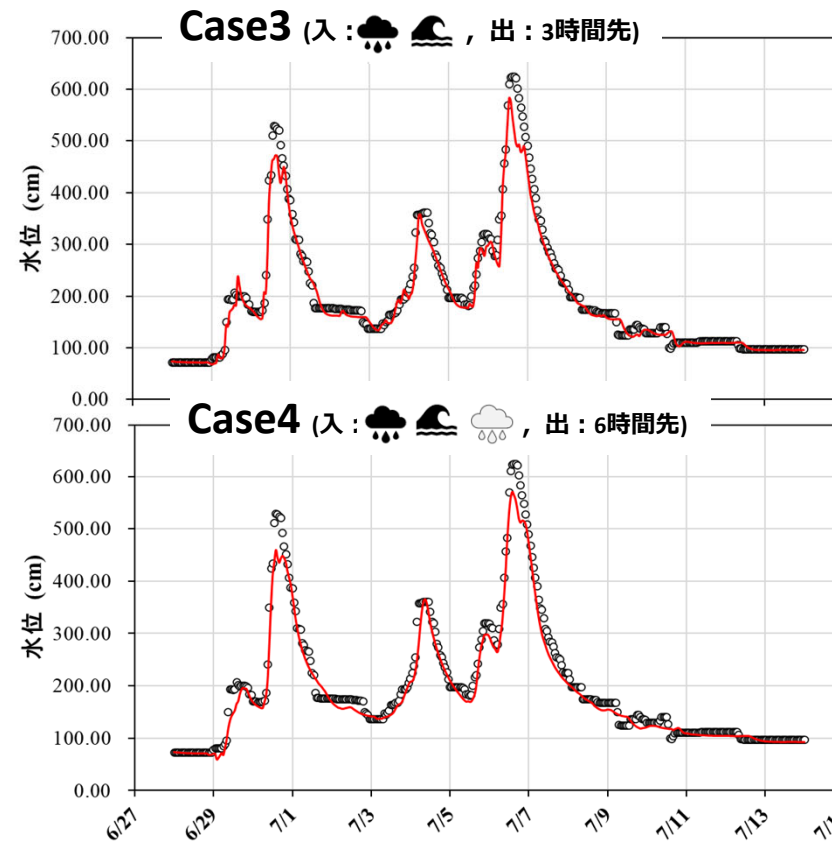
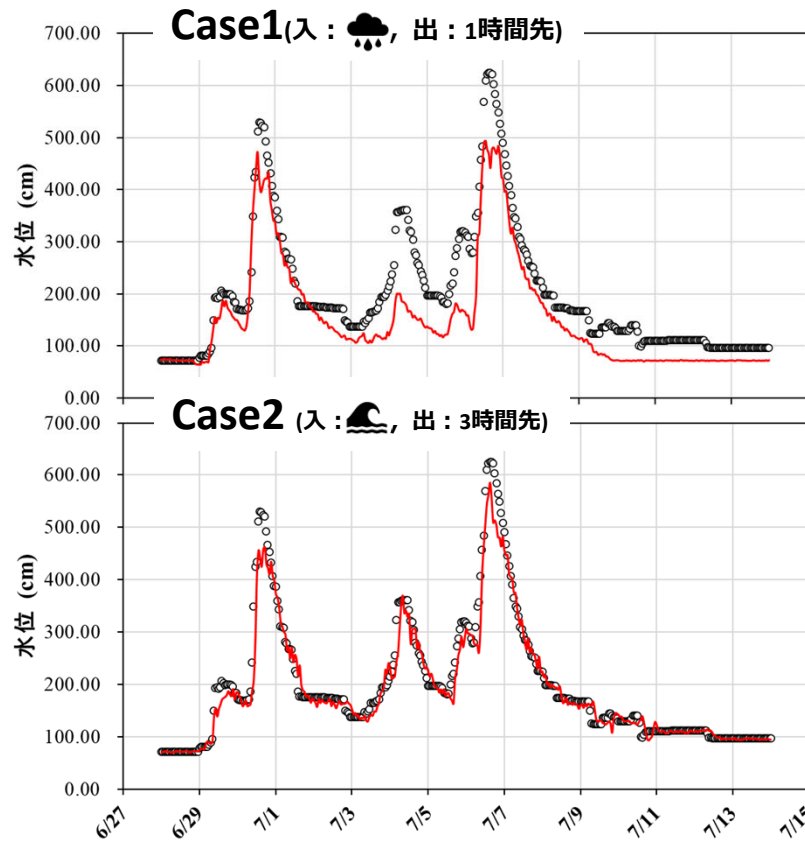
実測値との比較(Koto2)



□ Case3, Case4ともに実測値を非常によく捉えている。

3時間先, さらには6時間先の高精度な河川水位予測の可能性

実測値との比較(Koto3)



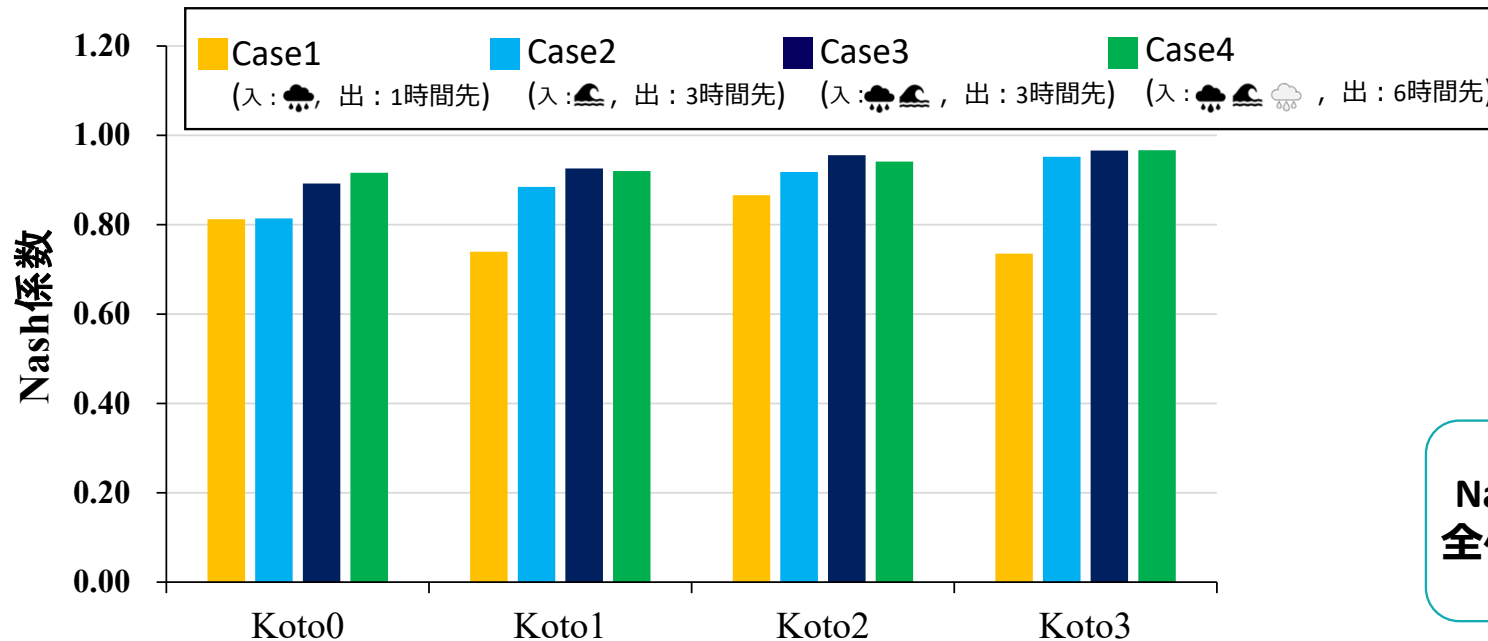
□ Case2～Case4について再現性は良好

□ ここでは、顕著に現れていないがKoto3は厚東川ダムの直下に位置しているため、ダム操作を学習しきれていない可能性も考える必要

ハイドログラフ全体の再現性

7) Nash J. E. and Sutcliffe J. V. : River flow forecasting through conceptual models part I-A discussion of principles, *Journal of Hydrogy*, Vol.10, pp.282-290, 1970.

- **Nash係数**を地点ごとに各ケースで比較.



Nash係数の定義

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (h_{oi} - h_{si})^2}{\sum_{i=1}^n (h_{oi} - h_{oave})^2}$$

h_{si} : 計算水位

h_{oi} : 実測水位

h_{oave} : 実測水位の時間平均

Nash係数が0.7以上の場合, 時系列全体の再現性は良好と判断される⁷⁾.

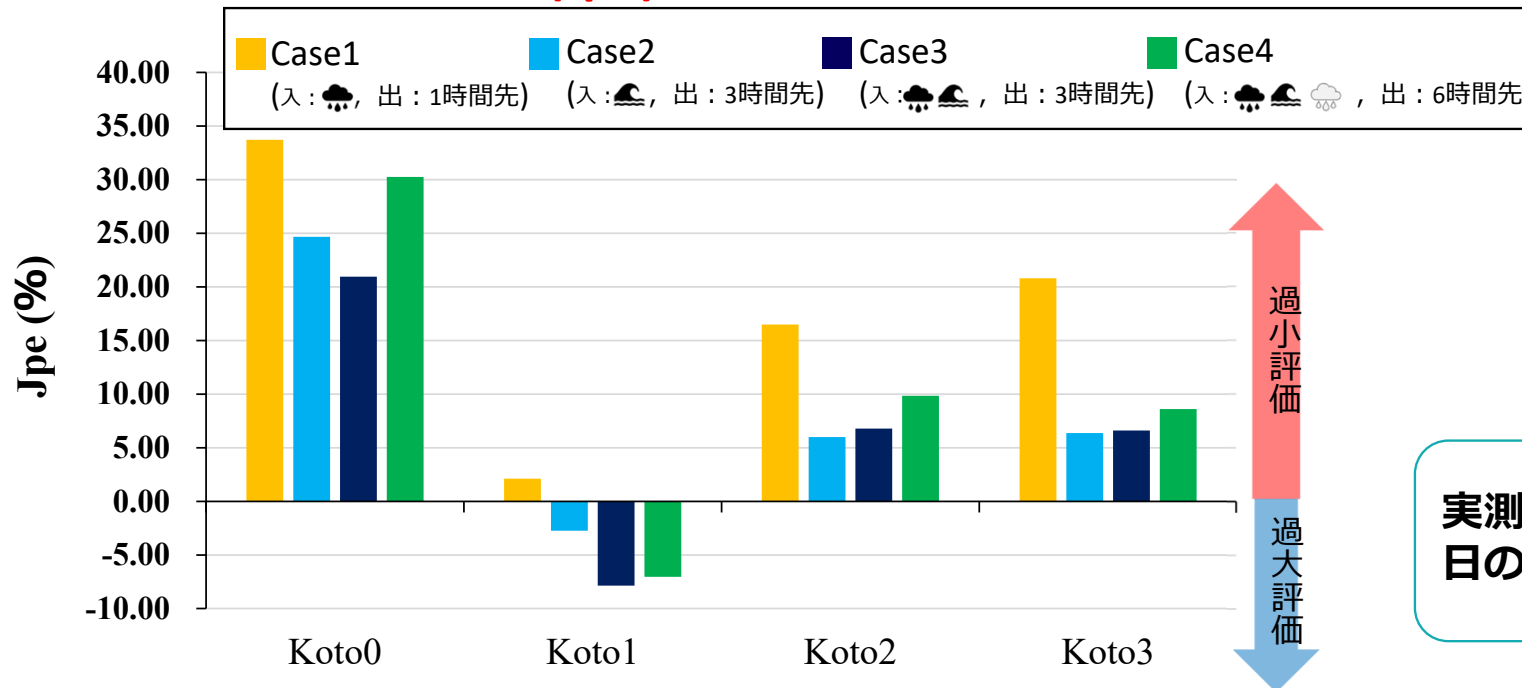
□ 全てのケースで0.7を上回っており, ハイドログラフ全体の再現性は良好

□ 殆どの地点でNash係数がCase3>Case4>Case2>Case1の順に高い

➡ **雨量のみ, あるいは水位のみの入力より雨量+水位が予測精度の向上に効果大.**

ピーク水位の値の再現性

- ピーク水位の誤差率(Jpe)を各ケースで比較.



Jpeの定義

$$J_{pe} = \frac{H_o^{Max} - H_s^{Max}}{H_o^{Max}} \times 100$$

H_o^{Max} : 観測水位のピーク値

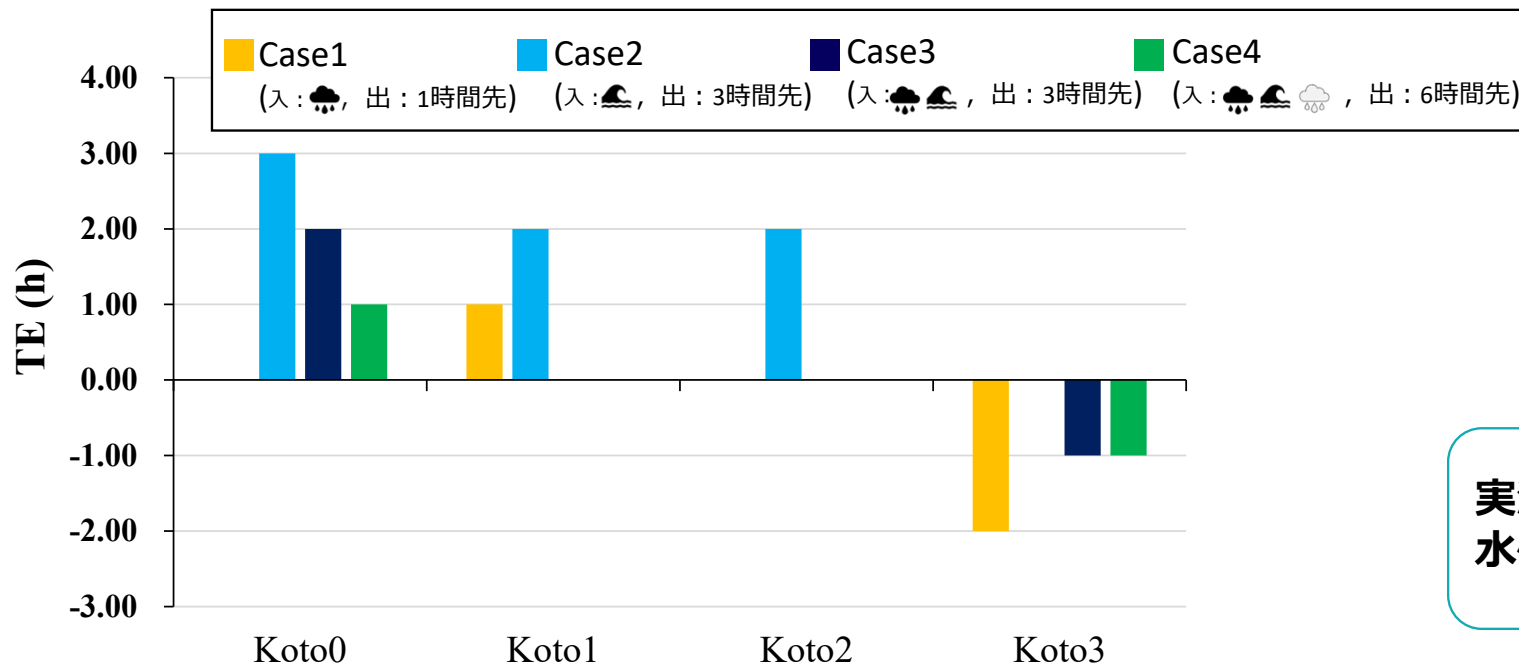
H_s^{Max} : 計算水位のピーク値

実測水位が最大値を記録した7月6日のピーク水位に着目した.

- ❑ 殆どの水位観測所でCase1の再現性は低い
- ❑ Case2, Case3およびCase4は最上流のKoto0を除く全地点で10%以下
- ⇒ **上流域は、短時間の水位変化が激しいため**
- ❑ Koto2を除く水位観測所で過小評価傾向を示したことは課題

ピーク水位生起の遅れ時間

- ピーク水位の生起の遅れ時間を各ケースで比較.



TEの定義

$$TE = T_S^{Max} - T_O^{Max}$$

T_O^{Max} : H_O^{Max} の生起時間

T_S^{Max} : H_S^{Max} の生起時間

実測ピーク水位に対して計算ピーク水位がどれだけ遅れているかを表す.

□ Case2は, 特に上流域の地点で遅れが生じた

□ Case4については6時間先の予測であるにもかかわらずTEは小さな値

水位のみではなく, 実測雨量あるいは予測雨量の入力が重要

深層学習モデルの結論

様々な入出力パターンを考えて、それぞれ精度の比較を検討した。

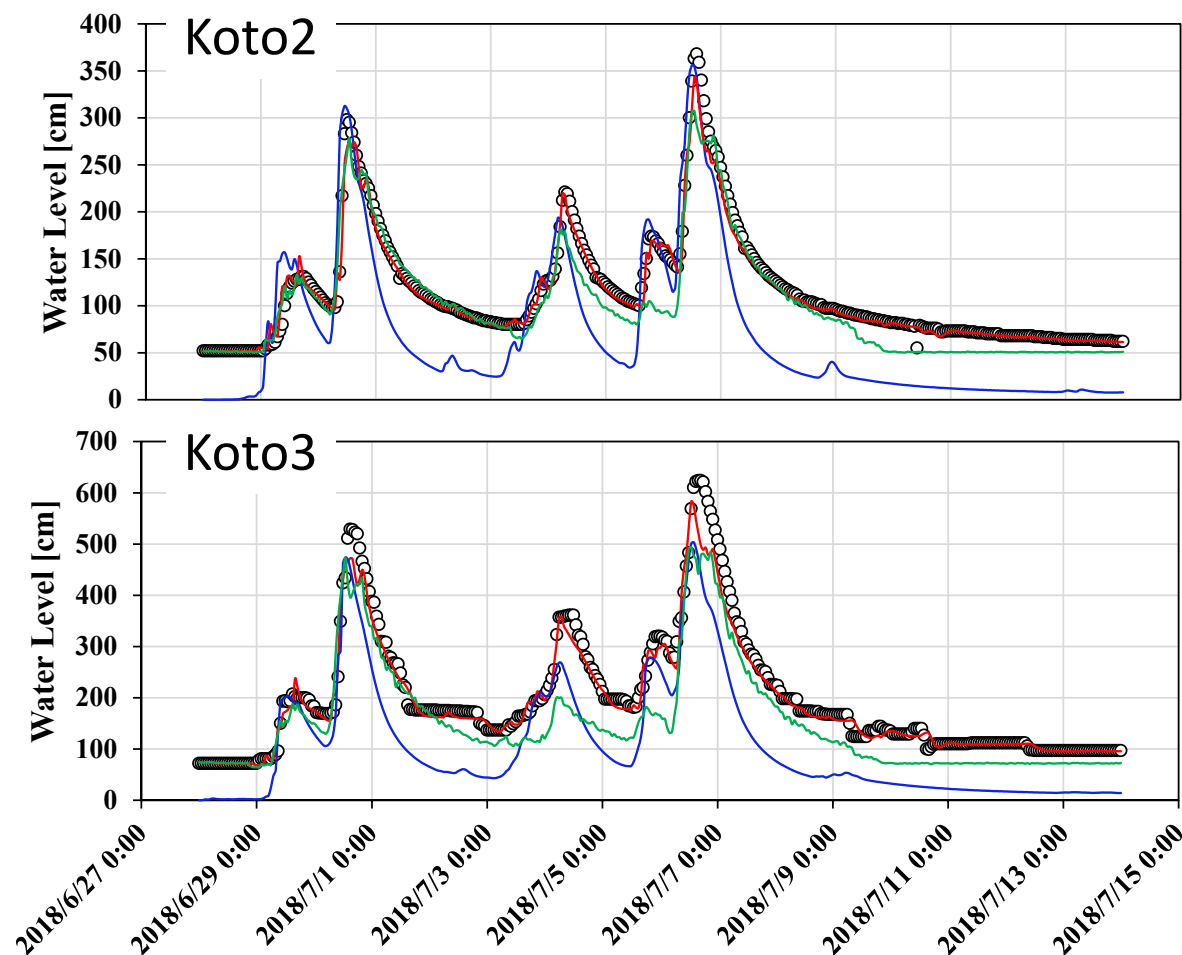
- ✧ 入力層に実測雨量のみ、実測水位のみを用いた場合と比較して**実測雨量および水位の両方を用いることが予測精度の向上に寄与。**
- ✧ Case4においては、6時間先の予測であるにもかかわらず高精度であった。
- ➡ **今後は、実際の予測雨量を用いた検討が必要不可欠。**
- ✧ 上流側の水位観測所におけるピーク水位の過小評価や、立ち上がりの遅れについては改善していく必要がある。

結果的に．．．

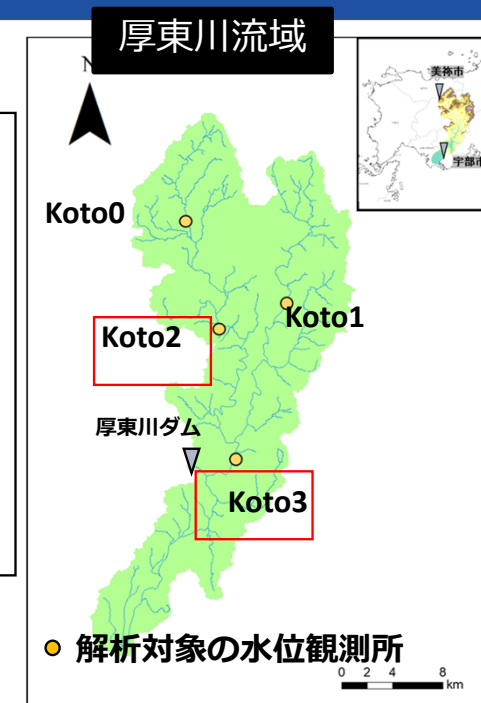
入力に実測の雨量・水位を用いた3時間予測のCase3のモデルが有用性が高い

降雨流出氾濫モデルとの比較

- ・ 深層学習モデルのCase1, Case3とRRIモデルの精度を比較



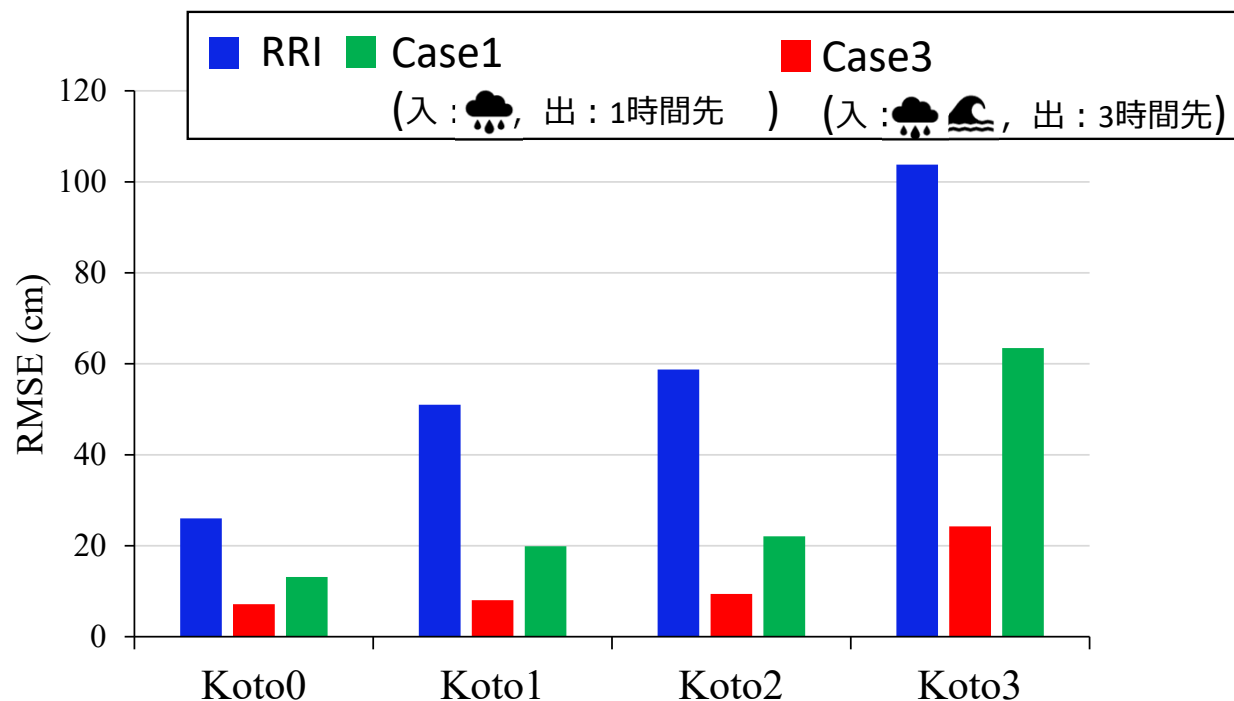
- : 実測水位
- : RRIモデル
- : Case1
(入 : ☁ , 出 : 1時間先)
- : Case3
(入 : ☁ ☁ , 出 : 3時間先)



- ・ 雨量のみを入力して1時間先の予測をしたCase1のピーク水位の値はRRIモデルに比べて過小評価
- ・ Case3については高い再現性を示している。

降雨流出氾濫モデルと深層学習モデルの定量的な比較

○ モデルの相対的な予測精度を比較するRMSEを算出.



RMSEの定義

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h_{si} - h_{oi})^2}$$

h_{si} : 計算水位

h_{oi} : 実測水位

h_{oave} : 実測水位の時間平均

RMSEが小さいほうが精度が高い

□ 深層学習モデルのCase3に比べてRRIモデルのRMSEのほうが大きい値を示した.

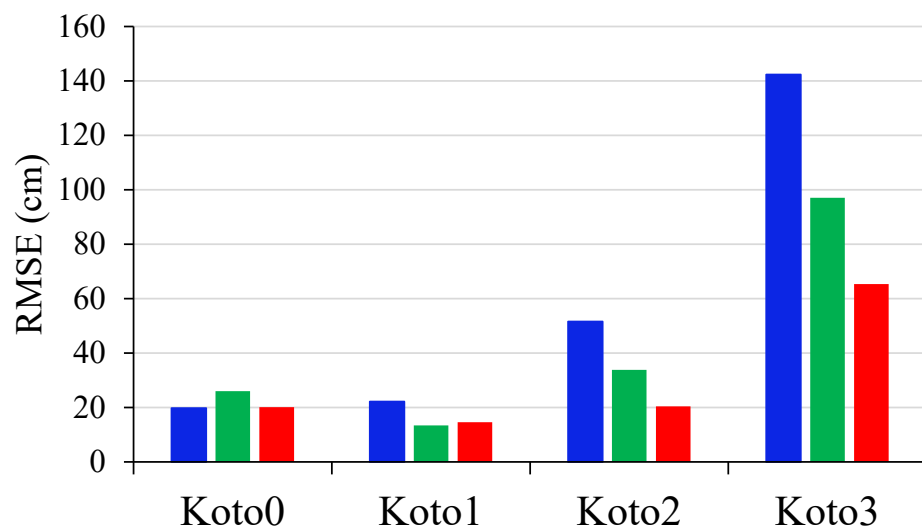
⇒ RRIモデルは、逡減時が大きく過小評価していたため

□ Case1とRRIモデルを比較しても、RRIモデルのほうがRMSEは大きい.

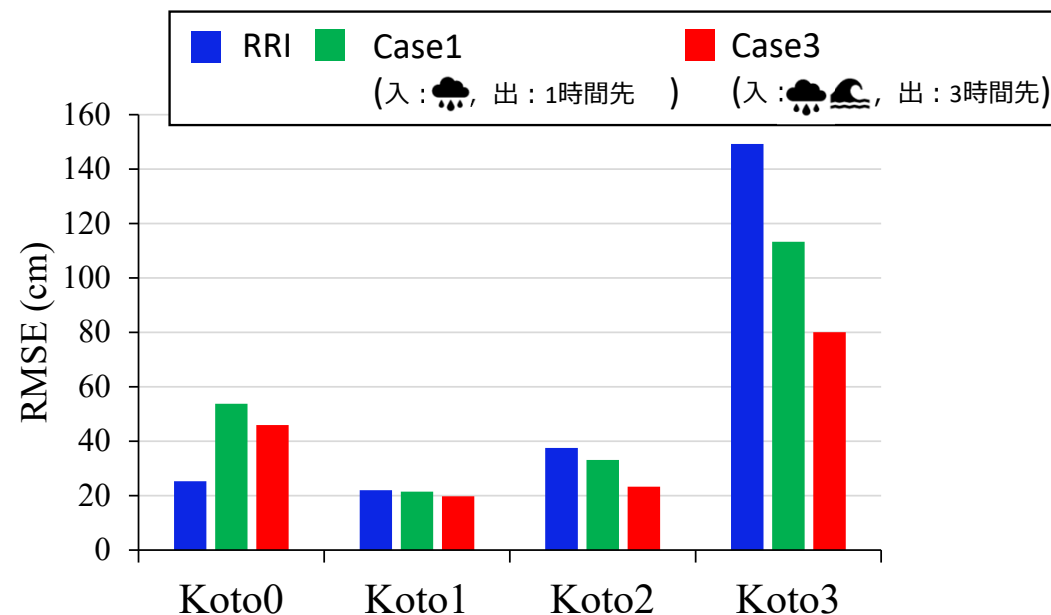
降雨流出氾濫モデルと深層学習モデルの定量的な比較

実測水位が水防団待機水位，氾濫注意水位以上を記録した時に限定したRMSE

水防団待機水位以上



氾濫注意水位以上



❑ 最上流のKoto0では，深層学習モデルのCase1，Case3よりもRRIモデルのほうがRMSEが小さい。

深層学習モデルの高水位時における上流域の再現性は課題である。

深層学習を用いた河川水位予測モデルのまとめ

近年大きな注目を集めている深層学習を用いて河川水位予測モデルを構築

RRIモデル¹⁾

- ✧ 上流域におけるピーク水位の再現性は良好.
- ✧ 下流域において大幅に過小評価傾向を示した.

深層学習モデル

- ✧ 雨量・水位を入力して3時間先の水位を予測した場合, 良好な再現性.
 - ✧ 6時間先の予測結果も有用な可能性
- 課題として. . . .
- 特に, 上流域のピーク水位の再現性

中小河川において, 雨量・水位のみという少ない種類のデータ入力で高い再現性を示した深層学習モデルの有用性は高い.