

# CNNによる流出解析における 降雨の時空間分布の影響検討

日本工営株式会社

河川水資源事業部

西口亮太

日本工営株式会社

中央研究所

善光寺慎悟

日本工営株式会社

河川水資源事業部

高木康行

日本工営株式会社

中央研究所

一言正之

# 背景

リアルタイムで簡便に計算可能なAIを用いた流出解析の研究は多数なされている

## 地点雨量を利用した流出解析モデル

- 一言ら, 多地点観測情報を活用した深層ニューラルネットワークによる河川水位予測の精度向上  
=> 多地点の観測雨量を入力値に加えたモデル
- Wangら, Impact of spatial distribution information of rainfall in runoff simulation using deep learning method  
=> LSTM を用いたモデル
- Wakatsukiら, River Stage Modeling with a Deep Neural Network Using Long-Term Rainfall Time Series as Input Data: Application to the Shimanto-River Watershed  
=> 過去1年間の雨量を加えたモデル

## 面的雨量を利用したモデル

- 大野ら, 気象分布画像を用いた融雪時期における河川の日最大水位予測と河川工事への適用性検討  
=> 面的雨量重心のスカラー情報のみを利用
- 荒木ら, 畳み込みニューラルネットワークによるレーダ雨量を用いた河川水位予測
  - レーダ雨量を利用することで十分な精度のモデルが構築できることを確認している.
  - 対象とする流域とレーダ雨量の利用範囲の関係より, 過度に入力データを増やすことは精度低下を招くことを示している.

面的な雨量の入力方法に対する基礎的な研究は十分に実施されておらず, 知見が限られる.

# 対象ダム

土師ダム流域諸量

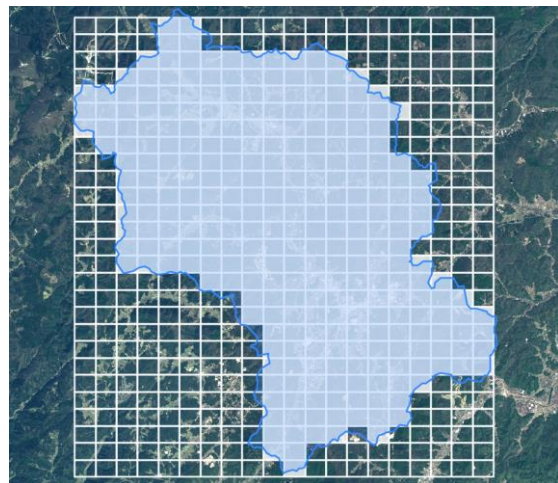
対象ダム		広島県, 江の川水系 土師ダム
集水面積(km <sup>2</sup> )		307.5
総貯水容量(千m <sup>3</sup> )		47300
有効貯水容量(千m <sup>3</sup> )		41100
洪水調節容量 (千m <sup>3</sup> )	洪水期又は設定なし	31500
	非洪水期	-
利水容量 (千m <sup>3</sup> )	洪水期又は設定なし	10800
	非洪水期	35600



# 利用データおよび土師ダムにおける出水イベントの整理

## 利用データ

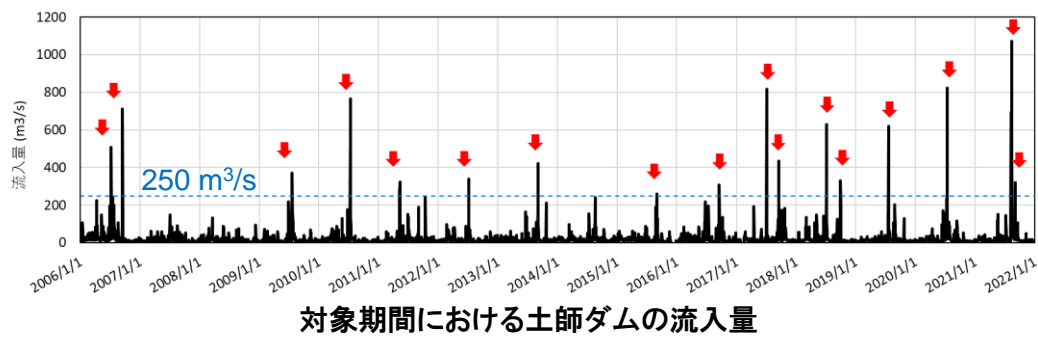
期間	2006年1月～2021年12月		
種別	水水DB	雨量	大朝, 志路原, 藤原, 本地, 土師
		流入量	土師ダム
	気象庁	解析雨量	



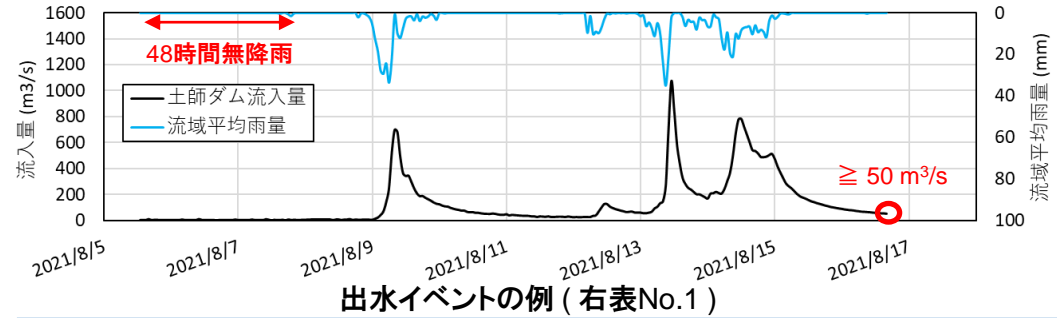
解析雨量のメッシュ(色付けたメッシュ以外は0とした)  
出水イベントの一覧

## 出水イベントの整理

1. ピーク流量が 250 m<sup>3</sup>/s 以上となる出水イベントを抽出



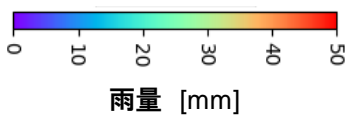
2. 出水イベントを重複させないように以下のように条件付けした  
 イベント開始: 無降雨時間が 48 時間続いた時刻  
 イベント終了: 流量が 50 m<sup>3</sup>/s を下回った時刻



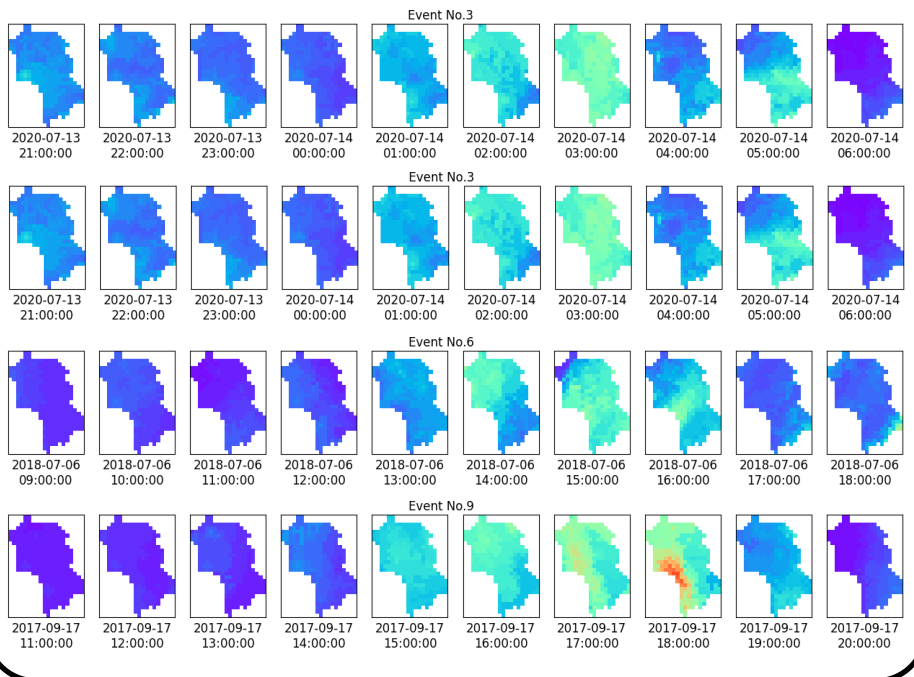
No.	出水イベントの期間	ピーク流量 [m <sup>3</sup> /s]
1	2021/08/05 13:00 ~ 2021/08/16 16:00	1070.6
2	2017/06/26 00:00 ~ 2017/07/06 09:00	821.1
3	2020/07/01 15:00 ~ 2020/07/16 03:00	819.1
4	2010/07/05 16:00 ~ 2010/07/16 17:00	756.8
5	2006/09/13 18:00 ~ 2006/09/18 01:00	714.8
6	2018/07/01 06:00 ~ 2018/07/09 05:00	629.1
7	2019/07/06 16:00 ~ 2019/07/23 10:00	626.1
8	2006/06/28 02:00 ~ 2006/07/10 06:00	454.6
9	2017/09/14 07:00 ~ 2017/09/18 17:00	432.5
10	2013/08/28 05:00 ~ 2013/09/05 22:00	421.4
11	2009/07/11 14:00 ~ 2009/07/22 18:00	362.7
12	2018/09/26 23:00 ~ 2018/10/01 19:00	327.7
13	2021/08/29 17:00 ~ 2021/09/05 08:00	327.5
14	2011/05/08 04:00 ~ 2011/05/13 08:00	316.8
15	2012/06/28 06:00 ~ 2012/07/08 04:00	307.4
16	2016/09/15 03:00 ~ 2016/09/20 02:00	303.0
17	2015/08/27 15:00 ~ 2015/09/02 09:00	266.1

# 各イベントにおける解析雨量

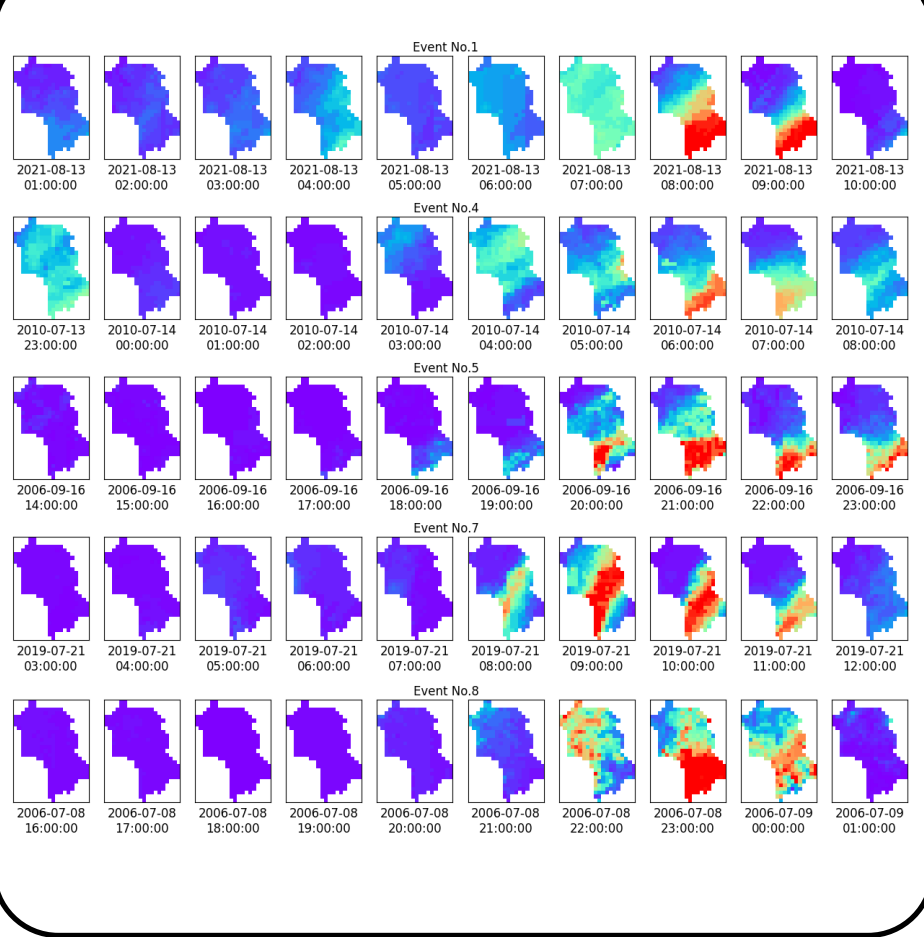
以下に上位 10 出水の解析雨量を示す。  
 示している時間は、各出水のピーク流量を記録した時刻から過去10時間



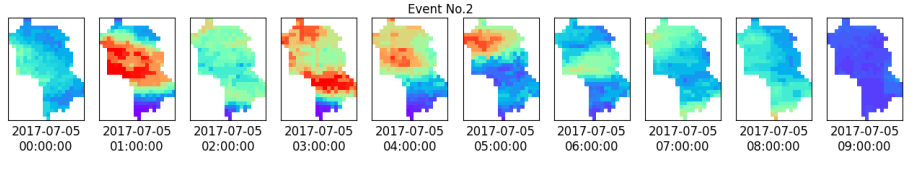
## 中程度の降水現象がだらだらと生じたイベント



## 短時間・高強度の降水現象が生じたイベント



## 高強度の降水現象の後、中程度の降水現象が生じたイベント



ピーク前の雨量を見ると、ざっくり3パターンの降雨分布が確認される

# 解析手法およびパラメータ

□ 利用した機械学習アルゴリズムは入力データの種別を基に下記のとおりとした。

- 流域平均雨量: DNN
- 解析雨量 : CNN

□ プーリング層に関して

流域面積と解析メッシュの兼ね合いよりプーリング層は利用しない

□ 結果の検討方法

1. 最適なパラメータを感度分析により探索
2. 1. の設定で10回計算し, その平均値で精度評価

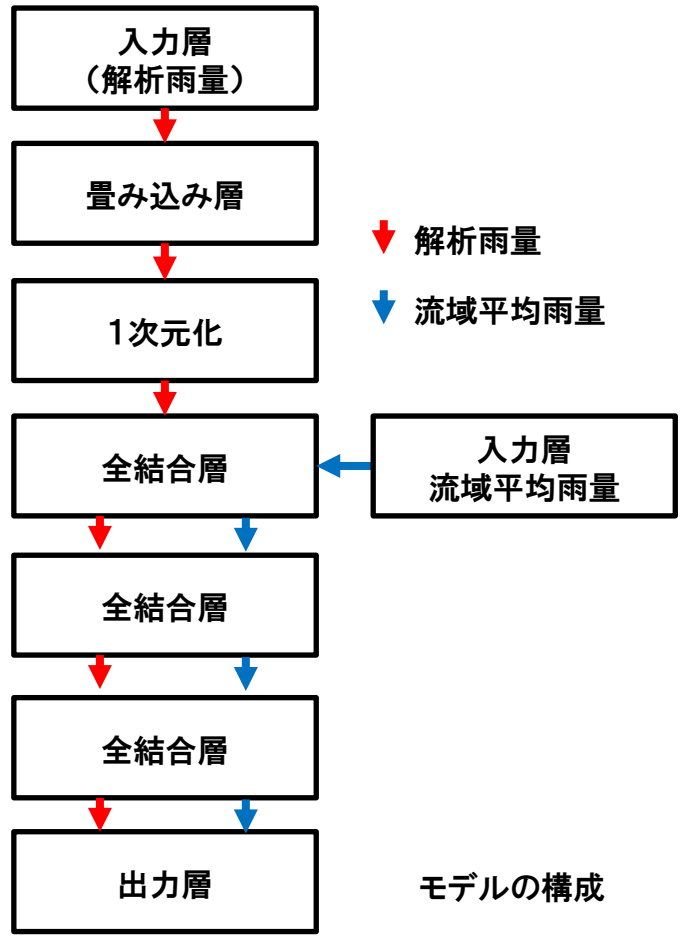
ハイパーパラメータの一覧

入力変数		流域平均雨量	解析雨量
畳み込み層	サイズ		2 × 2
	数		2
全結合層	1層目	感度分析より 設定	
	2層目		
	3層目		
最適化手法		Adam	
活性化関数		ReLU	
誤差関数		平均二乗誤差(MSE)	
学習率		0.001	
バッチサイズ		30	
Epoch数		Lossが十分に収束するまで (最大300)	
精度検証手法		17分割交差検証	

$$x_j^n = bias + (w_i^{n-1,n} \cdot x_i^{n-1}) \quad (\text{全結合層})$$

$$x_j^n = F \left( bias + \sum_{i=1}^k (w_i^{n-1,n} x_i^{n-1}) \right) \quad (\text{畳み込み層})$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (obs_i - pred_i)^2 \quad (\text{誤差関数})$$



# 計算条件

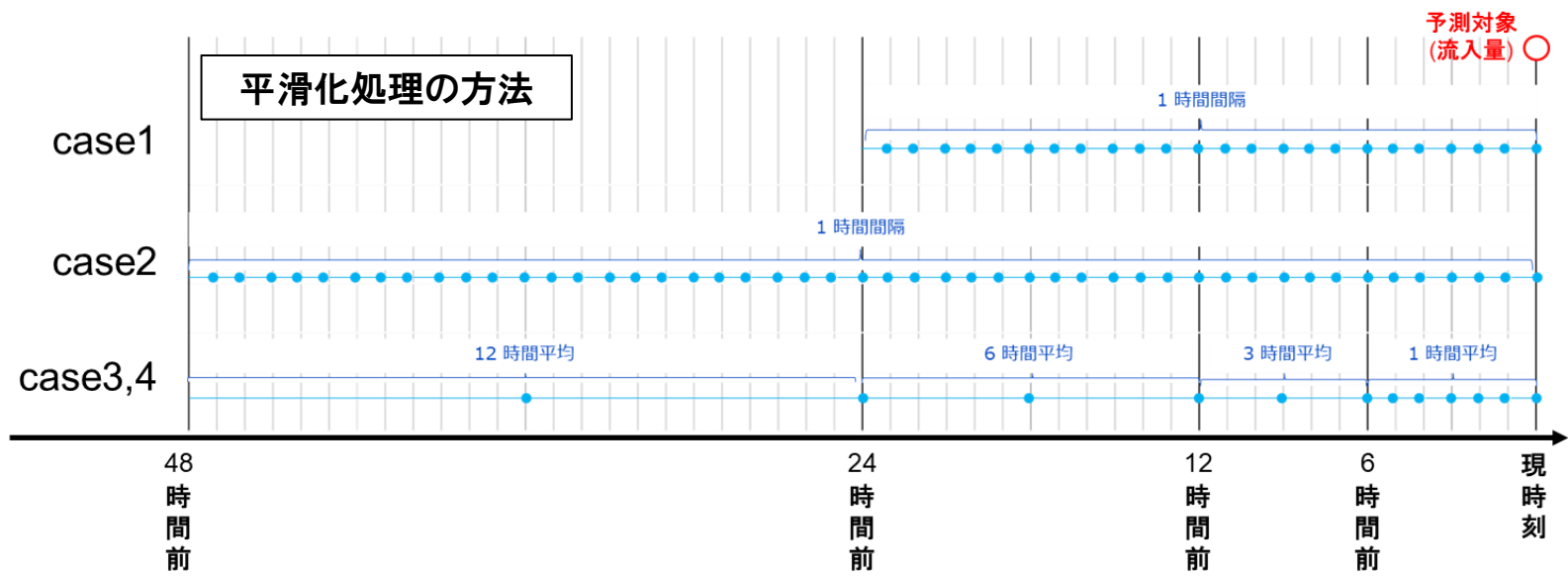
時間・空間分布の入力方法に対して、4つのケースによる感度分析を行った。

計算ケース	利用データ	入力時間	入力方法
Case1	解析雨量	[t-24] ~ [t]	1時間間隔
Case2	解析雨量	[t-48] ~ [t]	1時間間隔
Case3	解析雨量	[t-48] ~ [t]	平均化处理
Case4	地上雨量 流域平均	[t-48] ~ [t]	平均化处理

時間分布

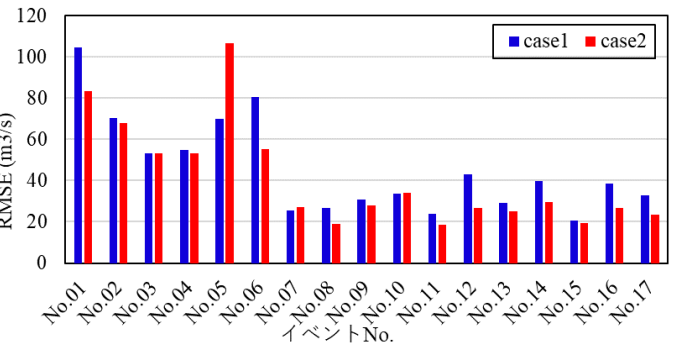
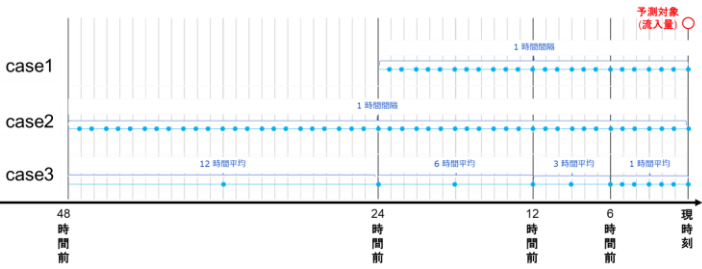
空間分布

※ [t] は予測時刻



# 計算結果(時間分解能の比較① 過去24時間 vs 過去48時間)

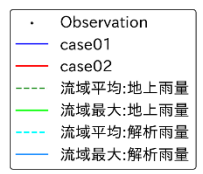
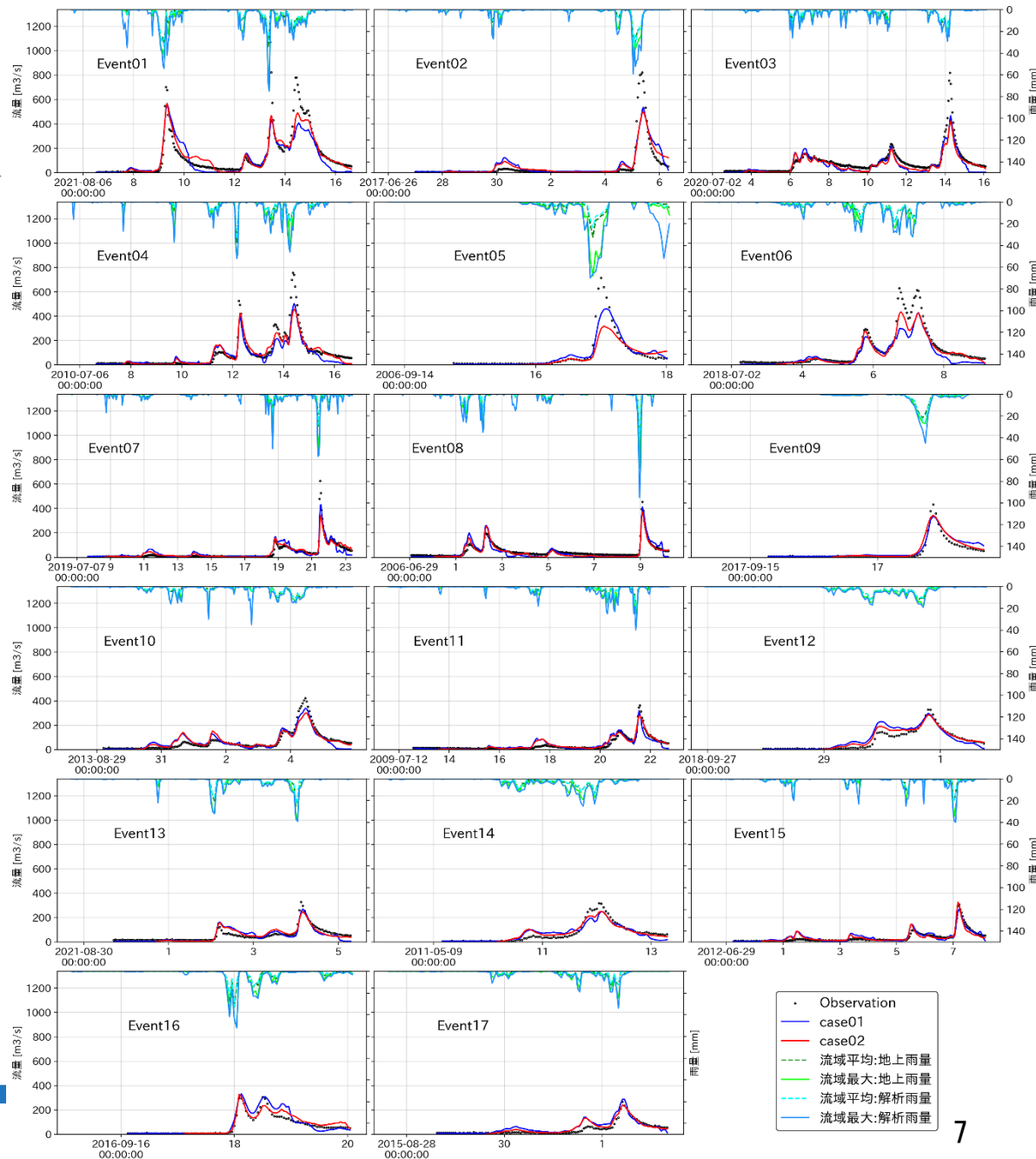
※横軸は日



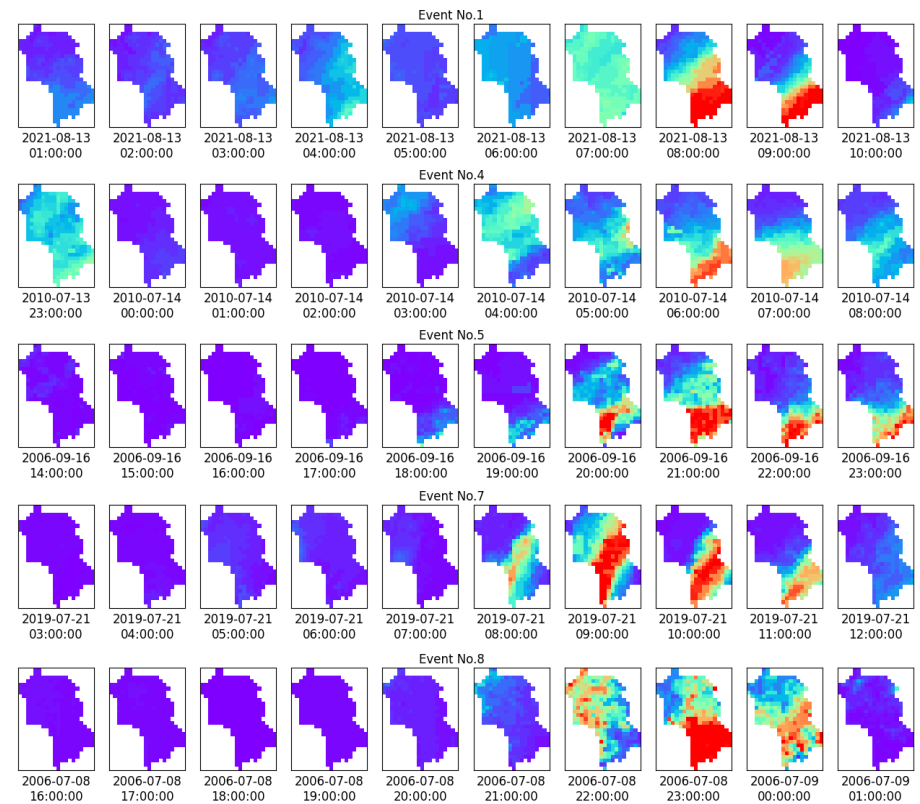
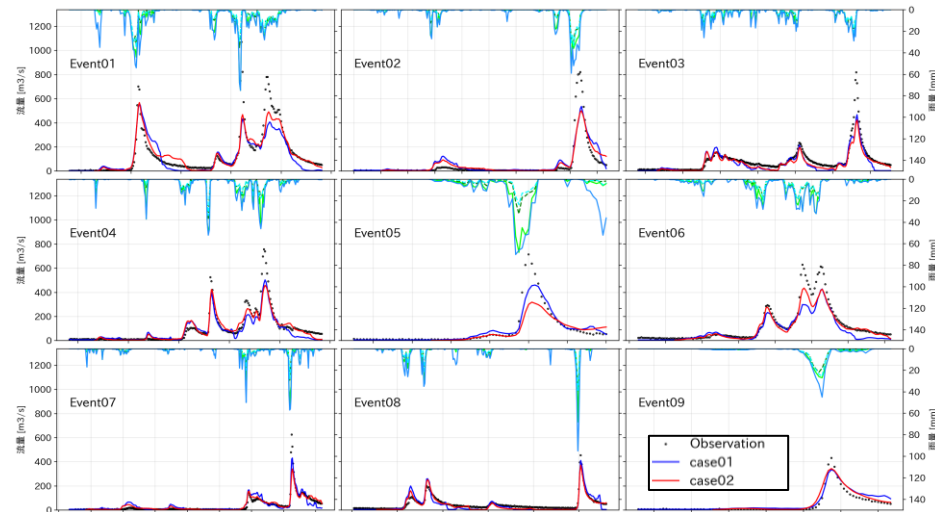
✓ 過去24時間雨量を用いたcase1より過去48時間雨量を用いたcase2のモデルのほうが高い予測能力を有していた。(Event05, 07を除く)

✓ case2では流量下降期の予測精度が向上していることが確認された。

過去48時間の雨量を考慮することで、より高い予測精度を有したモデルが構築された。



# イベント5の精度低下要因の考察

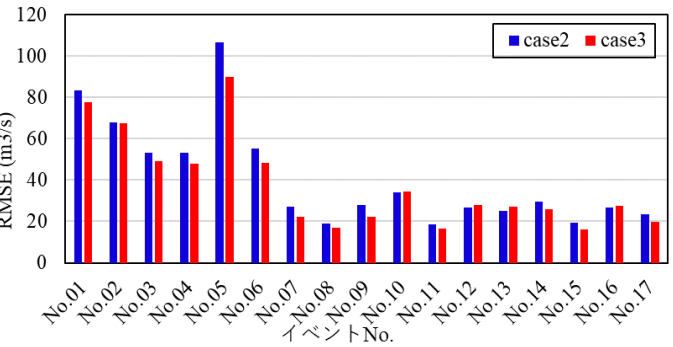
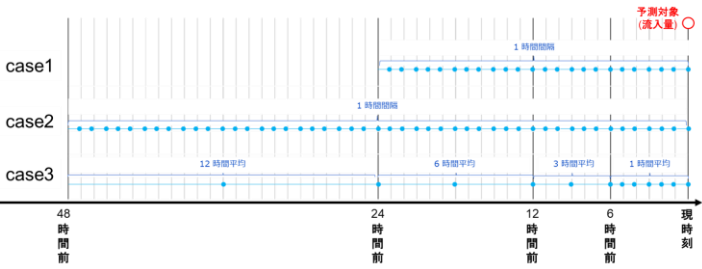


1. case1 と case2 の比較より、イベント5を除くイベントで過去48時間までの雨量を入力することでイベント全体の精度向上が見られた。  
⇒過去24～48時間の雨量が重要であることが示唆された。
2. 過去24～48時間の雨量が流入量に影響しているということは、直近の雨量に対する感度が相対的に小さくなったと推察できる。
3. そのため、短時間・高強度の降水パターンであるイベント5, 7のピーク流量の精度が低下したと考えられる。



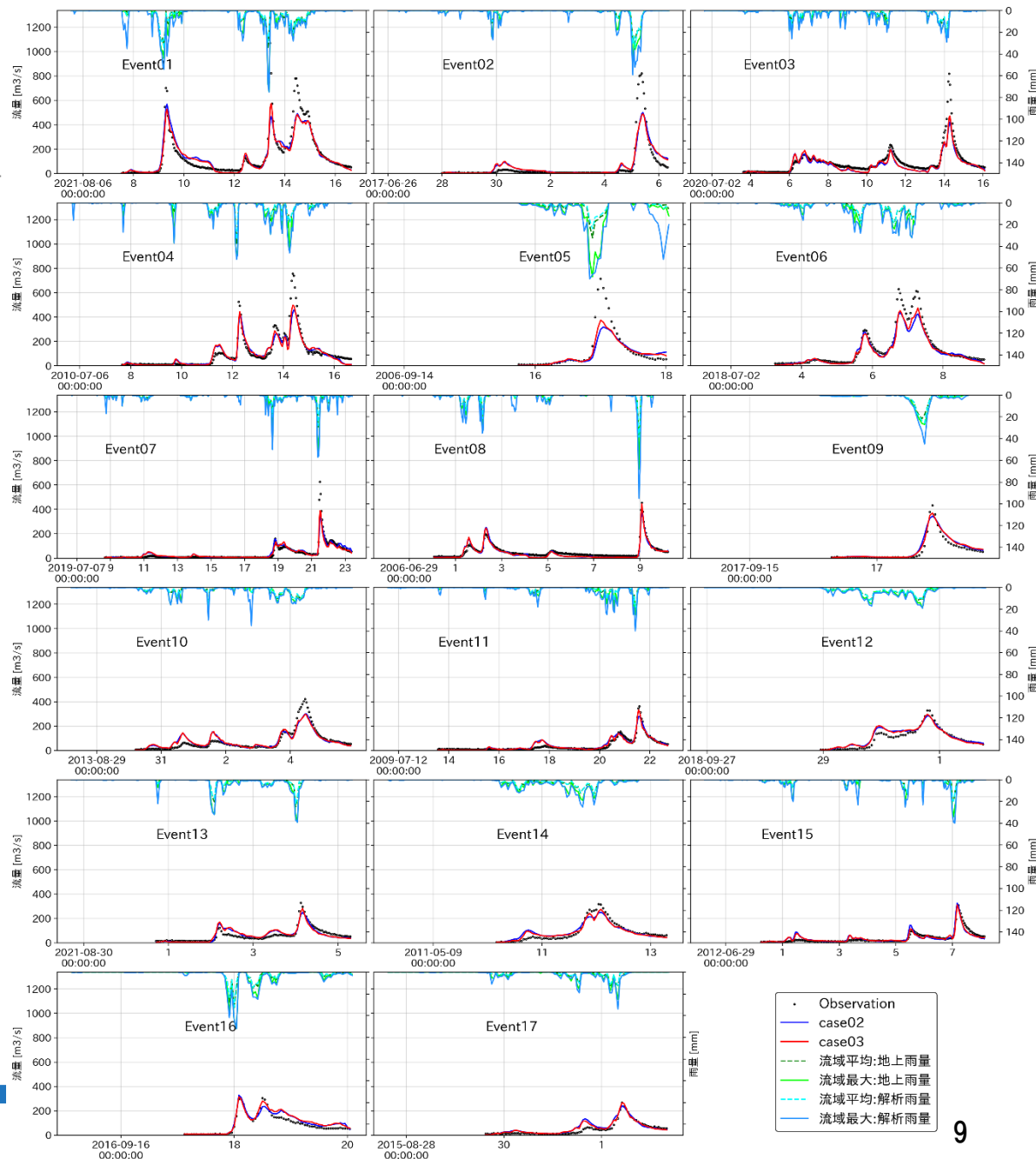
# 計算結果(時間分解能の比較②) 1時間間隔 vs 平均雨量)

※横軸は日



- ✓ RMSEの結果より、過去雨量を平滑化した case3 のほうが予測精度は高かった。
- ✓ 波形自体に大きな変化は見られないが、全体的に観測値に近づいた。

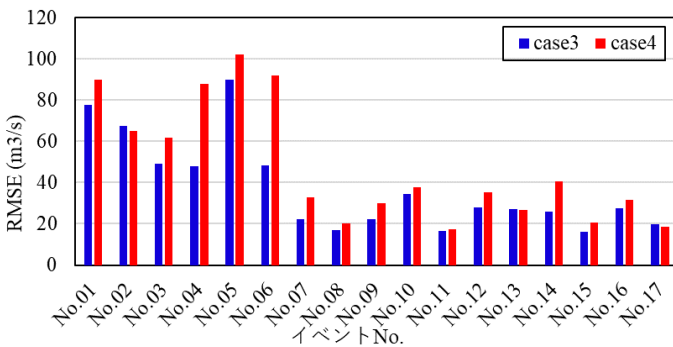
過去のデータを平滑化することで、入力変数の最適化を図りつつ、必要なデータを取り入れられた。



# 計算結果(空間分布の比較 解析雨量 vs 流域平均雨量)

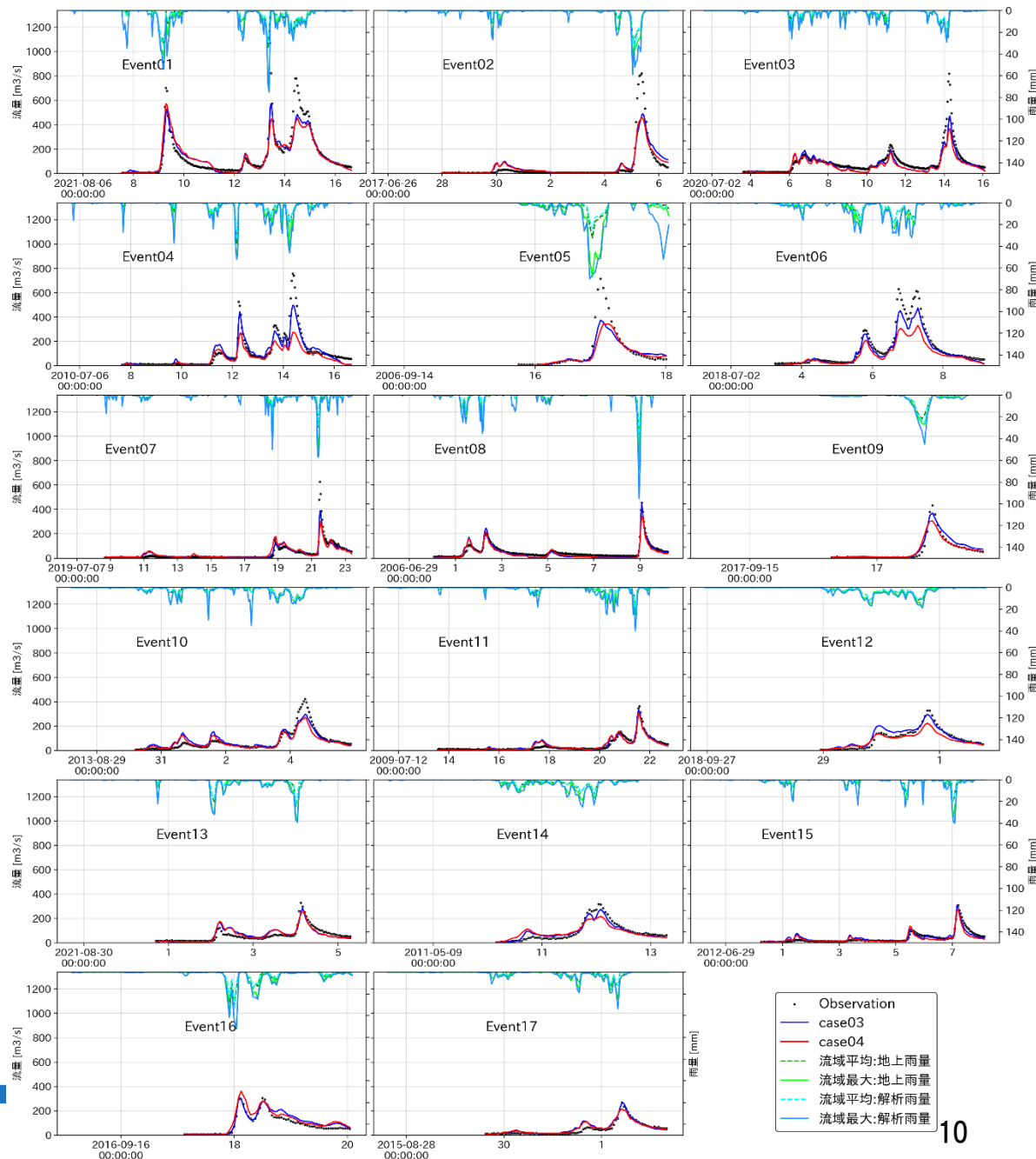
※横軸は日

case3 : 解析雨量  
case4 : 流域平均雨量

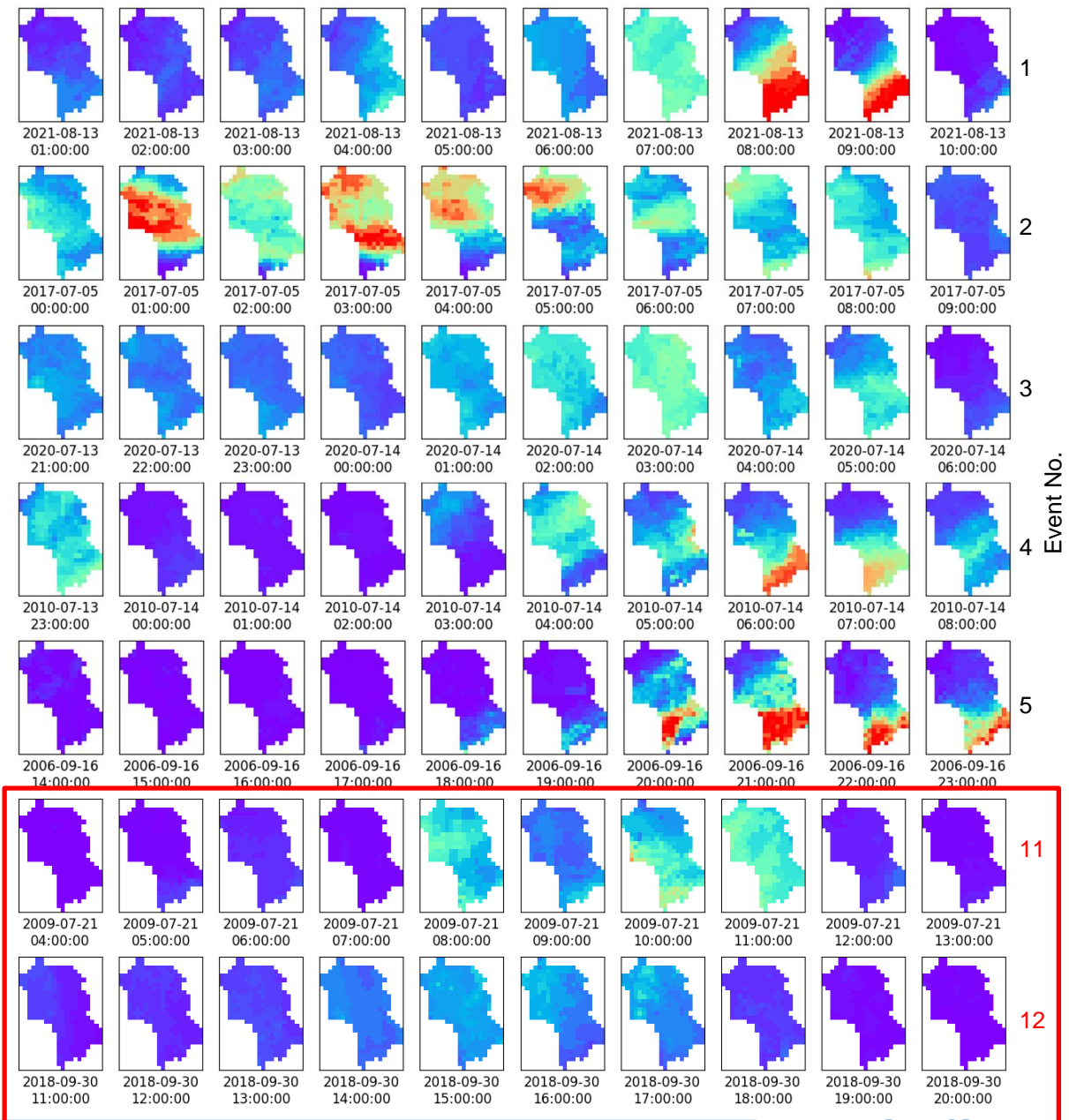
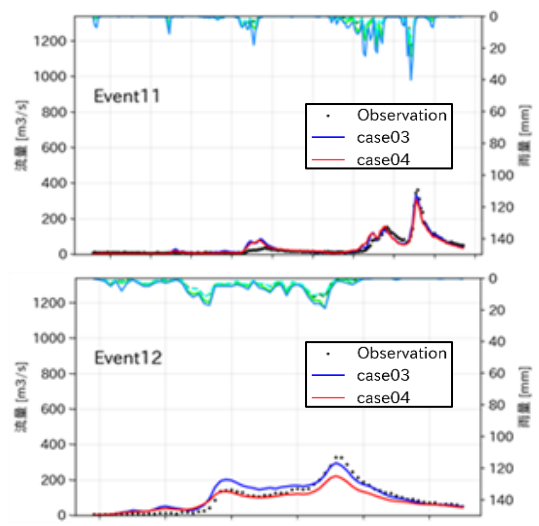
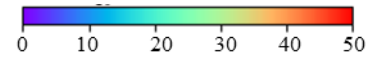


- 解析雨量を利用したcase3のほうが出水規模を問わず高精度であることが確認された。
- case3のほうが, Event05, 09, 16 において出水立ち上がり期のタイミングが正確であることが確認された。

ダム流域となり得る山間部の降雨分布は地点ごとに乖離が大きいいため、面的な雨量を入力することの優位性が確認された。



# 空間分布による影響考察



イベント11 とイベント12の結果を見ると、  
 降雨分布には大きな差異がないにも関わらず、  
 予測結果には大きな差異が生まれている。

これより、単調な空間分布によって予測精度に  
 差が生じているわけではないことがわかる。

# まとめと今後の予定

## まとめ

- 過去48時間の雨量を利用することで実用上十分な精度を有するモデルを開発した。
- 開発したモデルは地上観測雨量のみを利用したモデルよりも高精度であることが確認された。
- 面的な雨量を利用することで、より多くの重みパラメータを最適化する必要があるが、物理的な解釈を入力データに反映(平滑化)させることで精度を向上させることができた。

## 今後の予定

- 異なる流域への対応
- XAIを利用した説明能力の確保・精度向上の手がかりを得る。

