

深層強化学習を用いたダム操作における判断根拠の可視化と有効性の検証

菅田大輔・箱石健太・一言正之（日本工営）

NIPPON KOEI

1 背景・目的

- 洪水調節機能の最大化を目的に、深層強化学習によるダム操作AIの研究が進展。一方で、**AIの放流判断はブラックボックス化**しており、実運用には**判断根拠の説明可能性の確保が不可欠**。
- 既往研究は、単一のダム操作が中心。特徴量の寄与度分析はあるものの、**判断根拠の時系列変化の分析はない**。
- 研究目的：放流判断の根拠を事後確認できる、ダム操作AIの実現

- ①時間単位データを用いたダム連携操作AIを構築**
- ②放流判断の時系列的な寄与構造を可視化し、有効性を検証**

2 対象ダム流域とデータ

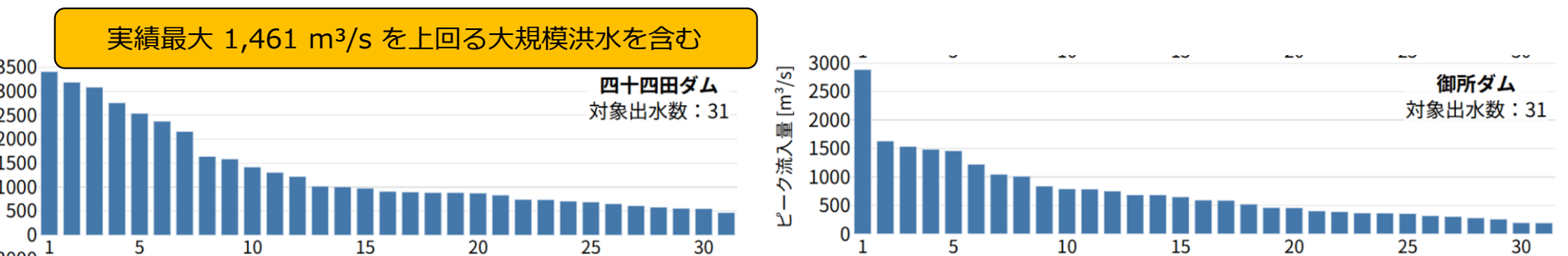
- 四十四田ダム・御所ダム。いずれも一定率一定量方式で洪水調節を行う。



- 収集項目：各ダムの流域平均雨量・流入量・放流量・貯水量・貯水率／流域内 12 地点の時間雨量／河川水位（飯坂橋・明治橋・山岸）
- 収集期間： 2008.2 ～ 2024.5
- 時間解像度： 時間単位データ

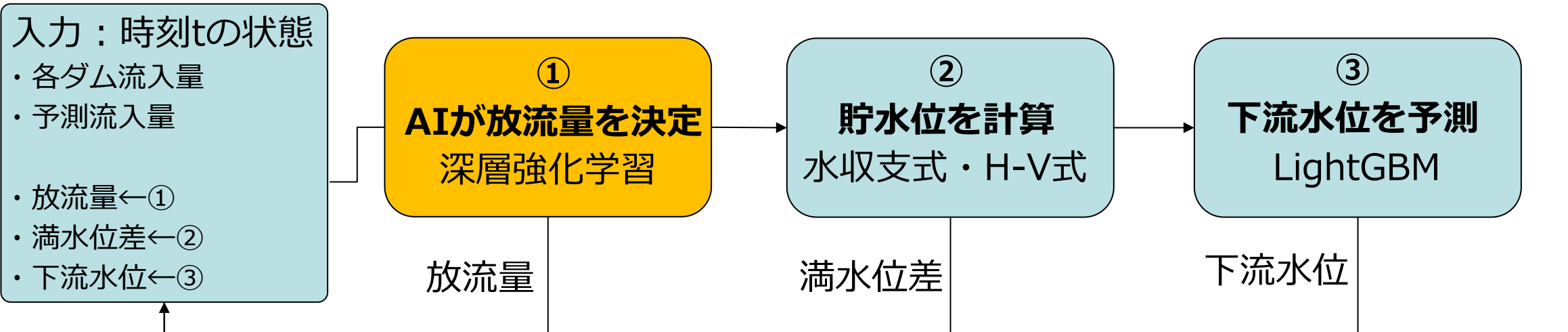
仮想洪水の作成

- 大規模洪水は実績データだけでは足りない。人工的に拡張し、不足する大規模洪水条件の仮想洪水を作成した。作成手順は以下。
- ①両ダムの流域平均雨量に、同じ係数を乗じ仮想降雨の時系列を作成。
- ②降雨流出タイムラグを考慮し、合成合理式で仮想流入量を計算。
- ③ダム貯水位と下流地点の水位は、次節のモデルで算出。



3 ダム連携操作モデル

- 「①放流量を決めるAI」「②ダム貯水位計算モデル」「③下流河川の水位を予測するAI」——の3つを連携させ、洪水時のダム操作を自動で判断



①②③の結果が「次の時刻 (t+1) の入力」になる（**放流判断は 1時間ごとに更新**）

①深層強化学習モデル

- 放流量は連続値で出力（連続値を扱えるSACを採用）
- 方策・価値関数の近似に多層パーセプトロン（隠れ層2層、各256 ユニット）

②貯水位計算モデル

- 放流量と貯水量から、次時刻の貯水量・貯水位を算出
- 貯水量は水収支式から求め、貯水位は各ダムのH-V曲線を使用

③下流水位予測モデル

- 雨量とダム放流量から、下流（明治橋）の水位を予測
- 非線形な降雨流出関係の表現に優れるLightGBM を採用。
- 実績洪水を学習。

学習段階と実施（運用）段階

学習段階

- 仮想洪水データ＋報酬で操作方針を学習
- 学習中はモデル（重み）が更新

実施（運用）段階

- 学習済みモデルを固定して使用
- 上図の ①→②→③ を繰返し、放流量を逐次決定

4 強化学習における報酬設定

- モデルは各洪水イベントでダムの状態を観測し、放流量を決定 → 得られる報酬が最大になるよう操作方針を反復更新。報酬は両ダムの貯水位と明治橋の水位に基づいて与える



図 貯水位（両ダム）の報酬ゾーン

明治橋水位（下流）

水防団待機水位（0.8 m）以下に収めると+100、逸脱した場合は-1000

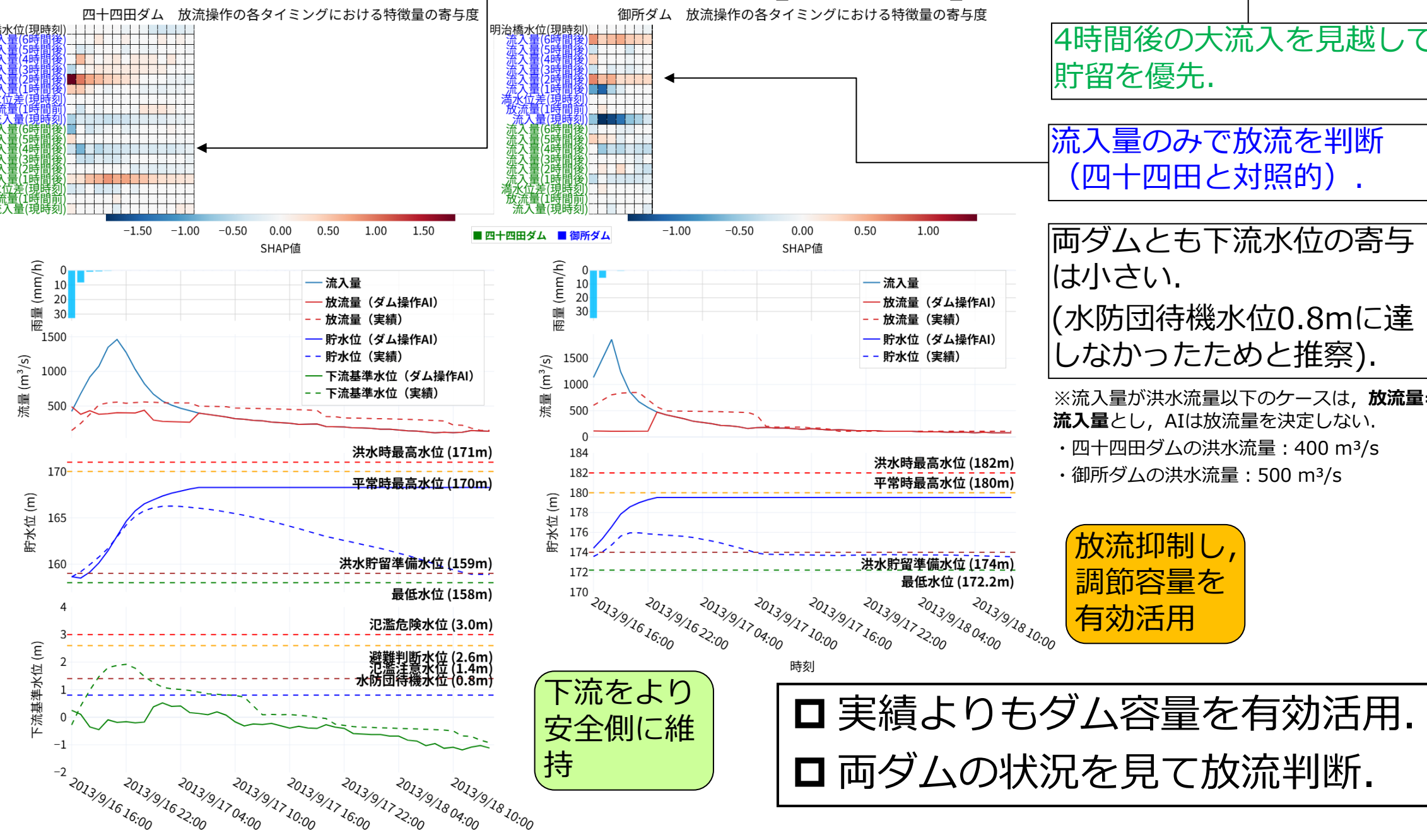
放流操作が急激に振動しないよう抑制する設定も追加。

報酬は試行錯誤的に設定したもので、洪水特性などで最適値は異なりうる。報酬設計の最適化は今後の課題。

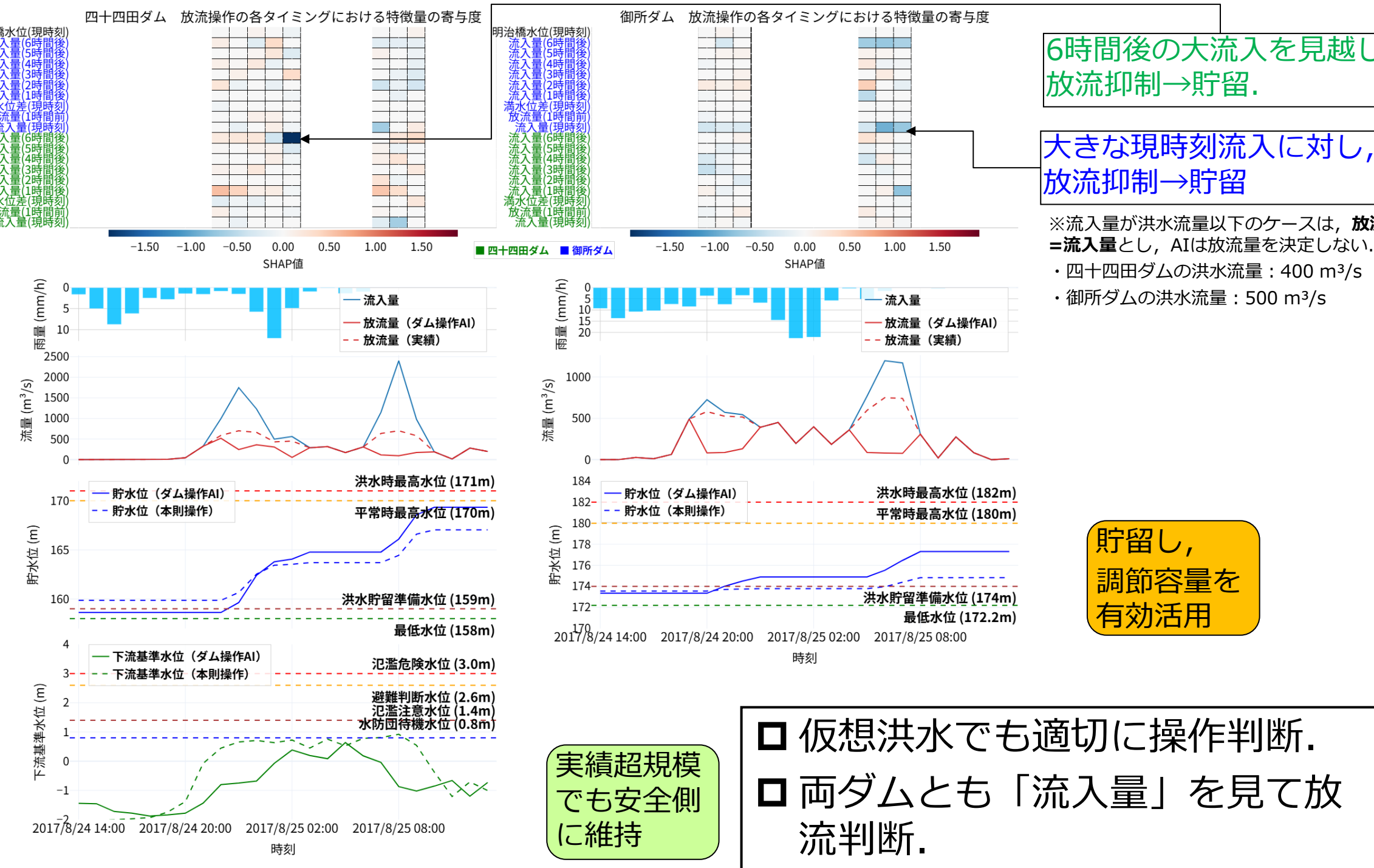
5 結果（Results）および考察

- SHAP値は、各特徴量が放流量を平均的な予測からどれだけ増減させたかを表す（**正＝放流促進／負＝放流抑制**）。

①実績最大洪水での連携操作とAIの判断根拠【実績比較】



②実績を上回る仮想洪水(二山洪水)での連携操作とAIの判断根拠【本則操作比較】



提案したAIは実績・本則操作より調節容量を有効活用し下流を安全に維持。

- 既往研究は**貯水位・下流水位の超過の有無で操作の良否を判断**していたが、本手法は**判断過程を説明可能な形で提示でき、操作判断の透明性向上に有効**。
- 学習データが着目特徴量に与える影響分析などが今後の課題。