

AI技術を活用した “ダム流入量予測システム”

AI - Powered Dam Inflow Prediction System

*神戸製作所

要 旨

昨今の大雨洪水による激甚災害の増加を受けて、国土交通省の流域治水プロジェクト等、流域全体の被害軽減が急務である。この流域管理にはダム・河川管理者の熟練のノウハウが不可欠だが、災害時の判断の難しさや管理者の人手不足等の問題は深刻な課題になっている。三菱電機はこれらの課題に対して、高度な数値解析技術を用いて運用の高度化を実現する“ダム流入量予測システム”を開発し、運用の中で更なる精度改善に取り組んでいる。このシステムは過去のダム・河川データから数値最適化技術によってモデルパラメーターを自動調整し、熟練経験に頼らず流入量の高精度かつ長時間予測を可能とする。このシステムを活用することで早期放流判断を支援し、意思決定高度化と人的ミス低減、及び防災力向上に寄与する。

1. ま え が き

近年の気候変動によって、台風・線状降水帯等による記録的豪雨が頻発し、甚大な水害が全国各地で発生している。このような状況を受けて、国土交通省は“流域治水プロジェクト”を立ち上げて、河川流域に関わる複数の組織が協力して流域全体の状況を総合的に管理・運用し、水害を軽減させる取組みを推進している。

流域治水で、ダムは洪水調節機能を担う重要な治水施設であり、適切な放流操作によって下流域の洪水被害を軽減する役割を果たしている。ダムの効果的な洪水調節には、雨量や支川からの流入を考慮した精度の高い流入量予測が不可欠で

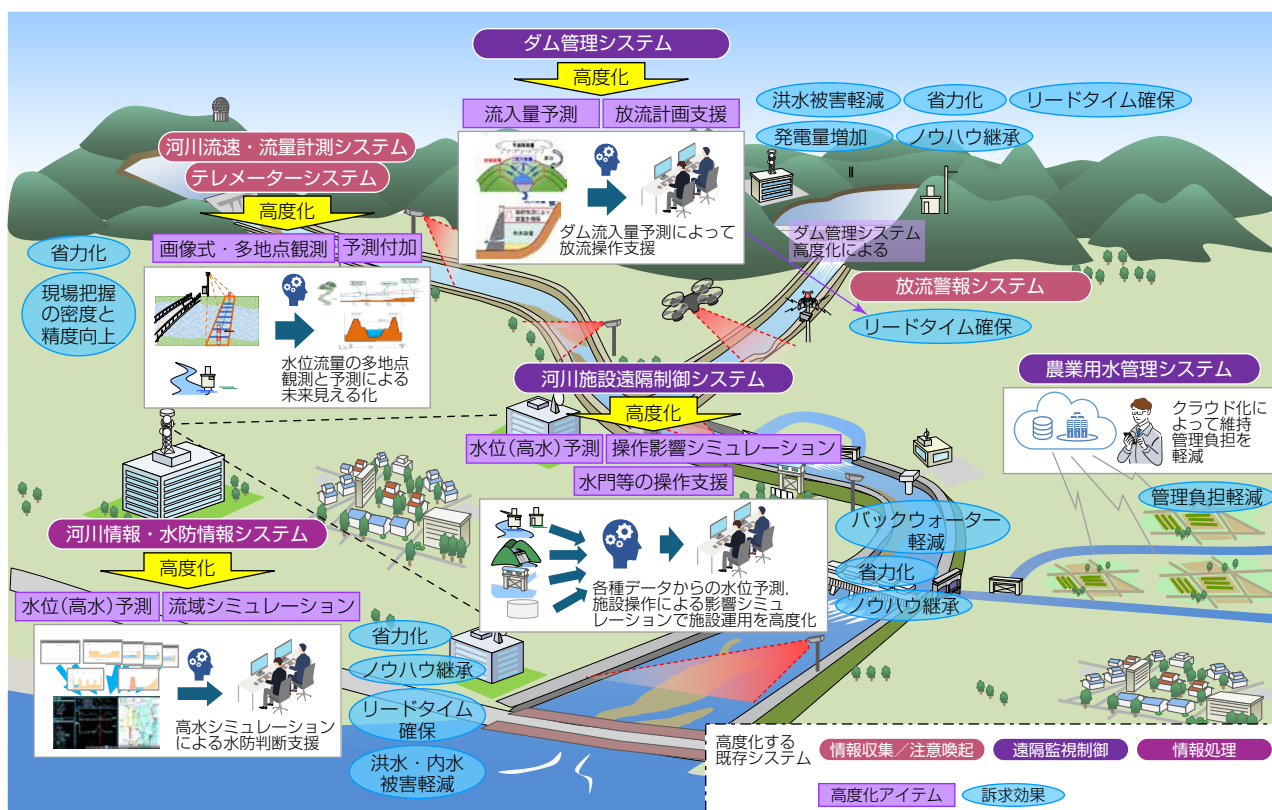


図1-流域全体の運用高度化構想

あるが、流域固有の特性やダム管理者として熟練されたノウハウが必要であり、災害時の状況判断の難しさや管理者の人手不足等の問題が深刻化している。一方、防災・減災分野では、IoT(Internet of Things)・AI技術の活用による高度化が急速に進展しており、AI技術を活用した予測機能や運用支援機能の構築によってダム運営が高度化されることへの期待が高まっている(図1)。

そこで当社は、ダム管理システムの高度化を目的として、AI技術を活用してダムへの流入量を高精度で予測し、放流計画支援や洪水被害軽減、省力化、リードタイム確保を実現する“ダムでのAI流入量予測システム”の開発に取り組んでいる。このシステムは、雨量データ、河川水位データ等の複合的な情報を基に、機械学習アルゴリズムによってダム流入量を予測し、最適な放流操作の判断を支援するものである。

本稿では、開発したAI流入量予測システムの概要について述べる。

2. ダム管理者による洪水調節操作の現状と課題

近年、線状降水帯や台風による豪雨が頻発し、それに伴う河川災害が頻繁に発生している。洪水時に河川の氾濫等を防ぐためには、河川のピーク流量を低下させることが重要である。豪雨が予想される場合には、ダムに貯水する(ダムからの放流量をダムへの流入量よりも小さくする)ことによって、下流域の流量を低減させることが必要である。当然、ダムの貯水量には限りがあるため、将来のダムへの流入量を予測しながらダムの放流計画を策定することが重要である。ダムの放流操作を支援する技術として、ダム集水域の雨量を入力し、物理的・数理的なモデルに基づいて将来のダム流入量を推定するダム流入量予測技術がある⁽¹⁾。しかしながら、現在のダム管理では、次に述べる課題が顕在化している。

2.1 流入量予測での専門性依存の課題

ダムの効果的な洪水調節には、雨量や支川からの流入を考慮した精度の高い流入量予測が不可欠である。しかしながら、高精度な流入量予測の実現には、流域固有の特性を踏まえた予測モデルの調整や、気象・水文条件を総合的に判断する熟練されたノウハウが必要になる。特に、災害時の急激な気象変化や複雑な流域特性を考慮した状況判断は高度な専門性を要するため、ベテラン管理者への依存度が高い状況にある。一方、管理者の高齢化・人手不足が進行しており、災害時の迅速かつ適切な状況判断を支援するシステムの構築が急務になっている。

2.2 従来の流入量予測手法での課題

ダム流入量予測には、古くから貯留関数法などの流出モデル⁽²⁾⁽³⁾がよく用いられるが、モデルの構築には専門的な知識と人手による調整作業が必要であるため、ダム管理者は河川コンサルタント等に依頼してモデルの構築を行っていた。これには多くの時間とコストがかかるため、河川の専門家の知見を必要としない簡便な予測モデルが求められている。

先に述べた手法以外のダム流入量予測技術には、ニューラルネットワークなどを用いたデータドリブンな手法が存在する⁽¹⁾。これらは、流出モデルの問題であった河川の専門知識をあまり必要としないメリットがある一方、予測モデルの構築には多くのデータを必要とする課題がある。

このため、少ないデータで自動構築可能で、運用フェーズでもモデルミスマッチを補償可能な予測システムの構築が求められている。

3. AI技術を活用したダム流入量予測システム

当社は、これらの課題を解決するため、AI技術を活用したダム流入量予測システムの開発に取り組んでいる。このシステムは、過去の実績データを活用した予測モデル構築とデータ同化技術を活用した運用時のリアルタイム補正を実現している。また、事前環境調査が不要であるため、従来のモデル構築手法と比較して、システム導入コストを大幅に削減可能とした。

3.1 AI技術を活用したダム流入量予測システムの概要

図2にダム流入量予測システムの基本構成図を示す。このシステムは、雨量データを流入量予測モデルに入力し、ダムへの予測流入量を出力するものである。

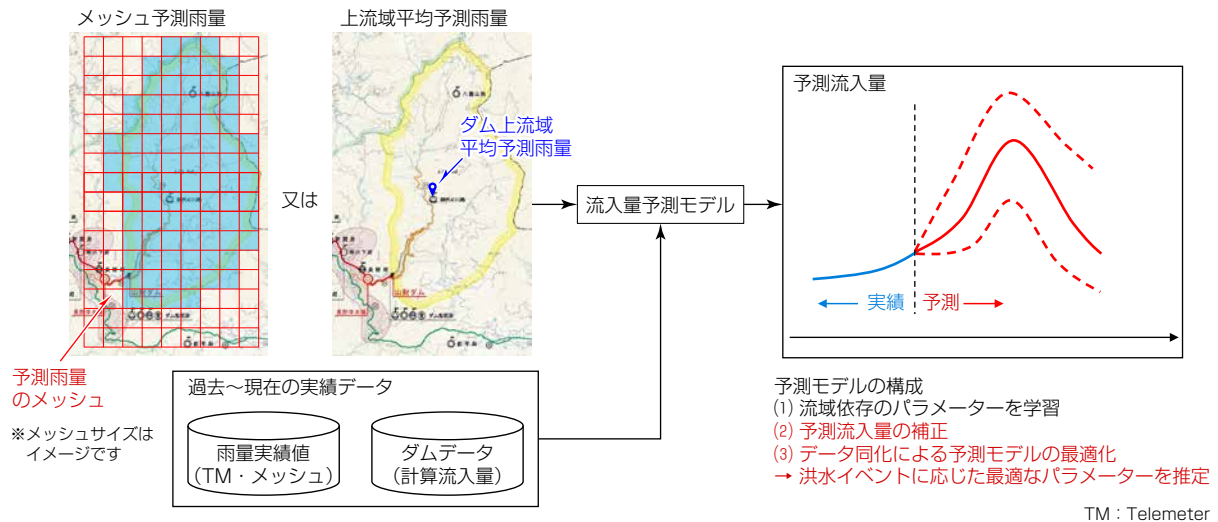


図2-ダム流入量予測システムの構成図

ダム集水域に降った雨は土壌への浸透や河川を流下し、一定時間の遅延を伴ってダム貯水池に流入する。この降雨流出過程を数値的に再現するため、このシステムでは有効雨量の算出が不要な流出モデルを採用⁽¹⁾している。

従来多くのダムで利用されている貯留関数法⁽²⁾⁽³⁾は、有効雨量の算出という前処理が必要であり、直接流出成分と基底流出成分の分離作業など専門的で自動化が困難な作業を要する。一方、このシステムで採用した流出モデルは、これらの前処理作業が不要であるため、モデルの構築及び運用が比較的容易である。

さらに、このシステムでは機械学習アルゴリズムを活用し、過去の実績データからモデルパラメーターを自動最適化することで、専門的な調整作業を不要とした高精度な予測を実現した。運用時にはデータ同化技術によって、リアルタイムの観測データでモデルを継続的に補正し、長期間にわたって高精度を維持している。

3.2 流入量予測モデルの構築

この節では、過去の実績データを用いた、流入量予測モデル⁽¹⁾の構築方法及び構築結果について述べる。

図3に流入量予測モデルの構築手順を示す。モデル構築は、①出水イベントの抽出、②各出水イベントに対するパラメーター最適化、③予測モデルのパラメーター算出の3ステップから成る。

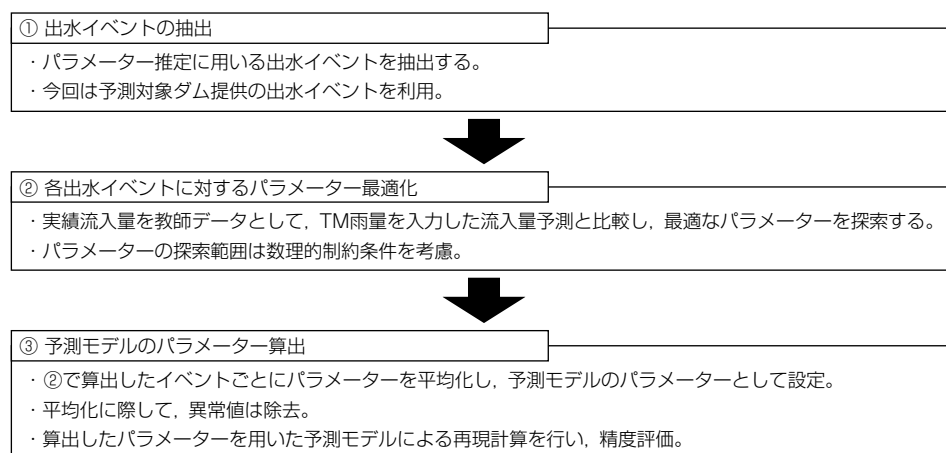


図3-流入量予測モデルの構築手順

3.2.1 ①出水イベントの抽出

予測対象ダム集水域での洪水調節を実施した出水イベントを対象に、出水イベントごとにピーク流量、ピーク比流量（流量を流域面積で除算し正規化した値）、及び流出率（対象期間の全流入量を全流域平均雨量で割った値）を抽出する。

3.2.2 ②各出水イベントに対するパラメーター最適化

過去のダム流入量観測値を真値とし、雨量計観測値を入力とする流入量予測モデルの予測値と比較することによって、パラメーター同定を行う。抽出した出水イベントごとに最適化計算を実施し、各出水イベントの最適パラメーターを算出する。

3.2.3 ③予測モデルのパラメーター算出

実際の予測では流入量の真値が入手できないため、事前に予測モデルのパラメーターを一意に決定する必要がある。そこで、3.2.2項で各出水イベントに対して算出したパラメーターを平均化し、予測モデルのパラメーターを決定する。その際、パラメーター最適化時に再現性が低かったイベントのパラメーターは平均化処理から除外する。

3.3 データ同化技術

このシステムでは、予測精度の向上と長期間の安定した運用を実現するため、データ同化技術を採用している⁽¹⁾。データ同化とは、観測データと数値モデルの予測値を統計的に融合することで、モデルの状態やパラメーターをリアルタイムで最適化する技術である。従来の流出モデルでは、一度設定したパラメーターは固定されており、気象条件の変化や流域特性の経年変化に対応できないという課題があった。特に、異常気象や想定外の降雨パターンが発生した場合、モデル予測と実際の流入量との間に大きな乖離(かいり)が生じることがある。

このシステムのデータ同化では、ダムの実績流入量データと予測モデルの出力値を継続的に比較し、両者の差異を統計的手法によって解析する。この解析結果を基に、モデルパラメーターを自動的に補正することで、予測精度の劣化を防いで、常に最適な予測性能を維持している。

このデータ同化技術によって、このシステムは初期構築時の限られたデータから作成したモデルであっても、運用開始後に蓄積される実績データを活用して予測性能を向上させ続けることを可能とした。これによって、長期間にわたって高精度な予測を維持し、ダム管理の効率化と安全性向上に貢献している。

4. 流入量予測モデルによる予測精度フィールド検証

この章では、3.2節で構築した流入量予測モデルを用いて、実ダムでの予測精度の検証を行った。検証に当たっては、3.3節で述べた“データ同化を用いた予測”と、比較対象として“データ同化なしの予測”(雨量データだけを入力)の2パターンで検証を行い、その有効性を評価した。

2018年9月30日の出水イベント(図4、図5、図6、図7、図8)での検証では、青線(流入量)が流入量観測値、赤線(計算流入量_データ同化)がデータ同化技術を適用した予測結果、緑点線(計算流入量)がデータ同化技術適用なしの予測結果である。また、赤縦点線は予測開始時刻(データ同化終了時刻)を示す。図4は2018年9月30日4時に予測した結果

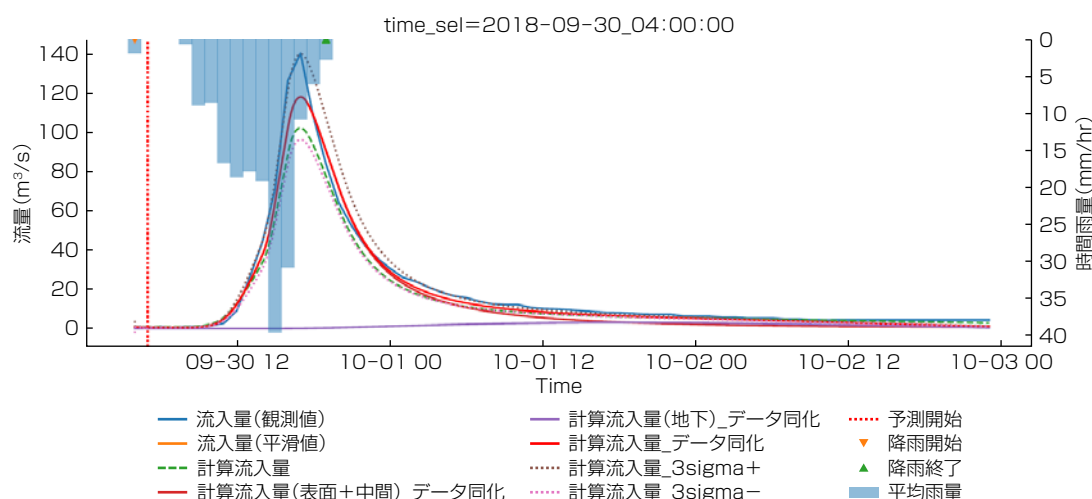


図4-フィールド検証(2018年9月30日午前4時00分, $t_{\text{offset}} = -12\text{hr}$)

(ピーク流量になる12時間前)である。図5以降は、図4の時刻から3時間経過ごとに予測した結果を示しており、予測開始時刻から時刻が進む(観測データが蓄積される)につれて、予測結果の精度が向上する(流入量観測値に近づく)ことを確認した。

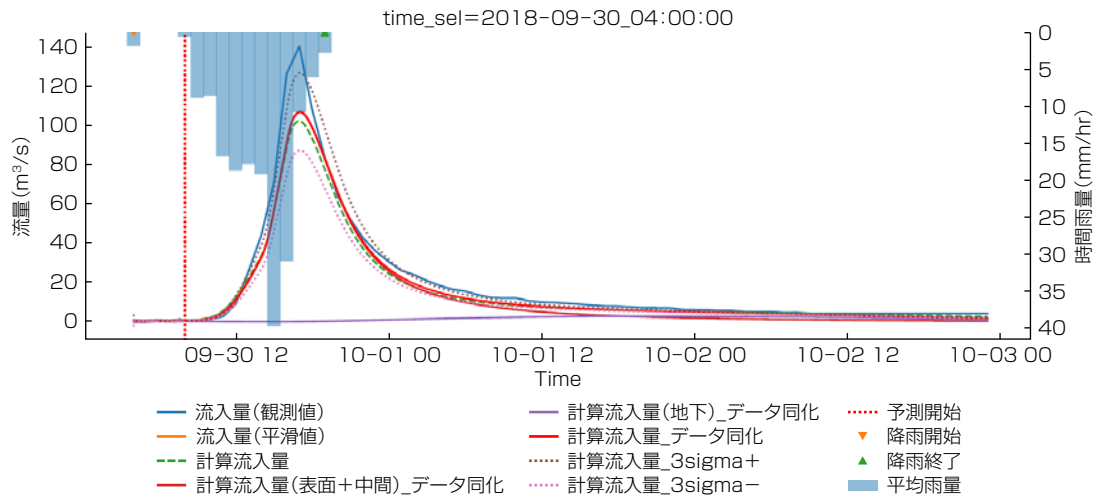


図5-フィールド検証(2018年9月30日午前4時00分, $t_{\text{offset}} = -9 \text{ hr}$)

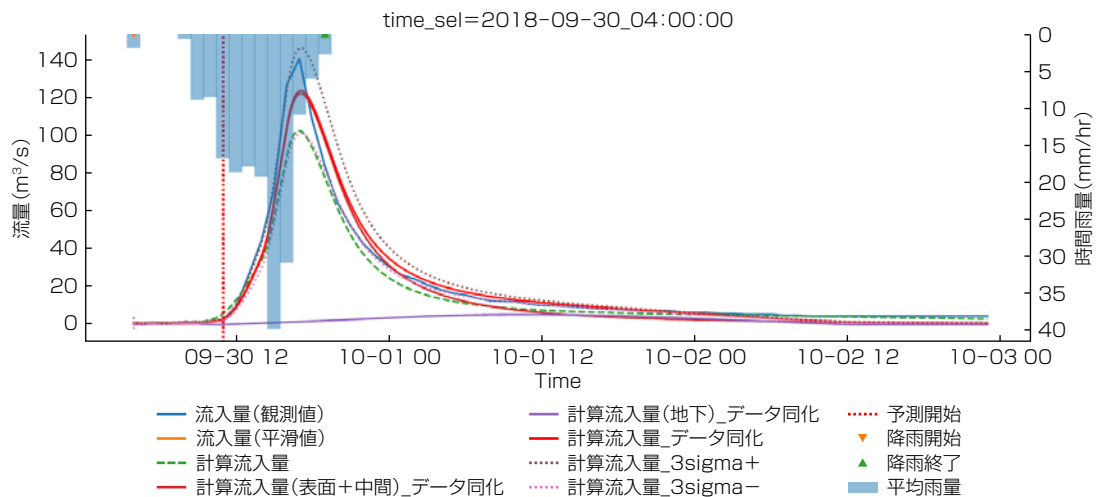


図6-フィールド検証(2018年9月30日午前4時00分, $t_{\text{offset}} = -6 \text{ hr}$)

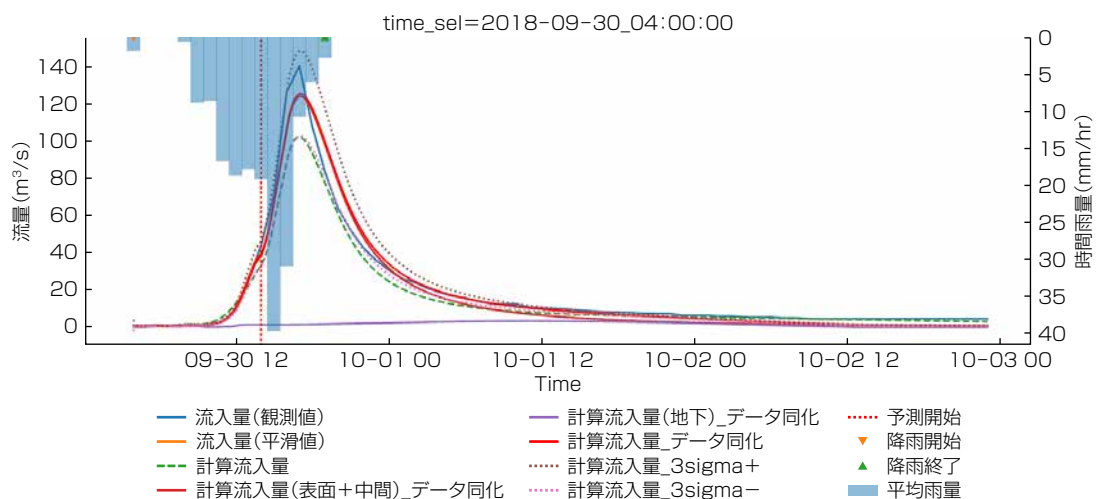


図7-フィールド検証(2018年9月30日午前4時00分, $t_{\text{offset}} = -3 \text{ hr}$)

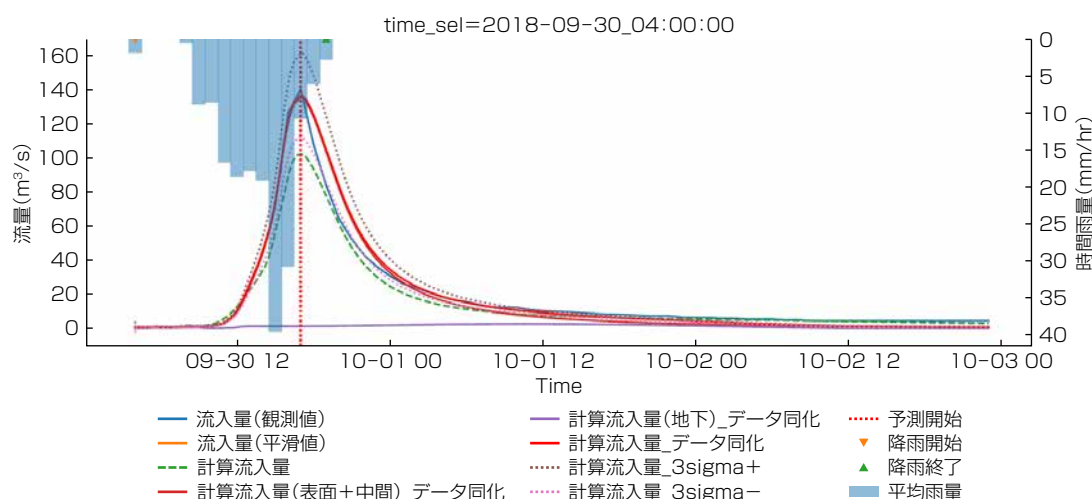


図8-フィールド検証(2018年9月30日午前4時00分, $t_{\text{offset}}=0$ hr)

これらの結果から、このシステムに実装したデータ同化技術が良好に機能し、降雨に伴う複雑な水文現象に対しても、リアルタイムに予測を補正し、おおむね高精度な予測を実現できることが示された。特にデータ同化技術の活用は、熟練者の経験に頼らずに予測精度を維持・向上させる有効な手段である。これによって、ダム管理者が客観的なデータに基づいて迅速かつ的確な放流判断を行えるよう支援し、流域全体の防災・減災に寄与していく。

5. む す び

近年の豪雨激甚化と管理者不足に対して、熟練者の経験に依存せず高精度な予測を行うダム流入量予測システムの開発を進めている。このシステムは、データから水文現象を学習する予測モデルとデータ同化技術を融合し、複雑な前処理を不要としつつ、少ないデータでの構築を可能とした。また、実ダム検証の結果、データ同化によるリアルタイム補正が機能し、観測データに追従することで予測精度の向上に寄与できることを確認した。

このシステムは、客観的データに基づく迅速な放流判断を支援し、人的リスクの低減に寄与する。今後はアルゴリズムの改善と他機場への展開を進めて、このシステムをダム運用の高度化を支えるソリューションとして広く提供することで、河川管理DXを推進し、流域全体の防災・減災に貢献していく。

参 考 文 献

- (1) 赤間 慶, ほか: 2 段タンクモデルとデータ同化を用いたダム流入量予測技術, 三菱電機情報技術総合研究所研究報告, SVRR240814 (2025)
- (2) 谷口陽子, ほか: 長期水循環に基づく流域の湿潤状態を考慮した洪水流出解析の研究, 土木学会論文集B1(水工学), 72, No.4, I_163~I_168, DOI: 10.2208/jscejhe.72.I_163. (2016)
- (3) 財北海道河川防災研究センター・研究所: 実践流出解析ゼミ 講義テキスト編 (2006)
<https://www.ric.or.jp/gyoumu/data/pdf/text.pdf>
- (4) 若手技術者水文学研究会: Pythonによる現場のための水文学, (株)リブテック (2022)
https://www.rivtec.co.jp/sys/wp-content/themes/rivtec/images/technical-report/2207_python.pdf