

調節池のゲート操作への深層強化学習モデルの適用に関する検討

東京都立大学 都市環境科学研究科 学生員 ○川野 正裕
 東京都立大学 都市環境科学研究科 正会員 今村 能之
 東京都建設局 正会員 藤塚 慎太郎
 東京都立大学 都市環境科学研究科 正会員 天口 英雄

1. はじめに

近年、都市型水害が社会問題となっており、東京都ではその対策として目標整備水準までの洪水に対しては河道拡幅を、目標整備水準を超える洪水に対しては調節池建設等の中小河川の整備を進めている¹⁾。また、地球温暖化の影響により目標整備水準以上の降雨の発生頻度が高まっており、調節池のより適切な運用が重要となっている。しかし東京都における可動式ゲートを持つ調節池ではゲートの操作を操作規則によって定めており²⁾、異常豪雨時などの臨機応変の運用には限界がある。その一方、AI(人工知能)技術の向上により、第三次 AI ブームと呼ばれるほど様々な分野への応用が進められている。土木分野においても AI を用いた検討が数多く行われており³⁾、洪水時におけるダムのゲート操作においては過去の降雨流出事例の観測データを用いて、深層強化学習を用いたモデルの構築が行われている⁴⁾。一方で、都市中小河川の調節池を対象とした深層強化学習を活用した調節池におけるゲート操作のモデル構築は行われていない。

そこで本研究では流量等によりゲート操作を判断するモデルを作成し、洪水イベントを学習することで深層強化学習モデルによる調節池の取水ゲート操作について検討を行った。

2. モデル流域および洪水イベント

モデル流域は図-1の赤枠で示す通り神田川環状七号地下調節池の神田川取水口上流域である。本研究でゲート操作を行う調節池の設定を表-1に示す。後述の洪水イベント当時の環境により、取水口を神田川取水口の1か所、総貯水量を240,000(m³)としている。洪水イベントの流量データと取水量データを図-2に示す。最大可能取水量とは越流堤を超えた水が全て取水された際の取水量である。現在の運用は越流堤奥に可動式ゲートが設置されており、河川水位により、ゲート操作が行われ、取水が調節される。流量データは調節池取水口より上流の神田川佃橋上流域の2000年7月7日の流量(図中黒線)を引き延ばした取水口前の仮想流量(図中赤線)とした。ここでは取水口前の流量を基に等流水深の式および正面越流算定式により最大可能取水量(図中橙線)を算出し、実際の環状七号神田川調節池取水量(図中水色線)と概ね合致するように調節し、流量を3倍に引き延ばしている。調節池前の仮想流量(図中赤線)とした現在のゲート操作は全閉全開だけであるが操作施設の改良により、10段階のゲート操作が可能となった場合を想定している。



図-1 モデル流域図

表-1 モデル調節池の設定

設定項目	設定内容
越流堤長	60 (m)
越流堤高	1.2 (m)
総貯水量	240,000 (m ³)

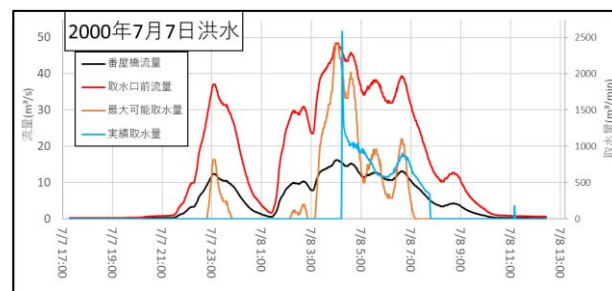


図-2 学習に使用する仮想流量

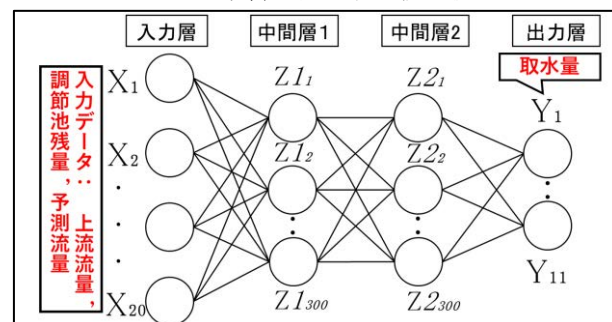


図-3 モデル構造概念図

表-2 モデルの基本設定

設定項目	設定内容
ネットワーク構造：素子数(活性化関数)	入力層：20 中間層1, 2：300 (ReLU) 出力層：11 (線形)
入力データ	・取水口前流量(現時刻) ・調節池の残容量(1分前) ・予測取水量(3時間後まで、10分毎)
出力データ	0～最大可能取水量を10段階に区分した値

キーワード 深層学習、都市中小河川、強化学習、調節池、ゲート操作

連絡先 〒192-0397 東京都八王子市南大沢1-1 東京都立大学 E-mail : kawano-masahiro@ed.tmu.ac.jp

3. ゲート操作 AI の基本構造

本研究で用いるモデルは深層強化学習モデルとした。深層学習モデルとは人間の脳細胞の仕組みを再現したニューラルネットワークのうち、中間層が2層以上のものをいい、強化学習とは、シミュレーションの事象に報酬を設定し、モデルが報酬の高い行動を選択することによりその報酬を獲得、それらを繰り返す行うことで、最も報酬を得ることのできる方策を学習するものである。図-2 にモデル構造の概念図を、表-2 にモデルの基本設定を示す。本研究で用いるモデルでは入力データとして現時刻の流量、1 分前の貯留量、現時刻から3 時間後までの予測流量を設定し、取水ゲートの操作値、すなわち0 から最大取水量を10 区分した値を出力値とした。なお、ここでは3 時間後までの予測流量に仮想流量のデータを与えている。

ゲート操作 AI の設定条件を表-3 に示す。下流の流量が閾値をなるべく超えず、貯留量が上限に達しないようにゲート操作を学習させるために、報酬は、取水によって下流の流量が閾値を下回った際には加点、貯留量が上限に達した場合に大幅減点とした。下流流量の閾値としては氾濫注意水位相当の流量である $31(\text{m}^3/\text{s})$ を用いた。深層強化学習モデルの行動形態については ϵ -greedy-annealed 法により、初期段階では $\epsilon=0.5$ に設定しランダム性を強くし、取水するタイミングや量等、様々な操作を試行錯誤させる狙いとした。250 エポック以降は $\epsilon=0.001$ に設定しランダム性を小さくしてモデル精度を上げる狙いとした。

3. 結果と考察

図-4 にゲート操作 AI モデルによる計算結果を示している。取水量(図中青線)を見ると、流量のピーク部(図中赤丸)までは取水を行っている。一方でピークを過ぎてからは取水を行っていない。取水を行わなくなる時間から、取水口前の流量(図中赤線)が下流の閾値(図中桃線)を下回る時間までの差が約150分であることから、モデルが3 時間後までの予測流量の変化を考慮し、取水を行わなかったと考えられる。下流流量(図中緑線)を見てもピークまでは概ね下流の閾値を下回っている。また、ピーク部の下流流量は、取水によって大きく流量を下げる結果となっており、取水過多となっている。取水量を見ても最大可能取水量(図中橙線)まで取水を行っており、適切なゲート操作を行っていると言えない。

以上より、深層強化学習を用い、予測流量を考慮してゲート操作を行うことができるが、下流流量の閾値に合わせたゲート操作はできないことがわかった。理由としては学習における加減点方式の設定条件が適切でないこと、学習エポック数が短すぎる等が考えられる。今後は下流の閾値を2段階として1段階目を越えた場合超えた量に応じて減点、2段階目を越えた場合に大幅減点にするといった加減点方式の設定改良や、学習エポック数、学習洪水を増やした場合について検討する必要があると考えられる。

5. まとめ

本研究では調節池における適切なゲート操作を行うため、流量等によりゲート操作を判断するモデルを作成し、洪水イベントを学習することで深層学習モデルにおける調節池の取水ゲート操作について検討し課題を明らかにした。今後は設定条件の改良や、学習エポック数、学習洪水を増やした場合について検討する必要があると考えられる。

参考文献

- 1) 東京都建設局：中小河川の整備, https://www.kensetsu.metro.tokyo.lg.jp/jigyo/river/chusho_seibi/index.html (参照 2022.1.10)
- 2) 東京都：令和3年度 東京都水防計画 資料編
- 3) 深層学習は土木を変える？-AI 活用の可能性を探る-, 土木学会誌, Vol.103, No.2, pp.7-37, 2018.
- 4) 石尾将大, 一言正之, 島本卓三, 房前和朋：深層学習を用いたダム操作モデルによる洪水調節, 河川技術論文集, 第25巻, p.339-344, 2019.

表-3 ゲート操作 AI の設定条件

入出力の設定	設定データ
学習率の設定方法	Adam (初期値0.001)
学習エポック数	300
学習アルゴリズム	DQN (Deep Q NetWork)
行動選択	ϵ -greedy-annealed法 $\epsilon=0.5$ (開始時), $\epsilon=0.001$ (250エポック以降)
学習における 加点減点方式	・貯留量が上限に達した場合 大幅減点(-4000点) ・下流の流量が閾値を下回った 場合加点(+10点)

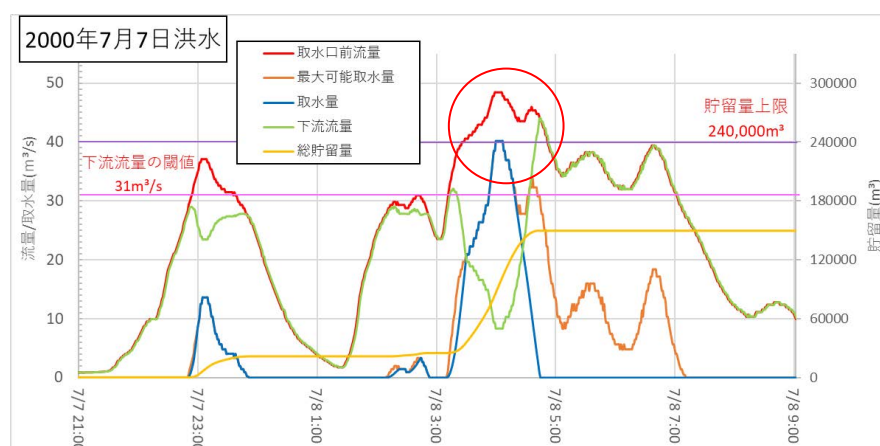


図-4 学習結果