

都市中小河川における深層強化学習を用いた効率的な調節池ゲート操作の検討

東京都立大学 都市環境学部 学生会員 ○奥田 侑樹
 東京都立大学院 都市環境科学研究科 正会員 今村 能之
 東京都立大学院 都市環境科学研究科 正会員 天口 英雄
 東京都建設局 正会員 藤塚 慎太郎

1. はじめに

近年、地球温暖化やヒートアイランド現象による影響で集中豪雨が増加しているだけでなく、都市化の進行により雨水が地面に浸透しづらくなっていることから、都市型水害による被害が増加している。対応策として東京都は河道拡幅や調節池の整備を行っており、50ミリを超える降雨による洪水は基本的に調節池により対応することと定めている。集中豪雨の対策として整備が進められている地下調節池だが、取水ゲート操作が東京都の定めている操作規則によって規定されているため¹⁾、近年増加している集中豪雨に対して、技術力が高まってきているAI技術を活用することで、より臨機応変に効率的な対応することが可能になると考えられる。そこで、本研究ではより効率的なゲート操作を行うための手法として、深層強化学習を用いて都市中小河川に対する適用性を確認することとした。

2. 対象流域と対象洪水

今回の研究対象は都市中小河川である神田川と、中流部に位置する環状七号地下調節池とすることとした。モデル流域図を図-1に示す。本研究ではモデル単純化のために神田川取水施設のみが稼働している2005年以前を対象期間とし、神田川取水施設の概要を表-1に示す。神田川取水施設は管理ゲートの開閉によって調節池に貯留させる仕組みである。なお、現在の操作規則では、全開にするか全閉にするかの2種類の操作である。¹⁾本研究は過去の洪水イベントを使用しているため、当時と条件が等しくなるように、取水口は神田川取水口の一か所のみ、総貯留量は24万m³を用いている。また本研究では対象洪水として流量の波形が異なる2000年7月8日(洪水1)、2004年10月9日(洪水2)の二つの洪水を用いた。

しかし、2洪水における取水口地点の実測流量データは欠測が多いため、上流にある佃橋の流量を引き延ばした値を仮想の取水口前流量として用いている。引き延ばし倍率は既往研究²⁾と同様とし、越流堤を超えた全ての水が取水されたと仮定した時の流量を示す可能最大取水量が、図-2に示すように実際の神田川取水施設の取水量のピークと概ね合致するように調節し、佃橋の流量を3倍に引き延ばして用いた。



図-1 モデル流域図
 表-1 貯留施設の概要

設定項目	各項目の値
越流堤長	60(m)
越流堤高	1.2(m)
総貯留量	240,000(m ³)

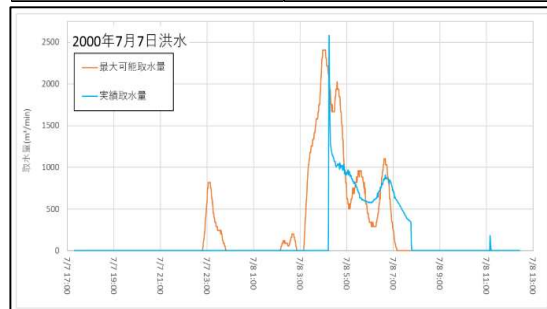


図-2 可能最大取水量と実績取水量
 表-2 ゲート操作AIモデルの基本設定

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
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~可能最大取水量を10段階に区分した値

表-3 強化学習の設定条件

学習の設定	設定内容
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-Networks)
行動選択	ε-greedy-annealed法 ε = 0.1(開始時)、ε = 0.001
学習における報酬設定	・貯留量が上限に達すると減点 (-800点) ・下流流量の閾値を超えると減点 (-815点) ・貯留量に応じて減点(0~24000m ³ の時+1250点 それ以降24000m ³ ずつ増加するごとに125点減点)

キーワード AI, 深層強化学習, 都市中小河川, 調節池ゲート操作, 洪水調節

連絡先 〒192-0397 東京都八王子市南大沢 1-1 東京都立大学 TEL : 042-677-1111 E-mail : okuda-yuki@ed.tmu.ac.jp

3. 使用するモデルおよび設定

本研究では、調節池ゲート操作を行うモデルとして深層強化学習モデルを採用した。深層強化学習とは人間の神経細胞であるニューロンの仕組みを参考にしたニューラルネットワークが多層になっている深層学習と、おかれている環境下での成果に応じて報酬が与えられ、その報酬が最も獲得できるような方策を AI 自らが学習する強化学習を組み合わせたものである。表-2 にゲート操作 AI モデルの基本設定を示す。入力データとして現時刻の取水口前流量、1 分前の調節池の残容量、3 時間後までの予測取水量を設定している。出力データは最大可能取水量を 10 分割した値としている。つまり入力層の情報から取水量(行動)を選択するモデルとなっている。そして、その選択した取水量により貯留量や下流流量(状態)が変化し、以下で述べる報酬が得られるという一連の流れである。表-3 に強化学習の設定条件を示す。学習エポック数は本研究では 300 回とした。報酬設定は、下流に安全に流下させるという観点から下流の流量に閾値(氾濫注意水位相当流量 $31\text{m}^3/\text{s}$)を設け、その閾値を超過した場合に減点させることとした。また、以後の降雨に対する空き容量の確保のため、貯留量が少ない場合に加点させ、空き容量がなくなった場合に減点させることとした。本研究では既往研究の報酬設定で算出された結果と、本研究の結果を比較する形とすることとした。既往研究で設定された報酬を表-4 に示す。

表-4 既往研究の報酬設定

川野らの報酬設定	
・貯留量が上限に達した場合大幅減点(-4000点)	
・下流の流量が閾値の上下 $2.5(\text{m}^3/\text{s})$ に入った場合加点(+10点)	

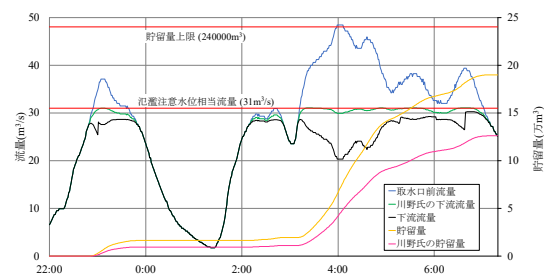


図-3 洪水 1 の洪水調節状況(2000/7/7)

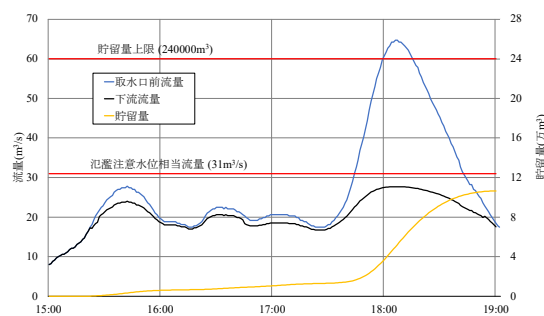


図-4 洪水 2 の洪水調節状況(2004/10/9)

表-5 実績と本研究の貯留量の比較結果³⁾

洪水名	本研究の貯留量(m^3)	実績貯留量(m^3)
洪水 1 (2000/7/8)	189,960	214,000
洪水 2 (2004/10/9)	106,582	215,000

4. 結果と考察

図-3、図-4 に各洪水における調節状況を示す。両洪水とも下流流量(黒線)が閾値を超えておらず、下流に安全に流下させることができた。また表-5 に実績貯留量と本研究結果の比較を示すが、両洪水とも本研究の貯留量は実績貯留量に比べ減少していた。ただし、本研究では佃橋の流量を 3 倍に引き延ばして用いており、実績の可能最大取水量に対して誤差が生じているため、実績の貯留量と正確に比較することはできないことから参考値として用いている。以上より、下流流量の閾値を超えないこと、貯留量が実績貯留量に比べ減少していることから、調節池ゲート操作における複数の洪水に対する深層強化学習モデルの適用性を確認することができた。

しかしながら、図-3 を見てわかるように、既往の研究結果は下流流量が常に閾値付近に位置し、貯留量も本研究に比べ、大幅に下回っていることがわかる。このことから本研究で設定した報酬設定は行動の自由度が高すぎたため、最適な解に収束するまでに至らなかったと考えられる。そのため、実用的なゲート操作に活用させるには下流流量が閾値付近となった場合に加点するなど、行動の自由度を多少抑えることが必要であり、行動に報酬を与えることが方法の 1 つであるということが考察される。

参考文献

- 1) 東京都：東京都水防計画，資料編，pp444-446，令和 4 年度
- 2) 川野正裕：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研究，第 49 回土木学会関東支部技術研究発表会，II-64，2022
- 3) 東京都建設局：神田川・環状七号地下調節池(パンフレット)，000029010.pdf(tokyo.lg.jp)，参照 2023-01-