# (44) 社会インフラ管理用の AI 画像解析モデルの自律化に関する基礎的研究

山脇　正嗣[1]・川添　祐[2]・宇都宮　優喬[1]

[1]正会員　株式会社建設技術研究所　国土文化研究所インテリジェンスサービスプラットフォーム
（〒103-0014 東京都中央区日本橋蛎殻町 2 丁目 14-5）
E-mail: ms-yamawaki@ctie.co.jp
[2]非会員　株式会社建設技術研究所　東京本社情報・電気通信部
（〒103-0007 東京都中央区日本橋浜町三丁目 3-2）

近年の急速な少子高齢化や厳しい財政状況に伴い，社会インフラの管理に関わる技術者は減少の一途を辿っており，管理の高度化・効率化が求められている．その支援技術として，AI(人工知能)技術の深層学習(Deep Learning)を活用し，道路交通量，橋梁損傷，河川増水などの監視・点検を自動化する画像解析モデルの研究開発が多数実施されている．一方で，これらのモデルは汎用性の低さや，その改善に向けた再学習の困難さなどに課題がある．そこで本研究では，環境に適した行動選択を可能にする強化学習(Deep-Q-Network)を活用し，既存の水面検知用セグメンテーションモデルに新規画像の自律学習手法を実装することで，自律的に精度と汎用性の向上を可能にするモデル開発と有効性検証を実施した．その結果，従来の教師あり学習と同程度で，モデルの精度が確保できる可能性を示した．

***Key Words:*** *reinforcement learning, Deep-Q-Network, deep learning, image segmentation, autonomy*

## 1.　はじめに

河川・道路施設の日常監視や維持管理，被災時の状況把握など，社会インフラに関わる管理は多岐に渡る．一方で，近年の急速な少子高齢化や厳しい財政状況に伴い，管理担当の技術者は年々減少している．また，令和 4 年 3 月福島県沖地震や令和 3 年 8 月豪雨などの大規模自然災害も毎年のように多発しており，管理の高度化・効率化が求められている．

その支援技術として，AI 技術の深層学習を活用し，社会インフラの監視・点検を自動化する画像解析モデルの研究開発が，近年多数の企業や大学で実施されている [1]．我々もこれまでに，活火山監視用の噴煙検知モデル [2]，河川監視用の水面検知モデル [3][4]，排水処理施設の水質監視用の泡・汚泥検知モデル [5]などのモデル開発，並びにその検知結果を管理者に通知する実運用を実施してきた．

一方で，これらのモデルは主に限定箇所のカメラ画像を学習しており，他の箇所に適用した場合に精度が低下しやすく，汎用性に欠ける．また，その改善に向けた再学習時には，膨大な教師データ作成，モデルのチューニング作業が改めて必要となるなどの課題がある．そこで本研究では，環境に適した行動選択を可能にする強化学習を活用し，既存の水面検知モデルに新規画像の自律学習手法を実装することで，自律的に精度と汎用性の向上を可能にするモデル開発と有効性検証を実施した．

## 2.　研究の流れ

### (1)　水面検知用の画像セグメンテーションモデル

現在我々が開発・運用中の水面検知モデルは，リアルタイム判定や，Raspberry Pi などの SBC で解析可能なことを重視している．そのため，深層学習の CNN(畳込みニューラルネットワーク)モデルの中から，軽量かつ精度も優れている MobileNetV3[6]をベースとしたセグメンテーションモデルを構築している．本研究では，本モデルに強化学習による自律学習手法を実装し，新規画像に対してピクセル単位の水面検知と教師データ作成を行い，それらを自律的に再学習するモデルの試験開発を実施する．

### (2)　モデルの教師データ

モデルの教師データとして，国土交通省が提供する「川の防災情報」の Web サイトで常時公開されている全国の河川監視カメラを対象に，2019 年～2021 年に収集した 1,200 枚の画像を利用する．これらのデータは，**図-1** に示すように，通常時の画像と




**図-1** 水面検知モデルの教師データの一例

豪雨による増水・溢水発生時の画像の 2 種類で構成されている．さらに，アノテーション作業として，各画像に対して水面領域とそれ以外の領域の 2 種類のクラス付け作業を実施した．

### (3) モデルの検討フロー

本研究で提案する自律学習モデルの検討フローを**図-2** に示す．最初に，100 枚の教師データ(アノテーションあり)を対象に教師あり学習モデルを開発する．次に，そのモデルに新たに 1,000 枚の教師データ(アノテーションなし)を自律学習するモデルと，同じ画像の教師データ(アノテーションあり)の教師あり学習モデルを開発する．最後に，新たな 100 枚の教師データ(アノテーションあり)を対象に，それら 2 つのモデルの精度検証を実施し，その精度差を比較する．なお，モデルの信頼性を確保するため，各データの組合せをランダムに変更した 30 回で学習と精度検証を実施した．

ここで，教師あり学習のハイパーパラメータ設定と，最初の教師あり学習モデルの精度を**表-1**，**表-2** に示す．精度評価指標については，次の式(1)(2)に示す正検知率(最適値 1.0)，誤検知率(最適値 0.0)を使用する．結果として，最初の教師あり学習モデルでは，水面の高精度な検知が可能となった．

$$\text{正検知率} = \frac{\text{AI が正しく正解値と検知したピクセル数}}{\text{正解値のピクセル数}} \quad (1)$$

$$\text{誤検知率} = \frac{\text{AI が誤って正解値と検知したピクセル数}}{\text{不正解値のピクセル数}} \quad (2)$$

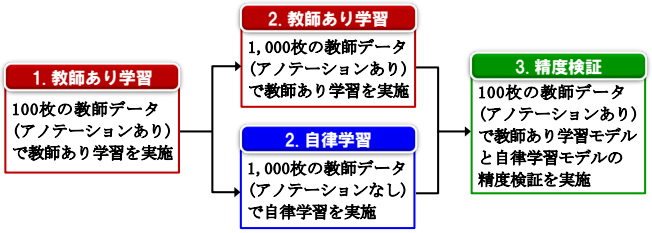



**図-2** 自律学習モデルの検討フロー

**表-1** 教師あり学習モデルのハイパーパラメータ

| 設定項目 | | 設定内容 |
|---|---|---|
| CNN モデル | | MobileNetV3 |
| 入力画像サイズ | | 1,280×720 |
| データ正規化 | 入力層 | ヒストグラム平坦化 |
| | 中間層 | バッチ正規化 |
| ドロップアウト率 | | 0.0 |
| 活性化関数 | 中間層 | Relu |
| | 出力層 | Softmax |
| 最適化関数(学習率) | | Adam(0.001) |
| エポック数 | | 1,000 |
| ミニバッチサイズ | | 16 |
| class weight [水面, その他] | | [10.0, 0.1] |

**表-2** 最初の教師あり学習モデルの水面検知精度(30 回平均値)

| モデル内容 | 1. 最初の教師データ(100 枚) | |
|---|---|---|
| | 正検知率 | 誤検知率 |
| 教師あり学習モデル | 0.9600 | 0.0098 |

## 3. 自律学習モデルの開発

### (1) モデルの全体構成

本研究における自律学習モデルの全体構成を**図-3** に示す．最初の教師あり学習モデルを再学習する環境(水面検知モデル)と，その学習時のハイパーパラメータ設定を最適化するエージェント(水面検知モデルの自律学習モデル)を組合せた構成としている．エージェントの行動に対する報酬に基づく評価(最初の教師あり学習用の教師データ(100 枚)に対する精度を維持可能か否か)により，最初の教師あり学習モデルの精度を維持し，新規画像に対する精度を高めることを目標に自律学習するモデルとする．

### (2) エージェントの設定

エージェントに実装する強化学習アルゴリズムとして，強化学習アルゴリズムの一種である Deep-Q-Network(以下 DQN) [7]を採用した．DQN は，強化学習の学習効率化に深層学習を活用したものであり，柔軟で高精度な自律学習が期待できる．本研究における，DQN によるエージェントの基本設定とハイパーパラメータを**表-3**，**表-4** に示す．

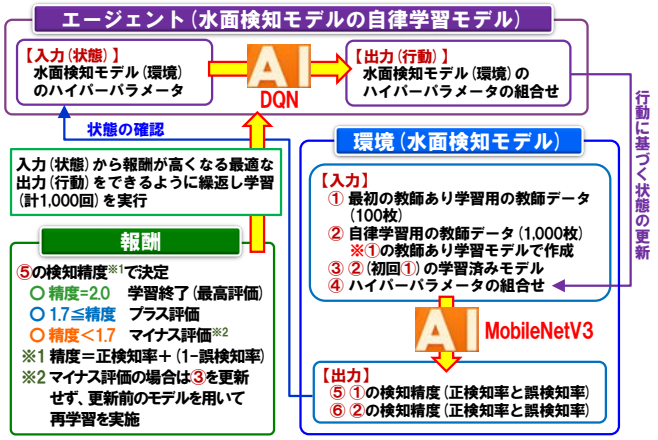



**図-3** 強化学習による自律学習モデルの構成

**表-3** エージェントの構成

| 設定項目 | 設定内容 | |
|---|---|---|
| モデル構造 | 入力層 | 5 |
| | 中間層 | 3 |
| | 出力層 | 243 |
| 入力(状態空間) | 環境(水面検知モデル)のハイパーパラメータ | |
| | エポック数 | 50, 100, 200 |
| | ミニバッチサイズ | 4, 8, 16 |
| | 最適化関数 | SGD, Adam, RAdam |
| | 最適化関数の学習率 | 0.01, 0.001, 0.0001 |
| | class weight [水面, その他] | [1.0, 1.0], [10, 0.1], [100, 0.1] |
| 出力(行動空間) | 環境(水面検知モデル)のハイパーパラメータ組合せ | |
| | 243 種類 | |

**表-4** エージェントのハイパーパラメータ

| 設定項目 | 設定内容 |
|---|---|
| 強化学習アルゴリズム | DQN |
| 中間層ノード数 | 160 |
| 活性化関数 | Relu(中間層), Linear(出力層) |
| ステップ数 | 1,000 |
| 最適化関数(学習率) | Adam(0.001) |
| ミニバッチサイズ | 32 |
| Experience Replay 用メモリ | Sequential Memory |
| 行動選択 | ε-greedy 法 (ε = 0.1(一定)) |

### (3) 状態空間と行動空間の設定

エージェントに入力する状態空間の設定を**表-3** に示す．本研究では，環境とする水面検知モデルのハイパーパラメータ 5 種類を設定した．なお，これらのパラメータは，我々が開発した既存モデルの精度に大きく影響を与えるものとして選抜したものである．また，エージェントが出力する行動空間については，**表-3** に示すように，状態空間で入力した環境のハイパーパラメータ 5 種類の組合せを設定した．

### (4) 環境の設定

エージェントが出力するハイパーパラメータの組合せを基に，水面検知モデルの教師あり学習を実施するモデルを環境として設定した．なお，本環境で使用する教師データは，最初の教師あり学習用の教師データ(100 枚)と，その学習済みモデルにより自動的にアノテーション付け作業を実施した自律学習用の教師データ(1,000 枚)の 2 種類を対象とする．

本環境では，最初の教師あり学習モデル読込み，ランダムに設定した環境のハイパーパラメータの組合せにより，自律学習用の教師データに対する教師あり学習を実施する．次に，学習結果として，最初の教師あり学習用の教師データと自律学習用の教師データに対する検知精度(正検知率と誤検知率)を出力し，後述の報酬設定を実施する．その結果，報酬がプラス評価となった場合，自律学習用教師データの学習済みモデルを再学習する構成としている．

### (5) 報酬の設定

エージェントの行動を評価するための報酬として，前述の環境の検知精度を，**表-5** に示す基準で評価するように設定した．なお，ここで示す精度とは，最初の教師あり学習用の教師データに対する式(3)の精度を意味する．また，報酬がマイナス評価となった場合は，環境における自律学習用教師データの学習済みモデルを更新せず，学習前のモデルで再学習を実施するものとした．

$$\text{精度} = \text{最初の教師あり学習用の教師データ 100 枚に対する「正検知率+(1−誤検知率)」} \quad (3)$$

## 4. 精度検証

3 章の自律学習モデルと教師あり学習モデルにより，新たな 100 枚の教師データに対して精度検証を行い，その精度差を比較した．その結果を**表-6**，**図-4** に示す．

結果として，自律学習モデルは教師あり学習モデルと比較し，精度検証用の教師データに対する正検知率が約 0.05，誤検知率が約 0.13 高くなった．各モデルの水面検知結果を示した**図-4** を確認すると，教師あり学習モデルと比較して，樹木や空の一部などを誤検知する割合が増加したが，ほぼ同程度で水面の正検知を可能としている．誤検知の増加要因としては，自律学習モデルの教師データとして，最初の教師あり学習モデルでアノテーション付けしたデータを利用しているため，その時点で誤検知した水面を，そのまま誤って学習したことが考えられる．一方で，エージェントの報酬について，自律学習モデルの教師データに対する検知精度ではなく，最初の教師あり学習モデルの検知精度を低下させないことを優先して設定しているため，誤検知の大幅な増加は無く，正検知の精度を維持している．

我々が開発した水面検知モデルは，豪雨時の溢水判定(定性評価)や，通常時の水位計測(定量評価)の自動化などに利用している．今回開発した自律学習モデルにより，評価基準点(溢水・水位計測地点など)を正しく設置すれば，教師あり学習モデルと同程度の判定精度が期待できるため，実運用での精度検証を今後実施する．しかしながら，両モデルとも霧や暗闇で視認性が低下した場合，誤検知・未検知が大幅に増加しており，今後改善が必須である．

## 5. おわりに

本研究では，社会インフラ管理の支援技術として開発中の水面検知モデルについて，強化学習を活用した自律学習手法を新たに実装し，新規画像を自律的に再学習する自律学習モデルの有効性を検証した．結果として，従来の教師あり学習による再学習と比較し，誤検知については僅かに増加したが，水面の正検知については同程度の精度を得た．そのため，深層学習モデルの精度と汎用性向上を目的とした再学習の効率化，教師データ作成に関する人件費の削減などに，本研究成果が今後貢献できる可能性を示したと考える．

現在，本研究でした開発した自律学習モデルについて，エージェント・環境・報酬設定の再調整，DQN 以外の強化学習アルゴリズム(Agent57[8]，MuZero[9]など)の活用などにより，正検知の増加，誤検知・未検知の低下を目的とした改良を実施している．さらに今後は，画像解析モデル以外に我々が

**表-5** エージェントの報酬設定

| 評価基準 | 報酬内容 |
|---|---|
| CASE1：精度=2.0 | 学習終了 (最高評価) |
| CASE2：1.9≦精度<2.0 | 100 点 (非常に精度が高い) |
| CASE3：1.8≦精度<1.9 | 50 点 (精度が高い) |
| CASE4：1.7≦精度<1.8 | 10 点 (少し精度が高い) |
| CASE5：1.6≦精度<1.7 | −10 点 (少し精度が低い) |
| CASE6：1.5≦精度<1.6 | −50 点 (精度が低い) |
| CASE7：精度<1.5 | −100 点 (非常に精度が低い) |

**表-6** モデルの水面検知精度(30 回平均値)

| モデル内容 | 1. 最初の教師データ (100 枚) | | 2.再学習用の教師データ (1,000 枚) | | 3. 精度検証用の教師データ (100 枚) | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | 正検知率 | 誤検知率 | 正検知率 | 誤検知率 | 正検知率 | 誤検知率 |
| 教師あり学習モデル | 0.7958 | 0.0269 | 0.9374 | 0.0084 | 0.7740 | 0.0489 |
| 自律学習モデル | 0.9909 | 0.0603 | 0.9996 | 0.1511 | 0.8294 | 0.1789 |

開発中の深層学習モデル(時系列データ解析モデル[10)11)]，自然言語解析モデル[12)]など)についても自律学習モデルを導入し，それらの精度と汎用性向上への有効性を検証予定である．

## 参考文献


1) AI 白書編集委員会：AI 白書 2023，pp.101-240, KADOKAWA, 2023.
2) 山脇正嗣，上山晃，中村直人，木川堅司，石田孝司，谷保和則，吉崎皇淑: 深層学習による活火山監視効率化に関する研究，土木学会論文集 F3(土木情報学)，Vol.75，No. 2，pp. I_22-I_29, 2019.
3) 山脇正嗣，松井俊樹，河原正史，安本善征，上山晃，川添祐，松田健介，原文宏: 深層学習を用いた河口砂州監視の高度化に関する研究－北条川の河川管理の高度化に向けて－，土木学会論文集 B2(海岸工学)，Vol.77，No. 2，pp. I_511-I_516, 2021.
4) 川添祐，松井俊樹，河原正史，安本善征，上山晃，山脇正嗣，松田健介，原文宏: 深層学習を用いた溢水監視の高度化に関する研究－北条川の河川管理の高度化に向けて－，土木学会論文集 B1(水工学)，Vol.77，No. 2，pp. I_325-I_330，2021.
5) 宇都宮優喬，小松将弘，土性則之，上山晃，中村直人，山脇正嗣，石川美宏，山本礼子，水野貴文: 深層学習を用いた水質異常検知に関する研究－排水処理施設での F/S の実施－，AI・データサイエンス論文集，Vol.3，No.J2，pp.231-237，2022.
6) Andrew Howard.，Mark Sandle.，Grace Chu.: Searching for MobileNetV3，InProceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision，pp.1314-1324，2019.
7) Volodymyr Mnih.，Koray Kavukcuoglu.，David Silver.: Playing Atari with Deep Reinforcement Learning，CoRR, vol. abs/1312.5602，2013.
8) Adria Puigdomenech Badia.，Bilal Piot.，Steven Kapturows.: Agent57: Outperforming the Atari Human Bench, Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning，pp.507-517，2020.
9) Julian Schrittwieser.，Ioannis Antonoglou.: Mastering Atari, Go, Chess and Shogi by Planning with a Learned Model, Nature，588(7839):604‐609，2020.
10) 松田健介，松井俊樹，河原正史，安本善征，上山晃，川添祐，山脇正嗣，原文宏: 深層学習を用いた分水堰操作の高度化に関する研究－北条川の河川管理の高度化に向けて－，土木学会論文集 B1(水工学)，Vol.77，No. 2，pp. I_331-I_336，2021.
11) 田頭直樹，平松佑一，松田健介，福田朗大，濱崎泰知，大澤 剛: 気象・交通量の将来予測値と深層学習を用いた大気汚染予測モデルの構築，AI・データサイエンス論文集，Vol.3，No.J2，pp.488-497，2022.
12) 吉川智勝: AI 技術を活用した堤防点検の作業効率化への取り組み事例，中国地方建設技術開発交流会，2022.

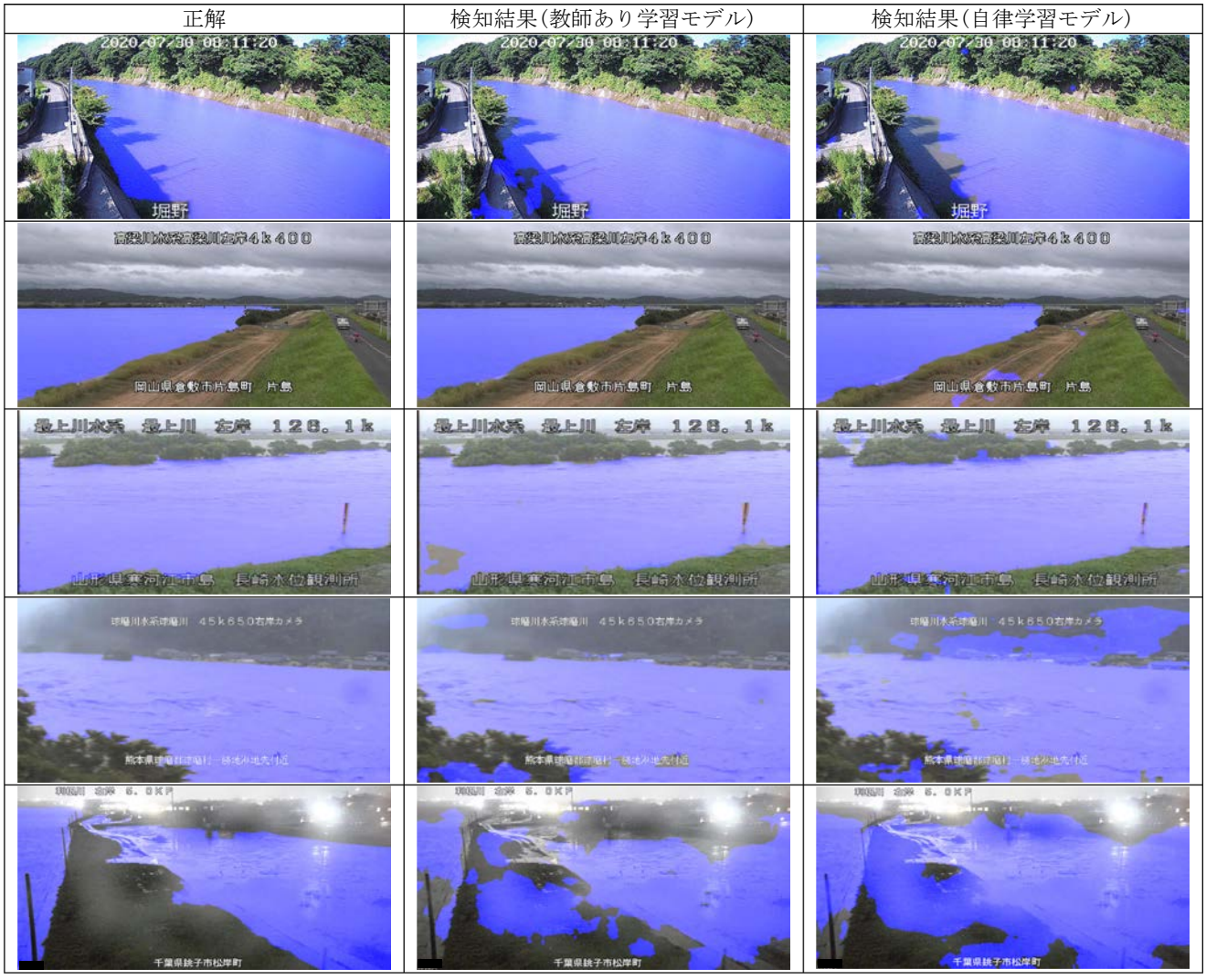




**図-4**　精度検証用の教師データに対する各モデルの水面検知結果例(■：水面領域)