

(20) 深層学習による河川空間内での迷惑・不法行為の検知に関する研究

漆谷 晃樹¹・中田 隆史²・江尻 佳弘¹・山脇 正嗣³
米森 一貴⁴・平山 岳弥⁵・木村 颯希⁶

¹ 非会員 株式会社建設技術研究所 大阪本社情報・電気通信部

(〒541-0045 大阪府大阪市中央区道修町 1-6-7)

E-mail:urusidan@ctie.co.jp

² 正会員 株式会社建設技術研究所 大阪本社情報・電気通信部 (〒541-0045 大阪府大阪市中央区道修町 1-6-7)

³ 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蛸殻町 2-14-5)

⁴ 非会員 国土交通省 近畿地方整備局 淀川河川事務所 (〒573-1191 大阪府枚方市新町 2-2-10)

⁵ 非会員 国土交通省 近畿地方整備局 河川部 河川計画課 (〒540-8586 大阪府大阪市中央区大手前 1-5-44)

⁶ 非会員 国土交通省 総合政策局 海外プロジェクト推進課 (〒100-8918 東京都千代田区霞が関 2-1-2)

河川空間は、水と自然との触れ合いの場、学びの場として利用価値が高まっている。一方、親しみのある空間であるがゆえに、ごみの不法投棄、河道内の車両走行などの迷惑・不法行為が多発し、現状復旧や注意喚起等の業務が河川管理上の負担となっている。そこで本研究では、河川管理の高度化及び省力化を目的とし、AI(人工知能)技術の一種である深層学習(Deep Learning)を活用した迷惑・不法行為の検知について検討した。具体的には、淀川水系に設置されている4か所の既設 CCTV カメラを対象に、深層学習モデルの畳込みニューラルネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)を用いた迷惑・不法行為検知モデルと、それを実装した通報・警告発報システムを構築した。その結果、全国の河川管理の省力化に深層学習が有効な技術となり得る可能性を示した。

Key Words: River Space, Deep Learning, Convolutional Neural Network, Annoying and Illegal Behavior

1. はじめに

河川空間は自然との触れ合いの場や憩いの場として親しまれている。一方で、適切な河川空間の利用を妨げる迷惑・不法行為が多発している。これらの取締り活動が河川管理者の負担となっており、早期の現状復旧の実現と管理業務の省力化を行っていく必要がある。本研究対象である淀川水系で2017年4月～2020年8月に報告された迷惑・不法行為の件数を図-1に示す。淀川では約3年間で約2万件的迷惑・不法行為が報告されており、取締り活動の実施とその効率化は必須の課題であると考えられる。

上述の目的を達成するため、淀川水系に設置されている既設 CCTV カメラを活用し、迷惑・不法行為の検知を検討した。その結果、下記3点が問題点として考えられた。

- CCTV カメラ映像の確認は人間の目視のみであり、自動的に迷惑・不法行為を認識できていない。
- 迷惑・不法行為者への注意、警告は巡視中に発

見したときのみであり、現状において行為を防止・抑止できる場面は、限られている。

- CCTV カメラ映像は、迷惑・不法行為が行われやすい夜間の視認性が低い。

そこで本研究では、深層学習の一種であり、高度な画像解析能力¹⁾を持つ畳込みニューラルネットワーク(以下 CNN)を活用し、河川空間監視への深層学習の適用について検討した。具体的には、淀川水系の4河川(淀川、宇治川、桂川、木津川)を対象に、迷惑・不法行為を検知する CNN モデルと、それを実装した通報・警告発報システムについて検討した。

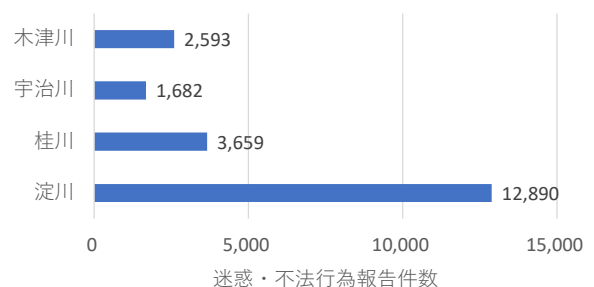


図-1 淀川管内の迷惑・不法行為件数(2017.4～2020.8)

2. 迷惑・不法行為検知対象の CCTV カメラ

河川維持管理データベースシステム（RiMaDIS：River Management Data Intelligent System）（以下、RiMaDIS）に登録されている情報の分析や河川管理者へのヒアリングを通じ、迷惑・不法行為が特に問題となっている箇所として図-2 に示す 4 か所の CCTV カメラを対象とした。

3. CNN による迷惑・不法行為検知モデルの構築

(1) モデルの教師データの収集

モデルの教師データは、表-1 に示すデータを用いた。これらは RiMaDIS に登録されている不法投棄ごみの画像や、インターネット上で公開されている人や車などのモデル教師用オープンデータである。

(2) モデルの構築

図-3 に示すように、様々な迷惑・不法行為を検知する CNN モデルを構築した。ベースとする CNN モデルについては、リアルタイムに高精度な物体検出が可能であり、多数の技術開発実績のある YOLOv3²⁾ と Mask R-CNN³⁾ を利用した。



図-2 迷惑・不法行為検知対象の CCTV カメラ位置図

表-1 CNN モデルの教師データ数

No.	対象	データ数
1	車(普通車・トラック・バス)	100,000 枚
2	二輪車(バイク・自転車)	100,000 枚
3	人	100,000 枚
4	不法投棄ごみ	1,000 枚
5	火	500 枚
6	ゴルフ行為	500 枚

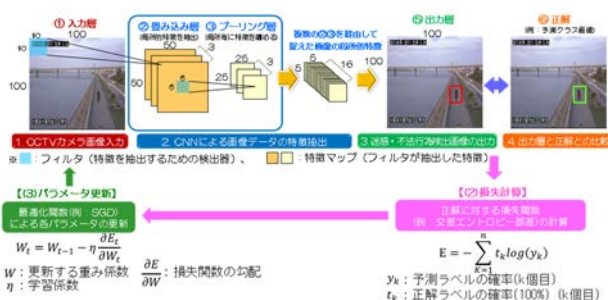


図-3 迷惑・不法行為検知モデルの概要図

(3) モデルの精度

実際の迷惑・不法行為が撮影されているカメラ映像を対象に、CNN モデルの検知精度を計測した結果と検知事例を表-2、図-4 に示す。ただし、ごみの不法投棄に関しては、収集したカメラ映像には撮影されていないため、模擬の不法投棄実験を撮影したカメラ映像を対象とした。結果として、構築した CNN モデルにより約 83～92%の精度で、迷惑・不法行為が検知可能となった。

(4) モデルの課題と解決策の検討

構築した CNN モデルについて、下記 2 点の課題が生じた。これらの課題の解決策について検討した結果を以下に示す。

a) 夜間の検知精度低下

迷惑・不法行為は、カメラの視認性が低下し、検知が困難になる夜間に行われるケースが多い。実際に、構築した CNN モデルでは、夜間カメラ映像の迷惑・不法行為の検知精度が低下した。そこで、自然な色合いを表現するために液晶テレビにも用いられているガンマ (γ) 補正を適用し、図-5 に示すように、夜間カメラ映像を鮮明化することで、CNN モデルの検知精度が向上することを示した。

表-2 CNN モデルの迷惑・不法行為検知精度

No.	検知対象	再現率 [※]
1	不法侵入車両・バイク	92.1% (398/432)
2	ゴルフスイング	83.3% (10/12)
3	たき火	87.5% (322/368)
4	ごみを持つ人	88.2% (789/895)

※ AI が予測、正解した行為数 / 実際の行為数

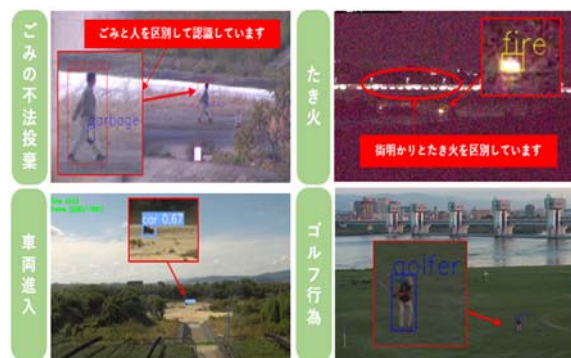


図-4 CNN モデルの迷惑・不法行為検知事例



図-5 ガンマ (γ) 補正の適用による夜間の検知精度向上

b) 誤検知の発生

迷惑・不法行為の誤検知は、河川利用者からの苦情の原因となり、また河川管理者の業務に支障をきたし、河川の円滑な管理に悪影響を及ぼすことが考えられる。そこで本研究では、下記2点の解決策を検討した。

1点目は、河川管理のため車両侵入禁止エリアを走行する管理車両(点検車両や除草作業車両など)を不法侵入車両として誤検知することである。そのため、図-6に示すように、CNNモデルに管理車両を個別に学習させ、管理車両と一般車両を区別して検知することで課題を解決した。

2点目は、迷惑・不法行為ではない事象を誤検知することである。例として、図-7に示すように、カバンや犬をごみと誤検知する事例や、ごみを持ち帰る人を迷惑・不法行為と誤検知する事例がある。この課題を解決するために、図-8に示す迷惑・不法行為判定基準をCNNモデルに実装した。本基準は人間と同様に、カメラ映像に映り込んでいる時間及びモノとモノとの相対的な距離や大きさにより判断するよう設定したものである。本基準により、1回の検知で即時に迷惑・不法行為を判定するのではなく、それを疑う警戒段階を設定し、その後最終判定を行う2段階判定を実施する点である。それにより、図-9に示すように迷惑・不法行為を適切に検知可能となった。ただし、本基準は現状の想定値であり、今後予定している実証実験実施箇所を考慮し、最適な基準の検証を実施する予定である。



図-6 管理車両を一般車両と区別して検知した事例



図-7 迷惑・不法行為の誤検知事例

4. 通報・警告発報システムの構築

(1) システムの構築目的

河川管理業務の省力化を図るためには、迷惑・不法行為を検知するだけでは不十分であり、その行為をやめるよう抑止し、また行為があったことを通報する必要がある。そこで、構築したCNNモデルの検知結果を基に、管理者への通報及び現地への警告発報を実施するためのシステムを検討した。

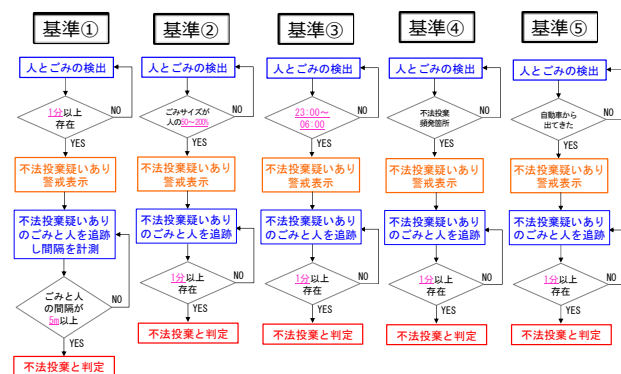


図-8 迷惑・不法行為の判定基準(例：ごみの不法投棄)

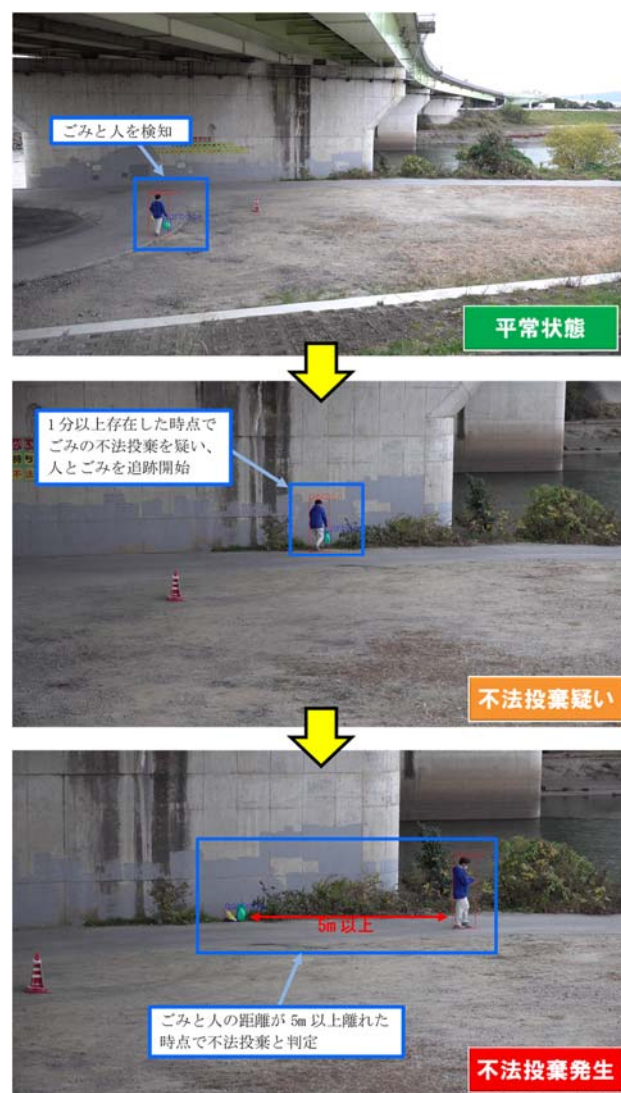


図-9 判定基準を用いた迷惑・不法行為判定事例

(2) 通報システムの構成

CNN モデルが迷惑・不法行為を検知した後、検知結果を現地に設置したパトランプに発報するシステムを検討した。図-10 はそのイメージ図である。将来の対象箇所の追加が容易に、かつ安価に行えるよう、パトランプは安価かつシステムでの制御ロジックが単純な機種を選定した。

また、図-11 に示すように、管理者向けに検知映像を確認するとともに検知したタイミング(通報タイミングと同時)をログとして記録、過去の検知結果を動画として蓄積できる構成とした。

(3) 警告発報システムの構成

現地で迷惑・不法行為を行っているものに対し、警告発報するシステムのイメージ図を図-12 に示す。現地に設置する機器としては、視覚に訴える警報板・回転灯と聴覚に訴えるスピーカを想定した。これらの機器についても、インターネットを介した制御が可能な製品を採用することで簡便かつ安価なシステム構築ができるものと考えている。

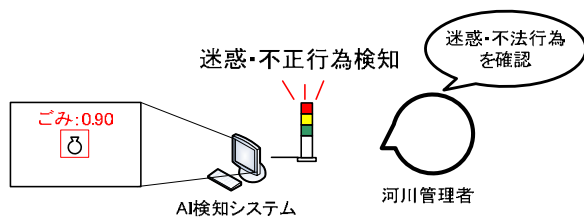


図-10 通報システムのイメージ図

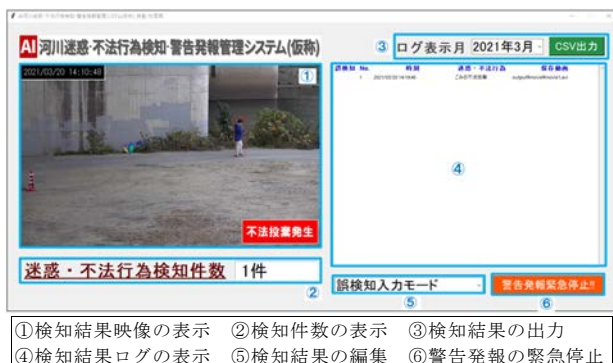


図-11 通報システムの画面イメージ図



図-12 警告発報システムのイメージ図

5. おわりに

本研究では、深層学習による河川管理の省力化の手法として、既設 CCTV カメラと AI 技術の一種で

ある深層学習(CNN)を活用した迷惑・不法行為検知モデルの構築と、それを実装した通報・警告発報システムについて検討した。また、夜間精度の向上や人の判断に即した検知ロジックの組み込みによる誤検知の防止等、一定の実用性を持った検知モデルを構築できた。その結果、深層学習が河川管理の効率化、高度化に有効な手法になり得る可能性を示すことができた。また、本モデルの学習においては、対象河川とした淀川水系で撮影された画像のみでなく、一般的なオープンデータ画像を使用していたため、他の河川への適用も可能であり、汎用性の高いモデルとなっている。

さらに、将来系として図-13 のように検知モデルのクラウド化や可搬型警告・発報システムの開発、モバイル通信網の適用等を通じて、柔軟かつタイムリーな迷惑・不法行為への対応も可能となると期待できる。

今後は、構築したモデルの精度検証と警告発報システムの実効性を検証するための実証実験を 2021 年度に実施する予定である。実験を通じて、モデルの精度向上や適切な判定基準の設定方針等を検証していくとともに、カメラ映像を用いた迷惑・不法行為の検知及び警告に向けての課題を洗い出していく予定である。また、実証実験を通じて得られた知見は、河川管理業務の高度化や省力化に向けた貴重な情報になるとともに、他の河川での適用に向けた重要な指針となるものと期待している。本研究が、今後の河川管理の高度化及び管理業務の省力化につながれば、幸いである。

謝辞：本論文の作成にあたりご協力いただいた全ての方に心より感謝致します。

参考文献

- 1) 情報処理推進機構 AI 白書委員会：AI 白書 2020, pp.185-364, KADOKAWA, 2020.
- 2) Joseph Redmon, Ali Farhadi：YOLOv3: An Incremental Improvement, *arXiv preprint arXiv: 1804.02767*, 2018.
- 3) Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollar, Ross Girshick：Mask R-CNN, *arXiv:1703.06870*, 2018.



図-13 柔軟かつタイムリーな対応のイメージ