

(21) 深層学習を用いた河川監視手法の開発

吉岡 小百合¹・尾方 浩平²・林 雨亭³・下野 友裕²

¹正会員 国際航業株式会社 公共コンサルタント事業部 河川海洋部
(〒183-0057 東京都府中市晴見町 2-24-1)
E-mail: sayuri_yoshioka@kk-grp.jp

²非会員 国際航業株式会社 公共コンサルタント事業部 河川海洋部
(〒183-0057 東京都府中市晴見町 2-24-1)

³非会員 国際航業株式会社 先端技術・事業開発部 (〒183-0057 東京都府中市晴見町 2-24-1)

近年、出水による水災害が頻発しており、適切な河川維持管理が求められている中、UAV等で取得した大量のデータを効率的に処理することができるAI技術の進展が著しく、本技術活用による河川監視の効率性・効果向上等が期待されている。本開発では、効率的且つ効果的に河川の状態把握を実施することを目的に、従来の河川監視項目のうち人工物を対象に、UAV撮影画像や航空機による空中写真から、AI技術における深層学習の一つであるObject Detection及びSemantic Segmentationを用い、ゴミ等不法投棄や舗装箇所亀裂等の自動検出手法と、不法な土地改変の兆しを自動抽出する手法を開発した。

Key Words: deep learning, UAV, Object Detection, Semantic Segmentation, river monitoring system

1. はじめに

近年、出水による浸水被害が相次いでおり、堤防の決壊や河川氾濫等による水害を防止又は軽減するとともに、多様な生態系を形成する河川環境の保全や、適正な河川利用の公共空間としての機能保全のためには、適切に河川（河道や河川管理施設）の維持管理を行う必要がある。河川監視は、河道流下断面の確保、堤防等の施設の機能維持、河川区域等の適正な利用、河川環境の整備と保全等に関して設定される河川維持管理目標の達成に向けて実施し、河道や河川管理施設の状態把握を行うものである。従来、日常的な河川の状態把握は、「河川巡視規定例」¹⁾に基づき、定期的に河川を巡回し、巡視員の目視により異常及び変化等を発見し、概括的な河川状況を把握することとなっているが、目視による確認では、巡視結果の不統一な品質、堤外民有地や広大な河川敷・アク

セスルート未整備箇所、樹木・草本密生箇所等の不可視箇所の存在、出水後調査での巡視員の安全確保、水上巡視での確認位置の精度確保及び巡視員の安全性確保等の課題がある。

このような課題に対し、本研究開発では、目視による監視の要不要を推定するスクリーニングとしての活用を目的に、近年技術開発が進み汎用化したUAVによる撮影技術を活用した河川情報の取得と、取得データを人工知能(Artificial Intelligence, 以下AI)を用いて処理することにより、河川の異常箇所を効率的且つ効果的に検出する手法を検証・開発した。なお、河川監視の対象は、人工物、自然物、河川利用・行為等に大別される。AIによる異常箇所自動抽出は、膨大な数の学習データが必要であることから、河川監視項目のうち、学習データ作成が可能なゴミ等の不法投棄や、不法な土地改変（掘削、仮土砂仮置き、土地占用等）等を対象とした（図-1）。

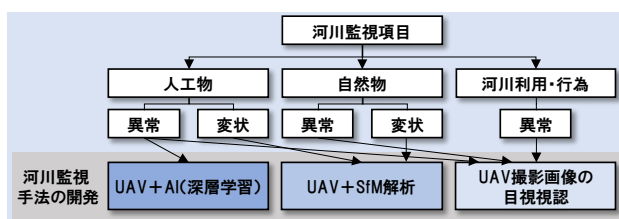


図-1 AIを活用した河川監視対象項目

2. UAVによる河川情報の取得

AIによる異常箇所の自動抽出モデル及び最適な学習・検証データ仕様を検証するために、複数の飛行・撮影条件における画像取得を目的に、天竜川水系三峰川及び荒川水系荒川でUAVを用いて河川区域を撮影し、河

表-1 UAVでの撮影仕様

項目	内容
撮影アングル（俯角）	90度, 75度, 60度, 45度
地上解像度	約1cm, 1.5cm, 2cm, 2.5cm, 3cm, 3.5cm, 4cm
太陽高度	10～35度

川情報を取得した（表-1）。撮影機体は、UAV 活用による河川監視を広く普及させるため、汎用的である Inspire2（DJI 社）、PHANTOM4 Pro（DJI 社）を用いた。

3. AI による異常箇所自動抽出方法

AI による自動抽出手法として、不法投棄は Object Detection(物体検出)、不法な土地改変は Semantic Segmentation(セマンティック・セグメンテーション)を活用した。

今後の河川監視への AI 活用において、異常箇所を自動抽出する検証データは、UAV 撮影画像が基本であるが、現時点では河川異常に関する UAV 画像は蓄積されていない。そのため、UAV 画像の学習データが蓄積されるまでの間の補完データとして、一定の精度確保のために、現在運用されている「河川維持管理データシステム（以下、RiMaDIS）」に蓄積されている地上撮影写真を活用する方針とした。本方針に基づき、異常箇所抽出のための最適なモデル開発と、UAV 撮影画像及び地上撮影写真による学習データ作成仕様を検証した。

(1) 物体検出モデル（不法投棄・舗装箇所の亀裂）

ゴミ等不法投棄及び舗装箇所亀裂等の早期確認のための物体検出モデルとして、Convolutional Neural Networks（以下、CNN）を導入した物体検出モデルを用いた。

本開発では、UAV 撮影画像及び RiMaDIS に蓄積されている地上撮影写真を活用するが、地上撮影写真を学習データとした場合、検証データの UAV 撮影画像とは画像の性質や撮影アングルが大きく異なることから、抽出精度が低下する可能性がある。そのため、地上撮影写真を学習データとし、UAV 撮影画像に適用できる最適なモデルを検証した。モデル評価は、日常的な河川監視での活用を念頭に、異常の検出精度の他、処理速度や計算環境構築の容易性の観点から実施した。

深層学習の要である CNN を導入した物体検出モデルは、一段階検出モデル（1-stage 手法）である RetinaNet と、二段階検出モデル（2-stage 手法）である DetNet について検証・評価した。この種類の違いは、関心領域の提案機能及び物体の検出機能を同時に行うか、または二段階に分けて行うかが異なる。二段階物体検出モデルの多くは R-CNN(Regions with Convolutional Neural Networks)ベースの二

表-2 DetNet と RetinaNet でのビニールゴミ抽出結果

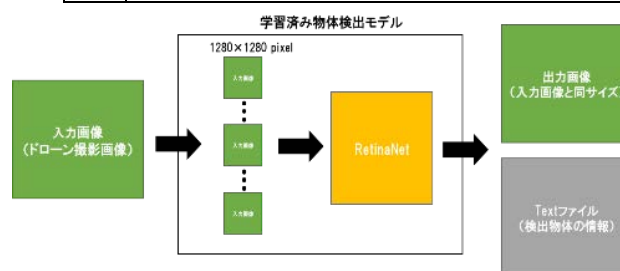
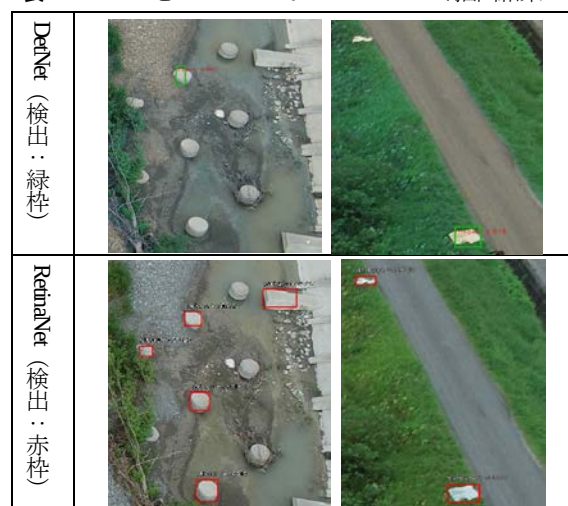


図-2 物体検出処理フロー

段階検出構成であり、高い精度が期待される一方、推論速度及びモデルの複雑さに課題がある。RetinaNet は、物体の位置と種別を同時に推定する 1-stage 手法を採用した物体検出モデルであり、処理速度が従来の 2-stage 手法よりも早くリアルタイム処理に優れている。ネットワークは、CNN 及び feature pyramid networks (FPN) による特徴量を抽出するネットワークと位置・種別を同時推定する並行した二つのサブネットワークによって構成されている²⁾。特徴量を抽出するネットワークは、異なるサイズの特徴マップから検出可能な FeaturePyramid Networks (FPN) を組み込むことにより、様々なスケールの物体認識に対応できる³⁾。

モデル検証は、ゴミ等不法投棄を対象に、地上撮影写真を学習データとして、既存の物体認識モデルを学習し、UAV 撮影画像に適用した際の抽出結果を比較した。

検証の結果、両モデルともに、ビニールゴミを検出出来ているが、精度は高くない。DetNet では検出漏れが多く確認され、RetinaNet では誤検出が多い傾向がみられた。誤検出は、白い石、車両、ビニルハウスや水しぶき等のゴミの表面色と類似する白い物体が多く、撮影仕様による顕著な検出傾向の違いは確認されなかった（表-2）。

検出結果は人による現地確認の一次フィルタリングとしての活用を想定しているため、検出漏れの多い DetNet より誤検出の多い RetinaNet の方が現場での有用性は高い。以上より、検出精度と、速い計算速度及び容易な計算環

境構築の観点から RetinaNet を採用する (図-2)。

a) 学習データ (不法投棄の検出)

UAV 撮影画像及び地上撮影写真について、ゴミ等不法投棄は背景を極力少なくし、対象物を丁度囲むようにアノテーションを作成した。また、UAV 撮影画像は画像サイズが大きいため、 1200×1200 pixel に分割し、アノテーションを付加した。地上撮影写真は、UAV 撮影画像のアノテーションのサイズ比に従って、リサイズした。

b) 学習データの検証 (舗装の亀裂・亀甲等の検出)

天端道路上の亀裂・亀甲は形状が多様であり、形状に応じた検出が課題である。そこで、学習データのアノテーション作成方法を検討するために、下記3条件でアノテーション作成した上で、検出結果を定性的に評価した。

条件1: アノテーションサイズ: 50×50 pixel

条件2: アノテーションサイズ: 200×200 pixel

条件3: アノテーション: 線状亀裂・亀甲形状合わせ

(2) セマンティックセグメンテーション (土地改変等の不法行為)

不法行為 (盗掘、伐採、土砂等仮置き、土地形状変更等) の兆しの早期検出のため、セマンティックセグメンテーションの手法である Gated Shape CNN (GSCNN) を採用した。一般的なセマンティックセグメンテーション手法の物体境界の認識精度が低いという課題に対し、GSCNN は物体のエッジを独立したサブネットワークで推定する (shape stream) マルチタスク学習手法⁴⁾であり、shape stream ではデータから動的に有用な情報を洗い出す畳み込み処理が可能な Gated Convolution Layer を採用し、エッジの抽出精度とセグメンテーションの性能が向上することから、GSCNN にてモデルを構築した (図-3)。

河川監視は、河川法に基づく河川区域等が対象である。河川区域外のデータ検出を回避するため、河岸維持管理法線データを検証範囲境界として使用する。ただし、河岸維持管理法線データが未整備の中小河川等への適用を念頭に、第一ステップとして河川区域の領域分割、第二ステップとして不法な土地改変 (人為裸地) の区域抽出の2ステップとして検証した。

a) 学習データ

航空機による空中写真を検証対象とした。空中写真は画像サイズが大きく、AI が直接処理できないため、 500×500 画素に分割し検証した。また、RGB 形式の空中写真の他、河川区域及び人為裸地の領域を示すマスク画像が必要であるため、GIS ソフトウェア ArcGIS により、河川区域と人為裸地のポリゴンデータを作成し、画像出力することでマスク画像を作成した。不法な土地改変のマスク画像の作成条件として、重機活用による地表面テクスチャであることを念頭に、地表面が露出していること、河川区域内外の土木施工現場、耕作地 (畝無し)、グラ

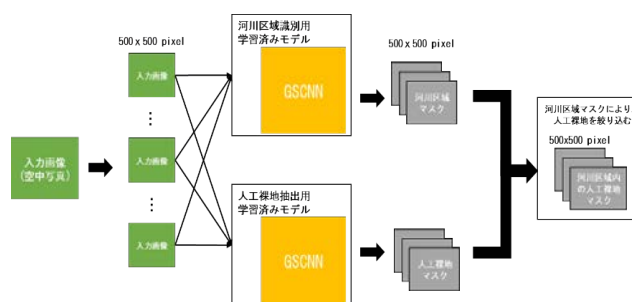


図-3 人為裸地検出の処理フロー

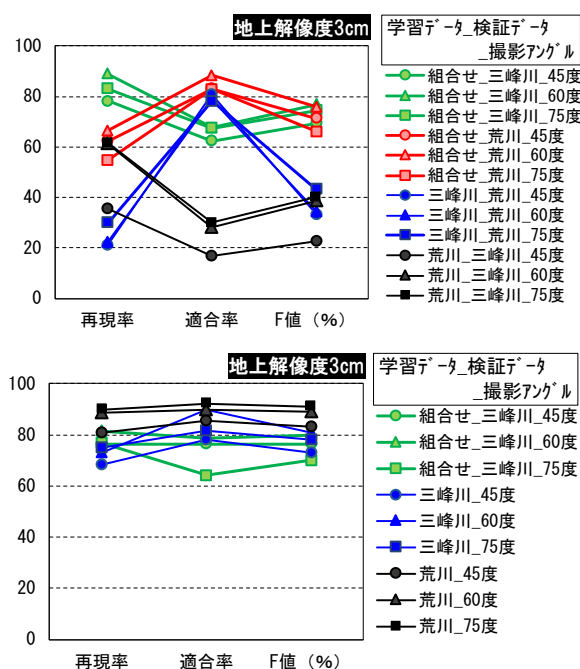


図-4 学習データ別再現率・適合率・F 値

ウンド等の学習データを作成した。なお、出現頻度により大量の学習データを作成できない人為裸地は、画像の回転・反転と彩度の調整等による学習データ拡張 (Data Augmentation) を行った。

(3) 検証結果

a) ゴミ等不法投棄の検出

学習データセットを三峰川・荒川の UAV 撮影画像の組み合わせと UAV 撮影画像及び地上撮影写真の組合せの2パターンについて、再現率、適合率、F 値を用いた。

検証の結果、異なる河川間での学習・検証結果に比べ、三峰川及び荒川の UAV 撮影画像の組合せで学習し、河川別に検証した結果では抽出精度の向上がみられた。また、UAV 撮影画像及び地上撮影写真の双方を学習させたモデルでは、同一河川で UAV 撮影画像のみで学習・検証した場合よりも再現性が向上した。地上解像度 3cm ・撮影アングル 45 度では F 値も向上したが、適合率はどのパターンにおいても数%程度低下した (図-4)。

地上撮影写真の学習データとしての補完的活用は、誤

検出抑制の面で有効である。

b) 舗装箇所亀裂等の検出

前述のアノテーション方法別の検出結果を図-5 に示す。

条件1と条件2での検出結果を比較すると、双方とも概ね検出できているが、は検出枠の重なりが多く、亀裂箇所の位置特定に課題がある。条件3も概ね検出できており、亀裂形状に応じて検出枠形状も変化し、条件1、条件2の検出結果より亀裂の位置特定が容易である。亀裂のアノテーションは、亀裂形状に合わせた作成が望ましい。

c) 土地改変等の不法行為の検出

抽出結果と正解の重なり度合いを表す指標 IoU で評価した。

河川区域の抽出の IoU は 0.994 となり、高精度な抽出が可能である。特に築堤区間の抽出精度が高い一方、橋梁などの構造物に遮蔽されている場所は、河川区域の抽出精度が低下する。ただし、河川区域の抽出結果は人為裸地のフィルタとして使用するため、現状の推定精度を要求精度を満足していると判断する。

次に、人為裸地の IoU は 0.614 となり、誤抽出が少なく、人為裸地を概ね抽出できている。学習データが少ないため、検出漏れが多い傾向にあり、今後は多様・多量の学習データの作成が必要と考える。



図-5 アノテーション作成方法別検出結果
(左から、条件1、条件2、条件3)

4. 結論

検証結果を踏まえ、今後 AI を活用した河川監視を進めるにあたり必要な学習データ仕様を設定した(表-3)。

本開発成果により、従来の巡視車両や巡視・点検者の立ち入り・視認困難区域や、水上監視が必要な区域について、効率的に異常を検出することが可能になる。今後、AI 活用が進み、異常・変状等のデータが蓄積されていけば、河川の不可視箇所の削減、巡視員の負担軽減・安全性向上、巡視結果の品質の統一が図られ、河川監視全体として、コスト削減も期待できるとともに、これまで十分に状態把握ができていない中小河川の河川巡視等未実施区間について、状態監視区間の拡張検討に寄与すると期待できる。

謝辞：本開発は、国土交通省の「革新的河川技術プロジェクト」の一環として実施した。ここに記し感謝の意を表する。

参考文献

- 1) 国土交通省：河川巡視規定例について，2011.
- 2) Lin, T., Goyal, P., Girshick, R., He, K., Dollár, P : *Focal loss for dense object detection. The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.2999–3007, 2017.
- 3) Lin, T., Dollar, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B., Belongie, S : *Feature Pyramid Networks for Object Detection. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017.
- 4) Takikawa, T., Acuna, D., Jampani, V., Fidler, S : *Gated-SCNN: Gated Shape CNNs for Semantic Segmentation, The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp.5229-5238, 2019.

表-3 学習データ仕様

AI 区分	物体検出		セマンティック・セグメンテーション
画像種別	UAV 撮影画像	地上撮影写真	空中写真
データ型	・ UAV 撮影画像 (RGB) ・ アノテーション情報 (CSV 形式)	・ 地上撮影画像 (RGB) ・ アノテーション情報 (CSV 形式)	・ オルソ画像 (RGB) ・ マスク画像
データ取得方法	UAV による空中写真撮影	・ 地上撮影または RiMaDIS 登録済みの地上撮影写真	UAV または航空機による空中写真撮影
データ加工	画像を 1200×1200 pixel に分割し、アノテーション付加	UAV 撮影画像に付加したアノテーションサイズ比に従ってリサイズ	・ 画像を 500×500pixel に分割
他	撮影時の太陽高度 15 度以上	—	地上解像度 25cm 以下