Attention U-netを用いた 都市河川スカム発生状況の可視化・定量化

後藤　早苗[1]・岡野　将大[2]・安野　貴人[2]・藤井　純一郎[3]
大脇　哲生[4]・大濱　淳司[5]

[1]正会員　八千代エンジニヤリング株式会社　環境計画部(〒111-8648東京都台東区浅草橋5-20-8)
E-mail: sn-goto@yachiyo-eng.co.jp

[2]非会員　八千代エンジニヤリング株式会社　技術創発研究所(〒111-8648東京都台東区浅草橋5-20-8)
[3]正会員　八千代エンジニヤリング株式会社　技術創発研究所(〒111-8648東京都台東区浅草橋5-20-8)
[4]非会員　八千代エンジニヤリング株式会社　環境計画部(〒111-8648東京都台東区浅草橋5-20-8)
[5]正会員　八千代エンジニヤリング株式会社　環境計画部(〒111-8648東京都台東区浅草橋5-20-8)

合流式下水道越流水（CSO）が流入する都市河川では，降雨後にスカムが発生し悪臭や景観の悪化，魚類の斃死など悪影響を及ぼすことが問題になっている．そこで，スカム発生地点やメカニズムを解明して対策を立案，実施するための手段としてことを目的としてAIを用いたカメラ画像の解析により，スカムの発生状況を定量化，可視化を試みた．

AIモデルとしてAttention U-Netを採用し，スカムだけをラベリングした「ポジティブ画像」と，誤検知しやすい紛らわしい画像である「ネガティブ画像」との合計3,193枚を学習することで95.4%の学習精度を確保した．

スカム検出モデルを用いて、発生の兆しが見られる地点の推定やスカム発生メカニズムを推定できたことから，発生予測や予防保全的措置の実施に向けた立案が可能となった．

Key Words : *Attention U-net, scum, river monitoring camera, urban tidal river, river monitoring camera*

1. はじめに

大阪市内を流下する一級河川平野川は，低平地にある感潮河川であること，また，合流式下水道が整備されているため降雨に伴い下水が放流されること等から，30年以上にわたってスカム(浮遊汚泥)の発生が問題になっている．都市部の住宅街を流下する河川でのスカムの発生による悪臭や景観の悪化など悪影響を及ぼすことから，今まで様々な対策が試行されている．また、定点カメラを用いた画像認識技術によるスカム発生の早期検知や挙動把握の研究[1),2)]も行われてきたものの，発生を抑制する予防保全的対策や，根本的，効果的な対策手法は見つかっていない．現状の課題として次が挙げられている．

- 明確な発生場所，メカニズム等が把握されていないため予防保全が困難であること．
- スカムが発生してから船舶の航行によりスカムを沈降させる対処療法で対応していること．
- 沿川にカメラを複数設置しているが，目視での把握には相当の手間と時間がかかること．
- 現地観測，カメラ観測いずれの場合でも人による目視判断であるため結果にバラツキが生じ，定量的な把握，評価ができていないこと．

そこで，大阪府寝屋川水系改修工営所からの委託業務の一環として、スカム発生状況，発生場所，移動状況などのスカムの挙動を定量化，可視化し，平野川の水理特性等と合わせてスカムの発生メカニズムを解明するとともに，効果的・効率的に実施する対策を立案するため，その手段として沿川の河川監視カメラ画像からスカムの発生状況を判別するAIモデルを開発し，判別を試みた．

2. 対象箇所の状況

対象箇所と河川監視カメラの設置状況を**図- 1**に示す．平野川沿川に設置されている18台に対し，各地点において1分間に1枚撮影してAVI形式で保存された画像データを対象とした．

1年あたりのデータ数は，1枚/分×60分×24時間×365日/年×18地点≒1,000万枚/年，3年分で約3,000万枚に上ることから，目視で確認するのは困難である．

3. AIモデル

本研究の目的はスカム発生地点やメカニズムを解明して対策を立案，実施することである．その手段としてAIによる画像判別技術を用いてスカム発生状況の定量化により，水面に占めるスカムの割合を算出することが必要である．スカムは水面上に点在しつつ面的な広がりを示すことから，ピクセル単位のセグメンテーションが有効であり，そのモデルで一般的なU-Net[4]を採用した．

U-Netは，物体の領域を画素ごとにクラス分類を行う技術であり，土木分野においても河川コンクリート護岸のひび割れ検出に適用されている[5]．また、既往の画像認識技術によるスカム挙動把握の研究に使用されたAIモデルにも適用されている[1),2)]。

しかし，画像においてセグメント化の対象となる護岸のひび割れが占める領域は，健全な背景領域に比べて非常に小さい不均衡データであり，このデータで学習させることでデータ数の多い領域の影響を強く受けて最適化され，予測精度が低下することが知られている．

不均衡データに対するアプローチとしては，対象領域の特徴量を強調し，背景領域の特徴量の活性化を抑制するAttention機能を実装したAttention U-Netによる精度向上が検討されている[6]．

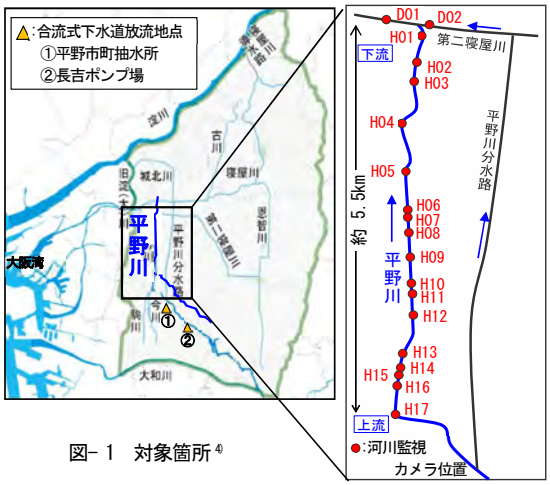


図- 1　対象箇所[4]

本件の河川監視カメラ画像においても，スカムが浮遊する水域や周辺背景など解析対象ではない背景領域が占める割合が大きく，対象物であるスカムの領域は小さいことから不均衡データである．そこで，Attention U-Netを適用し，「何が，どこに，どのように」写っているか，「どの領域に注目すればいいのか」を自動的に学習し，高精度で認識することを試みた．

(1) Attention U-Net の構造

図-2にAttention U-Netモデルの概要を示す．Attention機構は，アテンションメカニズムのアイデアをスキップ接続で使用し，文章や画像の特定の部分に注意を向けるようにモデルを学習させる仕組みであり，特定のオブジェクトをセグメント化する際に，どの領域に焦点を当てるかについて，スキップ接続に追加の情報を与えるものである．これは，入力値と予測値の関連度が高い特徴量に対して空間方向のAttentionを採用し，畳み込み処理によって抽出した特徴量マップのどの領域に注意を向けるかを重みづけする手法であり，その特徴量を重視した予測モデルを構築することができる．スキップ接続に注意が向けられているため，非常に小さなオブジェクトでもうまく検出できることから，点在する河川スカムも捉えることが可能となる．

U-Netとの違いは，Encoderの特徴量をDecoderへ連結する前にAttention Gateを通すことである．Attention GateはEncoderの特徴量xとDecoderの特徴量gを受け取るが，特徴量gはネットワークの次の最下層から取得されるため次元が小さく，特徴表現が優れている．特徴量xとgをそれぞれ畳み込みを処理を行って計算した特徴量マップの和をReLU関数にかけた後，さらに畳み込みを行いシグモイド関数によりAttention係数(重み)を生成する．

(2) 学習データ

河川管理カメラの画像例を**図-3**に示す．画像サイズは1280×720ピクセル，3チャンネルのRGB画像であるが，元画像を224×224ピクセルに縮小して用いた．

解析の目的は，水域におけるスカムの浮遊範囲を把握することであるが，スカムは点在していることが多く，

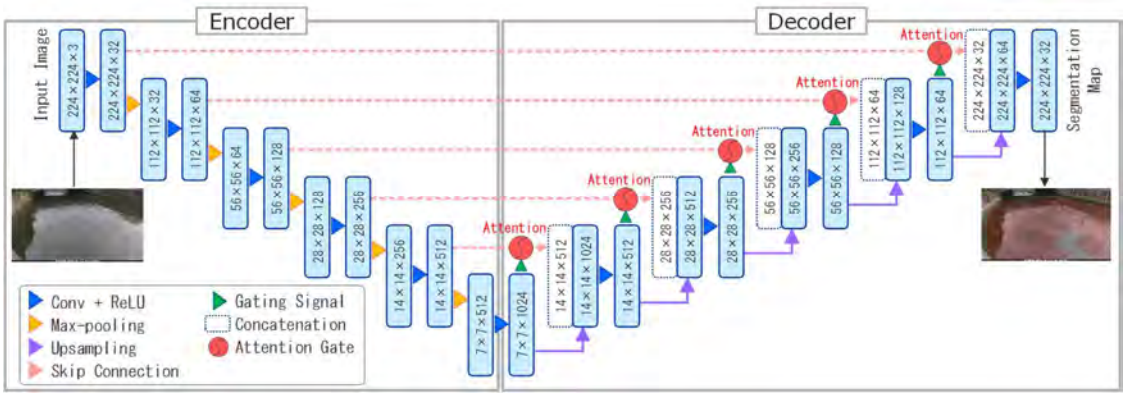


図- 2　Attention U-Net モデル



図- 3　カメラ画像例

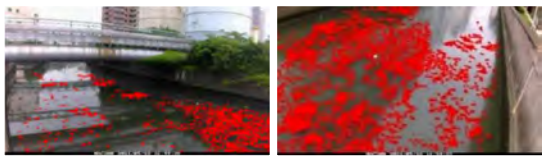
より精度よく判別するため，スカムだけを抽出しセマンティック・セグメンテーションによりピクセル単位でラベリングした教師画像を「ポジティブ画像」として作成した．

また，18地点のカメラ映像で，時間帯，四季を通じた画像データを対象に，スカム画像だけでなく，誤検知しやすい紛らわしい画像も「ネガティブ画像」として追加し，多種多様な教師データを学習させることで精度向上を図った．教師データ例を図-4に，教師データ数を表-1に示す．

(3)　モデルの学習

まず，不均衡データである河川スカムに対するAttention U-Netの有効性を確認するため，N-1,230にて事前デモを行い，従来のU-Netの精度と比較を行った．学習データのうち，90%をtraining data，10%をvalidation dataに用いた検証結果を図-5および図-6に示す．精度指標はセマンティック・セグメンテーションで一般的なmIoUで評価を行った．既往のU-NetはScumクラスの検出精度が低いが，今回構築したAttention U-Netでは精度を改善している．また，ネガティブ画像も学習していることから既往のU-Netでは誤検出しやすいノイズに対してもロバストに推論できていることを確認した．

その後，全教師データ3,193枚をAttention U-Netで学習させ，最終的にmIoU95.4%を得た．以降では本モデルを用いて，スカム発生状況の解析を行った．



(1)スカム有の教師画像例



(2)ネガティブ画像例

図- 4　教師データ例

表- 1　教師データ数

ポジティブ画像	2,180枚
ネガティブ画像	1,013枚
合　計	3,193枚

教師データ対象　：R2年1月～R4年12月におけるカメラ18台分
ネガティブ画像例：魚の死骸，桜の花びら，植物やごみ等の流下浮遊物，船影(週3)・船による波，水しぶき・雨，さざなみ，きらめき，空や周囲の映り込み，鳥類・魚類等

4. 解析結果

(1)　定量化方法

R2年1月～R4年12月の3年間におけるカメラ18台分のカメラデータのうち，5時～17時を10分間隔で静止画に変換した約1,600万枚に対して推論を行った．19時～5時は夜間であるため対象外とした．

各地点のカメラは撮影範囲が概ね固定されているため，

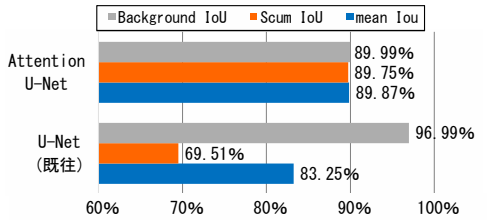


図- 5　事前デモ段階の学習精度(N=1,230)

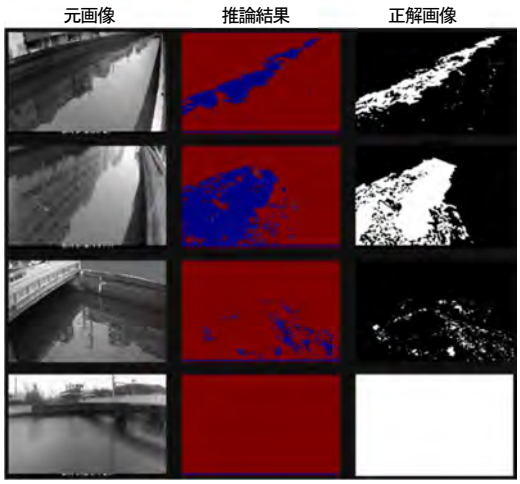
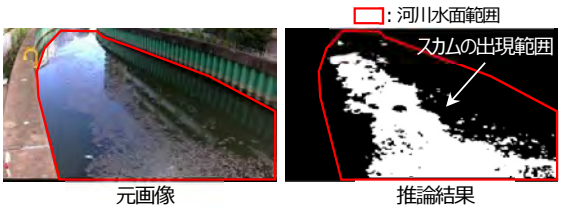


図- 6　検証結果



$$\text{スカムの被覆率(\%)} = \frac{\text{スカム出現範囲のピクセル数}}{\text{河川水面範囲のピクセル数} \times 100}$$

図- 3　スカム発生状況の定量化方法

あらかじめ水域面積を算定し，推論結果のスカム出現範囲のピクセル数からスカム被覆率を算定することで，スカムの出現範囲の有無や増減を定量化した．算定方法を**図-7**に示す．これにより，各地点で「見た目」により把握されていたスカム発生状況や経時変化を数値で示すことができた．

(2) スカム発生状況の把握

各地点のスカム被覆率の時系列変化を**図-8**に示す．また、大阪湾潮位および河川の水位変化，降水量，平野川上流での下水放流量の変化と比較し，スカム発生時の外的環境を確認した．例として， 2021年5月18日前後および2020年8月28日の状況を**図-9**に示す．

スカム被覆率(10分毎)の分布では，2021年5月18日6時頃にH10地点付近の被覆率が発生したスカム(図中①)が，水位の低下に伴い(②)下流方向へ流下(③)している．

同様に，2020年8月28日の夜間にH12～H14地点付近で発生したと推定されるスカム(④)も水位の低下に伴い(②)下流方向へ流下(③)している．

また，他のスカム発生時においても，下水放流から概ね1日～1日半後の最初の水位低下時であり，画像解析によりみられた典型的なスカム発生パターンであることが確認できた．一方，スカム発生後において水位の変動がほとんどない場合(⑤)は，スカムが上下流へ拡散している(⑥)ことも確認した．

(3) スカム発生地点の推定

スカム発生地点を推定するため，発生の検知指標として「スカム被覆率20%が20分以上継続」が最初に現れた地点をスカムの「発生」地点と定義した．スカム被覆率20%の場合の発生状況例を**図-10**に示す．

2020年～2022年の3年間でスカム「発生」を検知した回数を図-11に示す．地点H10が13回，次いで地点H12の10回であった．

一方，検知指標に満たないが，最も早く被覆率が上昇し始めて10%×20分継続後に20%に達する地点を調べたところ，**図-11**に示すスカム「発生」地点とは異なることが確認された．そこで，第二の検知指標としてスカムの「発生の兆し」を示す地点と定義した．整理した結果を**図-12**に示す．

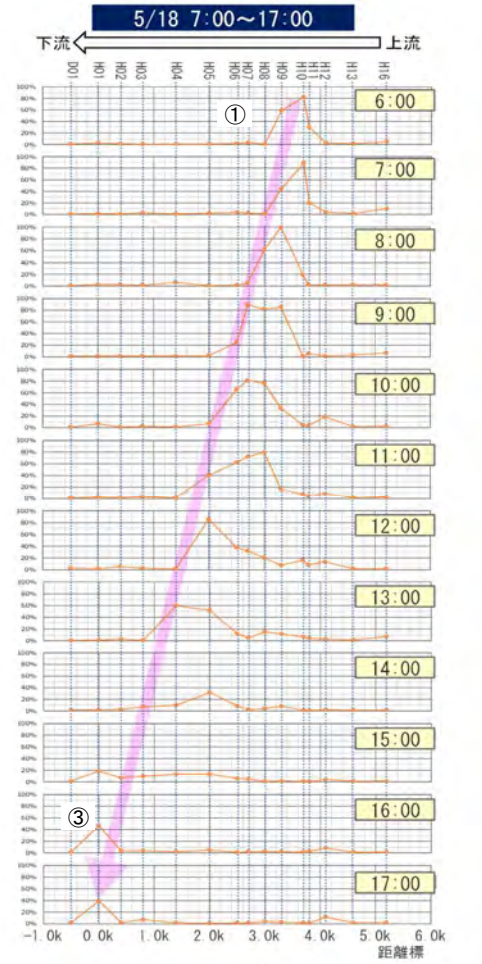


図- 4 縦断方向の被覆率変化例

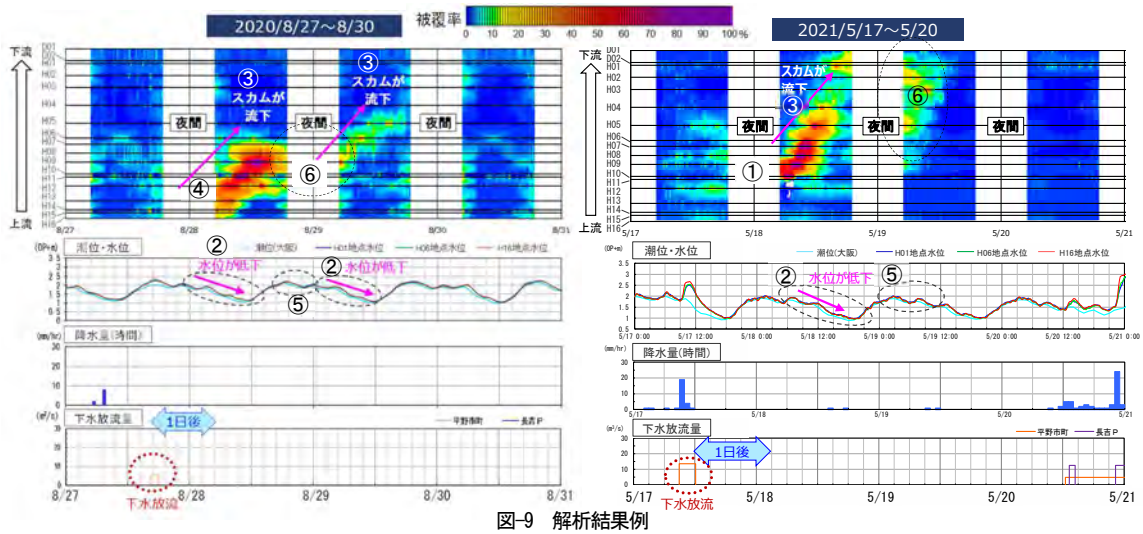


図-9 解析結果例



図-10　スカム被覆率 20%の例

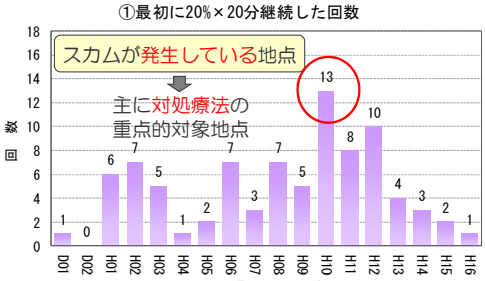


図-11　スカムの「発生」が検知された回数

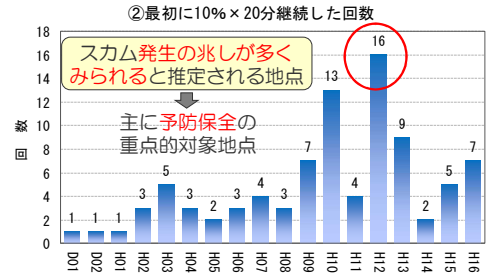


図-12　スカム発生の「兆し」が検知された回数

「発生の兆し」が見られた地点としてはH12地点が最も多く，この付近でスカムが浮上し始めてH10～H12地点に移動し，高い被覆率となってスカム「発生」の状態に至ったと推定した．

スカムの「発生の兆し」がみられた地点は「発生」地点よりも上流側に多い傾向にあり、「発生の兆し」の地点で発生したスカムが水位変動により下流側に移動し，「発生」した地点として視認されていると推察される．

スカムの「発生の兆し」がみられた地点の状況を図-13に示す．流れが滞留している箇所において混濁した様子が発生し，その中からスカムが発生している様子を確認することができた．



図-13　スカム発生の兆しの例

(4)　スカム発生メカニズムの推定

以上の結果から，スカム発生について次の知見が得られた．

・水理特性として，平野川では潮位により水位変動が見られ，下水放流から概ね1日～1日半後の最初に水位が大きく低下するタイミングで発生し，下流へ流下する傾向にある．

・H12地点で発生の兆しが見られ，H10地点で「発生した」と多く確認されている．

このことから，H12地点付近で発生する要因について，次のように推定した[3]．

河床形状：H17地点を境に，河床勾配が1/2,000から1/3,000に低下しており，上流から流下した高密度の汚濁物質が沈降・堆積する．主に無機物が主体と推定される．

河道形状：H12地点では川幅が10mから13mに広がるため流速が低下し，低密度の汚濁物質が沈降し，堆積する．主に有機物が主体と推定される．

物質特性：既往の研究により，平野川のスカム性状は，トイレットペーパー等の繊維質を主体とし，そこに下水由来の低密度の有機物が付着していることが顕微鏡で確認されている[7]．

水理特性：沈降した汚濁物質は水位変動が小さい間に滞留，固化した後，水位低下の際に底層が攪乱されて剥離，浮上する．

AI解析結果と実現象からこれらのスカム発生メカニズムが推定できたことから，「いつ」「どこで」スカムが発生するかを予想でき、大量に発生する前に迅速に対応することが可能となる．

このことにより、H12地点付近を中心に、沈降した有機物の滞留・固化を防止するための対策装置の設置など、予防保全措置の立案，実施への取り組みへの推進が期待される．

5.　まとめと課題

(1)　本研究の成果

本研究では，平野川のスカム発生地点やメカニズムを解明して対策を立案，実施することを目的として，AIを用いた監視カメラ画像を解析することにより、次の成果を得た。

・スカム発生状況を定量化・可視化する手段としてAttention U-Netを採用し、ネガティブ画像も含めた学習により、高い精度のスカム検出モデルを得た．

・得られたモデルを用いて18台の監視カメラ画像を解析することにより、発生の兆しが見られる地点の推定や移動状況を把握し、スカム発生メカニズムを推定できたことから，発生予測や大量発生に至るまでの迅速な対応、予防保全的措置の立案、実施に向けた基礎データを得た．

⑵ 今後の課題

今後は，スカム発生時に迅速な対応を講じることができるよう，ネットワークカメラを通じたリアルタイムのAI解析(判別)等による発生の即時把握と対策設備との連携をはじめ，AIによる河川管理にかかる作業の効率化，生産性の向上なども期待される．

一方，課題としては次項が挙げられることから，さらなる取り組みが望まれる．

①スカム発生メカニズムのさらなる解明

発生の兆しが見られる地点付近を中心に，河道横断方向や鉛直方向の流速分布，流向の観測，底質の物性把握等により，推定したメカニズムについて検証を行い，対策に向けた解明を推進していくことが望ましい．

②AI精度の向上

AIは学習したデータに対しては強いが，傾向が変わると対応できなくなる．したがって，今後，新たに蓄積した画像データを定期的に学習させることにより，精度向上を図る必要がある．また，自然環境下における現象を対象としているため，未学習のネガティブデータ(紛らわしい画像)についても定期的な追加学習が必要である．

③夜間のモニタリング

夜間に発生して夜明けとともに大量に発生しているスカムを確認されたケースも見られたことから，夜間のモニタリングおよび検知の仕組みを構築することが望ましい．対象河川は住宅地に存在し，夜間に光源を使用し続けることは難しく，検知手法に工夫が必要である．

謝辞：本研究において，西大阪治水事務所兒島 直美氏，茨木土木事務所奥野 喜久氏に多大なるご助言を頂いた．ここに記して，深甚なる謝意を表します．

REFERENCES

1) 中谷祐介,奥村素生, 岩岡慶晃,西田修三：U-Netを用いた河川浮遊物の連続観測手法,土木学会論文集B1(水工学), vol76, No2, pp.I_997-I_1002,2020 [Nakatani,Y.,Okumura,Y.,Iwaoka,Y. and Nishida,S.: Coninuous Obserbation Method of Floating Objects At River Surface Using U-Net, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, vol76,No2,pp.I_997-I_1002,2020]

2) 中谷祐介,懸樋洸大：U-Netを用いた河川スカム連続検出手法の改良,土木学会論文集B1(水工学),vol77, No2, pp.I_895-I_900,2021 [Nakatani,Y. and Kakehi,K.: An Improved Method For Continuous Detection Of Scum In Rivers Using U-Net, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*,vol77,No2,pp.I_895-I_900,2021]

3) 令和４年度第１回寝屋川流域底質改善対策検討部会 資料１-2 [The 1st meeting of the Neyagawa River Basin Sediment Improvement Measures Study Group,Materials 1-2, 2022]

4) Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox U-Net: *Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation arXiv*: 1505.04597v1 [cs.CV] 18 May 2015.

5) 都築幸乃,吉田龍人,大久保順一,藤井純一郎,山下隆義：Focal Tversky Lossによる護岸のひび割れセグメンテーションの精度向上,2022年度人工知能学会全国大会（第36回）,2022 [Tsuzuki,Y.,Yoshida,R.,Okubo,J.,Fujii,J. and Yamashita,T., *The 36th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2022]

6) Oktay,O.,Schlemper,J.,Folgoc,L.L.,Lee,M.,Hein-rich,M., Misawa,K., Mori,K.,McDonagh,S.,Hammerla,N.Y.,Kainz,B., Glocker,B. and Rueckert,D.:Attention U-Net: *Learning Where to Look for the Pancreas,arXiv*: 1804.03999, 2018.

7) 大島詔：大阪市内を流れる平野川で発生したスカム中繊維成分の単離と分析,第54回日本水環境学会年会講演集,2020 [Oshima,A.: Analysis of Isolated Fibers from Scum Surfaced on Hirano River in Osaka City, *Journal of The 54th Japan Society on Water Environment*,2020]

(Received June 19,2023)
(Accepted August 21,2023)

VISUALIZATION AND QUANTIFICATION OF URBAN RIVER SCUM BEHAVIOR USING ATTENTION U-NET.

Sanae GOTO, Masahiro OKANO, Takako YASUNO, Junichiro FUJII
Tetsuo OWAKI and Junji OHAMA

In urban rivers where combined sewer overflow (CSO) flows into the river, scum is generated after rainfall, causing adverse effects such as foul odor, deterioration of the landscape, and fish mortality. We attempted to quantify and visualize the occurrence of scum by analyzing camera images using AI, with the aim of elucidating the locations and mechanisms of scum generation, and of developing and implementing countermeasures.

We employed Attention U-Net as the AI model, and achieved a learning accuracy of 95.4% by learning a total of 3,193 images, including "positive images" labeled with only scum and "negative images" that are confusing images that are prone to false positives.

Using the scum detection model, we were able to estimate the locations where signs of scum outbreaks were observed and the mechanism of scum outbreaks, which enabled us to predict outbreaks and plan for the implementation of preventive maintenance measures.