

AIを用いたアイスジャムの監視手法の開発

国立研究開発法人 土木研究所 寒地土木研究所 寒地河川チーム ○平田 智道
阿部 孝章
堀田 伸之

寒冷地河川において冬期に形成された河氷は、気温上昇や降雨に伴って下流に流れ、河道内に堆積するアイスジャム現象を引き起こし、河道閉塞による氾濫、河道内での人身事故等の原因になることがある。これらの被害を未然に防ぐうえで、アイスジャムの発生状況を迅速に把握することは重要である。本報では、既往研究で開発したアイスジャム検知モデルの課題点を踏まえ、新たなモデル開発を検討した成果について報告する。

キーワード：アイスジャム、AI、河道監視、CCTV

1. はじめに

寒冷地の多くの河川では、冬期の気温低下に伴い河道内に河氷が形成されて結氷する。これらの河氷は、気温の上昇や降雨、河川流量の増加により、融解および破壊されて下流に流下する¹⁾。この流下した河氷は蛇行部、勾配変化点等の流速が小さい箇所や川幅の狭くなる箇所等で堆積するアイスジャム現象を引き起こすことがある(図-1)。アイスジャム現象は、急激な水位上昇や浸水被害、アイスジャム決壊時の流下河氷による巻き込まれ事故等の原因となる²⁾。図-2に既往文献²⁾³⁾⁴⁾⁵⁾⁶⁾⁷⁾で報告されている過去のアイスジャム発生箇所を示す。図-2から、北海道内では広く様々な河川でアイスジャムが発生していることが分かる。特に、赤丸の地点はアイスジャムによって現場で被害が生じた地点を示している。例えば、十勝川水系浦幌川では、2018年3月上旬に大規模なアイスジャムが発生している。このとき、朝日樋門のゲート付近に河氷が堆積したことで、排水障害が生じ、排水ポンプ車による内水排除作業が実施されている²⁾。また、同年に石狩川水系辺別川では、護岸工事現場の作業員がアイスジャムの決壊に巻き込まれ死亡する事故が発生している²⁾。

アイスジャム発生時の迅速な危機管理対応を行うためには、発生状況(いつ・どこで発生したか)を早期段階で把握することが重要である。実際に現場の対応でも、既設のCCTV及び水位データの確認やUAVによる空撮等を行い、発生状況の監視を行った事例がある⁸⁾。しかし、北海道のように河川延長が長く、事務所職員や巡視員が限られる中で、人が常時監視することは難しい。このような背景のもと、筆者らはAIを用いた画像解析によってアイスジャムの発生状況を自動で検知できる効率的な監視手法を開発してきた⁹⁾。しかし、既往の監視手法を冬期のCCTVに適用した結果、環境光等の影響で誤検知が



図-1 アイスジャム発生後の河道内の状況

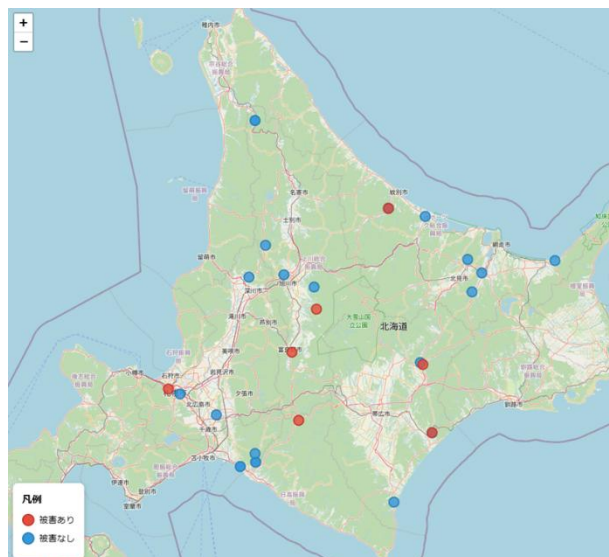


図-2 過去のアイスジャム発生箇所(●:被害報告あり、●:被害報告無、発生箇所は既往文献で報告されている箇所のみ表示) 背景地図はOpenStreetMap使用

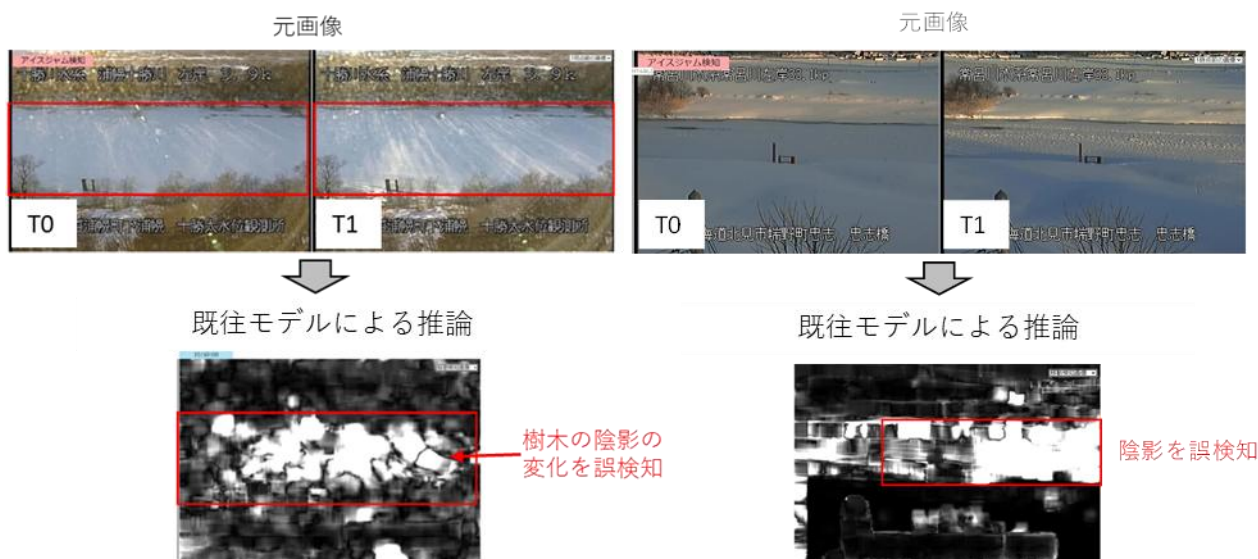


図-3 既往のAI検知モデルによる誤判別の例
(図中の白色の部分でAIがアイスジャムを検知したことを表している)

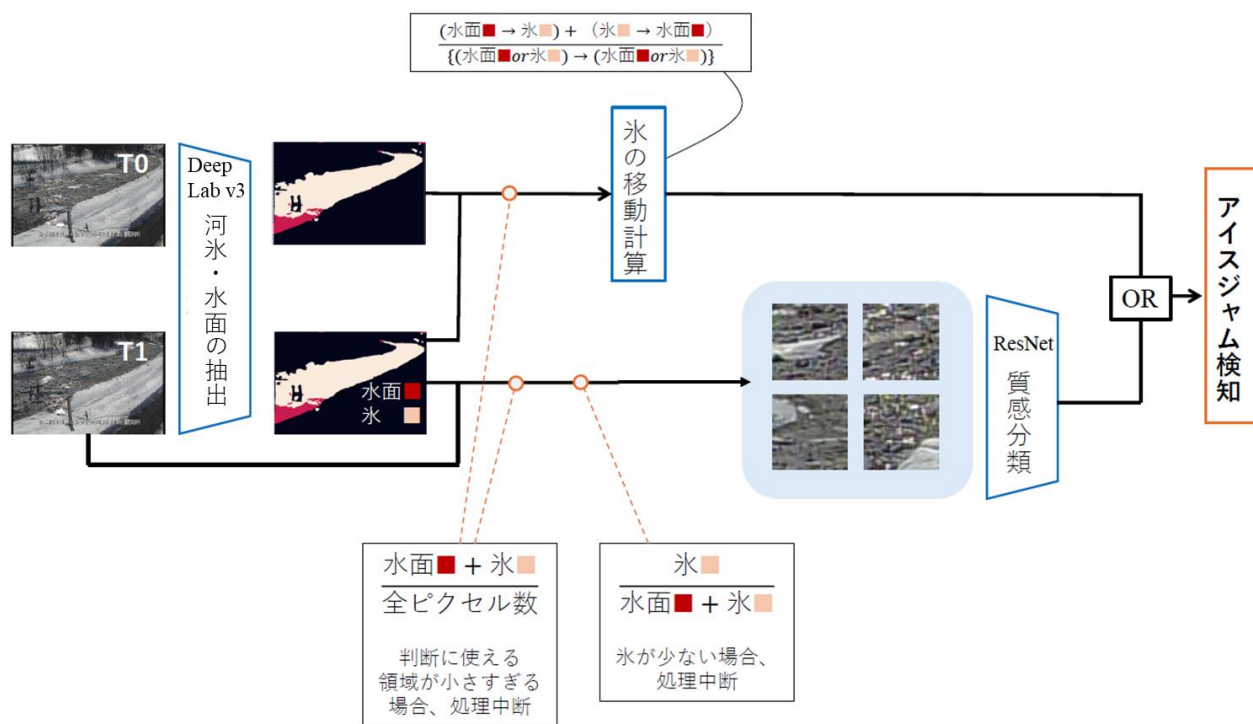


図-4 アイスジャム検知モデルの全体構成

発生することが実用上の課題であった（図-3）。そこで本研究では、実用性を向上することを目的に、既往モデルの構成を改良した高精度な手法を検討した結果を報告する。

2. 監視手法の概要

2.1 モデルの全体構成

本研究で開発したアイスジャム検知モデルの判定フローを図-4に示す。本モデルは、大きく分けて以下の3つの処理を行い、最終的にアイスジャムを検知する構成と

なっている。各処理では、（1）入力画像からの河氷と水面の抽出、（2）氷の移動量の計算、（3）画像の質感情報による分類を行っている。このように複数の手法を組み合わせることで、検知対象の画像情報を段階的に抽出し、単一のモジュールを使うよりも安定した検知性能を確保できるようにした。

2.2 河氷と水面の抽出

検知処理の第一段階として、入力画像から河氷と水面の領域を正確に抽出する必要がある。本研究では、これらの抽出手法として、深層学習ベースのセマンティック

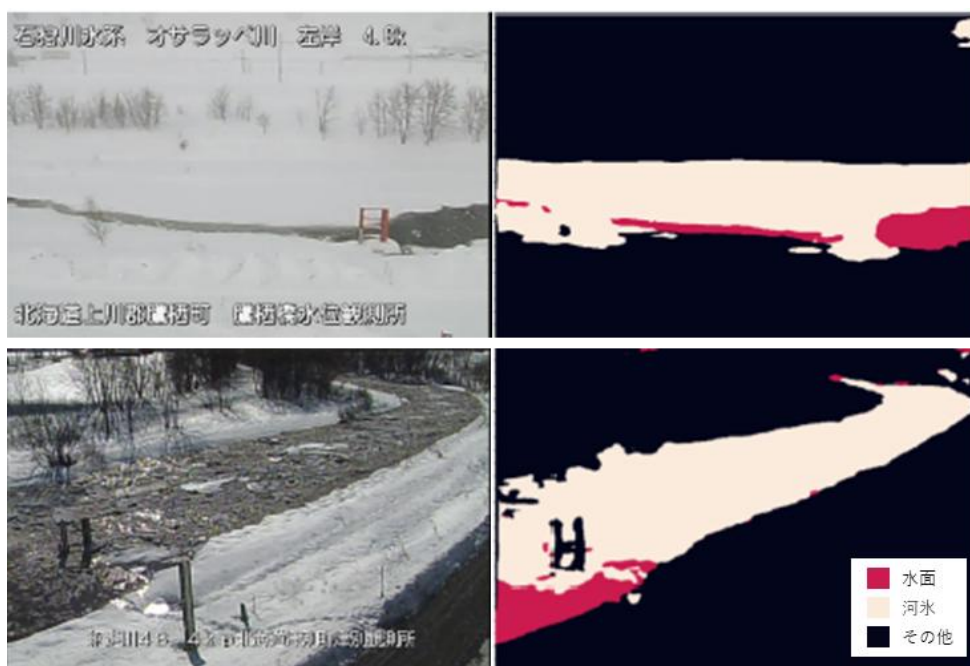


図-5 AI (DeepLab v3+) による河水と水面の抽出結果の例

セグメンテーションモデルであるDeepLab v3+¹⁰⁾を採用した。なお、既報⁹⁾でも、DeepLab v3+を用いて河水と水面を抽出したが、「水面」と「その他の領域」の識別しかできないため、あらかじめ低水路部分をマスクしないと適用できなかった。そのため、運用時にカメラの画角変更や監視箇所の変更があった際は、マスク画像をその都度作成する必要があった。これに対し、本研究では、「河水」、「水面」、「その他の領域」の3つを識別可能なモデルを開発した。具体的には、実際のCCTVの静止画像と画像生成AI (Stable Diffusion¹¹⁾) で人工的に作成した生成画像に、河水、水面、その他の3クラスのアノテーションを施したうえで、DeepLabv3+に学習させた。学習済みモデルによる抽出結果の例を図-5に示す。図中の左側の画像は入力画像であり、右側の画像はDeepLabv3+による河水と水面部分の抽出結果を示している。本結果から、河水と水面のピクセルを概ね適切に抽出できており、背景領域 (積雪等) の紛らわしい箇所の誤検出も見られなかった。さらに、マスク処理不要となったことで、運用時の画角変更や監視箇所の変更にも自動で対応できるため、効率性の向上にもつながると考えられる。

2.3 氷の移動計算

アイスジャムの決壊や河水群の流下を検知するために、DeepLab v3+で連続画像(T0, T1)を分析し、河水と水面を抽出した結果を基に、以下の式で河水の移動率を計算した。

$$M = \frac{A_c}{A_T}$$

M : 河水の移動率、 A_c : 「水面から氷」または「氷から水面」へ状態が変わった領域の合計、 A_T : T1画像において

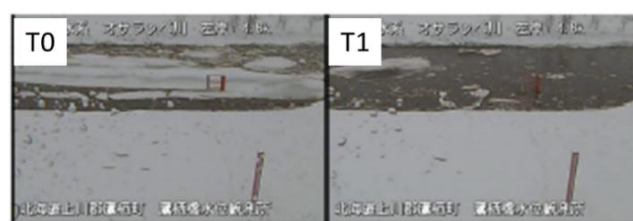


図-6 氷の移動計算における検知対象の画像

「水面または氷」と判定された全領域である。検知対象画像の例を図-6に示す。大規模な氷塊が決壊や流下によって移動した場合、このように画像中の河水と水面の領域が大きく変化する。ここで、河水の移動率 M の閾値は、これらの実画像に試行的に適用した結果に基づき、 $M \geq 35\%$ とした。

2.4 質感分類

画像の質感情報に着目し、アイスジャム発生時の凹凸のある質感と平常時の河水や水面の質感を抽出し、アイスジャムの発生有無を判別した。具体的には、図-4に示すように、DeepLab v3+で抽出した河水と水面の領域に、事前学習済みのResNet50¹²⁾ (ImageNetという約128万枚の膨大な画像データセットで事前に訓練されたモデル) を適用することで、質感情報を抽出する。さらに、ResNetで抽出した質感情報を分類器であるMLP (Multi-Layer Perceptron) に渡し、アイスジャムと平常時の2クラスで画像分類を行う構成とした。

ResNet50によって抽出した画像特徴量は、高次元のベクトルデータ形式のため、人間の目で見ても、アイスジャムと平常時の特徴の違いを適切に抽出できているかは確認することが難しい。そこで、多次元情報を2次元空

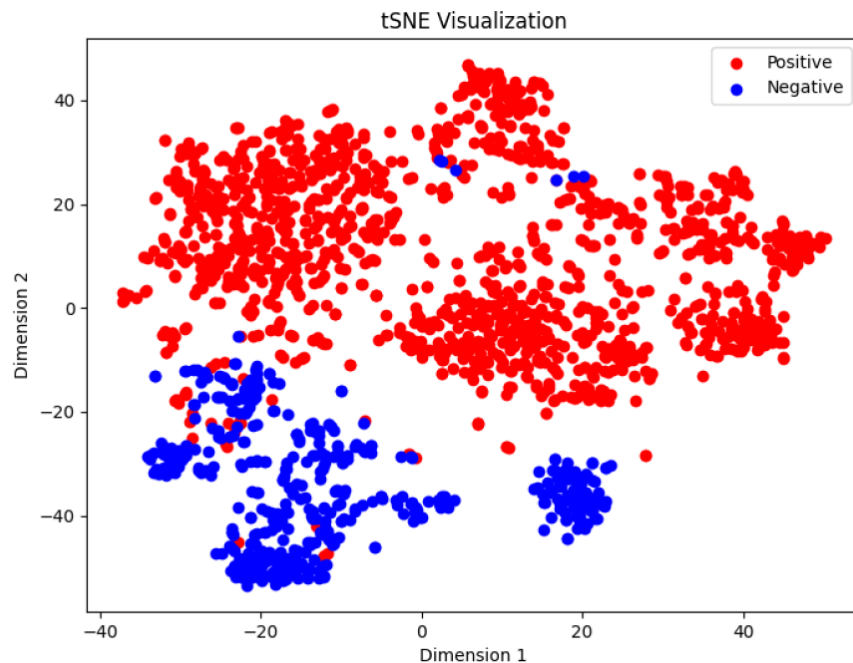


図-7 t-SNEを用いた ResNet による質感情報の可視化

(●:アイスジャム画像, ●:平常時画像)

プロット間の距離が近いほど ResNet で抽出した特徴が似ていることを示している

間に圧縮する t-SNE (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding) という次元削減アルゴリズムを用いて、Resnetによる特徴量抽出結果の妥当性を確認した(図-7)。図-7に示す赤色のプロットはアイスジャム画像、青色のプロットは平常時画像の特徴量を2次元空間に可視化した結果を表している。なお、図-7のDimension 1とDimension 2に物理的な意味は無く、データの類似性を表現する物差しとなっている。本空間上でプロット同士の位置が近いほど、画像の類似性が高いことを示している。この図から、アイスジャム画像のプロットは、図中の上部に集中的に分布し、平常時の画像は、図中の左下の部分に集中しており、分布範囲は、概ね明確に分かれていると言える。このことから、ResNetによってアイスジャムと平常時の画像の違いを表現できていると判断した。一方で、数枚の平常時画像は、アイスジャム画像の分布する右上に位置しているものも見られる。これらの画像には、少量の河氷の破片が流れており、ResNetによる質感情報の抽出結果から判別することが難しい画像と推察される。

3. 本手法の検知精度

3.1 検証方法

構築したモデルの性能を評価するため、実際の河川監視カメラで撮影された画像データセットを用いて検証実験を実施した。データセットは、平常時とアイスジャム発生時の画像を含む約 700 枚の画像から構成され、それ

表-1 検証用画像に対するモデルの予測結果

	アイスジャム (正解)	平常時 (正解)
アイスジャム (予測)	188 (TP)	2 (FP)
平常時 (予測)	94 (FN)	458 (TN)

ぞれに正解ラベル (アイスジャムまたは平常時) が付与されている。

精度評価には、適合率、再現率、F 値の指標を使用した。適合率が高いほど、モデルによる空振り (誤ってアイスジャムと検出) が少なく、再現率が高いほど、モデルの見逃し (アイスジャムを検知できない) が少ないことを表している。F 値は適合率と再現率のバランスを表現する指標である。

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F\text{値} = \frac{2 \cdot \text{適合率} \cdot \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}}$$

ここで、TP: 実際に変化があり予測も変化ある場合、TN: 実際は変化なし予測も変化なし、FP: 実際は変化なし予測は変化あり、FN: 実際は変化あり 予測は変化なしである。

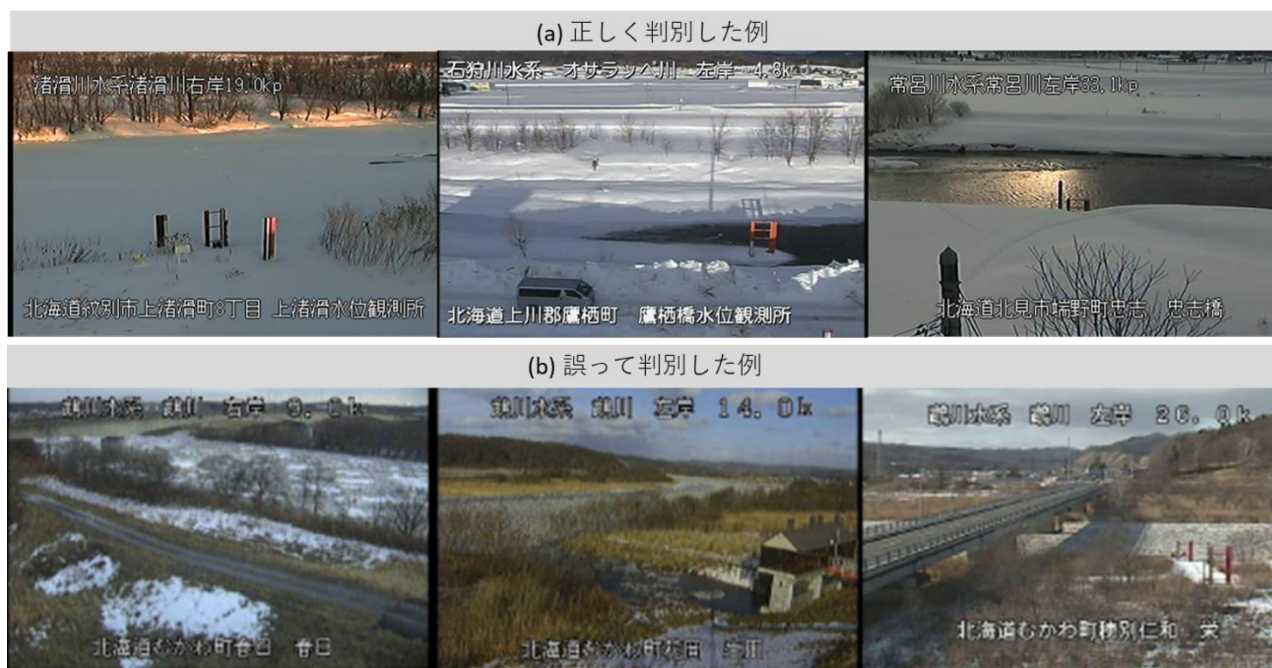


図-8 構築した検知手法による代表的な判別結果

- (a): 太陽光の影響を受けて水面が反射している平常時画像を正しく判別した
 (b): アイスジャム発生箇所が遠方に写っている画像では、見逃しが生じた

3.2 検証結果

表-1にモデルの検証結果を示す。表-1から、TPが188枚、TNが458枚、FPが94枚、FNが94枚であり、F値は79.6%と比較的高い値であった。

図-8に代表的な検証結果の例を示す。図-8(a)は平常時の画像を正しく判別できた例である。これらの画像は、既往モデルで誤検知が生じていた光の影響による水面の反射や影の動きが生じている画像である。本モデルではこれらの画像についても正しく判別していた。なお、本モデルの適合率は98.9%と高い値であり、平常時の画像に対する誤検知を一定程度抑制できていると考えられる。図-8(b)はアイスジャムを検知できなかった例（見逃し例）であり、モデルの再現率は66.7%であった。これらの画像では、カメラから遠い箇所でアイスジャムが発生しており、アイスジャム特有の質感情報を詳細に抽出することが難しいことが誤検知の要因と考えられる。

4. まとめ

本研究では、河川におけるアイスジャム現象を自動的に検知するAIモデルを開発した。特に、既往モデルの課題であった光の影響による誤判別を改善するため、河水と水面の抽出、氷の移動計算、質感分類を統合した判別手法を開発した。その結果、開発したモデルは誤判別を大幅に低減し、F値79.6%、適合率98.9%、再現率66.7%と比較的高い精度でアイスジャムを検知できることが明らかとなった。特に、影の動きや水面の反射による誤検知

が改善されたことは、本手法の有効性を示す重要な成果である。

今後の課題としては、遠方のアイスジャム検知精度の向上が挙げられる。また、今回の精度検証では扱っていない多様な画像についても検証・モデル改良を行う必要がある。特に、濃霧や吹雪などの視認性が低下する気象条件下での実画像に対しても安定した性能を確保できるよう、今後検討を進めていく予定である。

謝辞：CCTVデータの収集および本監視システムの試験導入にあたり、北海道開発局河川管理課にご協力頂いた。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 吉川泰弘, 渡邊康玄, 早川博, 平井康幸: 結氷河川における解氷現象と実用的な氷板厚計算式の開発, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol.68, No.1, pp.21-34, 2012.
- 2) 横山洋, 吉川泰弘, 伊波友生, 前田俊一, 矢部浩規: 2018年3月北海道アイスジャム洪水による被害の現象解明と今後の課題, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol.74, No.5, 1_1039-1_1044, 2018.
- 3) Hung Tao Shen and Lianwu Liu: Shokotsu River ice jam formation, Cold Regions Science and Technology, 37, 35-49, 2003.
- 4) 原文宏, 河合孝治, 佐伯浩, 山口甲: 琴似発寒川でのアイスジャム発生による流量の急変, 北海道地区自然災害科学資料センター報告, 12, 35-57, 1997.
- 5) 横山洋, 吉川泰弘, 伊波友生, 矢部浩規: 2020年3月に発生したアイスジャムの現地調査および発生リスクの評価, 水工学論

文集, 76, I_157-I_162, 2020.

- 6) 平田智道, 吉川泰弘, 阿部孝章, 大串弘哉: 2023 年 3 月に発生したアイスジャムに関する現地調査および解氷時期推定, 土木学会論文集, 80, 23-16123, 2024.
- 7) 平田智道, 阿部孝章, 吉川泰弘: 2024 年 2 月に発生したアイスジャムの水位変動に関する現地観測, 雪氷研究大会 (2024・長岡) 講演要旨集, 2024.
- 8) 長尾真穂, 本郷将輝, 田中康泰: ダム放流による結氷河川の河道閉塞防止のための河川管理技法の開発—結氷時と非結氷時の二つの H-Q 式を用いたダム放流量管理—, 第 67 回 (2023 年度)北海道開発技術研究発表会発表論文集, pp.215-219, 2024.
- 9) 平田智道, 大石哲也, 阿部孝章: 深層学習を用いた画像解析によるアイスジャム検知手法の開発, 第 68 回(2024 年度)北海道開発技術研究発表会発表論文集, pp.737-742, 2025.
- 10) Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam: Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation, Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018.
- 11) <https://stablediffusionweb.com/ja> (閲覧日:2026 年 1 月 12 日)
- 12) <https://docs.pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.resnet50.html> (閲覧日:2026 年 1 月 12 日)