

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

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
大石 哲也
阿部 孝章

積雪寒冷地の河川では、冬期に水面に形成された河氷が流下し、河道内で堆積するアイスジャム現象が発生し、河川工事中の人身事故等を引き起こすことがある。このため、迅速な現場対応を行うには、アイスジャムの発生状況を早期段階で把握することが課題である。本研究では、深層学習を用いた画像解析によって、CCTV等の河川監視カメラからアイスジャムを自動的に検知し、アラート配信を行うシステムを開発した成果について報告する。

キーワード：アイスジャム、河道監視、深層学習、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、春先の気温上昇や降雨、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⁾。解氷時に流下した河氷が蛇行部、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し、河道閉塞を引き起こすことをアイスジャム現象と呼ぶ。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を引き起こすことがある²⁾。特に近年、アイスジャムの発生要因である結氷期の突発的な気温上昇や大雨の発生頻度が増加しており、被災リスクの増大が懸念されている。2018年3月上旬には、温帯低気圧が北海道を通過したことで、季節外れの大雨と暖気をもたらした結果、道内各地でアイスジャム現象による被害が多発した。例えば、石狩川水系の辺別川では護岸工事中に現場作業員がアイスジャムの決壊に巻き込まれて死亡し、十勝川水系の浦幌川では朝日樋門のゲート付近に河氷が集積したことで、ゲートの操作に支障が生じた³⁾ (写真-1)。

このような被害を防止するためには、発生状況を早期段階で把握し、河道内作業員への避難指示等、迅速な危機管理対応を実施することが求められる。しかし、北海道では、河川延長に対して河川事務所職員、巡視員に限られるため、アイスジャム発生状況の網羅的な監視は困難なことが懸念される³⁾。一方で、近年進展するAI技術を用いて、画像から河岸侵食⁴⁾や河川敷地の不法投棄⁵⁾を検知できる手法等が開発されており、

河川監視の効率化、省力化を目的としたAIの活用が進んでいる。これらの既往研究を踏まえ、本研究では、カメラの画像から（ここでは既存のCCTVを活用）、アイスジャムの発生状況を自動で検知できる手法を開発した。具体的には、深層学習（ディープラーニング）に着目し、画像を用いて高精度かつ効率的にアイスジ



写真-1 アイスジャムの発生事例
（横山ら、2018³⁾を基に作成）

ヤムを監視するモデルの開発について検討した結果を報告する。

2. 研究の概要

2. 1 開発したモデルの全体構成

開発したモデルは、「画像分類」、「物体検知」、「河氷高・水位予測」を行う3つのモデルを組み合わせた構成となっている(図-1)。本モデルに使用する画像データは、図-1に示す時間的に連続する2枚の画像(T0及びT1)である。「画像分類」のモデルは、2枚の画像から画像内の河氷の位置、画像全体に占める河氷面積の割合(河氷被覆率)の変化を抽出する。

「物体検知」のモデルは河氷の流下及び決壊に伴う物体の動きの有無を判定する。「河氷高・水位予測」はアイスジャム発生時の河氷高および水位の変化を抽出する。これらの3つのモデルの判定結果を基に、アイスジャム発生状況を総合的に判定するモデルを構築した。

2. 2 画像分類

画像分類には、セマンティックセグメンテーションモデルの中でも道路や河川等の各分野で適用事例の多いDeepLabv3+⁶⁾を使用し、河川水面と河氷を識別するモデルを構築した。DeepLabv3+は、畳み込みニュー

ラルネットワーク(CNN)をベースとしており、画像内の各ピクセルがどのカテゴリーに属するかを予測し、様々な物体や領域を識別することができる。対象とする画像データの各ピクセルに水面か河氷かの情報タグを付けた。なお、周辺の背景画像は、あらかじめマスク処理した画像をDeepLabv3+の入力データに用いた。

2. 2. 1 学習データの作成

モデルの学習に使用するデータセットには、アイスジャムの実画像50枚に加えて、画像生成AIで作成した生成画像414枚を用いた。アイスジャムの実画像は、過去に発生した北海道内5箇所のCCTVから収集した。画像生成AIには「Stable Diffusion」を使用した。Stable Diffusionとは、入力したプロンプト(ユーザが入力した指示)に沿った画像を高性能に生成することを目的として開発されたモデルである(図-2)。「Muddy, Icejam, River, Hokkaido」をStable Diffusionに入力し、モデルの学習に活用できる河氷画像を生成した。

ここでは、Stable Diffusionに対して、より現実になるようにパラメータ調整をするために、実際のCCTV画像(計50枚)で再学習を行った。なお、再学習には「Dream Booth」⁷⁾と呼ばれるStable Diffusionの潜在拡散モデルをチューニングする手法を用いた。

Stable Diffusionによって生成した画像を図-3に示す。これらの画像は、河道内に河氷や積雪が存在する冬期

2枚の画像(T0、T1)を見比べ、
アイスジャムの決壊を検出
3つのAIが連携して最終結果を出力する構成

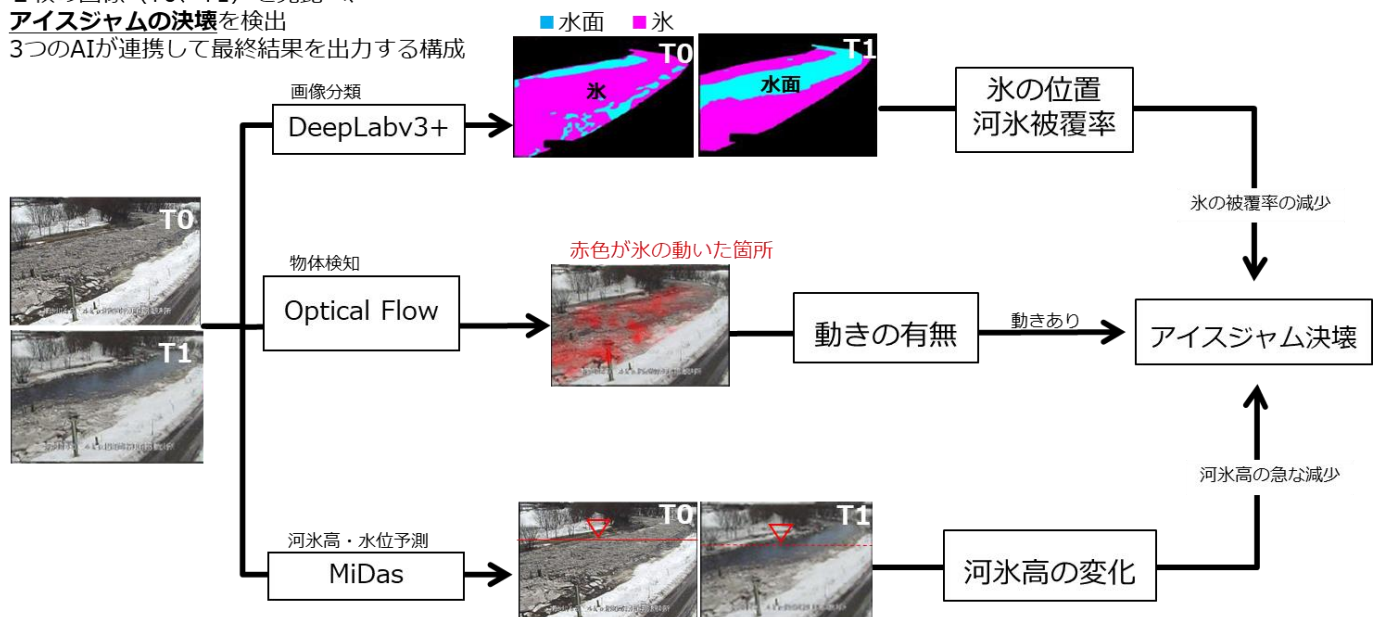


図-1 検知モデルによるアイスジャムの判定フロー

の河川の様々な様子を表現しており、実際の CCTV カメラと同様に、斜め方向から河川空間全体を捉えられていた。

2. 2. 2 画像分類モデルの精度

学習済みの DeepLabv3+による河川水面の検知精度を評価するため、各画像に対して河川水面の画素単位の正解率、適合率、F 値、再現率、IoU を計算した。それぞれは、以下の式で求め、真陽性 TP、真陰性 TN、偽陽性 FP、偽陰性 FN は、表-1 のように定義した。

$$\text{正解率} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{適合率} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{再現率} = \frac{TP}{TP + FN}$$

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

$$IoU = \frac{TP}{TP + FN + FP}$$

検証用データには実画像と生成画像から計 93 枚を用いて、学習済みモデルの評価を行った（表-2）。全ての指標で約 0.8 以上のスコアとなっており、IoU についても 0.75 と高い値を示している。本モデルによる

河川水面の検知画像の一例を図-4 に示す。図-4 の「input」は入力データである。「pred」は検知結果を示しており、図中の白色部分は本モデルで水面と判別

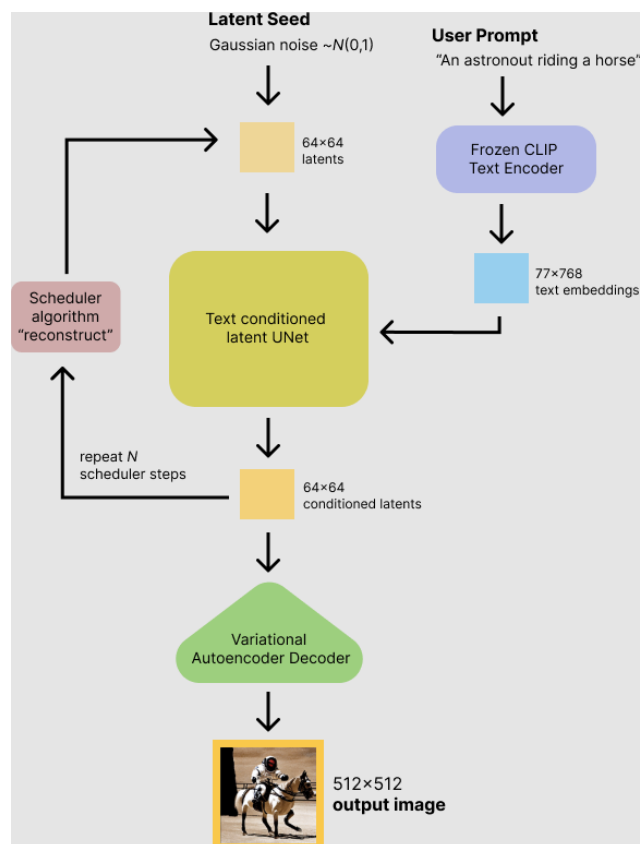


図-2 Stable Diffusion の概略⁸⁾



図-3 Stable Diffusion による河氷の生成画像

した領域である。「GT」は正解画像であり、実画像の河川水面の位置を示している。「pred」と「GT」を比較すると、DeepLabv3+により抽出した河川水面と正解画像の河川水面は概ね一致していることが分かる。

2. 3 物体検知

アイスジャム発生時の氷の流下と決壊を検知するために、OpenCV (opencv.org)に含まれる「Optical-Flow」を用いた。Optical-Flow は、隣接するフレーム間での画像の対応関係を分析し、それに基づいて各ピクセルの移動ベクトルを抽出することで、物体の動きやカメラの動きの情報を取得できる。本研究では、連続画像の時間間隔を検討し、1分毎の連続画像に Optical-Flow を適用した。図-5 の「input」は入力データに用いたアイスジャム決壊時の 1 分間隔の画像である。「pred」は、Optical-Flow の適用結果であり、動きを検知した領域を赤色で示している。これらを比較すると、図-5

表-1 誤差評価指標のパラメータの定義

	実際は水面あり	実際は水面なし
水面ありと予測	TP	FN
水面なしと予測	FP	TN

表-2 誤差指標の計算結果

評価指標	スコア
正解率	0.9506
適合率	0.8364
再現率	0.8579
F 値	0.8297
IoU	0.7517

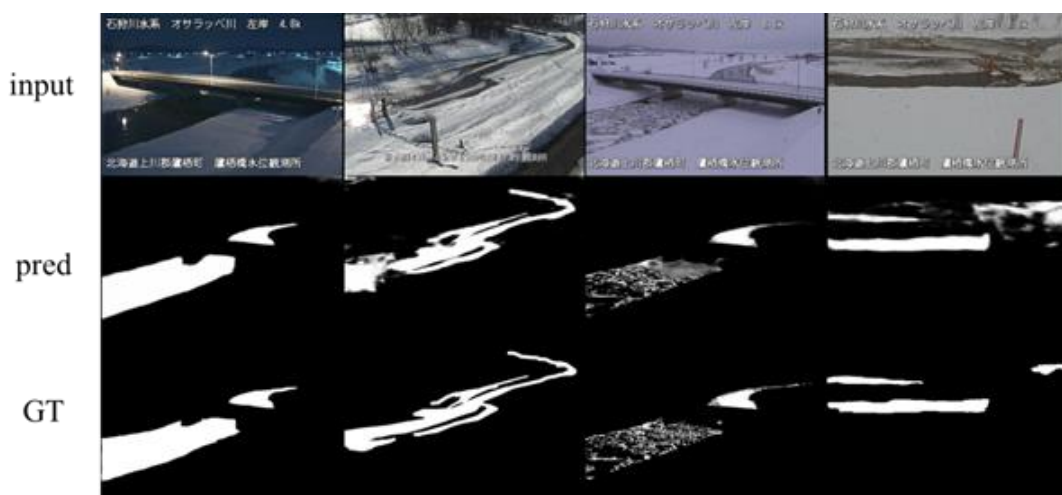


図-4 DeepLabv3+による河川水面の検知結果
(input: 元画像、Pred: 検知画像、T: 正解画像)

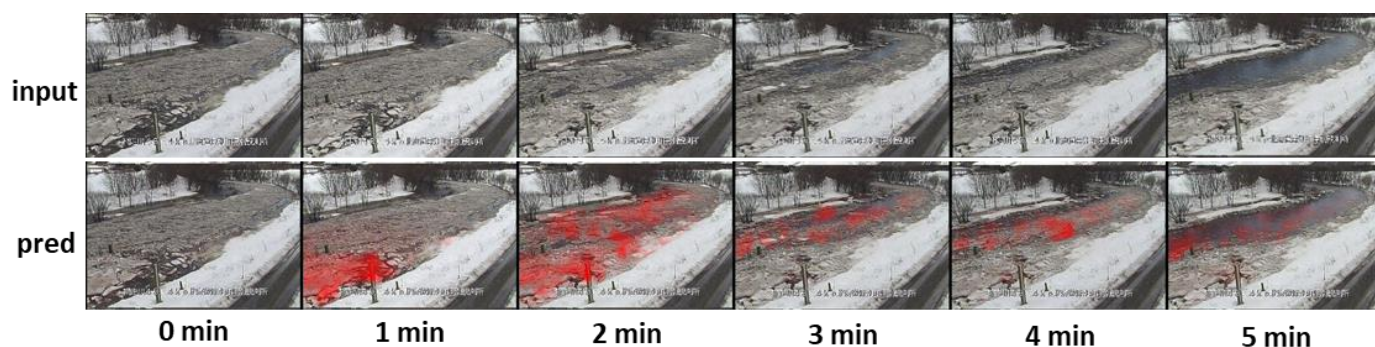


図-5 Optical Flowによる動きの検知結果
(input: 元画像、Pred: 検知画像 (赤色が動きを検知した箇所))

の input の画像内で河氷流下が生じた部分と pred の画像内で動きを検知した箇所が概ね一致しており、適切にアイスジャムの決壊を検知できていることが分かる。

2. 4 河氷高・水位予測

アイスジャム発生時には河道閉塞と決壊に伴う河川水位や河氷高の変化が見られる。しかし、CCTV 画像は単眼画像のため、奥行き情報の取得が困難であることから、「MiDaS」⁹⁾という単眼画像から奥行きを推定できる深層学習モデル（学習済みモデル）を用いて、CCTV 画像から水位および河氷高の変化を推定した。

3 モデルの適用と運用例

開発した検知モデルを用いた適用例を図-6に示す。図-6 a)は、Optical-Flow によって求めた動きの比率を示しており、画像全体に占める動きを検知したピクセルの割合を算定したものである。図-6 b)は、DeepLabv3+により求めた河氷被覆率と MiDaS で求めた水位・河氷高の変化を示している。これら3つの指標値を用いて、河氷被覆率の低下、動きの比率の上昇、水位・河氷高の低下が同時に生じた場合をアイスジャムと判定した。

各モデルによる推定結果（図-6 a), b)）と実画像の変化（図-6 c)）を比較する。アイスジャム決壊前の26分頃までは、河氷被覆率と物体の動きに大きな変化は無く、水位はわずかに上昇していることが分かる。この段階では、各指標値に大きな変化は無いため、検知の対象では無い。次いで、29分経過時に河氷の流出に伴って、物体の動きが検知され、33分経過時にアイスジャムの決壊によって開水面が露出し、実際の水位が低下したことで、河氷被覆率と水位の指標値も低下した。以上から、3つの指標値は、アイスジャムの実現象と連動しており、本モデルによってアイスジャムを検知できることが確認された。

さらに、実務利用を想定し、ここで構築した CCTV 画像の検知モデルと既設水位観測所の水位上昇を検知できるプログラムを組み合わせた web システムを開発した（図-7）。図-7 a)は、監視対象の CCTV の場所を地図上に表示しており、図-7 b)は、モデルによる検知結果を表示する画面である。監視箇所をリアルタイムで簡単に確認できるインターフェイスとなっている。また、検知モデルで計算したスコアがしきい値を超えると、アイスジャムが発生したと判断し、アラートメ

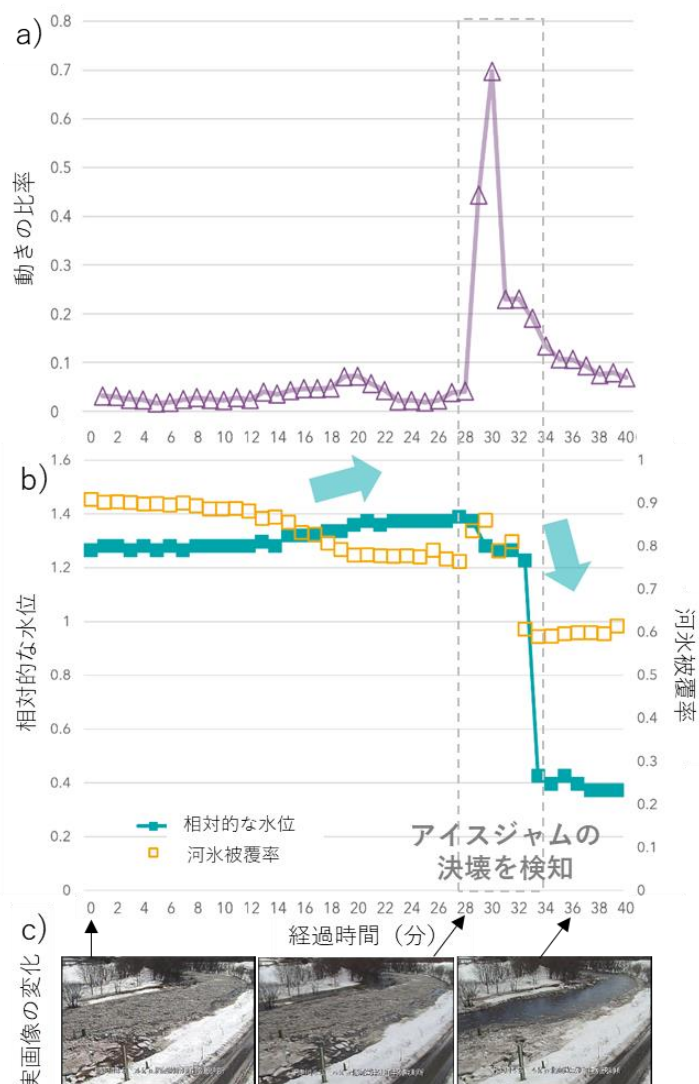


図-6 検知モデルの適用結果

ールを自動配信できるシステムとした。これによって、河川管理者にアイスジャムの発生情報を瞬時に伝達し、現場対応の効率化が可能となる。本システムは、アイスジャム発生時の迅速な現場対応に役立てることを目的に、令和5年度から北海道開発局にて試験運用を実施している。今後は、適用結果が蓄積されることで、さらに実用性が向上することが期待される。

4 まとめ

本研究では、深層学習を用いた画像解析によってアイスジャムの発生状況を検知可能なモデルの開発を行った。得られた主な成果は以下の通りである。

- ・画像分類（DeepLabv3+）、物体検知（Optical-Flow）、河氷高・水位予測（MiDaS）の3つのモデ

ルを組み合わせることで、アイスジャムの発生状況を判定するモデルを構築した。

- ・実画像への適用結果から、河氷被覆率、動きの比率、水位・河氷高の変化を抽出することで、アイスジャムの決壊を検知可能であることを示した。
- ・実務利用を想定し、開発した画像検知モデルと水位上昇検知手法を組み合わせた Web システムを構築した。このシステムは、設定したしきい値を超えると管理者にアラートメールを自動配信する機能を備えている。

これらの成果は、アイスジャム発生時の迅速な現場対応に活用され、河川工事の人的事故や浸水被害等の防止に繋がることが期待される。

謝辞：システムの試験導入を進めるにあたり、国土交通省北海道開発局河川管理課には多くのご協力を頂きました。記して謝意を表します。

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) 藤林佳汰, 伊藤昌弘, 田中和浩: 湧別川・渚滑川におけるアイスジャムについて, 第 62 回北海道開発技術研究発表会, 防 31, 2019.
- 4) 大石哲也, 横山洋, 大串弘哉: 深層学習に基づく河岸侵食の変状検知評価システムの開発, 寒地土木研究所月報, 第 823 号, pp.11-17, 2021.
- 5) 平山岳弥: AI (人工知能) 技術を活用した河川監視の高度化に向けた取り組みについて (中間報告), 令和 3 年度国土交通省国土技術研究会, イノベーション

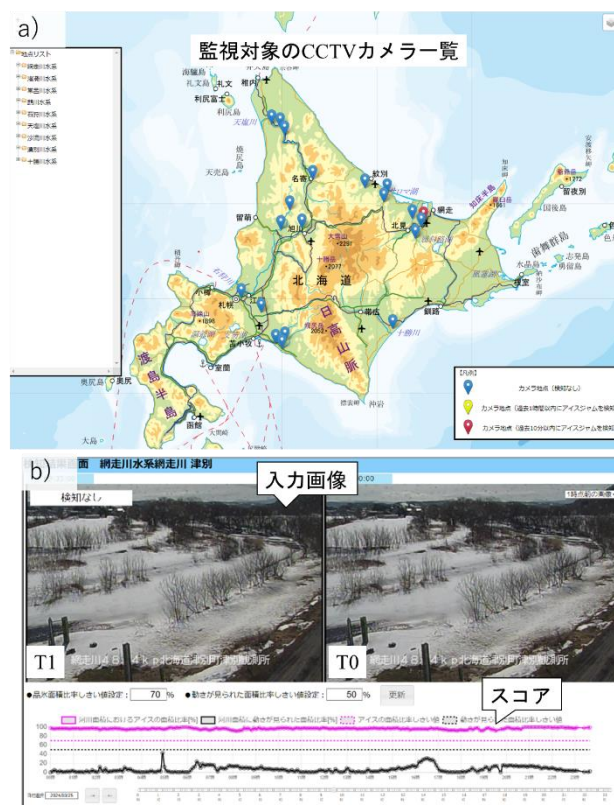


図-7 モデルの運用例

ヨ ン部門, pp.1-5, 2021.

- 6) Liang-Chieh, Chen., Yukun, Zhu., George, Papandreou., Florian, Schroff., Hartwig, Adam.: Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation., arXiv:1802.02611, 2018.
- 7) Stable Diffusion with Diffusers: https://huggingface.co/blog/stable_diffusion (accessed on 7 June 2024)
- 8) Nataniel Ruiz, Yuanzhen Li, Varun Jampani, Yael Pritch, Michael Rubinstein, Kfir Aberman: DreamBooth: Fine Tuning Text-to-Image Diffusion Models for Subject-Driven Generation, arXiv:2208.12242, 2023.
- 9) MiDaS: https://pytorch.org/hub/intelisl_midas_v2/ (accessed on 7 June 2024)