

AI路面雪氷状態推定手法を用いた凍結防止剤 散布作業の自動化に関する基礎的検討

(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム ○齊田 光
(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム 奥村 航太
(国研) 土木研究所寒地土木研究所 寒地交通チーム 中村 浩

凍結防止剤散布に従事する作業者の確保は、近年の生産年齢人口の減少等により困難になりつつある。このため、作業員1名のみで路面状態に応じた散布作業を安全に実施するための技術の開発が求められている。そこで本研究では凍結防止剤散布車両に搭載されたカメラの画像からAIにより路面雪氷状態を推定することで、路面状態に応じた凍結防止剤散布作業の自動化が可能であるか基礎的な検証を行った。その結果、路面すべり摩擦係数および定性的な路面性状を軽量なAIを用いて推定することで、70%以上の正答率でリアルタイムに凍結防止剤散布要否の判別が可能であることが明らかとなった。

キーワード：冬期道路管理、凍結防止剤、AI、深層学習

1. 研究の背景および目的

冬期の安全・快適な道路交通を維持する上で、路面凍結を防止するための凍結防止剤散布作業は重要である。凍結防止剤散布作業は運転手と助手席に乗車したオペレータの2名で行われている場合が多いが、冬期道路管理に従事する作業員の減少に伴い凍結防止剤散布を行う作業員の確保も困難になりつつある。

上記の課題に対応するために、凍結防止剤散布作業の省力化に向けた取り組みが進められている。一例として、札幌市では凍結防止剤散布車両の一人乗車（以降、ワンマン化）に関する検討を行っている¹⁾。凍結防止剤散布作業のワンマン化を実現するためには、安全かつ適切な散布作業を行うために作業の自動化が必要となる。寒地土木研究所では、凍結防止剤散布装置の操作を音声で行う手法やあらかじめ指定した区間に差し掛かると自動的に凍結防止剤散布装置の制御を行うシステム²⁾（凍結防止剤散布支援システム）を開発し、ワンマン化を行った際の作業員の負担を軽減する手法の開発に取り組んでいる。本手法を用いると、路面凍結が予想される区間に凍結防止剤を事前に散布する作業（事前散布）を作業員の操作なしに行うことが可能となる。一方で、既に路面が凍結している区間に凍結防止剤を散布する作業（事後散布）では作業員の目視により散布要否を判断する必要がある。このため、ワンマン化時の作業員の負担軽減と正確な事後散布作業を両立するためには凍結防止剤散布要否の判断を客観的かつ自動的に行う必要がある。

凍結防止剤散布の要否判断を自動的に行う手法としては、各種計測機器を用いて路面雪氷状態を計測し、計測結果を基に凍結防止剤の散布が必要であるかを判別する方法が考えられる。路面雪氷状態を計測する計測機器に

は、進行方向に対して斜めに取り付けられた計測輪を用いて路面すべりやすさを計測する手法³⁾、近赤外光の反射率を計測することで路面性状およびすべりやすさを計測する手法⁴⁾やタイヤ内に取り付けられた小型センサを用いて路面性状を計測する手法⁵⁾などが存在する。このうち、北海道の高速道路ではタイヤ内センサによる路面性状計測結果を基に凍結防止剤散布を自動的に行うシステムを導入しており、作業員の負担軽減や凍結防止剤の散布量削減を実現している⁶⁾。一方で、路面雪氷状態の計測機器は概して高価・複雑であり、より安価かつ簡単に路面雪氷状態を把握し凍結防止剤散布の要否を判断可能な方法が求められている。

そこで本研究では、近年発展が著しいAI技術を用いて路面画像から路面雪氷状態を推定することで、安価・簡単かつ自動的に路面雪氷状態に応じた凍結防止剤散布の要否判断が可能であるか基礎的な検証を行ったので結果を報告する。

2. 凍結防止剤散布要否の自動判断方法

凍結防止剤散布の主な目的は路面凍結を防ぐことにより路面をすべりにくい状態とすることである。このため、事後散布作業では路面のすべりやすさが凍結防止剤散布要否の判断基準の1つとなる。一方で、凍結防止剤散布要否の判断では路面のすべりやすさ以外にも路面の雪氷の有無や種類も判断の基準に用いられる。例えば、すべりやすい路面であっても路面に多量の積雪がある場合は、凍結防止剤散布ではなく除雪により路面雪氷状態を改善するなどの判断がなされる。このような理由から、本研究では路面すべり摩擦係数（以降、 μ ）に加えて定性的

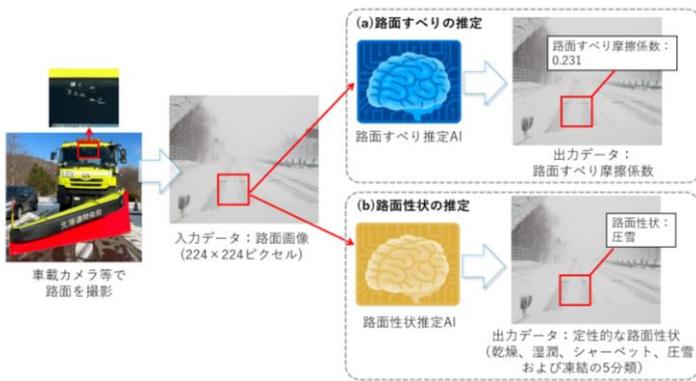


図-1 路面雪氷状態推定の方法とAIの入力値および出力値

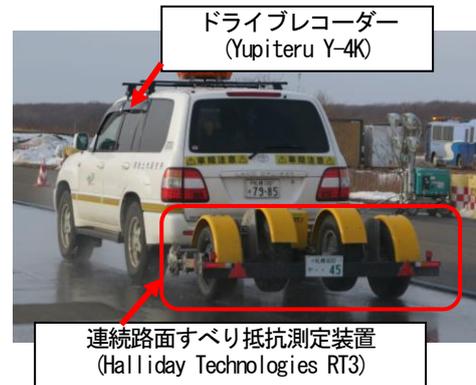


図-2 連続路面すべり抵抗測定装置および計測車両

時刻	緯度	経度	HFN	性状	走行速度
10:05:03.2	43.0402	141.3623	45	圧雪	45
10:05:03.3	43.0403	141.3621	42	圧雪	45
10:05:03.4	43.0404	141.3618	27	凍結	46
:	:	:	:	:	:

路面すべり・路面性状等実測データ



図-3 路面すべり推定AIおよび路面性状推定AIの学習用データ生成方法の概要

な路面性状（乾燥、湿潤、シャーベット、圧雪および凍結の5種類）をAIにより推定し、これらの推定結果を統合して凍結防止剤散布の要否を判断する手法を提案する。以下に本手法で用いる路面雪氷状態を推定するAIおよび凍結防止剤散布要否の判断方法の詳細を示す。

(1) 路面すべり推定AI

図-1(a)は路面すべり推定AIの概要を示す。路面すべり推定AIはカメラで撮影された画像のうち224ピクセル四方の画像を入力値、入力画像の領域内における μ を出力値とする深層学習モデルである。路面すべり推定AIのアルゴリズムには、EfficientNetV2⁷⁾のネットワーク末尾にノード数1の全結合層を追加したものを用いた。路面すべり推定AIの作成には、学習用データとして実際の路面すべり計測結果と路面すべりを計測した地点・時刻の路面画像が必要となる。本研究では、多数の学習用データを得るために図-2に示す連続路面すべり抵抗測定装置（Halliday Technologies RT3）³⁾を用いて収集された路面すべり実測データおよび路面画像を用いて学習用データを作成した。学習用データは図-3に示すように路面すべり計測データおよび路面画像データを位置および時刻情報を用いて紐づけし、画像から連続路面すべり抵抗測定装置の計測輪が通過する領域を切り出すことで作成した。本研究では令和3年度から令和5年度に北海道内の一般国道等で昼夜に収集した路面すべり計測データおよび路

面画像のうち、路面すべりを精度良く計測でき他の走行車両が映り込む可能性が低い条件下で得られたデータ（計測車両の走行速度が20km/h以上である場合のデータ）を用いた。これらのデータのうち、 μ 計測値が0.05未満、0.05以上0.10未満、…、0.65以上0.70未満であるデータを各8万個、合計112万個のデータを使用して路面すべり推定AIの学習を行った。

(2) 路面性状推定AI

路面性状推定AIは、図-1(b)に示すように車載カメラ等で撮影された画像のうち224ピクセル四方の画像を入力値、入力画像の領域内における路面性状分類結果（乾燥、湿潤、シャーベット、圧雪および凍結）を出力値とする深層学習モデルである。路面性状推定AIのアルゴリズムにはEfficientNetV2を用いた。路面性状推定AIの作成には学習用データとして路面性状の判別結果と路面性状判別を行った地点・日時における路面画像が必要となる。本研究では、図-2の計測車両に搭載された路面性状入力システムを用いて計測時の路面性状判別結果を収集した。図-4は計測車両内のPC上で動作する路面性状等の入力システムの画面を示す。路面雪氷状態の計測時は計測車両助手席の計測者（計測機器操作および路面性状の判別方法について研修を受けた作業員）が目視で路面性状を判別し、図-4左側のボタンから路面性状を入力する。計測者は路面性状の判別を計測車両が走行している間連続的



図-4 計測車両内の路面性状等入力画面

に行き、路面性状が変化した場合路面性状入力ボタンを押して判別結果入力値を切り替える。この操作により、入力された路面性状は計測時の位置・時刻情報および路面すべり計測値とともに0.1秒毎に記録される。その後、路面すべり推定AIの学習用データ作成と同様の方法で画像と路面性状判別結果の紐づけおよび画像の切り出しを行った。以上の手順により、路面性状推定AIの学習用データを乾燥、湿潤、シャーベット、圧雪および凍結路面の5分類についてそれぞれ約28万個、合計で約139万個作成し路面性状推定AIの学習を行った。なお、路面の主たる部分では圧雪路面であるが部分的に凍結が生じているなど同一区間で路面性状の判別結果を複数有するデータについては、路面性状の判別結果のうち最も路面性状が悪いデータ（路面性状が悪い順に凍結・圧雪・シャーベット・湿潤・乾燥とする）を判別結果として用いた。

(3) 凍結防止剤散布要否の判定方法

凍結防止剤の散布要否は以下に示す手順で行う。最初に、2.(1)および2.(2)に示す方法で作成した路面すべり推定AIおよび路面性状推定AIを用いて224ピクセル四方の路面画像から μ および定性的な路面性状を推定する。次に、 μ 推定結果が0.30以上である場合は路面に雪氷がない可能性が高いため凍結防止剤の散布は不要であると判断する。 μ 推定結果が0.30未満である場合は路面性状推定結果に着目し、路面性状推定結果が凍結路面である場合は散布が必要と判断する。路面性状推定結果が乾燥路面または湿潤路面である場合凍結防止剤の散布は不要と判断する。また、路面性状推定結果がシャーベット路

面または圧雪路面である場合は除雪や防滑材散布で対処すべき状況であると考えられるため、凍結防止剤の散布は不要であると判断する。

3. 凍結防止剤散布要否の判断自動化に関する実用性の検証

(1) 凍結防止剤散布要否の判断精度検証

本研究では前章で提案した凍結防止剤散布要否判断手法を用いて判断精度の検証を行った。判断精度の検証では、令和4年度および令和5年度に北海道内の一般国道で日中および夜間に収集した路面画像および路面雪氷状態計測データを用いた。本検証では、 μ 計測値が0.3未満および目視による路面性状判別結果が凍結路面であった場合を要散布、それ以外の場合を散布不要として路面画像と散布要否判別値が紐づけられた精度検証用データを2000個（要散布である条件下のデータおよび散布不要である条件下のデータを各1000個）作成した。精度検証用データ作成に用いた μ 計測値は図-2に示す連続路面すべり抵抗測定装置を、路面画像は図-2の計測車両前方に取り付けたドライブレコーダを、路面性状の判別結果は図-2の計測車両に搭載した路面性状等入力システムをそれぞれ使用して収集した。

凍結防止剤散布要否の判断精度検証は以下の手順で行う。はじめに、上記の精度検証用データの路面画像を路面すべり推定AIおよび路面性状推定AIに入力し、 μ および定性的な路面性状の推定結果を得る。次に、これらの推定結果から2.(3)に示す方法で凍結防止剤散布要否の判別を行う。その後、本研究で提案する手法で得られた凍結防止剤散布要否の判別結果（以降、散布要否推定結果）と路面性状および μ の実測データから判断した凍結防止剤散布要否（以降、散布要否正解値）の結果を比較する。以上の手順により、散布要否判断の正解率や空振り（実際には散布が不要であったが提案手法では散布が必要と判断した事例）、見逃し（実際には散布が必要であったが提案手法では散布が不要と判断した事例）の頻度を求めた。

(2) 凍結防止剤散布要否判断の処理速度検証

本研究では、提案した手法を既存の凍結防止剤散布支

表-1 凍結防止剤散布要否の判断処理速度検証に用いた機器の概要

	機器1 (ノートPC)	機器2 (タブレット端末)
機種名	富士通 LIFEBOOK U9313/N	Apple iPad Pro 11 インチ 2021
CPU	Intel Core i5-1350P	Apple M1
GPU	Intel Iris Xe Graphics	Apple M1 内蔵 GPU
メモリ	16GB	8GB
凍結防止剤散布要否判断手法の実装に用いたソフトウェア	Tensorflow.js 3.14.0	

援システムなどに搭載した際に実用的な処理速度で凍結防止剤散布要否の判断が可能であるか基礎的な検証を行った。検証では、車載可能な情報機器（ノートPC・タブレット等）を用いて凍結防止剤散布要否の判断等を自動化する状況を想定し、これらの機器を用いた際に路面画像撮影から凍結防止剤散布要否の判断結果出力までに要する処理時間を計測した。表-1は本検証に用いた情報機器の概要を示す。検証の実施時は処理時間を100回計測し、処理時間の平均値および最大値を求めた。

4. 凍結防止剤散布判断の自動化に関する実用性の検証結果

(1) 凍結防止剤散布要否の判断精度検証結果

表-2 は散布要否正解値と散布要否推定結果の事例数を示す。また、同表には散布要否推定結果の正解率、F1スコア、空振り率および見逃し率を併せて示す。本研究で提案した手法による散布要否推定結果の正解率は73.8%であった。

なお、凍結防止剤散布作業に従事している被験者の目視判断に基づいて要散布区間で正しく凍結防止剤散布を実施できた事例の割合はワンマン作業時かつ散布要否に関する情報支援がない場合において41%であった。⁹⁾この先行研究では通常の散布作業とは異なる車両および装置を用いていること、被験者がアイトラッキング装置を装着した状態で作業を行っていることから被験者の作業負担が増大し、実際の凍結防止剤散布作業と比較して散布判断および機器操作の精度が低下していた可能性がある。

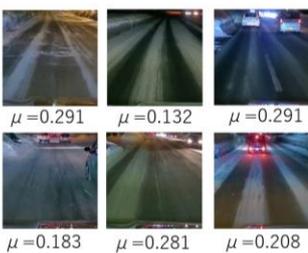
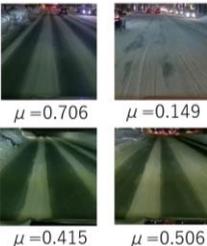
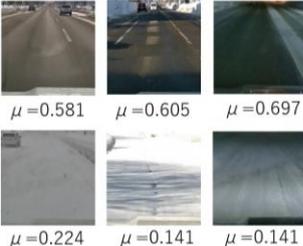
る。しかしながら、これらの要因を加味しても本研究で提案する手法の散布要否判断正解率はワンマン作業時の作業者の目視による散布要否判断の正解率よりも大幅に高く、提案手法を用いることでワンマン作業における凍結防止剤散布要否の判断自動化および散布装置の自動制御ができる可能性があることが明らかとなった。

散布要否推定結果のうち空振りとなった事例の比率は9.9%、見逃しとなった事例の比率は16.4%であった。また、凍結防止剤散布要否の判断に μ 推定値のみを用いた場合（ μ 推定値 <0.3 の場合は要散布、それ以外の場合は散布不要とした場合）は散布要否の正解率は57.1%であり、 μ 推定結果に加えて路面性状の推定結果を併用して判断を行うことで散布要否の判断精度を改善できるこ

表-2 凍結防止剤散布要否の判断精度検証結果

路面性状・ μ の実測データに基づく凍結防止剤散布要否の判断結果 (散布要否正解値)	提案手法による凍結防止剤散布要否判断結果 (散布要否推定結果)		
		要散布	散布不要
	要散布	673	327
散布不要	197	803	
正解率	0.738		
F1スコア	0.719		
空振り率	0.099		
見逃し率	0.164		

表-3 散布要否判断結果毎の路面雪氷状態画像と路面すべり摩擦係数計測値の例

		提案手法による凍結防止剤散布要否の判断結果 (散布要否推定結果)	
		要散布	散布不要
路面性状・ μ の実測データに基づく凍結防止剤散布要否の判断結果 (散布要否正解値)	要散布	(a) 	(b) 
	散布不要	(c) 	(d) 

とが明らかとなった。

表-3 は散布要否正解値および散布要否推定結果毎の路面雪氷状態の例を画像と μ 実測値を用いて示す。散布要否正解値および散布要否推定結果がともに「要散布」となった事例（表中(a)）では路面性状は概ね氷膜路面であった。また、散布要否正解値および散布要否推定結果がともに「散布不要」となった事例（表中(d)）では、 μ 計測値が 0.3 以上かつ路面性状が乾燥または湿潤路面である事例（表中(d)の上段）および μ 計測値は 0.3 未満と低いものの路面性状が圧雪であり凍結防止剤散布による路面の改善効果が薄いと考えられる事例（表中(d)の下段）が見られた。

散布要否正解値が「要散布」であるが散布要否推定結果が「散布不要」となった事例（見逃し事例、表中(b)）では、路面性状がブラックアイスバーンであった事例（表中(b)の上段）や画像中に積雪がある部分と凍結している部分が混在している事例（表中(b)の下段）が見られた。表中(b)上段の事例では路面すべり推定 AI および路面性状推定 AI が路面雪氷状態を正しく推定できず、画像の特徴が類似している湿潤路面と誤認識したために要散布箇所の見逃しが発生したと考えられる。また、表中(b)下段の事例では、 μ は概ね正確に推定できたものの路面性状の推定結果が圧雪路面となり、凍結防止剤の散布は不要と誤判断された。

散布要否正解値が「散布不要」であるが散布要否推定結果が「要散布」となった事例（空振り事例、表中(c)）では、車両通過に伴い生じたわだち部は湿潤路面となっており μ 計測値が高い一方でそれ以外の部分に積雪がある事例が多く見られた。これらの事例ではわだち部が凍結、それ以外の部分が積雪路面である事例（表中(a)の上段中央など）と画像の特徴が類似しており、 μ を正確に推定できなかったために誤判断が生じた。

以上の結果より、本研究で提案する手法を用いると路面画像から凍結防止剤散布の要否判断を自動的かつ良好な精度で実現できる可能性があることが明らかとなった。一方で、路面性状がブラックアイスバーンである場合などにおいては画像の特徴が類似している湿潤路面と誤認識したことによる散布要否の誤判断が生じる事例が見られた。このような事例に対しては路面画像以外の情報を用いて路面性状や μ を推定するマルチモーダル AI の導入が有効である可能性がある^{10, 11)}。一方で、マルチモ

ーダル AI による μ や路面性状の推定手法は路面画像以外に気象データや路面温度等の計測データ等が別途入力データとして必要となるため、これらを凍結防止剤散布支援システムに組み込んだ場合はシステムの複雑化・コスト増加につながる可能性がある。したがって、マルチモーダル AI を用いて凍結防止剤散布の要否判断を行う際は、容易に入手可能なデータを画像以外の入力データに用いるなどの工夫が必要になると考えられる。

(2) 凍結防止剤散布要否判断の処理速度検証結果

表-4 に本研究で提案する凍結防止剤散布要否の判断処理を 2 種類の情報機器で行った場合の平均および最大処理時間を示す。機器 1 を用いた場合の平均処理時間は 27msec、最大処理時間は 58msec であった。また、機器 2 を用いた場合の平均処理時間は 162msec、最大処理時間は 173msec であった。本提案手法で用いている路面すべり推定 AI および路面性状推定 AI は、望遠レンズを搭載していないカメラから 10~20m 程度離れた路面を対象として路面雪氷状態の推定を行うことが可能である。凍結防止剤散布車両の走行速度を 60km/h、撮影対象の路面から凍結防止剤散布装置までの距離を 25m とした場合は路面を撮影してから凍結防止剤散布装置が通過するまでに 1.5sec の時間があり、この間に凍結防止剤の散布要否判断、散布装置の動作開始・停止を行う必要がある。一方で、タブレット端末使用時における最大処理時間は 173msec であるため、本研究で提案する手法は凍結防止剤散布装置の自動制御を行う上で十分な処理速度を有していることが確認された。

5. 結論および今後の展望

本研究では、路面すべり摩擦係数および定性的な路面性状（乾燥、湿潤、シャーベット、圧雪および凍結の 5 分類）を推定する AI を用いて路面画像から凍結防止剤散布要否の判断を行う手法を提案した。また、提案した手法を用いて凍結防止剤散布の要否判断の精度検証および判断に要した処理時間の計測を行い、AI により凍結防止剤散布作業の自動化が可能であるか基礎的な検証を行った。以下に本研究で開発した技術および得られた知見を列挙する。

- 路面画像から路面すべり摩擦係数を推定する AI および定性的な路面性状を推定する AI を用いて、路面すべり摩擦係数と路面性状の推定結果を併用して凍結防止剤散布の要否判断を行う手法を提案した
- 上記手法を用いた場合の凍結防止剤の散布要否判断正解率は 73.8% であり、凍結防止剤散布車両にワンマン乗車した作業者が目視により判断し

表-4 凍結防止剤散布要否の判断に要した処理時間

	機器 1 (ノート PC)	機器 2 (タブレット)
平均処理時間 (msec)	27	162
最大処理時間 (msec)	58	173

た場合よりも高い精度で散布要否を自動的に判断できる可能性があることが明らかとなった

- 本研究で提案した手法はブラックアイスバーンや路面が部分的に湿潤状態となる条件下などで路面すべり摩擦係数や路面性状を正しく推定できず、散布が必要な状況下で散布不要と判断する、または散布不要な状況下で要散布と判断する事例が見られた
- 本研究で提案した凍結防止剤散布の要否判断手法は、ノートPCやタブレット端末を用いた場合に画像撮影から散布要否判断までに要する処理時間は最大で173msecであり、凍結防止剤散布装置の自動化を行うにあたり十分な処理速度を有していることが確認された

今後は気象データのような路面画像以外のデータを入力値とするマルチモーダルAIを用いて路面雪氷状態の推定精度向上を行うとともに、路面雪氷の凹凸深さを推定するAIを併用することで路面雪氷厚さの推定値が一定未満の場合にのみ凍結防止剤散布を行う判断を下すなどの方法で凍結防止剤散布の要否判断精度の向上に取り組む。また、現在試行運用中の凍結防止剤散布支援システムに本手法を組み込み、凍結防止剤事後散布の自動化システムの実装に向けた検討を進める予定である。

参考文献

- 1) 松井聖浩：除雪機械の1人乗り化について、一般社団法人日本建設機械施工協会北海道支部だより、No.121、pp.6-8、2021.
- 2) 大廣智則、金子雅之、齊田光：凍結防止剤散布支援システムの開発、北海道開発技術研究発表会論文集、Vol.65、pp.753-758、2021.

- 3) 徳永ロベルト、舟橋誠、高橋尚人、浅野基樹、中野雅充：連続路面すべり抵抗値による冬期路面管理の高度化に関する研究、寒地土木研究所月報、No. 661、 pp. 11-18、2008.
- 4) 中島知幸、高橋尚人、舘山一孝、飯島由美：近赤外線およびマイクロ波を用いた着氷モニタリングに関する試験、雪氷研究大会講演要旨集、p. 99、2017.
- 5) 花塚泰史、森永啓詩、若尾泰通：センシングテクノロジータイヤによる路面状態判別 ～冬季道路管理への活用～、雪氷研究大会講演要旨集、p. 167、2009.
- 6) 大廣智則、高倉清、桜庭拓也、花塚泰史、萩原亨：自動路面状態判別システムを活用したスマート凍結防止剤散布システムの開発、交通工学論文集、Vol.5、No.4、pp. B_7-B-15、2019.
- 7) M. Tan and Q. Le：EfficientNetV2: Smaller models and faster training、Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning、PMLR 139:10096-10106、2021.
- 8) 公益社団法人日本道路協会：道路構造令の解説と運用、2021.
- 9) 徳永ロベルト、齊田光、星卓見、佐藤昌哉、佐藤賢治：凍結防止剤散布支援技術が散布作業にもたらす効果について、寒地土木研究所月報、No.799、pp.9-15、2019.
- 10) 諸戸祐哉、前田圭介、藤後廉、小川貴弘、長谷山美紀：テキストおよび画像情報に基づく Focal Loss を導入した深層学習による冬期路面状態の分類、AI・データサイエンス論文集、Vol.3、No.J2、pp.293-306、2022.
- 11) 齊田光、大廣智則、伊東靖彦：マルチモーダル AI を用いた冬期路面すべり摩擦係数の推定、雪氷研究大会講演要旨集、p.130、2023.