

車載カメラ静止画像と CAIS を組合せた 冬期路面状態を面的に判別するシステムの開発

Development of a road surface condition estimation system that combines road images and CAIS

大廣 智則^{1,2}, 高瀬 智之³, 高橋 翔⁴, 萩原 亨⁴, 岩崎 悠志⁵, 森 徹平⁵, 花塚 泰史⁵, 高橋 亮介⁶
Tomonori Ohiro^{1,2}, Tomoyuki Takase³, Syo Takahashi⁴, Toru Hagiwara⁴, Iwasaki Yuji⁵, Teppei Mori⁵,
Yasushi Hanatsuka⁵, Yusuke Takahashi⁶

Corresponding author (Current address): oohiro-t@ceri.go.jp (T. Ohiro)

北海道の高速道路では、スマート凍結防止剤散布システムを運用し、凍結防止剤散布量を低減している。このシステムでは、冬期路面状態判別の信頼性が重要であり、補完システムへの依存を軽減する必要がある。本研究では、車載カメラから得られた静止画像から冬期路面状態を面的に判別する 79%の精度を有する新たな画像識別器を開発した。画像のみと比べ、画像と CAIS を組合せた識別器により、精度が 15%向上できたことを明らかにした。

1. はじめに

NEXCO 東日本北海道支社が管理する高速道路では、凍結防止剤を 100m 区間毎に自動散布するスマート凍結防止剤散布システムを運用し、凍結防止剤散布量を低減している¹⁾。また、凍結防止剤の散布方法を自動化する一方、補完システムを開発し、システム制御に組入れ、冬期道路交通の安全性が損なわれない冬期路面管理となるようなシステムとし実用化してきた²⁾。今後、散布量を更に低減するには、走行軌跡のみの CAIS³⁾の路面判別の課題を解消し、連絡員あるいは道路管理者による路面状態の再判定などの関与(補完システムへの依存)を軽減し、100m 区間散布の実施を可能とする場面を増やすことが必要である。

一方、筆者ら⁴⁾は、道路画像配信システムにより、道路管理者が雪氷巡回時の線的な路面積雪状況をリアルタイムに把握することで、巡回員と道路管理者が情報を共有し、効率的な雪氷作業を判断することができることを示している。また、国土交通省国土技術研究会⁵⁾や平井ら⁶⁾は、可視画像式路面センサが路面状態の変化を面的かつリアルタイムに把握でき、道路管理への展開が可能であることを明らかにしてきた。しかし、これらは CCTV カメラ等の定置式のシステムであり、車両など移動式への設置が検討されていない。

本研究では車載カメラから得られた静止画像(以降、画像)から冬期路面状態を面的に判別する新たな識別器を構築する。この画像の識別器と CAIS による判別結果を組合せることで画像のみのときよりも精度が向上することを定量的に示す。

2. 実験方法

2. 1 画像識別器

2. 1. 1 データセット

本実験で用いたデータは、2020 年 1 月 27 日から 31 日までに、道央道・札幌道・道東道・旭川紋別道で取得した。本実験で用いた画像を図 1 に例示する。Dry(乾燥), Semi-wet(半湿), Wet(湿潤), Slush(シャーベット), Snow(積雪・圧雪・凍結)の 5 種類を識別する路面状態とした。車載カメラより得られた画像の下部 2/3 を対象とした。データ数は、Dry:304 枚, Semi-wet:852 枚, Wet:620 枚, Slush:546 枚, Snow:1,774 枚, 全体:4,096 枚である。

2. 1. 2 画像識別器の構築方法

図 2 に示す手法で車載カメラから取得した画像から、冬期路面状態を面的に識別する画像識別器を構築した。画像識別器の構築は、3 つの Step で行った。まず、前項で取得した大量の画像データをコンピュータで AI に反復的に学習させた(図 2 (a))。

¹⁾ 株式会社ネクスコ・エンジニアリング北海道

²⁾ 現所属：土木研究所 寒地土木研究所

³⁾ 北海道大学大学院工学院

⁴⁾ 北海道大学大学院工学研究院

⁵⁾ 株式会社ブリヂストン

⁶⁾ 東日本高速道路株式会社 北海道支社

Nexco-Engineering Hokkaido Co., Ltd.,
Civil Engineering Research Institute for Cold Region, Public Works Research Institute
Graduate School of Engineering, Hokkaido University
Faculty of Engineering, Hokkaido University
Bridgestone Corp.,
Hokkaido Regional Head Office, East Nippon Expressway Co., Ltd.,

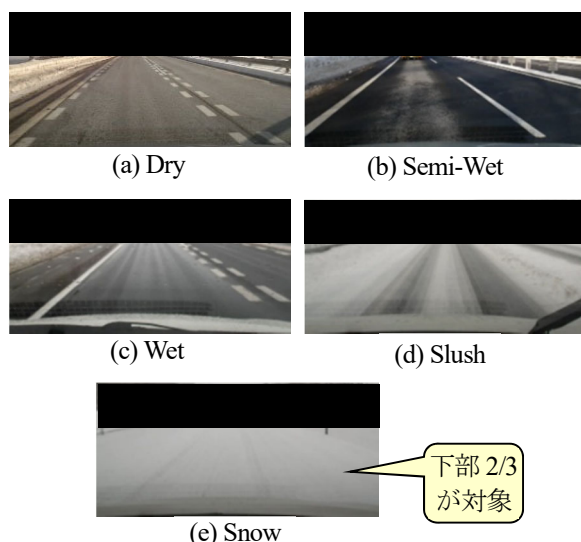


図1 本実験で用いた入力画像の例

次に AI がパターンを発見してそれに基づき識別モデルを構築した (図 2 (b)). 最後に, 未知のデータから Step2 で構築した画像識別器を用いて冬期路面状態を自動識別した (図 2 (c)).

画像識別器の構築には, ディープラーニングの手法である CNN⁷⁾を用いた. また, CNN の識別モデルは Mobile Nets⁸⁾を使用した. Mobile Net は CNN のソフトであり計算量が少ないという特徴がある. CNN は AI(機械学習)の一種であり, 畳み込み層とプーリング層を有し, 画像認識の分野で高い性能を持つことで知られている.

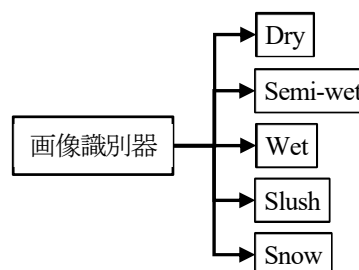
車載カメラより得られた画像の下部 2/3 を Mobile Nets を転移学習させて 5 分割交差検証法により路面状態を判別する識別器を新たに構築した.

2. 2 画像と CAIS を組合せた識別器

接触式センサと非接触式センサの良いところを組合せれば精度が向上すると仮説をたて, 図 3 に示す, 画像と CAIS を組合せた識別器を開発した. 画像識別器は前節で構築したものである. 画像識別器により 5 クラスに識別することが可能である. 一方, CAIS は, タイヤの内面に取り付けた加速度計とマイク, 路面温度データから, CAIS アルゴリズムにより 7 クラス (Snow を Snow cover, Compacted snow, Ice に分類) に判別可能である. 画像と CAIS を組合せた識別器は, 画像識別器による 5 クラスの解析結果と CAIS による 7 クラスの解析結果を機械学習のランダムフォレストで 5 分割交差検証法により得意な路面を担当させて路面状態を判別する手法である.



(a) STEP1 Training Data



(b) STEP2 Model



(c) STEP3 Estimation

図2 冬期路面状態を面的に識別するための画像識別器の構築方法

2. 3 評価方法

正解データに対する実験結果について, 真陽性, 偽陰性, 偽陽性, 真陰性の関係を図 4 に示す. ここで, 評価指標は, 適合率(Precision), 再現率(Recall), F 値(F-measure)があるが, Mobile Nets で構築した識別モデルは F 値 (式 (1)) を用いて評価する.

$$F \text{ 値}(F - \text{measure}) = \frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} \quad (1)$$

3. 実験結果

3. 1 画像のみの路面判別精度

表 1 に画像のみの識別結果を示す. Mobile Nets を転移学習させて構築した識別器によって, 画像のみから路面状態を識別する精度は, F 値の平均で 0.782 であった. また, 表 2 に示す混同行列から, Dry と Wet の識別精度が低く, Semi-wet, Slush, Snow が高い. 特に Snow の精度が高い.

3. 2 画像と CAIS を組合せた路面判別精度

3. 2. 1 画像と CAIS の個別の精度

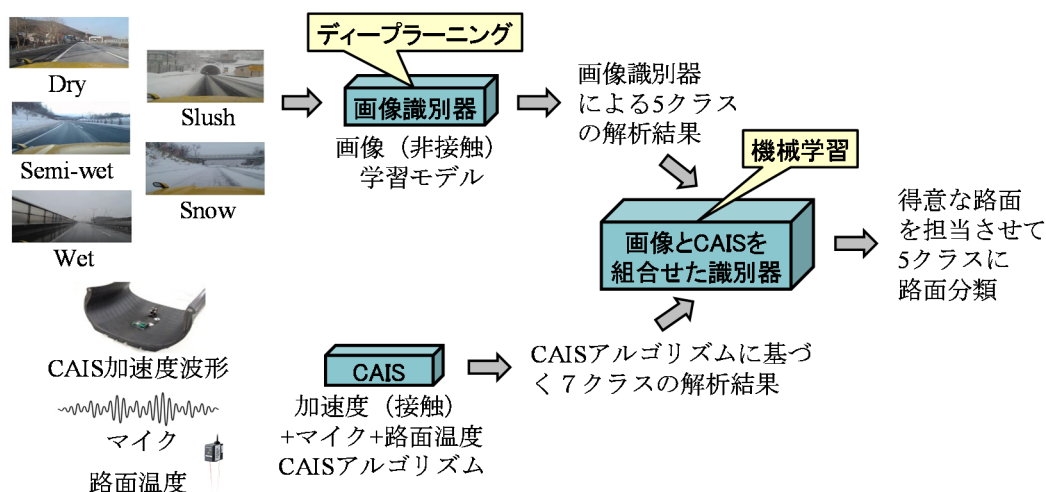


図3 画像とCAISを組合せた識別器の構築方法

実験結果

正解率	真陽性 TP	偽陰性 FN
	偽陽性 FP	真陰性 TN

図4 実験結果の真陽性・偽陰性・偽陽性・真陰性

表1 画像のみの識別結果

	Dry	Semi-wet	Wet	Slush	Snow	Ave
Recall	0.689	0.748	0.623	0.891	0.988	0.788
Precision	0.701	0.833	0.689	0.705	0.958	0.777
F-measure	0.694	0.788	0.654	0.787	0.973	0.782

表2 画像のみの混同行列識別結果

		Dry	Semi-wet	Wet	Slush	Snow	計
正解レベル	Dry	213	30	61	0	0	304
	Semi-wet	93	710	47	2	0	852
	Wet	2	180	427	9	2	620
	Slush	0	27	115	385	19	546
	Snow	1	2	35	36	1700	1774
	計	309	949	685	432	1721	4096

データセットは、前節と同一であるが、画像とCAISが関連したデータが必要なため、データセットの枚数が画像のみのときよりも383枚少なく、データ数は、Dry:304枚、Semi-wet:831枚、Wet:599枚、Slush:478枚、Snow:1,501枚、全体:3,713枚である。表3に画像とCAISの個別の混同行列識別結果を示す。画像識別器は、Semi-wet、Slush、Snowの成績が良く、CAISは、Dry、Wetの成績が良いことが

確認できる。

3. 2. 2 画像とCAISを組合せた精度

表4に画像とCAISを組合せた識別結果を示す。画像とCAISを組合せた精度は、F値の平均で0.931であった。画像識別器のみのF値は前記したとおり78%であったが、画像とCAISを組合せることで93%まで向上させることができた。また、表5に示す混同行列から、画像が苦手だったDryとWetの精

表3 画像とCAISの個別の混同行列識別結果

(a) 画像識別器
識別結果

		Dry	Semi-wet	Wet	Slush	Snow	計
正解レベル	Dry	213	30	61	0	0	304
	Semi-wet	87	696	46	2	0	831
	Wet	2	169	418	8	2	599
	Slush	0	25	100	337	16	478
	Snow	1	1	28	34	1437	1501
	計	303	921	653	381	1455	3713

(b) CAIS
判別結果

		Dry	Semi-wet	Wet	Slush	Snow	計
正解レベル	Dry	267	21	16	0	0	304
	Semi-wet	333	122	375	1	0	831
	Wet	0	0	599	0	0	599
	Slush	103	37	221	3	114	478
	Snow	460	9	4	1	1027	1501
	計	1163	189	1215	5	1141	3713

表4 画像と CAIS を組合せた識別結果

	Dry	Semi-wet	Wet	Slush	Snow	Ave
Recall	0.841	0.910	0.970	0.953	0.991	0.933
Precision	0.819	0.931	0.980	0.929	0.987	0.929
F-measure	0.830	0.920	0.975	0.941	0.989	0.931

表5 画像と CAIS を組合せた混同行列識別結果
識別結果

	Dry	Semi-wet	Wet	Slush	Snow	計
正解 レベル Dry	249	54	0	1	0	304
Semi-wet	44	774	11	2	0	831
Wet	0	10	587	1	1	599
Slush	1	13	7	444	13	478
Snow	2	0	0	18	1481	1501
計	296	851	605	466	1495	3713

度が向上している。苦手だった路面の精度向上にと
もない、全体的に精度が向上していることが確認で
きる。つまり、画像と CAIS を組合せた識別器は、
それぞれの得意な路面を担当させることで路面識
別精度を向上させることができている。

4. おわりに

走行軌跡のみの CAIS の路面判別を画像処理によ
る路面識別がカバーし、接触しなければ判らない凍
結路面の判別などを CAIS が担当することをコンセ
プトに、車載カメラ画像と CAIS を組合せた冬期路
面状態を面的に判別するシステムを開発した。本研
究で得られた成果を以下にまとめる。

(1) 冬期間を通した検証はこれからであるが、
Mobile Nets に基づく画像のみで冬期路面状態を面的
に把握する 78%の精度を有する画像識別器を開
発した。

(2) 画像と CAIS による路面解析結果を組合せ、
それぞれの得意な路面を担当させる画像と CAIS を
組合せた識別器を開発することで、路面識別精度を
93%と向上させることを定量的に示した。

(3) 画像+CAIS は、冬期路面を面的に精度良く判
別することが可能である。

今後、夜間等 24 時間とおして冬期路面状態を自
動判別する識別器を構築する必要がある。また、デ
ータセットの充足により Snow を凍結・圧雪・積雪
と分けた判別、車線別(走行車線/追越車線)の判別、
画角の統一がなされていない場合の入力画像のエ

リア補正, Mobile Nets V2 や V3 の検討等, 手法構
築が必要となる。冬期路面状態判別の信頼性が向上
すれば、凍結防止剤散布量のさらなる低減が期待で
きる。

【参考文献】

- 1) 大廣智則, 高倉清, 桜庭拓也, 花塚泰史, 萩原
亨 (2019): 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, 5 (4(特集号 B)), B_7-B_15.
- 2) 大廣智則, 萩原亨, 花塚泰史, 高倉清, 中村広
美: 道路管理者と協調した凍結防止剤散布の低
減に資するスマート凍結防止剤散布システム
の開発, 日本雪氷学会誌「雪氷」, 第 82 巻, 6 号,
pp.299-316, 2020.11
- 3) 花塚泰史, 後藤嵩人, 若尾泰道, 中澤一真
(2015): 高度車両制御への適用を目指したタ
イヤ振動を用いた路面状態判別技術の開発。
公益社団法人自動車技術会 2015 年春季大会学
術講演会講演予稿集, 341-345.
- 4) Tomonori Ohiro, Shin Tozuka, Takeshi Kobayashi,
“ADVANCED SNOW AND ICE CONTROL
MEASURES FOR HOKKAIDO’S
EXPRESSWAYS “ XIII INTERNATIONAL
WINTER ROAD CONGRESS, Session T3-1,
Québec, February 8 to 11 (2010).
- 5) 国土交通省国土技術研究会 (2005): IT 技術を
活用した道路管理の効率化. 土木技術資料, 47,
40-45.
- 6) 平井節生, 牧野浩志, 山崎勲, 大久保康雄
(2005): 冬季道路管理業務への可視画像式路
面センサの活用. ITS シンポジウム, 4, 1-6.
- 7) LeCun, Y., Boser B.E., Denker J.S., Henderson D.,
Howard R.E., Hubbard W.E., and Jackel L.D.
“Backpropagation applied to handwritten zip code
recognition,” *Neural Computation*, Vol. 1, No. 4,
pp.541-551, 1989.
- 8) Howard, A.G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D.,
Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M. and Adam, H,
“MobileNets: Efficient Convolutional Neural
Networks for Mobile Vision Applications,” CoRR,
1704.04861, 2017.