

# AIを利用した車載カメラ画像による視程ランク判別実験について

国立研究開発法人土木研究所寒地土木研究所 雪氷チーム ○大久保 幸治  
武知 洋太  
櫻井 俊光

吹雪視程障害による災害の軽減・防止のため、道路管理者は、対策の必要箇所に吹雪対策施設を設置している。しかし、適切な要対策箇所を抽出するには、視程障害移動観測車で、吹雪発生時に繰り返し観測する必要があり、データ取得のために時間とコストが必要となる。本研究は、吹雪による視程障害の程度を簡易に判別することを目的とし、AI技術を利用した車載カメラ画像による視程ランク判別実験を行ったので、その結果について報告する。

キーワード：AI(人工知能)、視程障害、吹雪対策、自然災害

## 1. はじめに

積雪寒冷地の冬期道路では、吹雪による視程障害や吹きだまりによる交通障害がしばしば発生し、社会的に影響を与えている。特に北海道では、近年急激に発達した低気圧の影響により、極端な暴風雪による吹雪災害が発生するケースが見られる。平成25年3月に北海道を襲った暴風雪では、多数の道路が長期間に渡り通行止めになり、さらに9名の方が亡くなる等、大きな被害が発生した。これら暴風雪の被害を減らすために道路管理者は、吹雪対策施設を設置している。しかし、適切な要対策箇所を抽出するには、車載カメラ、視程計、風向風速計などを搭載した視程障害移動観測車で、吹雪発生時に繰り返し観測する必要があり<sup>1)</sup>、データ取得のために時間とコストを要する。

國分ら<sup>2)</sup>はAI(Artificial Intelligence)技術を利用して車載カメラ画像から吹雪の発生、未発生を検知する可能性を見出した。國分ら<sup>2)</sup>の結果を踏まえて、本研究は吹雪発生、未発生だけでなく視程ランクを判別する技術開発を進めるものである。車載カメラ画像から視程ランクを判別することが可能となれば、吹雪対策施設の設置が必要な箇所やその優先度の判断が容易となり、効果的な吹雪対策施設の設置への寄与が期待できる。

なお、本実験で使用するAI技術は、機械を利用した深層学習であり、画像認識に高い判別力を持つCNN(Convolutional Neural Network)を用いて行った。

## 2. 視程ランクの判別実験の概要

判別する視程ランクは、吹雪時のドライバーの運転挙動に関する研究成果<sup>3)</sup>をもとに、視程1,000m以上(ランクA)、500m以上1,000m未満(ランクB)、200m以上500m未満(ランクC)、100m以上200m未満(ランクD)、100m未満(ランクE)の5ランクに区分した。各ランクの代表的な画像は図-1のとおりである。実験に使用する画像は寒地土木研究所が所有している視程障害移動観測車(図-2)に搭載しているデジタルビデオカメラで撮影した動画から切り出した静止画を使用し、その画像の視程ランクは視程障害移動観測車の視程計のデータにより分類した。

## 3. 実験方法

### 3.1 実験の流れ

実験の流れを図-3に示す。まず、モデル作成用データ(教師データ)とテストデータを作成した。次に、モデル作成用データで深層学習を行い吹雪画像判別モデルを作



図-1 各視程ランクの代表的な画像

成した。作成したモデルはk-分割交差検証により性能を評価した。K-分割交差検証の詳細は3.4で述べる。最後にモデル作成用データとは別に作成したテストデータにより視程ランクの判別実験を行った。



図-2 視程障害移動観測車

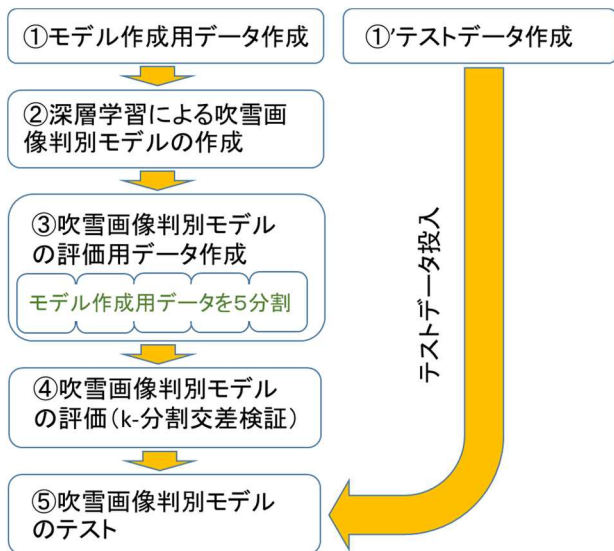


図-3 実験の流れ

### 3.2 モデル作成用データ及びテストデータ作成

#### (1) 画像データ作成

モデル作成用データは、図-4に示す箇所で撮影された車載カメラ動画から切り出した画像である。画像の切り出しは、視程計の計測タイミングに合わせて1秒毎とした。なお、切り出した画像のうち、ワイパーの写り込み等によるピントずれ、トンネル内の画像、および日没後の周囲が暗い画像など、吹雪と直接関係のない画像は除外されている。

テストデータを2種類作成した。モデル作成用データと同じ区間の画像を使用したテストデータ(テスト1とする)、モデル作成データと異なる区間の画像を使用したテストデータ(テスト2とする)の2種類である。以下に利用したデータの路線を示す。

- モデル作成用データ
  - R231 KP25k～52k(上り方面に走行)
  - R231 KP15k～52k(下り方面に走行)
  - R232 KP47k～74k(上り方面に走行)
  - R238 KP228k～262k(上り方面に走行)
- テスト1用データ
  - モデル作成用データと同じ
- テスト2用データ
  - R231 KP15k～24k(上り方面に走行)

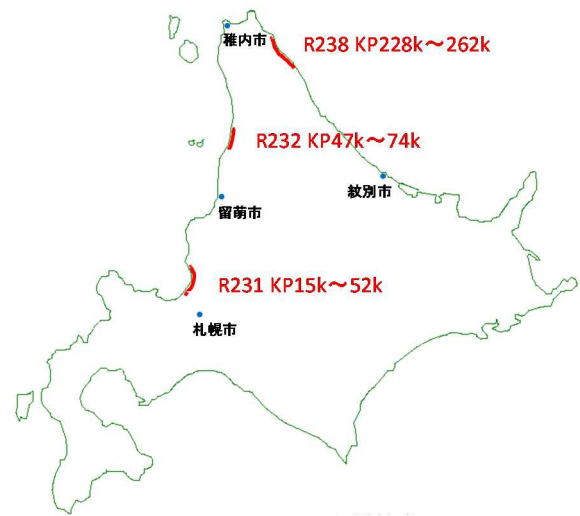


図-4 画像の撮影箇所

#### (2) 画像の視程ランク

画像の視程ランクは、動画撮影時に同時計測した視程計の計測値を基に決定した。視程計は、車載式前方散乱型(明星電気(株)製 TZF-31A)である。画像に画像撮影時刻の視程値をラベリングする作業の中で、図-5のように明らかに視程値と画像を目視して読み取った視程ランクが一致しないものが混在していた。そこで画像の視程ランクを決定する際に用いる視程値を以下の3ケースの手法により作成した。

- ケース1:画像切り出し時刻の視程値
- ケース2:画像切り出し時刻から50m程度走行する間の視程値の平均(視程Eランク(視程100m未満)の100mを基準距離とし、その1/2の延長。走行速度により平均算出に必要なデータ数に変動する。)
- ケース3:画像切り出し時刻から9秒後までの視程値の平均(100mを基準距離とし、走行速度40km/hで走行した場合に要する時間。平均算出に必要なデータ数は一定。)



図-5 視程計測値と吹雪状況が相違している画像  
(視程計:86m(視程ランクE)、画像を目視して読み取った  
視程:視程ランクB)

### 3.3 深層学習による吹雪画像判別モデルの作成

以下に示した実験環境と教師データを用い、吹雪画像判別モデルを作成した。モデルは、3.2(2)のケース1の視程値を用いたモデル1、ケース2の視程値のモデル2、ケース3の視程値のモデル3の3つのモデルを作成した。

#### (1) 実験環境

モデル作成用データを利用した深層学習は、以下の実験環境、学習条件のパラメータ設定値により行った。

##### ➤計算機

CPU:Xeon Bronze

GPU:Quadro P6000

AIソフトウェア:COGNEX社製ViDi Suite

##### ➤ViDi Suiteツールパラメータ

Feature Size:200pixel

Color:3(RGBカラー)

Count Epochs:50回

画像には、車載カメラ設置時の画角が統一されていないため、車体ボンネットが大きく写り込んでいる画像とほとんど写っていない画像が混在していた。車体ボンネットの有無による視程ランク判別への影響を避けるため、学習および判別に用いる画像の対象領域(以下、対象領域)を図-6のとおり設定した。画像上端から82%が対象領域の設定範囲である(図-6 赤い部分)。



図-6 対象領域の設定範囲

#### (2) 教師データ

深層学習の教師データは、視程ランク毎にデータ数が異なるとデータ数の多い視程ランクに判定が偏り公正な判別モデルとならない可能性があるため、全ての視程ランクで教師データのデータ数を統一した。データ数は最もデータ数の少なかった視程ランクEに合わせて250個とし、全データからランダムに抽出した。なお3.2(2)のケース2、ケース3のランクEの画像数が250個未満であったため、不足分は左右反転させた画像等で水増しした。左右反転させて画像を増やす方法をData Augmentationと言い、深層学習では一般的に利用されている方法である。

#### 3.4 吹雪画像判別モデルの評価用データ作成

3.3においてモデル作成に利用した画像数は、1視程ランク当たりのデータ数が250個と、一般的な深層学習のデータ数としては少ない。そのため、データ数が少ない場合の評価手法として用いられるk-分割交差検証を導入した(図-7)。k-分割交差検証とは、モデル作成に使用したデータをk個に分割し、k-1個のデータを教師データとし、残った1個のデータを検証データとして、教師データと検証データを入れ替えながらk回検証を行い、その平均をモデルの評価値とするものである。本実験ではk=5とした。

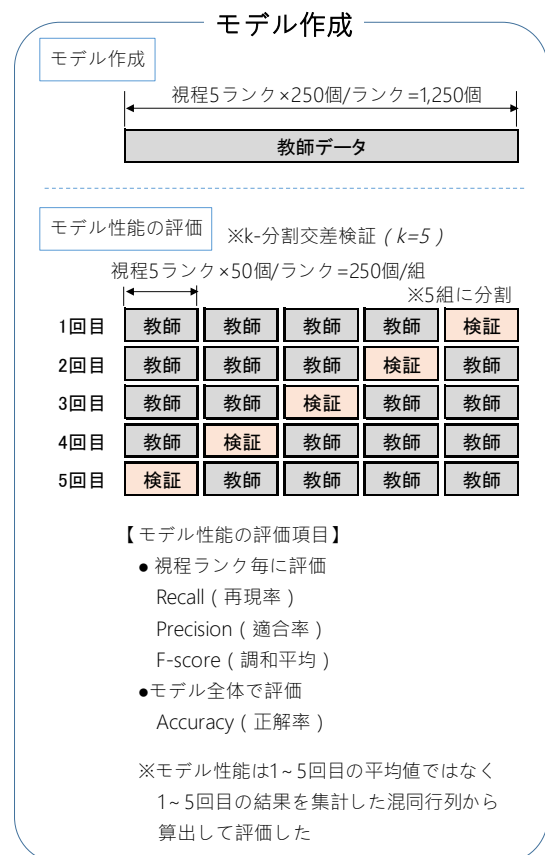


図-7 モデル作成、評価の概要



### 3.5 吹雪画像判別モデルの評価

#### (1) 評価方法

作成したモデルは、判定結果の混同行列から一般的にモデル評価に用いられるRecall(再現率)、Precision(適合率)、F-score(調和平均)及びAccuracy(正解率)を算出して評価された。Recall(再現率)とは、「ランクAで例えると「ランクAのテストデータ総数」と「モデルがランクAと判別した中に含まれる本当のランクAの数」の比率である。同様にPrecision(適合率)とは、「モデルがランクAと判別した総数」と「モデルがランクAと判別した中に含まれる本当のランクAの数」の比率である。また、F-score(調和平均)とは、Recall(再現率)、Precision(適合率)を調和平均した値であり、Accuracy(正解率)とは、「モデル全体のテストデータ総数」と「モデルが正解した数」の比率である。本実験では、80%以上を“良好”、60~80%を“概ね良好”、60~40%を“悪い”、40%未満を“非常に悪い”と評価している。

#### (2) 作成モデルの評価

3.2.(2)で画像にラベリングする視程ランクの決定手法が異なる3つのモデルの評価結果を表-1に示す。赤丸は、各項目の3モデル中の最高スコアを示している。

モデル1は、Accuracyが58.2%と悪く、3つのモデル中で最も低い値であった。視程ランクAは、Recallが81.2%で良好、Precision、F-scoreは概ね良好であった。視程ランクBは、Recall、Precision、F-scoreの全てが概ね良好であった。視程ランクC、D、Eは、Recall、Precision、F-scoreが全て悪い評価であった。視程200m未満の視界がかなり悪い状態(吹雪発生)である視程ランクD、EのRecallが低いことから吹雪を適正に判別できていないことがわかった。また不正解の内訳が全ての視程ランクにおいて視程ランクA~Eに分散して判別されていたことから本モデルの信頼性は低いと言える。

モデル2は、Accuracyが76.3%で概ね良好であった。視程ランクAと視程ランクEは、Recall、Precision、F-scoreが全て良好であった。視程ランクB、C、Dは、Recall、Precision、F-scoreが全て概ね良好であった。不正解の内訳が計測値に対して1つずれが多いことから、教師データの質を改善することで評価が向上する可能性はある。

モデル3は、Accuracyが82.3%で良好であり3つのモデル中で最も高い値であった。視程ランクAと視程ランクEは、Recall、Precision、F-scoreが全て良好であった。視程ランクB、C、Dは、Recall、Precision、F-scoreが72.4~82.8%で良好もしくは概ね良好であった。また全ての視程ランクにおいてRecall、Precision、F-scoreが全て3つのモデル中で最も高い値であった。さらに不正解の内訳もパターン2と同様に計測値に対して1つずれのものが多かった。

以上の結果から、吹雪画像の視程ランクのラベリングは、“視程計測時刻から9秒後までの平均の視程値”を使用する手法が3つのケースの中では最も適していた。

表-1 作成モデル性能の評価

(モデル1:視程計測時刻)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可		
		吹雪未発生			吹雪発生				
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満			
		A 1000m以上	203	3	12	11		8	13
		B 500m以上 1000m未満	17	174	33	17		4	5
	吹雪発生	C 200m以上 500m未満	22	27	108	67		17	9
		D 100m以上 200m未満	17	16	29	133		45	10
		E 100m未満	17	4	18	93		110	8

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	81.2%	73.6%	77.2%	58.2%
B	69.6%	77.7%	73.4%	
C	43.2%	54.0%	48.0%	
D	53.2%	41.4%	46.6%	
E	44.0%	59.8%	50.7%	

(モデル2:50m程度走行する間の視程計測値の平均)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可		
		吹雪未発生			吹雪発生				
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満			
		A 1000m以上	221	27	0	0		0	2
		B 500m以上 1000m未満	23	196	25	3		1	2
	吹雪発生	C 200m以上 500m未満	4	43	161	33		5	4
		D 100m以上 200m未満	2	6	37	168		31	6
		E 100m未満	0	1	8	31		208	2

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	88.4%	88.4%	88.4%	76.3%
B	78.4%	71.8%	75.0%	
C	64.4%	69.7%	66.9%	
D	67.2%	71.5%	69.3%	
E	83.2%	84.9%	84.0%	

(モデル3: 9秒後までの視程計測値の平均)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可		
		吹雪未発生			吹雪発生				
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満			
		A 1000m以上	221	26	2	0		0	1
		B 500m以上 1000m未満	22	205	22	1		0	0
	吹雪発生	C 200m以上 500m未満	2	31	181	32		2	2
		D 100m以上 200m未満	1	2	14	207		24	2
		E 100m未満	0	0	3	31		215	1

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	88.4%	89.8%	89.1%	82.3%
B	82.0%	77.7%	79.8%	
C	72.4%	81.5%	76.7%	
D	82.8%	76.4%	79.5%	
E	86.0%	89.2%	87.6%	

#### 4. 吹雪画像判別モデルのテスト

作成した3つの吹雪画像判別モデルについて、学習データ以外での評価を行うため、以下の2つのテストにより検証した。テストデータ数は視程ランク毎に各50個とした。

- テスト1:モデル作成用データと同じエリアの画像を使用したテスト
- テスト2:モデル作成用データと異なるエリア(未知の区間)の画像を使用したテスト

##### 4.1 実験結果(テスト1)

テスト1の実験結果を表-2に示す。Accuracyの最も良い値はモデル3の82.8%、最も低い値はモデル1の60.4%であり、3.モデル評価の傾向と一致した。Recallは、視程ランクAがモデル1、モデル2の96.0%、視程ランクBがモデル1の86.0%、視程ランクCがモデル3の76.0%、視程ランクDもモデル3の98.0%、視程ランクEがモデル2の96.0%が3つのモデルの中で最も高い値であり、モデル評価の傾向と異なった結果であったが、モデル評価が最も高かったモデル3は、全ての評価項目で“概ね良好”以上の評価であった。

以上のことから、吹雪画像判別モデルに最も適していると評価したモデル3は、3.モデル評価と同様に吹雪画像から視程ランクを良好に判別できていることがわかった。

##### 4.2 実験結果(テスト2)

テスト2の実験結果を表-3に示す。Accuracyは、3つのモデル全てが40%台で悪い評価であった。視程ランクB、C、D、Eは全てのモデルでRecall、Precision、F-scoreが0~56.0%で悪いもしくは非常に悪い評価であった。また3.モデル評価で最も吹雪画像判別に適していると評価したモデル3は視程ランクEのRecall、Precision、F-scoreが0%であり、視程ランクEを全く判別できていなかった。しかし、不正解の内訳が計測値に対して1つずれだったものが多かったことから、教師データの量、質を改善することにより、評価が向上する可能性はある。

以上のことから、モデル評価で最も吹雪画像判別モデルに適していると評価したモデル3であっても、3.モデル評価と異なり吹雪画像から視程ランクを判別できていないことがわかった。

##### 4.3 考察

3.モデル評価で最も吹雪画像判別モデルに適していると評価したモデル3は、教師データと同区間の画像であれば視程ランクを良好に判別できるが、未知の区間については視程ランクを正確に判別できていない。しかし、各視程ランクの特徴が顕著に表れている教師データを使用することで性能が向上し、未知の区間の視程ランクを

判別可能なモデルを構築できる可能性はある。

表-2 実験結果(テスト1)

(モデル1:視程計測時刻)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可	
		吹雪未発生			吹雪発生			
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満		
		A	48	0	1	1		0
		B	2	43	3	2		0
	吹雪発生	D	6	3	11	14		10
	E	3	2	9	15	19		

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	96.0%	75.0%	84.2%	60.4%
B	86.0%	76.8%	81.1%	
C	54.0%	52.9%	53.5%	
D	28.0%	36.8%	31.8%	
E	38.0%	63.3%	47.5%	

(モデル2:50m程度走行する間の視程計測値の平均)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可	
		吹雪未発生			吹雪発生			
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満		
		A	48	2	0	0		0
		B	11	34	4	1		0
	吹雪発生	D	3	8	31	6		0
	E	1	3	5	33	7		

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	96.0%	76.2%	85.0%	77.6%
B	68.0%	72.3%	70.1%	
C	62.0%	75.6%	68.1%	
D	66.0%	80.5%	72.5%	
E	96.0%	87.3%	91.4%	

(モデル3: 9秒後までの視程計測値の平均)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可	
		吹雪未発生			吹雪発生			
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満		
		A	42	6	1	0		0
		B	5	37	8	0		0
	吹雪発生	D	1	3	38	7		0
	E	0	0	0	49	0		

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	84.0%	87.5%	85.7%	82.8%
B	74.0%	80.4%	77.1%	
C	76.0%	80.9%	78.4%	
D	98.0%	75.4%	85.2%	
E	82.0%	100.0%	90.1%	

表-3 実験結果(テスト2)

(モデル1:視程計測時刻)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可		
		吹雪未発生			吹雪発生				
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満	accuracy (正解率)		
		A 1000m以上	48	0	0	0		2	0
		B 500m以上 1000m未満	0	12	14	15		1	8
	C 200m以上 500m未満	0	6	7	18	9		10	
	吹雪発生	D 100m以上 200m未満	2	4	6	20		7	11
E 100m未満	0	1	5	11	23	10			

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	96.0%	96.0%	96.0%	44.0%
B	24.0%	52.2%	32.9%	
C	14.0%	21.9%	17.1%	
D	40.0%	31.3%	35.1%	
E	46.0%	54.8%	50.0%	

(モデル2:50m程度走行する間の視程計測値の平均)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可		
		吹雪未発生			吹雪発生				
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満	accuracy (正解率)		
		A 1000m以上	50	0	0	0		0	0
		B 500m以上 1000m未満	2	28	16	1		2	1
	C 200m以上 500m未満	1	17	26	5	1		0	
	吹雪発生	D 100m以上 200m未満	0	15	28	2		2	3
E 100m未満	0	3	41	1	3	2			

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	100.0%	94.3%	97.1%	43.6%
B	56.0%	44.4%	49.6%	
C	52.0%	23.4%	32.3%	
D	4.0%	22.2%	6.8%	
E	6.0%	37.5%	10.3%	

(モデル3: 9秒後までの視程計測値の平均)

混同行列 (Confusion Matrix)		予測					分類不可		
		吹雪未発生			吹雪発生				
計測値	吹雪未発生	A 1000m以上	B 500m以上 1000m未満	C 200m以上 500m未満	D 100m以上 200m未満	E 100m未満	accuracy (正解率)		
		A 1000m以上	50	0	0	0		0	0
		B 500m以上 1000m未満	4	20	20	5		0	1
	C 200m以上 500m未満	0	17	23	10	0		0	
	吹雪発生	D 100m以上 200m未満	0	3	24	22		1	0
E 100m未満	1	4	9	36	0	0			

ランク	Recall (再現率)	Precision (適合率)	F-score (調和平均)	accuracy (正解率)
A	100.0%	90.9%	95.2%	46.0%
B	40.0%	45.5%	42.6%	
C	46.0%	30.3%	36.5%	
D	44.0%	30.1%	35.8%	
E	0.0%	0.0%	0.0%	

5. まとめと今後の展望

吹雪による視程障害箇所を簡易に抽出することを目的

Koji Okubo, Hirotaka Takechi, Toshimitsu Sakurai

とし、AIを利用して吹雪画像から5段階に分類した視程ランクを判別する実験を行った。

- 1) 視程障害移動観測車で撮影した動画から静止画を切り出した画像を用いて、吹雪画像判別モデル作成、モデルのテストを行った。
- 2) 視程ランクは、“画像切り出し時刻の視程値(ケース1)”、“画像切り出し時刻から50m程度走行する間の視程値の平均(ケース2)”、“画像切り出し時刻から9秒後までの視程値の平均(ケース3)”の手法で決定した。
- 3) モデル評価は、k-分割交差検証で行った。モデル3のAccuracyが82.3%と良好で、最も評価が高かった。
- 4) テストは、“モデル作成用データと同じエリアの画像を使用したテスト(テスト1)”と“モデル作成用データと異なるエリアの画像を使用したテスト(テスト2)”を行った。テスト1は、モデル評価と傾向が一致し、モデル3が最も高い評価であった。テスト2は、全てのモデルでAccuracyが悪く、モデル評価の傾向と異なった。モデル3は、計測値の1ランクずつで判別していたものが多いことから、各視程ランクの特徴が顕著な教師データを使用することで性能が向上する可能性がある。

本実験のモデル作成用データは、データ群からランダムに抽出したものである。すなわち、道路線形、道路付属施設、周囲の建物など、画像に含まれる物体は画像ごとに異なる。また、視程値は車両のフロント部に設置されている車載式前方散乱型視程計の値であり、道路前方を人の目で視認した視程と同じ視程として良いか検討の余地がある。今後、以下の見直しを行うことで、さらなる性能向上が図られたモデルの構築を行っていきたい。

- 教師データの数を増やす。(特にEランク)
- 教師データの質を向上させる。(クレンジング手法の検討)

- ・ 矢羽根、道路照明灯などの見える基数が、視程ランクに応じて適当に写っている画像を採用する
- ・ 1km程度の短区間内に3ランク以上の複数の視程ランクが存在するデータを積極的に採用する
- ・ 人の目で視認した視程と画像の視程の差異について検討し、画像データによる視程値の精度向上を図る。

参考文献

- 1) 独立行政法人 土木研究所 寒地土木研究所：道路吹雪対策マニュアル（平成23年度改正版）。
- 2) 國分徹哉，武知洋太，櫻井俊光：AIを利用した車載カメラによる吹雪検知の可能性について，第62回（平成30年度）北海道開発技術研究発表会，2019。
- 3) 加治屋安彦，松澤 勝，鈴木武彦，丹治和博，永田泰浩：降雪・吹雪による視程障害条件下のドライバーの運転挙動に関する一考察．寒地技術論文・報告集，20，325-331，2004。