

## 複数の定点カメラ画像で学習した AI を用いた 車載カメラ画像による視程判別について (その 2)

### Visibility Classification from Onboard Camera Images Using AI Trained with Multiple Fixed-Point Surveillance Cameras (Part 2)

丹治 和博<sup>1</sup>, 荻島 葵<sup>1</sup>, 西村 浩一<sup>1,2</sup>  
Kazuhiro Tanji<sup>1</sup>, Aoi Ogishima<sup>1</sup>, Koichi Nishimura<sup>1,2</sup>

Corresponding author: tanji@jwa.or.jp (K. Tanji)

<sup>1</sup> 日本気象協会, <sup>2</sup> 名古屋大学名誉教授

<sup>1</sup> Japan Weather Association, <sup>2</sup> Nagoya University

複数の固定カメラが撮影した多数の静止画から学習した AI を用いて, 移動体である車両から前方を連続撮影した静止画に対する視程判別を過去に試みたところ, 夜間の視程判別に課題を残した. そこで, 静止画の撮影方法などを見直し, AI による視程判別を再度試みた. 移動気象観測車に搭載した視程計で同時に観測した視程や, 画像から目視判別した視程と AI 判別の結果を比較した. その結果, AI が算出する各ラベル (視程階級) の確率値を平均確率とのロジット差で評価することで, 著しい視程障害をおよそ判別できることがわかり, 夜間の撮影画像に対しても本 AI の適用可能性を示した.

#### 1. はじめに

北海道の道路交通は降雪や吹雪による道路上の視程障害の影響を大きく受けるが, その線的または面的な分布の把握が難しい. 一方で, 現在ではドライブレコーダの普及により車内からの道路映像を容易に取得できるようになっている.

筆者らは過去に収集した複数の固定カメラで撮影された多数の静止画から AI 学習による視程判別技術を構築し, その運用を行っている<sup>1)</sup>. この AI による学習器が, 移動体である車内から撮影した画像にも適用できれば, 道路上の視界状況を面的に把握することが可能になる. そこで, 車内から前方を撮影した静止画を AI で視程判別させた結果と, 車両に搭載している側方散乱型視程計で計測した視程を比較したところ, 日中の画像に対してはこの AI の適用可能性を示したが, 夜間はカメラの性能に依存するなどの課題を残した<sup>2)</sup>. そこで, 車内からの撮影方法を見直し, この AI 学習器の適用性を改めて検討した.

#### 2. 研究方法

##### 2. 1 研究に用いた AI 学習器

本研究で用いた AI 学習器は丹治ら (2025)<sup>2)</sup> を用いた. この学習器は複数の固定カメラで撮影された約 12 万枚の静止画をもとに, 視程階級間の偏りが少なくなるようにアンダーサンプリングした 9,698 枚の静止画から, Convolutional

Neural Network (CNN) による視程判別の AI 学習を行ったモデルである.

##### 2. 2 夜間の画像撮影と視程計による観測

車内から撮影した静止画に対する AI 視程判別結果と比較するため, 側方散乱型視程計および前方散乱型視程計を搭載した移動気象観測車に, インターバルカメラを取り付けて同時に観測・撮影を行った (図 1). 観測は 2026 年 1 月 20 日の夜間に国道 337 号および道道の札幌市手稲山口〜小樽市銭函間で行った. 側方散乱型視程計のサンプリング間隔は 0.1 秒であり, 観測値を 10m 間隔の等距離間隔の平均値に変換している. また, 前方散乱型視程計は 30 秒間の平均値を 30 秒間隔で計測するものである. 側方散乱型視程計の観測値に計測誤差が認められ, 前方散乱型視程計は測定間隔が粗いため, 両者を参考値として扱った.



図 1 本研究に用いた視程計とカメラ

インターバルカメラはソニー社製のアクションカムを用い、車内から道路前方を1秒間隔で撮影したJPEG画像(207万画素)を用いた。観測後に、この撮影画像から10秒間隔で92枚の画像を抽出して目視で視程を読み取り、この結果を視程の真値として扱った。

### 3. AIによる視程判別結果と補正方法の検討

#### 3.1 撮影画像のトリミングについて

インターバルカメラで車内から撮影した画像では、ボンネットやガラス面への車内の映りが避けられない。そこで、画像への映り込みの影響を排除するためのトリミングの可否を検討した。まず、本AIの検証用の固定カメラ画像に対して画像上部だけをトリミングして精度を検証した。その結果、トリミングすることによって、視程の判別精度が低下し、低視程側に偏った(図2)。同様に車内から撮影した画像から道路部分だけを取り出して目視視程と検証したところ、適中率はむしろ低下し、同様に低視程側の判別結果が多くなった(図3)。学習に用いた画像のほとんどはカメラ下方の道路が映り、AIでは遠方とのコントラストや色彩の差などの比較により、視程を判別している可能性がある。そこで、AI視程判別では画像のトリミングは行わないこととした。

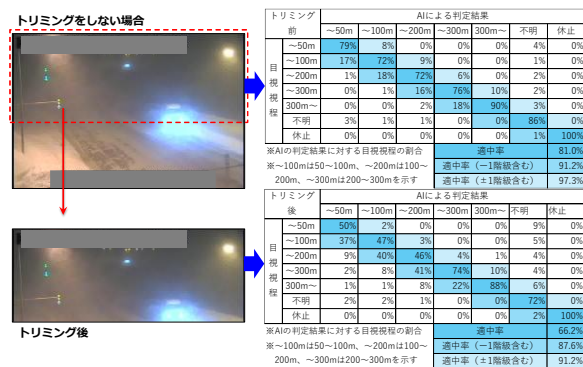


図2 検証用画像によるトリミング前後の精度

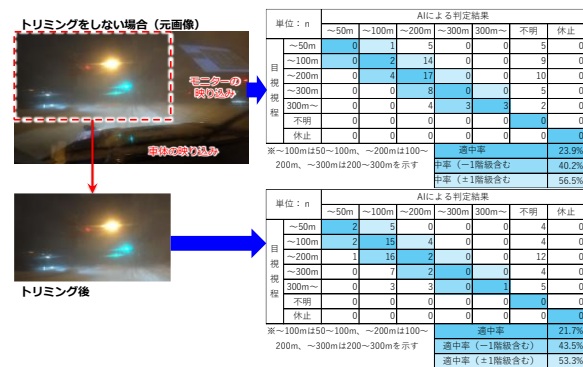


図3 車内画像におけるトリミング前後の精度

#### 3.2 夜間画像での“不明”の扱いについて

本研究に用いたAI学習器では、視程50m未満、50～100m、100～200m、200～300m、300m以上の5階級の視程に加えて、不明や休止という7つのラベルで学習させている。このうち不明は着雪などによる視程の判別が困難な状況を想定している。一方、車内から撮影した画像ではフロントガラスへの着雪により視界が完全に妨げられる状況は考えにくい。しかし、AIによる判別結果にはAIが不明とした画像が多いことが図3からわかる。図4はAIが不明と判別した画像例である。これらの画像は、人の眼による視程の読み取りは可能だが、AIによる不明の確率は97%以上である。本研究では既存AIの適用性の検討が目的であり、不明の確率値は除外することにした。

AIによる“不明”の確率値: 99.3%  
ガラス面への着雪ではなく、周囲はかなり暗いものの目視による視程の読み取りが不可能ではない。吹雪の影響が確認でき、50m未満程度の視程と読み取ることができる。



図4 AIが不明と判別した車内画像の例

#### 3.3 AIによる判別結果の補正方法の検討

次に、AIによる5つの視程階級(ラベル)の確率値に着目する。図5は目視で読み取った視程階級それぞれに対して、AIが判別した各ラベルの確率値の平均値である。目視視程に関わらず、AIでは視程100～200m未満の確率値が他のラベルより大きい傾向にある。そのため、ラベルの確率値の大きさだけで視程を決定すると、AIによる視程判別では視程100～200mに判別されやすくなる。しかし、各ラベルの中では目視視程に合致する確率値が相対的に高い。例えば目視で50m未満と読み取れる画像では、AIによる50m未満の確率値が他の目視視程より大きい傾向にある。

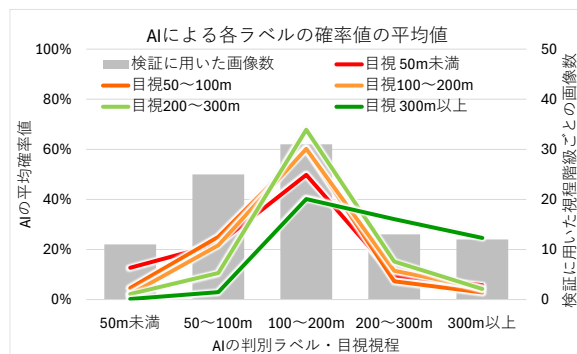


図5 AIの各ラベル(視程階級)の平均確率値

確率値は非線形であるため、AI の各ラベルの平均確率値に対する偏差をロジット差で比較した (図 6)。その結果、合致する目視視程のロジット差がそれぞれのラベルの中で平均的に高い。

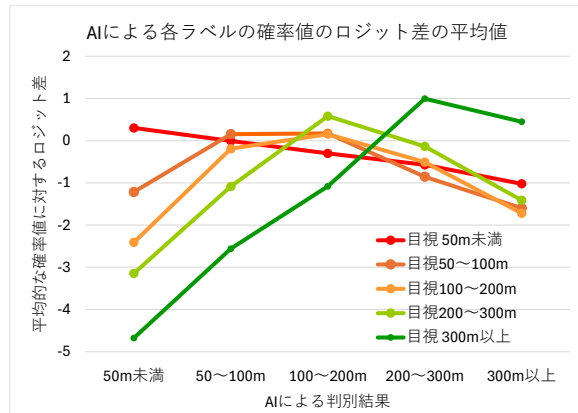


図 6 平均確率値に対する各ラベルのロジット差

AI が各ラベルに対して持つ出力バイアスを補正するために、各視程 (ラベル) の平均的な確率値に対する個々の画像の確率値のロジット差を示す次式で、判別する視程階級を評価した。

$$P_{A(x)}' = \ln\left(\frac{P_{A(x)}}{1 - P_{A(x)}}\right) - \ln\left(\frac{\bar{P}_A}{1 - \bar{P}_A}\right)$$

$P_{A(x)}$ : 画像 x のラベル A の評価値

$P_{A(x)}$ : 画像 x のラベル A の確率値

$\bar{P}_A$ : ラベル A の平均確率値

画像に対して各ラベルの評価値を上式から算出し、評価値が最大となったラベルを AI の視程判別結果として採用した。

### 3. 4 AI による判別結果の補正結果

この方法による視程判別結果の目視視程による検証結果を表 1 に示す。AI 視程判別の補正前



の精度は図 3 の右上の表であり、適中率は 23.9% から 35.9%に向上した。目視視程と完全一致となる適中率は 35.9%であるが、隣接階級 (±1 階級) までを許容した適中率は 56.5%から 88.0%に向上し、著しい視程障害の検知を目的とした用途では一定の有用性を示した。補正前には判別されなかった視程 50m 未満の低視程も、この処理を行うことでより適切に判別されるようになった。

表 1 補正後の AI 視程判別結果と目視との照合

| 単位: n                                           |      | AIによる判定結果 |       |       |       |       |    |       |
|-------------------------------------------------|------|-----------|-------|-------|-------|-------|----|-------|
| 目視視程                                            | ~50m | ~50m      | ~100m | ~200m | ~300m | 300m~ | 不明 | 休止    |
|                                                 | ~50m | 4         | 3     | 2     | 2     | 0     | 0  | 0     |
| ~100m                                           | 4    | 8         | 13    | 0     | 0     | 0     | 0  | 0     |
| ~200m                                           | 2    | 6         | 15    | 6     | 2     | 0     | 0  | 0     |
| ~300m                                           | 1    | 0         | 8     | 3     | 1     | 0     | 0  | 0     |
| 300m~                                           | 0    | 0         | 2     | 7     | 3     | 0     | 0  | 0     |
| 不明                                              | 0    | 0         | 0     | 0     | 0     | 0     | 0  | 0     |
| 休止                                              | 0    | 0         | 0     | 0     | 0     | 0     | 0  | 0     |
| ※~100mは50~100m、~200mは100~200m、~300mは200~300mを示す |      |           |       |       |       |       |    |       |
| 適中率                                             |      |           |       |       |       |       |    | 35.9% |
| 適中率 (±1階級含む)                                    |      |           |       |       |       |       |    | 63.0% |
| 適中率 (±1階級含む)                                    |      |           |       |       |       |       |    | 88.0% |

### 3. 5 目視や視程計の観測値との照合

側方散乱型視程計と前方散乱型視程計の観測結果、補正後の AI 視程判別結果を地図上にプロットして図 7 に比較した。側方散乱型視程計では、往復ともに小樽市銭函付近を中心に視程 200m 未満の低視程を観測し、前方散乱型視程計は区間を通して断続的に視程 200m 未満を観測している。一方、AI 視程判別では区間全体で視程 200m 未満が分布し、側方散乱型視程計との差異が大きくなっている。この両者の違いを確認するため、低視程の判別結果に対して観測値と AI 視程判別結果を撮影画像とともに図 8 に比較した。まず往路 (上図) では区間前半の手稲山口側で、



図 7 補正後の AI 視程判別結果と視程計による観測視程の分布 (左: 往路, 右: 復路)



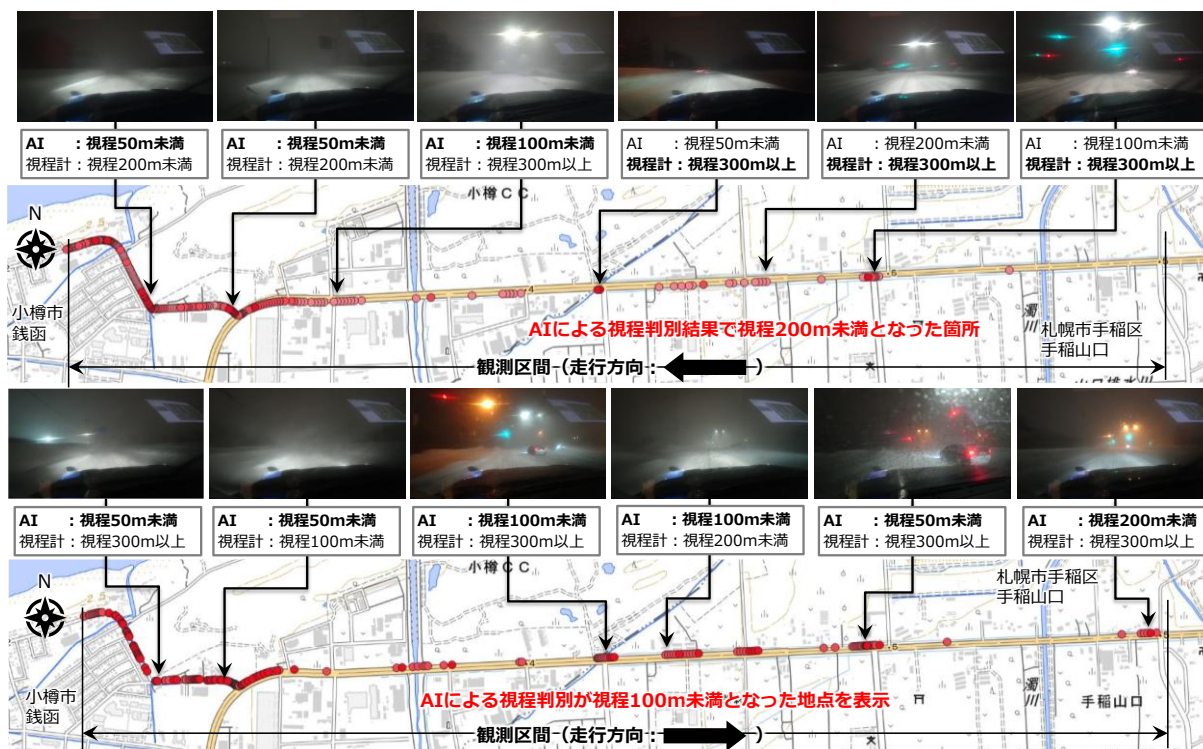


図8 撮影画像による補正後の AI 視程判別結果と側方散乱型視程計の観測値の照合結果

写真から読み取れる視界に比べて AI 視程判別の方が低視程に偏り、視程計の値が実際の視界に近い。しかし、往路の銭函側や復路（下図）では、視程計の値より AI の結果の方が実際の視界に合致している。視程計では捉えにくい空間的な視程分布を AI では反映している可能性がある。AI が実際より低視程に判別している画像は道路照明が映っていることが多く、照明の光幕が低視程への誤判別を招いている可能性がある。一方、ワイパーや前方車による誤判別は確認できなかった。

#### 4. まとめ

本研究では、複数箇所での多数の固定カメラの画像から視程ランクを学習した AI を用いて、夜間に車内から撮影した画像に対して視程の AI 判別を試した。初期の視程判別結果はやや低視程に偏ったが、目視視程に対する AI が算出した視程階級（ラベル）の確率値の分布を考慮して、判別方法を調整した結果、およそ妥当な結果を得た。その一方で、道路照明などによる影響とみられる誤判別も見られた。こうした課題や誤判別をある程度許容すれば、AI による視程判別は実用可能と考えられ、両者の長短所を表 2 に比較した。

一方、本研究で行った各ラベルの確率値をロジット差で評価する方法は、道路環境に依存する可能性がある。また、特定区間での限定的なデータによる解析であり汎用性に課題がある。今後は日

中に撮影した画像に本研究の手法が適用可能かを検討する予定である。また、AI の転移学習も視野に入れ<sup>3)</sup>、車内から撮影した画像を用いた視程判別精度の向上に取り組みたいと考えている。

表 2 AI を用いた視程判別と視程計との長短所

|    | AIによる視程判別                                                                                                                                                                    | 視程計による観測                                                                                                                                                                           |
|----|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 長所 | <ul style="list-style-type: none"> <li>車内から撮影した画像を利用でき、着雪などの心配が少ない。</li> <li>画像を撮影するだけなので、機器のメンテナンスの必要がなく手軽に観測できる。</li> <li>階級値としての視程の分布や、大まかな視程の分布を簡単に把握することに向く。</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>視程の値を数値データとして観測値を得ることができる。</li> <li>周辺環境の影響を受けにくく、対象となる空間の視程が計測できる。</li> <li>データロガーにもよるが、サンプリング間隔を細かく設定することで、激しい視程変動を観測することができる。</li> </ul> |
| 短所 | <ul style="list-style-type: none"> <li>AIの性能に依存する。</li> <li>数値データとして視程の値を得ることが難しい。</li> <li>前方車の存在、対向車のヘッドライト、照明、ワイパーなどの外的な影響を受けやすい。</li> </ul>                              | <ul style="list-style-type: none"> <li>視程計のメンテナンスが欠かせない。</li> <li>着雪などの影響を受けやすい。</li> <li>車外に取り付けているため、観測中の視程計の調整やメンテナンスが難しい。</li> </ul>                                           |

#### 【参考文献】

- 1) 丹治和博, 岩井清彦, 小松麻美, 村上駿介, (2023): AI による道路カメラ画像からの降雪・吹雪時の視程判別について. 雪氷研究大会 (2023・郡山) 講演要旨集, 175.
- 2) 丹治和博, 荻島葵, 西村浩一 (2025): 複数の定点カメラ画像で学習した AI を用いた車載カメラ画像による視程判別について. 北海道の雪氷, 44, 27-30.
- 3) 荻島葵, 丹治和博, 西村浩一 (2025): 複数の定点カメラ画像で学習した AI を用いた車載カメラ画像による視程判別とその検討. 雪氷研究大会 (2025・津) 講演要旨集, 39.