

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

Visibility classification from onboard camera images using AI trained with multiple fixed-point surveillance cameras

丹治 和博¹, 荻島 葵¹, 西村 浩一^{1,2}
Kazuhiro Tanji¹, Aoi Ogishima^{1,3}, Koichi Nishimura^{1,2}

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

¹ 日本気象協会, ² 名古屋大学名誉教授

¹ Japan Weather Association, ² Nagoya University

多数の固定カメラで学習した 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して視程判別を試みた。その結果を移動気象観測車に搭載した側方散乱型視程計の観測視程と比較したところ、両者の視程変化の傾向は概ね一致した。しかし、ワイパーや前方車両の映り込みなど、一部の静止画では AI が誤判定となる事例があった。車両から撮影した他の静止画に対してもこの AI 学習モデルを試したところ、個々の事例に対する課題はあるものの、この AI が移動体からの画像にも適用できる可能性を確認した。

1. はじめに

北海道のような積雪寒冷地では降雪や吹雪による道路上の視程障害が大きな課題であるが、その線的または面的な分布の把握は困難である。道路の視界に関わる情報は道路管理者等が設置した CCTV カメラに限られるが、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は手軽に撮影が容易となっている。

筆者らは過去に収集した多数の固定カメラで撮影された画像から 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¹⁾。この AI による学習モデルが、移動体である車内から撮影した画像にも適用可能であれば、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、移動気象観測車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、移動気象観測車で計測した視程を比較した。これにより、多数の固定カメラから学習した AI 学習モデルの車内画像への適用可能性や課題を確認した。

2. 研究方法

2. 1 固定カメラ画像による AI 学習

本研究では、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

たモデルを用いた。9,698 枚の静止画のうち 7,757 枚を学習用、1,941 枚を検証用に用いた。その結果、AI の適中率は 81.0% で、1 階級の空振りを許容した適中率は 91.2%、 ± 1 階級の誤差を許容した適中率は 97.3% であった (表 1)。

表 1 検証用データによる AI 視程判別の精度

単位: %		AI による判定結果						
		50m未満	100m未満	200m未満	300m未満	300m以上	不明	休止
目視視程	50m未満	79%	8%	0%	0%	0%	4%	0%
	100m未満	17%	72%	9%	0%	0%	1%	0%
	200m未満	1%	18%	72%	6%	0%	2%	0%
	300m未満	0%	1%	16%	76%	10%	2%	0%
	300m以上	0%	0%	2%	18%	90%	3%	0%
	不明	3%	1%	1%	0%	0%	86%	0%
	休止	0%	0%	0%	0%	0%	1%	100%
		適中率						
		適中率 (−1階級含む)						
		適中率 (± 1 階級含む)						

AI で判定した視程階級に対する目視視程の正解率 (%) を示す。

2. 2 移動気象観測車による視程観測

車内から撮影した静止画に対する AI 視程判別結果を検証するため、側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)。視程計のサンプリング間隔は 1 秒である。インターバルカメラでは車内から前方を 10 秒間隔で撮影した JPG 画像 (130 万画素) が AVI 動画で記録される。今回は強い冬型気圧配置に伴い石狩湾から帯状の雪雲が札幌方面に侵入した 2025 年 2 月 19 日 (往路: 7 時 8 分〜7 時 47 分、復路: 7 時 56 分〜8 時 27 分) に、図 2 に示す国道 337 号の石狩市花畔大橋〜小樽市銭函間で観測・撮影を実施した。



図1 移動気象観測車とインターバルカメラ

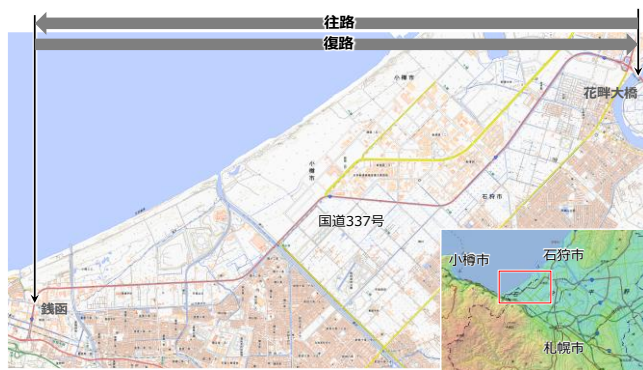


図2 観測区間

3. AIによる視程判別結果の検証

静止画からのAIによる視程判別結果と車載した視程計による観測値を比較したのが図3である。AI視程判別からは視程50m未満、100m未満、…という階級値が得られるので、図3では視程50m未満を視程50m、視程100m未満を視程100m、…として表示した。その結果、往路および復路ともに視程の変動傾向は概ね一致しているものの、AI視程判別結果の方がやや低視程寄りであった。これはAI学習に用いた画像が道路を俯瞰的に撮影した画像であるのに対して、車内からの画像は、より路面に近い高さで撮影しているため飛雪の影響を受けやすく低視程に判定されたものと思われる。

個々の時刻のAIの結果を見ると、視程計の観測値と著しく異なる時刻が散見できる。観測値が100m前後であるのに対し、AIによる判別が500m以上の空振りとなった時刻もある。図3の時間経過図の下部にはAIに用いた静止画を40秒間隔で掲載した。この図からわかるように、静止画の撮影のタイミングによってはワイパーや前走車の映り込みがあることから、AI判定に影響を与えたと考えられる。

図4にもAIの視程判別結果と視程計の値が異なった際の静止画の例を示す。図中の①、②ではAIの判別結果が視程300m以上であるのに対し、視程計の値はともに100m未満であったが、静止画を見る限り視程計の方が実際の値に近いように見える。この時も静止画からはワイパーの影響

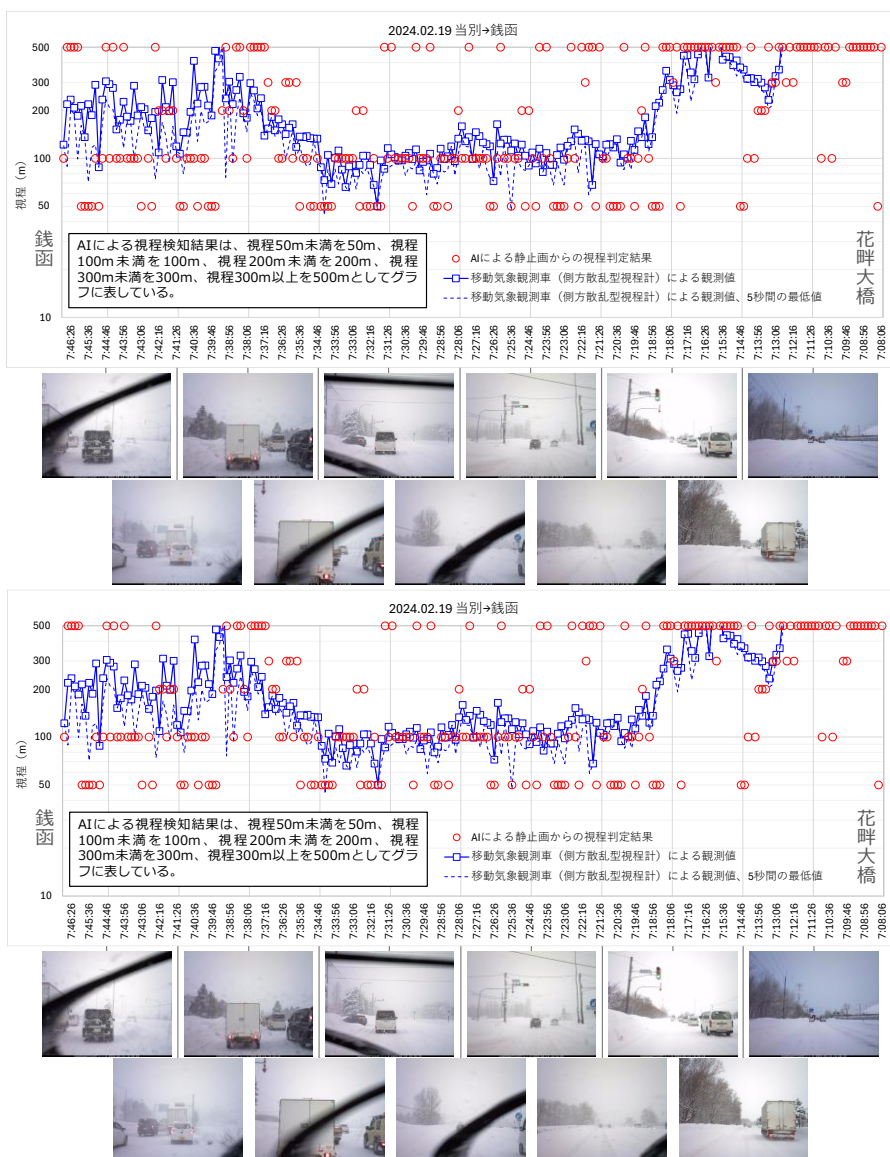


図3 AIによる視程判別結果と視程観測値の比較 (上: 往路, 下: 復路)

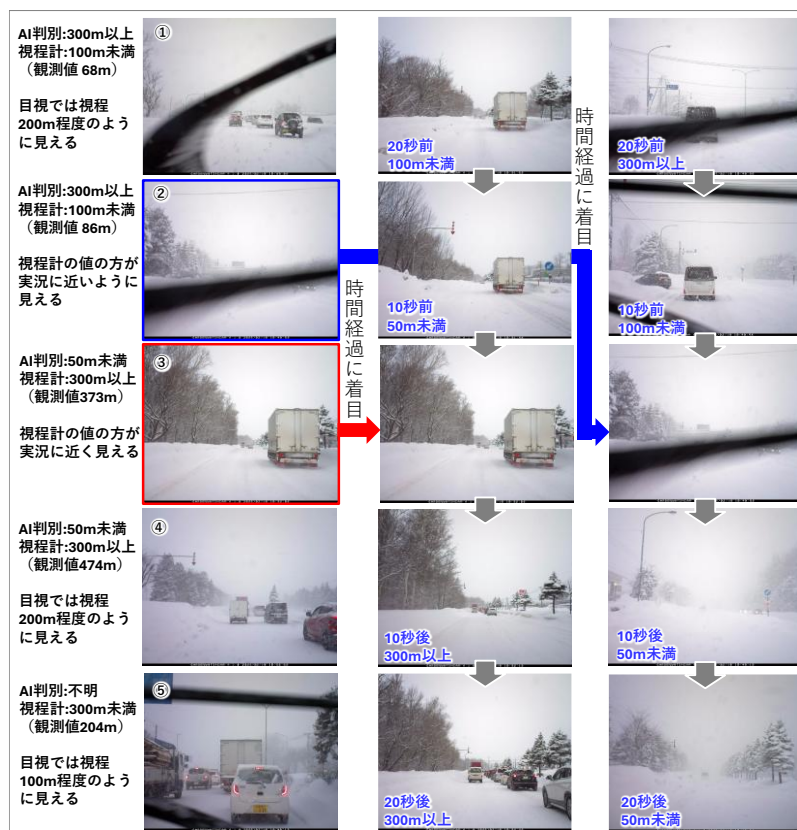


図4 AIが誤判定したと考えられる事例

が疑われる．そこで②の前後 20 秒間の AI 判別結果と静止画を確認すると、ワイパーの映り込みのない時は両者がほぼ一致することが示された．

一方、③は AI では視程 50m 未満となるのに対し、視程計の観測値は 373m でこちらの方が実況に近いように見える．静止画から前方のトラックの影響が疑われることから、同様に前後 20 秒間の結果を確認すると、トラックのいない時刻やトラックとの距離が離れる時刻の AI 判別結果はほぼ妥当であることがわかった．④は実況に比べて AI では小さい視程に判別され、視程計の値は実際より大きな視程を計測しているように見る．また、⑤で AI が不明と判別したのは車両の影響と考えられる．

図 5 は AI が誤判定した事例に対して、連続する 5 枚の静止画と AI の結果を示したものである．図 5 の左列の写真 (事例 A) からは実際の視程は 100～200m に見えるが、AI は 50m 未満の判別が連続した．これは道路面を含めて白一色の画像であること関係している可能性がある．図 5 の右列の写真 (事例 B) は前方にトラックがいた際の AI 判別結果である．20 秒後の視程 50m 未満は誤判定と考えられるものの、その前後の判別結果は妥当であり、誤判定の原因が必ずしも画像に映りこ



図5 誤判定事例の前後の結果

む前方車の大きさには依存しないこともわかる．このように、前走車による AI の誤判定を導く原因はまちまちで特定は難しい．

4. このほかの車内画像による AI の試行結果

4. 1 動画からのスキャナ画像による AI 判別

2022 年 2 月 21 日に国道 272 号別海町 (図 6) で観測した移動気象観測結果についても、撮影した動画 (wmv) から 1 秒間隔で静止画 (png) を取り出し、同じ AI 学習モデルで判別を実施した．

その結果、視程計の観測値は 100～200m を推移しているが、AI では視程 50m 未満が多く、低視程に大きく偏った結果となった (図 7)．原因



図6 国道 272 号での移動気象観測区間

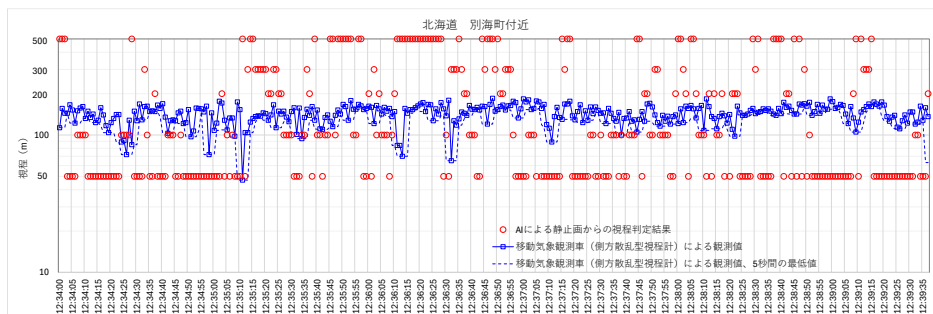


図7 動画から取り出し静止画による AI 視程判別結果と観測視程の比較
としては動画から抽出した静止画を用いたため、画質が AI の判別精度に影響を与えたと推定される。

4. 2 地吹雪事例に対する本 AI 技術の適用性

2025 年 2 月 20 日に新得町内で図 1 のインターバルカメラにより撮影された地吹雪時の静止画に対し、この AI 学習モデルを試した。この日は、降雪はなく晴天が広がっていたものの、強風により断続的に地吹雪が道路上に吹き込み、局所的な視程障害が発生していた。AI による視程判別は概ね 500m 未満と 500m 以上を推移しているが、視程 50m 未満を 2 回記録した（図 8）。その時の静止画からは道路上に地吹雪が激しく吹き込んでいる様子が確認できる。AI による視程判別はやや低視程側に偏るが、本システムが地吹雪による視程障害に対しても適用できる可能性を示している。

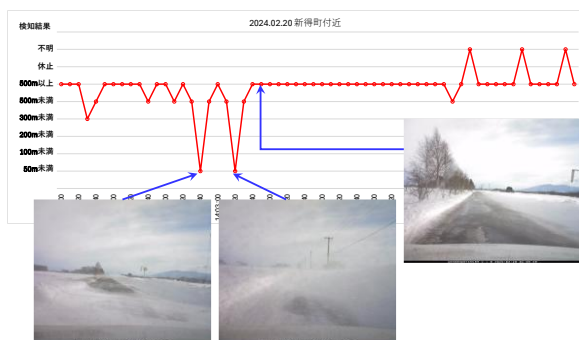


図8 地吹雪事例に対する AI 視程判別結果

4. 3 夜間の静止画への適用性について

本研究の AI モデルに用いた学習データは日中と夜間の画像を同数含んでいる。そのため、表 1 は夜間を含めた判定精度を有している。そこで、夜間に車内から撮影した静止画（観測方法は図 1 と同様）への適用を試みたが、その結果は誤判定が著しく多く、現時点では実用性に欠ける結果となった。原因としては車の移動速度と周囲の暗さとの関係で使用した画像のブレが大きかったことが原因と考えられる（図 9）。つまり、夜間の判

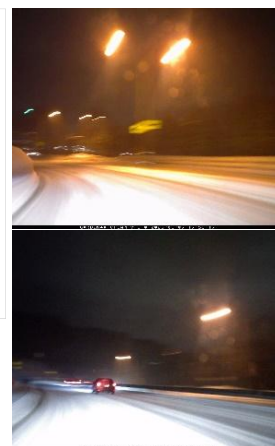


図9 AI 視程判別が誤判定した夜間の静止画
（上は視程 50m 未満、下は視程 100m 未満と判別）

5. まとめ

多数の固定カメラでは視程 100m 未満と判別撮影された道路画像で学習した AI を用いて、移動する車内から撮影した画像を対象に連続的な視程判別を試みた。この結果を同時に観測した車載型視程計の観測値と比較したところ、視程の変化傾向は概ね一致したが、一部には誤判別となる画像も見られた。ワイパーや前方車両の映り込みが主な原因と考えられたが、原因が不明な画像もあった。この他の画像も用いて同様に視程判別を試みた結果、いくつかの課題も確認されたものの、地吹雪による視程の低下も検知できる可能性が示された。

筆者らの開発した AI 学習モデルは、様々な固定カメラでの汎用性を重視していることに特長がある。この特長を維持しつつ、車載画像に転用して判別精度を向上させる方法としては転移学習の導入が候補となる。転移学習は学習が完成した AI を用いて関連する別の機能の AI を作成する技術で、短時間かつ小規模なデータセットでの学習が可能という長所がある。今後はこの転移学習を用いた車載画像からの視程判別の精度向上に加えて、誤判別となりやすい画像の除去方法や夜間の車載画像への対応策も検討していきたいと考えている。

【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.