

冬期の視界予測モデルの構築に関する研究

A Study on the Construction of a Winter-Time Visibility Forecasting Model

北海道大学大学院工学研究科 ○学生員 南雅人
北海道大学大学院工学研究科 正員 萩原亨
(財)日本気象協会北海道支社 正員 永田泰浩
(財)日本気象協会北海道支社 滝谷克幸

1. 本研究の背景・目的

北海道の道路交通の特徴として、冬期の積雪が挙げられる。特に、吹雪や降雪による視界の悪化はドライバーの心理的負担や、交通事故を起こす可能性が大きくなるなど、さまざまな障害を引き起こす原因となる。よって、いかに冬期道路交通の安全性を確保し、ドライバーの心理的負担を緩和させるかが重要な課題となる。

吹雪対策として従来から行われているものとしては、道路構造（防雪切土や盛土など）や対策施設（防雪柵や防雪林など）によるハード対策、情報提供（道の駅端末やインターネットなど）によるソフト対策が挙げられる。そこで本研究では、ソフト対策である情報提供に注目した。

現在、国道230号中山峠において視界情報をドライバーに提供するサービス¹⁾が行われている。これは、道路監視用カメラCCTVで撮影された画像から判断した視界レベル¹⁾、実際の画像、気象といった情報をインターネットで提供するというものである。これによって視界状況が把握できるため、交通事故の軽減につながるだけでなく、交通渋滞やドライバーの心理的負担の緩和²⁾、または、ドライバーの判断で出発時間の変更や代替ルートを利用を行うことが可能になる。

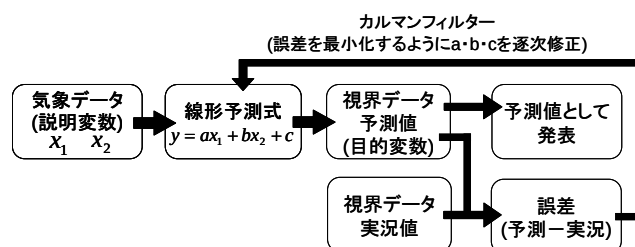
しかし、視界情報提供の問題点の1つとして、数時間先の視界情報が提供できないという点が挙げられる。

そこで、本研究ではこの点に注目し、容易に入手できる気象データから視界を予測する手法を明らかにし、今後の視界情報提供サービスにおいて、ドライバーへの視界予測情報の提供に役立ていくことを目的とする。

2. 既存研究

これまで冬期の視界予測に関しては、松澤や筆者らの研究がある。松澤の研究³⁾では、気象と視界の関係を物理的に解明し、そこから構築した物理モデルを用いて視界予測を行っている。しかしこのモデルは、適用される条件が限定されており、その条件を満たすときには高い精度が期待できるが、条件を満たさないときは精度が低くなってしまうという欠点がある。またモデルを構築する際、その土地固有の定数などを測定しなければならない。

そこで筆者らの研究⁴⁾では、さまざまな地点で視界予測を行うためには、よりシンプルな手法で視界予測を行う必要があると考え、重回帰分析を適用して視界予測モデルの構築を行ってきた。



図—1 本研究におけるカルマンフィルターの適用法

また用いるデータも簡単に入手することができる気象メッシュデータ（気温・風速・降雪量）とした。予測精度としては松澤のモデルと同程度の結果が得られたが、さらに予測精度を向上させようとしたとき、重回帰分析では限界があると考えた。そこで本研究では、新たな手法を適用して予測精度を向上させていくこととする。

3. 予測手法

3.1 予測の基本概念

本研究ではPPM(perfect prog method)という概念を用いる。PPMとは、過去の実況の気象数値データとその時に実際に起こった事象のデータセットから、あらかじめ両者の統計的関係を作成しておき、その関係を日々新たに予測される気象数値データに適用することで、事象を予測するものである。また一般に予測式としては、要因と結果が線形的関係で結びうるとみなして、両者の統計的関係を求める。

3.2 予測式の構築方法

以前の筆者らの研究⁴⁾では、重回帰分析を適用して予測式を構築している。しかし重回帰分析では、典型的な形で頻繁に起きる事象や線形的な因果関係のある事象の場合は、予測精度は高くなるが、あまり起こらない事象の場合は、予測精度は低くなる。実際に視界不良時の予測精度は視界良好時に比べ極端に低い結果となり、この点の改善が要求されていた。

気象庁などが行うさまざまな気象情報の予測においては、カルマンフィルターが用いられている。線形予測式の係数を重回帰分析では固定するのに対して、カルマンフィルターでは、予測誤差が最小となるように係数の逐次修正を行う。よって、あまり起こらない事象の予測においても精度が高くなる。本研究においても、予測式の係数をカルマンフィルターによって逐次修正し、視界予測を行っていくこととする(図—1)。

3.3 カルマンフィルターの定式化

図—1 における線形予測式の係数を時間の推移とともに逐次修正する場合を想定する。時刻 k における係数を α_k と表す。ここでは α_k を線形の差分式

$$\alpha_{k+1} = A\alpha_k + Bu_k \quad \dots \textcircled{1}$$

で支配される状態方程式を与える。(u_k は外部要因)

次に②のような出力機構を通じて視界データ y_k が出力

されるものとする。(c_k は気象データ、 w_k は出力誤差)

$$y_k = c_k \alpha_k + w_k \quad \dots \textcircled{2}$$

これらの式から最小 2 乗推定法 (誤差平均 0・誤差分散最小) を用いて各時間の計算を進めると、一般に次の結果を得る。

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_k &= \tilde{\alpha}_k + P_k c_k^T W_k^{-1} \{y_k - (c_k \tilde{\alpha}_k + \bar{w}_k)\} \\ \tilde{\alpha}_k &= A\tilde{\alpha}_{k-1} + B\bar{u}_{k-1} \\ P_k &= (M_k^{-1} + c_k^T W_k^{-1} c_k)^{-1} \quad \dots \textcircled{3} \\ M_k &= AP_{k-1}A^T + BU_{k-1}B^T \end{aligned}$$

カルマンフィルターの特長は、そのダイナミクスが差分式で表されていることにある。つまり、過去の測定データと計算データは、計算の 1 ステップごとに捨て去ることができる。このとき時点 k までの過去の測定データは $\hat{\alpha}_k$ がすべて参照している。よって、計算のための記憶容量は比較的小さくてよい。

4. 使用したデータ

4.1 対象とした地点・期間・時間

対象地域は中山峠 CCTV カメラのうち、スキー場前地点、対象期間は 2006 年 2 月とした。対象時間としては昼間とした。その際、国立天文台が算出する日の出から日の入り時間までを昼間としてデータを抽出した。

4.2 視界データ

- WIPS 値³⁾: CCTV カメラ画像より解析された、視界の程度を表す数値 (更新間隔 10 分)
- RVI 値³⁾: レベル 1 (視界悪) ~ レベル 4 (視界良) の 4 段階レベルへの WIPS 値の変換値

4.3 気象データ

- 3 次メッシュ区画 (1km×1km) データ実況値
- 風速値 [m/s] (更新間隔 1 時間)

5. 構築した予測モデル

本研究では 3 つの予測モデルを構築した。そして、この 3 つの予測モデルによる予測精度を比較し、どのような予測モデルが良いのかを検証していくこととする。次に 3 つの予測モデルの説明を示す。

(1) 重回帰/風速/1h 間隔

線形予測式の係数を逐次修正させるカルマンフィルターとの比較を行うために、係数が固定される重回帰分析による視界予測を行った。

- 説明変数: 風速値 [m/s]
- 時間間隔: 1 時間

(2) KLM/風速/1h 間隔

カルマンフィルターを用いて線形予測式の係数を逐次修正して視界予測を行った。

- 説明変数: 風速値 [m/s]
- 逐次修正: 1 時間間隔
- 視界予測: 1 時間後

(3) KLM/風速/10min 間隔

(2) と同様にカルマンフィルターを用いて視界予測を行うが、逐次修正する時間間隔を 10 分とした。

- 説明変数: 風速値 [m/s]
- 逐次修正: 10 分間隔
- 視界予測: 1 時間後

10 分間隔で逐次修正を行おうとしたとき、視界データである WIPS 値は 10 分間隔で実況値が算出されているが、気象データである風速値に関しては 1 時間間隔で実況値が算出されているため、各 WIPS 値に対応する風速値は存在しない。そこで各 WIPS 値に対応する風速値を補完させた。その際、風速が線形的に変化するものと仮定して補完を行った。

6. 分析結果

6.1 WIPS 値の予測精度の検証

3 つの予測モデルにより予測された視界データ (WIPS 値) の精度を、決定係数を用いて検証する。表—1 に各モデルによる決定係数を示す。

まず、『重回帰/風速/1h 間隔』と『KLM/風速/1h 間隔』による視界予測の精度の比較を行う。予測式の係数を固定する重回帰分析による視界予測では、決定係数が 0.25 であるのに対して、予測式の係数を逐次修正するカルマンフィルターを適用することで決定係数は 0.48 となり、2 倍程度の上昇がみられた。カルマンフィルターを用いて予測式の係数を逐次修正することによって、視界予測の精度が大幅に上昇する。

次にカルマンフィルターによって予測式の係数を逐次修正する際の時間間隔についてだが、『KLM/風速/1h 間隔』と『KLM/風速/10min 間隔』の決定係数を比較すると、逐次修正の時間間隔が 1 時間の『KLM/風速/1h 間隔』では 0.48 であるのに対して、時間間隔が 10 分の『KLM/風速/10min 間隔』では決定係数は 0.56 というように上昇した。カルマンフィルターを用いて予測式の係数を逐次修正する場合は、その時間間隔を短くすることで、視界予測の精度が上昇する。

以上のことから、カルマンフィルターを適用して視界予測を行うこと、そして逐次修正を行う時間間隔を短くすることは視界予測の精度の向上に繋がることがわかる。

表—1 各モデルの決定係数

	決定係数
重回帰/風速/1h間隔	0.25
KLM/風速/1h間隔	0.48
KLM/風速/10min間隔	0.56

図一2に各モデルによるWIPS値の予測値と実況値の時系列図を示す。なお図示したデータは2006年2月1日から7日のものである。

まず、『重回帰/風速/1h 間隔』の予測WIPS値の状態をみる。実況WIPS値の変化に対して、ある程度追従しているが、実況WIPS値が短い周期で変動しているときや、極端に低い値(視界不良)をとっているときには追従できていない。全体的にみると予測WIPS値は高い値(視界良好)で推移している印象である。

次に、『KLM/風速/1h 間隔』の予測WIPS値の状態をみる。『重回帰/風速/1h 間隔』に比べると、実況WIPS値の変動に対しても追従ができていない。また視界が悪いとき(実況WIPS値が低い値のとき)にもやや時間の遅れは生じてしまうが、追従できているといえるのではないだろうか。

最後に、『KLM/風速/10min 間隔』の予測WIPS値の状態をみる。『KLM/風速/1h 間隔』でも実況WIPS値の変動に対してかなり追従できていたのだが、逐次修正時間を10分とした『KLM/風速/10min 間隔』ではさらに、細かな変動に対しても追従できている。そして、追従する際の時間的遅れに関しても若干ではあるが改善されている。

以上をまとめると、決定係数の比較のときにも述べたが、カルマンフィルターを適用して視界予測を行うこと、逐次修正を行う時間間隔をより短くすることは視界予測の精度の向上に繋がると考えられる。

6.2 RVI 値の予測精度の検証

前述したが、WIPS 値をレベル 1 (視界悪) ～レベル 4 (視界良) の4段階レベルへ変換した値がRVI 値である。

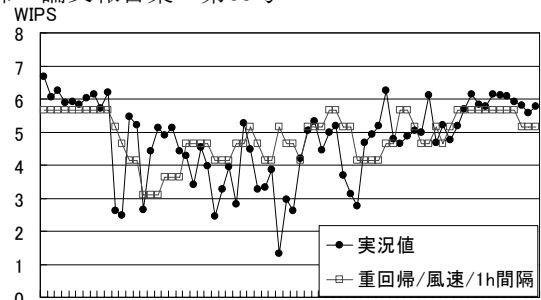
実際の視界情報提供サービスでは、視界情報としてはWIPS 値ではなく、このRVI 値をユーザーに提供している。つまりWIPS 値の予測精度だけではなく、予測したWIPS 値をRVI 値に変換したときの予測精度を検証する必要がある。この節では各モデルにより予測されたRVI 値の精度の検証を行う。

そこで予測したRVI 値が実況のRVI 値に対してどの程度の割合で中しているのか、またどの程度の割合で大きなずれを生じた予測を行っているのかを検証する。その際、各モデルについて、以下に定義する的中率・広義的中率・見逃し率を算出した。

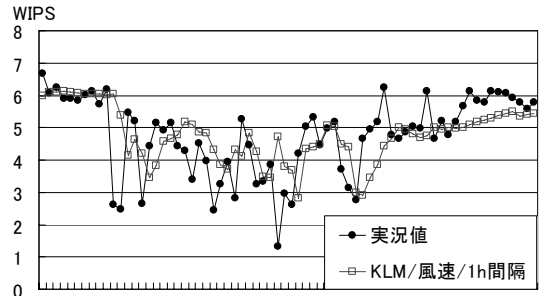
- ・ 的中率 : 実況のRVI 値に対して予測したRVI 値が完全に一致した割合
- ・ 広義的中率 : 実況のRVI 値に対して予測したRVI が完全に一致するか、1段階ずれてRVI を予測した割合
- ・ 見逃し率 : 実況のRVI 値に対して2段階以上ずれてRVI を予測した割合

(1) 的中率・広義的中率・見逃し率の検証

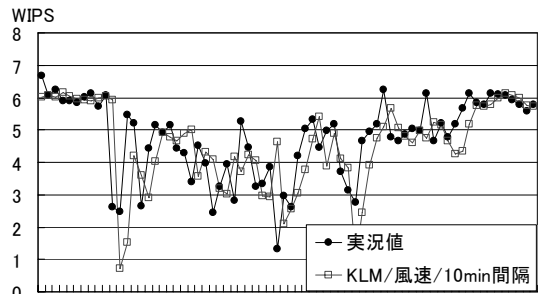
図一3に各モデルの的中率・広義的中率・見逃し率を示す。この図をみてわかるように、『重回帰/風速/1h 間隔』による視界予測に比べて、カルマンフィルターを用いた『KLM/風速/1h 間隔』による視界予測の方が、的中率・広義的中率・見逃し率いずれも改善されている。的中率に関しては49.1%から60.8%と約10%の上昇がみられた。



『重回帰/風速/1h 間隔』のとき

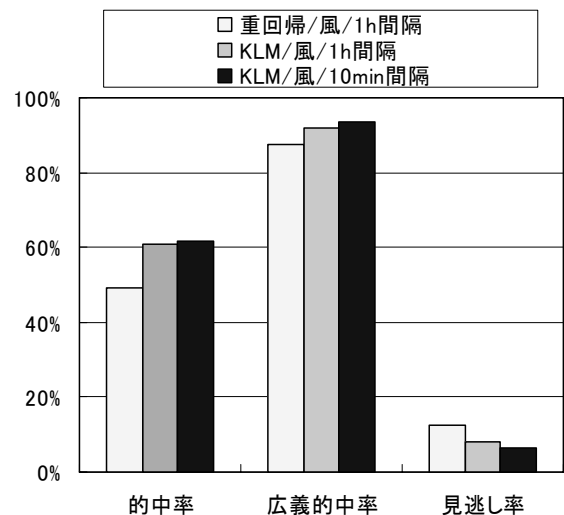


『KLM/風速/1h 間隔』のとき



『KLM/風速/10min 間隔』のとき

図一2 各モデルの予測WIPS値の時系列図
(2006年2月1日から7日)



図一3 的中率・広義的中率・見逃し率の比較

次に、カルマンフィルターを用いた2つのモデルの予測精度の比較を試みる。逐次修正の時間間隔が1時間の『KLM/風速/1h 間隔』に比べて、逐次修正の時間間隔が10分の『KLM/風速/10min 間隔』のほうが、的中率・広義的中率・見逃し率いずれも改善されている。

以上のことから、カルマンフィルターを適用して視

界予測を行うこと、そして逐次修正を行う時間間隔を短くすることは視界予測の精度の向上に繋がることとわかる。

(2) 実況 RVI 値別にみた RVI 値の予測精度の検証

以前の筆者らの研究⁴⁾における課題の1つとして、視界不良時(RVI=1, 2 のとき)の予測精度が低いことが挙げられる。視界情報を必要としているユーザーにとっては、特に視界不良時の情報が重要であると考えられる。これまでの検証からカルマンフィルターを用いることで予測精度は改善されているが、この項ではさらに視界不良時の予測精度などを検証するために、実況 RVI 値別に各モデルの予測精度をみていく。

図—4 に実況 RVI 値別にみた予測 RVI 値の予測精度を示す。まず課題であった視界不良時(実況 RVI 値=1, 2 のとき)の予測精度をみる。重回帰分析による『重回帰/風速/1h 間隔』の予測に始まり、カルマンフィルターを適用した『KLM/風速/1h 間隔』の予測、さらに逐次修正の時間間隔を1時間から10分とした『KLM/風速/10min 間隔』の予測、というように視界予測を進めていくと、予測精度は上昇している。『重回帰/風速/1h 間隔』では実況 RVI 値が1であるにもかかわらず、RVI 値を3, 4 というように見逃し率に該当するケースがほとんどであった。しかしその割合が減少し、RVI 値を2と予測する割合が増加し、最終的には的中するケースがみられるようになった。実況 RVI 値が2のときにも同じような傾向がみられた。

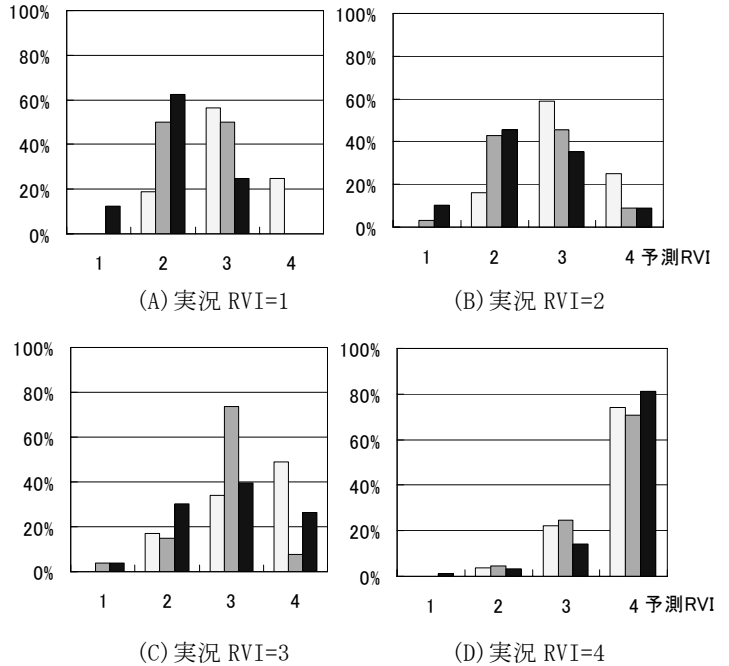
次に視界良好時である実況 RVI=3, 4 のときをみる。最も視界の良い実況 RVI が4のときは、それほど大きな変化はみられないが、重回帰分析による予測である『重回帰/風速/1h 間隔』に比べると、予測精度は改善されているといえる。実況 RVI が3のときに関しては、『重回帰/風速/1h 間隔』に比べ、『KLM/風速/1h 間隔』では大幅な改善がみられた。しかし、逐次修正の時間間隔を短くした『KLM/風速/10min 間隔』では重回帰分析による『重回帰/風速/1h 間隔』より精度は高いが、修正時間間隔が1時間の『KLM/風速/1h 間隔』の予測よりは予測精度は低下してしまった。

6.3 予測精度の検証のまとめ

これまで3つの方法で各モデルの予測精度の検証を行ってきた。気象条件から視界予測を行うときには、カルマンフィルターを適用すること、さらに逐次修正の時間間隔を短くすることは重回帰分析に比べ、予測精度を高くする。

しかし、今回の結果では実況 RVI=3 の時には、逐次修正の時間間隔を短くすると、逆に精度が低下してしまった。この原因についてはまだ説明することはできない状況である。今回用いたデータによる場合だけに起こったものなのかもまだ把握できていない。そのため今後は、予測の対象地点や対象期間などをさらに広げて検証していく必要があるといえる。

□ 重回帰/風速/1h 間隔 ■ KLM/風速/1h 間隔 ■ KLM/風速/10min 間隔



図—4 視界不良時の予測 RVI 値の予測精度

7. 今後の課題

現在は、説明変数を風速値のみとしているが、気温や降雪量を取り入れ、さらに予測モデルを改善することで予測精度は改善されと考えられる。

また、カルマンフィルターによる視界予測が他の地点・期間についても効果的であるのかを試みる必要がある。今後はこれらの点について研究を進めていく必要がある。

<参考文献>

- 1) Hagiwara, T., et. al. : Method of Processing Closed-Circuit Television Digital Images for Poor Visibility Identification, Journal of the Transportation Research Board No. 1973, pp 95-104, 2006.
- 2) 鈴木武彦ほか：冬期道路の高度情報提供システムの開発, 第2回 ITS シンポジウム 2003, 179-184 項
- 3) 松澤勝：吹雪時の視程推定手法とその活用に関する研究, 寒地土木研究所報告, 第126号, 2006年
- 4) 南雅人ほか：吹雪時の視界予測モデルの構築に関する研究, 土木計画学研究・講演集 Vol. 36 No. 145
- 5) Nagata, Y., et. al. : Application of Road Visibility Information System to Winter Maintenance, Journal of the Transportation Research Board No. 2055, pp 128-138, 2008.