# 低ランク近似に基づく離散データの更新を導入したテンソル補完による視界レベル推定に関する一考察

福田　英輝[1]・八木　雅大[2]・高橋　翔[3]・萩原　亨[4]

[1]学生会員　北海道大学　大学院工学院（〒060-8628 北海道札幌市北区北 13 条西 8 丁目）
E-mail: fukuda.eiki.l8@elms.hokudai.ac.jp

[2]学生会員　北海道大学　大学院工学院（〒060-8628 北海道札幌市北区北 13 条西 8 丁目）
E-mail: masahiro@eis.hokudai.ac.jp

[3]正会員　北海道大学　大学院工学研究院（〒060-8628 北海道札幌市北区北 13 条西 8 丁目）
E-mail: stakahashi@eng.hokudai.ac.jp

[4]フェロー　北海道大学　大学院工学研究院（〒060-8628 北海道札幌市北区北 13 条西 8 丁目）
E-mail: hagiwara@eng.hokudai.ac.jp

冬期の交通事故を低減する道路管理や安全な道路利用のためには吹雪など視界状況のモニタリングとそれに基づいた行動が望まれる．CCTV カメラや視程計は離散的に配備されており，長大な道路全体の把握が困難である．一方，気象データは空間的に密であり，これを用いることでモニタリングの解像度向上が期待でき，これまでに気象データと CCTV カメラ設置位置の視界レベルを用いたテンソル補完による方法を提案した．しかしながら，この手法では既知点の視界レベルが離散データであり，補完精度に限界があった．そこで本稿では，低ランク近似に基づく視界ラベル更新を導入した視界レベル推定手法を提案する．提案手法では，既知点の視界レベルを低ランク近似で連続的な値に更新し，従来手法の課題解決を図る．また，本手法では低ランク近似するデータに風向や風速などを含むことからこれらに基づいた更新となることが期待できる．本稿の最後では，北海道東部で観測されたデータを用いた実験によって提案手法の有効性を確認している．

***Key Words:*** *Low-rank Approximation, Tensor Completion, CCTV Camera, Weather, Visibility Level*

## 1. はじめに

積雪寒冷地では冬期道路において吹雪による視界不良を起因とした事故が発生している[1]．また，視界不良を起因とした車両滞留や通行止めなどの障害も度重なって発生している[2]．このような事故や障害にドライバーが巻き込まれないようにするために，道路管理者による早期の通行止めなどの判断や，ドライバーによる経路変更などの交通行動の判断が求められる．これらの判断を，視界不良に関する情報提供により支援することで，事故や交通障害のリスクを低減し，より安全で円滑な道路交通の実現に貢献することが期待できる．

視界状況を把握するために，視程計[3]や Closed Circuit Tele-Vision(CCTV)カメラ[4]を用いた取り組みが進められている．しかしながら，CCTV カメラや視程計の配備は離散的であり，長大道路全体の把握には不十分である．一方，気象データは空間的に密に取得することができるため，併せて用いることで視界レベルの補完が期待出来る．そこで我々は以前，３階のテンソル補完を用いて，観測された視界レベルデータと Grid Point Value(GPV)気象データから未観測地点の視界レベルを推定する手法を提案した[5]この手法により，視界状況を空間的な関係に基づいて面的に推定を可能とした．一方で，用いたデータセットにおける視界レベルの値が離散的であり，補完性能に限界があった．そこで提案手法では，テンソル補完の前段階の処理として低ランク近似に基づく離散データの更新を導入したテンソル補完を行う提案手法により，離散的な視界レベルが既知な要素の値が気象データに基づいて連続的な値に更新され，補完精度の改善が期待できる．

本稿ではまず従来手法ついて説明し，その課題と提案手法について説明する．次に，実験により離散データの更新を導入したテンソル補完による視界レベル推定の有効性を検証する．

## 2. テンソル補完に基づく視界レベル推定

本章では従来手法である GPV 気象データと視界レベルデータを用いた３階のテンソル補完による視界レベル推定手法について説明する．

### (1) ３階テンソルの構築

本節では，従来手法で用いるテンソルの構成について説明する．提案手法で用いるテンソルは GPV データと視界データを用いてテンソルを作成する．構成は以下のとおりである．

$$\mathcal{T} = \left[\begin{bmatrix} t_{111} & \cdots & t_{1J1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{I11} & \cdots & t_{IJ1} \end{bmatrix}, \cdots, \begin{bmatrix} t_{11K} & \cdots & t_{1JK} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{I1K} & \cdots & t_{IJK} \end{bmatrix}\right] \quad (1)$$

ここで，３階テンソル$\mathcal{T}$は$t_{ijk}$という要素でデータを表現しており，i は緯度に，j は経度に，k は GPV データと視界データを含むデータ種に対応している．視界レベルデータには視界レベルが既知な地点と視界レベルが未知な地点が混在しているデータセットを用い，それぞれの地点の緯度経度に最も近い GPV データを要素ごとに対応させる．それぞれのデータを緯度，経度順に並べることでテンソルを作成する．

### (2) テンソル補完

本節では，テンソル補完による視界レベル推定について説明する．テンソル補完は，テンソル分解，低ランク近似，既知な値の更新により構成される．これらの操作を視界レベルが未知な地点の値が収束するまで繰り返し行う．

#### a) テンソル分解

提案手法ではテンソル分解の手法の一つである Tucker 分解 [6]を行う．Tucker 分解は特異値分解を高次元に拡張した手法として考えることが出来る． ３階のテンソル $\mathcal{T} \in R^{I\times J\times K}$ に対する Tucker 分解は以下の最適化問題として表せる．

$$\min_{G,U,V,W} \|\mathcal{T} - \mathcal{G} \times_1 U \times_2 V \times_3 W\|_F^2 \quad (2)$$

ただし，コアテンソルを$\mathcal{G} \in R^{R_1\times R_2\times R_3}$，因子行列をそれぞれ $U \in R^{I\times R_1}, V \in R^{J\times R_2}, W \in R^{K\times R_3}$ とする．これにより，元のテンソル$\mathcal{T}$は$\mathcal{G}, U, V, W$を用いて以下のように近似できる．

$$\mathcal{T} \approx \mathcal{G} \times_1 U \times_2 V \times_3 W \quad (3)$$

#### b) 低ランク近似

低ランク近似は，テンソルをより低ランクなテンソルに近似する手法である．前項で得られたコアテンソル$\mathcal{G}$の要素うち，値が小さい要素を 0 に置き換えたコアテンソル$\mathcal{G}' \in R^{R_1\times R_2\times R_3}$を作成する．これと因子行列$U, V, W$を用いてより低ランクなテンソルに再構築する．再構築したテンソルは以下のようにあらわせる．

$$\mathcal{T}' \approx \mathcal{G}'^{\times_1} U \times_2 V \times_3 W \quad (4)$$

ただし，$\mathcal{T}' \in R^{I\times J\times K}$を再構築されたテンソルとする．

#### c) 既知な値の更新

前項で再構築されたテンソルのうち，視界レベルが未知な値が推定値に近づくと同時に既知な値についても変化する．このため，近似を繰り返す際に元の値に戻す初期化の操作を行う．この時，視界ラベル既知な値，および気象データについては初期化が行われ，視界レベルが未知な要素の値については行われない．既知な要素の値の更新が行われた後，さらにテンソル分解，低ランク近似，既知な値の更新が行われる．これらの操作からなるイテレーションを繰り返すことで，空間的な関係に基づいて視界レベルが推定値に収束する．

## 3. 離散データの更新を導入したテンソル補完

本章では，提案手法である離散データを更新した３階のテンソル補完による視界推定手法について説明する．

テンソル補完は低ランク性のあるテンソルを対象としている．そのため，従来手法では，視界レベルが既知な要素の値と気象データからなるテンソルに低ランク性があることを仮定して視界レベルの推定を行う．しかしながら，視界レベルが既知な要素の値は階調数が荒く，現実の視界状況にある低ランク性を表現する性能には限界があるため，復元するような前処理を行うことで補完性能を改善することが期待できる．



(a) Level 1　(b) Level 2　(c) Level 3　(d) Level 4　(e) Level 5

図-2　視界レベルごとの CCTV カメラ画像の例

表-1　視界レベルごとの画像数

| | Level 1 | Level 2 | Level 3 | Level 4 | Level 5 | 合計 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 枚数 | 96 | 25 | 30 | 24 | 12 | 187 |

そこで提案手法では，テンソル補完のイタレーション時に置き換える視界レベルが既知な要素の値として，元のテンソルを低ランク近似して得られる値を用いる．これにより，気象データをもとに視界レベルが既知な要素の値が変化し，テンソル補完を行った際にテンソル全体がより低ランクになるように収束することが期待できる．

提案手法では，従来手法と同様にテンソルの構築，テンソル分解と低ランク近似を行って再構築されたテンソル$\mathcal{X}'$を用いる．これをテンソル補完のイタレーション時に置き換える値として用いる．

## 4.　実験

本章では，提案手法の有効性について確認するために実験を行う．本章の以降では，まずデータセットと実験設定について説明する．次に，視界レベルの補完結果をもとに考察をする．

### (1)　データセット

視界・気象データには，2022 年 2 月 21 日午後 4 時のデータを用いる．

視界データは図 3 に示す北海道東部の CCTV カメラ 187 台分の画像を目視により 5 段階に評価したデータを用いる．5 段階の分類基準は，文献 [7]に採用されているものを用いる．図に分類された画像の例を示す．ラベルごとの枚数は表 1 に示す通りである．

気象データは気象庁から提供されている GPV 局地数値予報モデルのデータを用いる．用いた GPV データの緯度・経度の範囲はそれぞれ 42.52~44.3，143.4~ 145.575 の範囲であり，地上部における 12 種類の GPV データを用いる．GPV データの内訳は，海面更正気圧，地上気圧，風（東西成分，南北成分），気温，相対湿度，積算降水量，雲量（全雲量，上層雲，中層雲，下層雲），日射量である．




図-3　実験で用いる CCTV カメラの位置

GPV データと気象データを用いて 3 階のテンソルを構築する．テンソルのサイズは緯度，経度，データ種の順に(90, 88, 13)である．

### (2)　実験設定

本実験では，従来手法・提案手法により視界レベルの補完を行う．視界レベルの未知点の初期値は，分布が既知点の値の分布と近くになるようにランダムに与える．コアテンソルのサイズは (25, 25, 10)とし，テンソル補完でのテンソル分解，低ランク近似，既知な値の更新からなるイテレーションを 100 回行う． 補完されたテンソルの視界レベルデータに対応する行列を抽出する．

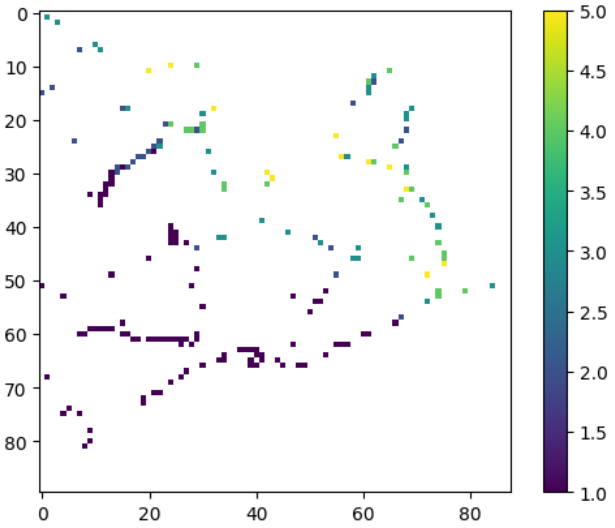



図-4 補完前の視界レベル

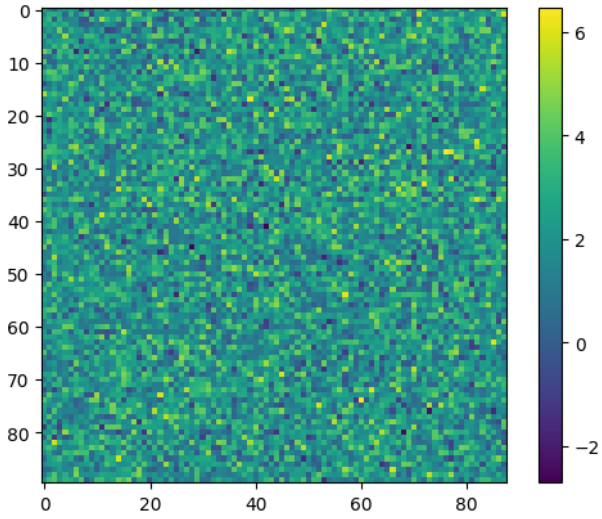



図-5 未知点にランダムな値を代入した視界レベル

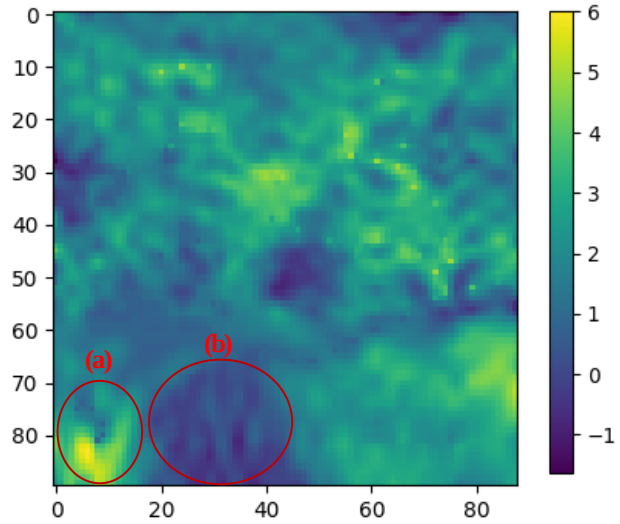



図-6 従来手法による補完結果

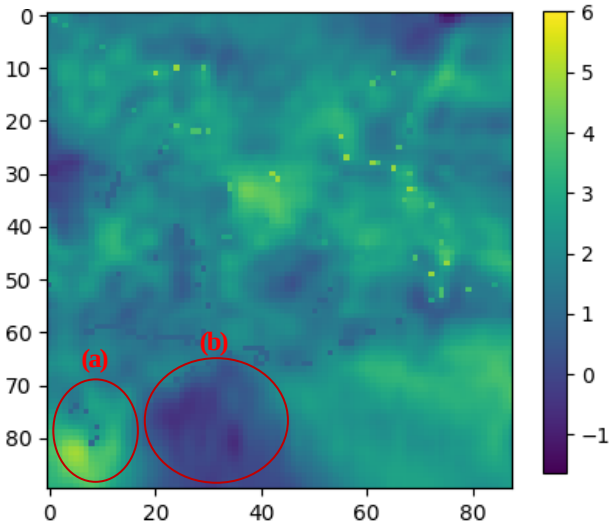



図-7 提案手法による補完結果

### (3) 実験結果と考察

視界レベルに対応するの初期状態，および従来手法・提案手法によって補完された視界レベルを図に示す．

テンソルのうち視界レベルに対応する行列をヒートマップにしたものを図 4, 5, 6, 7 に示す．図 4 は，視界レベルが既知な要素の値．図 5 は，視界レベルの未知な要素にランダムな値の入ったテンソル補完を行う前の状態である．図 6, 7 の(a), (b)の部分について，提案手法では従来手法に比べてより滑らかな補完が行われていることがわかる． これは提案手法で低ランク近似による既知点の更新が行われた結果，より低ランクなテンソルに収束することが可能になるためと考えられる．

## 5. まとめ

本稿では，低ランク近似により更新した既知点のデータを用いる 3 階のテンソル補完による視界推定手法を提案した．また，実験により提案手法の有効性が確認された．

今後の課題として，提案手法の定量的な評価が挙げられる．本稿の実験では定性的な判断によるものであり，定量的な評価手法を用いた提案手法による推定精度の評価が必要である．また，提案手法では，視界レベルが既知な要素の値とその周囲の要素の値の差が大きくなっており，これを小さくすることが今後の課題である．

**謝辞**：本研究の一部は，科研費 JP22H01607，および国土交通省道路局新道路技術会議令和 5〜7 年度研究課題「デジタルツインによる冬期道路交通マネジメントシステムの技術開発」において取り組んだ研究に基づいている．

**REFERENCES**

1) 武知洋太，松澤勝，伊東靖彦，金子学，國分徹哉：運転の危険性を考慮した冬期道路の吹雪視程障害評価と沿道環境による吹雪視程障害への影響，土木計画学研究・論文集，第 32 巻， 2015. [Takeuchi, M.: Traffic accidents due to poor visibility, *Snow and ice in Hokkaido*, No. 33, 2014.]
2) A. Giyenko, A. Palvanov, Y. Cho, : Application of convolutional neural networks for visibility estimation of CCTV images, 2018 International Conference on Information Networking (ICOIN), January 2018.
3) J. Lee, B. Hong, Y. Shin, Y. Jang,: Extraction of weather information on road using CCTV video, 2016 International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), January 2016.
4) Y. Ma, W. Liu, H. Gao, N. Chen, and X. Xiong.: The scattering effects on the visibility measurements of laser transmissometer in rain and fog, *Optik*, vol. 157, pp. 957-967, 2018.
5) Ohkama, G. Takahashi, S. and Hagiwara, T.: An estimation method of visibility level based on low Rank matrix completion using positional relationship of GPV data, Proc. in the 2020 IEEE 9th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), October 2020.
6) T.G.Kolda and B.W.Bader,: Tensor decompositions and applications, SIAM REVIEW, vol. 51, n. 3, pp. 455-500, 2009.
7) 國分徹哉，武知洋太，大宮哲，原田裕介，松澤勝：インターネットによる吹雪の視程情報提供，交通工学研究発表会論文集，36 巻，pp.579-584，2016．[Kokubu, T. Takechi, H. Omiya, S. Harada, Y. and Matsuzawa, M.: *Provision of Forecast Information on Blowing-snow Visibility for Internet*, pp.579-584, 2016.]

## A Note on Visibility Estimation by Tensor Completion Based on Low-Rank Approximation for Updating Discrete Data

Eiki FUKUDA, Masahiro YAGI, Sho TAKAHASHI, Toru HAGIWARA

To reduce winter traffic accidents and ensure safe road usage, it is desirable to monitor visibility conditions, such as snowstorms, and take action based on these observations. CCTV cameras and visibility meters are discretely deployed, making it difficult to grasp the conditions of roads comprehensively. On the other hand, meteorological data is spatially dense. By utilizing this data, we can expect an improvement in monitoring resolution. We previously proposed a method based on meteorological data and visibility data at CCTV camera locations using tensor completion. However, this method had limitations in interpolation accuracy since the known visibility levels were discrete data. In this paper, we propose a visibility level estimation method based on low-rank approximation. The proposed method updates the known visibility levels to continuous values using low-rank approximation, aiming to address the issues of the conventional method. Additionally, since our method's data subjected to low-rank approximation includes factors like wind direction and speed, we can expect updates based on these factors. At the end of this paper, we verify the effectiveness of the proposed method through experiments using data observed in eastern Hokkaido.