

テンソル分解を用いた 首都圏高速道路網における渋滞特性抽出

馬場 静羽¹・酒井 高良²・赤松 隆³・井上 亮⁴

¹ 学生会員 東北大学 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06-407) E-mail: shizuha.baba.s5@dc.tohoku.ac.jp

² 学生会員 東北大学 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06-408) E-mail: takara.sakai.t1@dc.tohoku.ac.jp

³ 正会員 東北大学教授 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06-408) E-mail: akamatsu@plan.civil.tohoku.ac.jp

⁴ 正会員 東北大学准教授 大学院情報科学研究科人間社会情報科学専攻 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06-407) E-mail: rinoue@tohoku.ac.jp

近年、複雑な関係性を有するデータから特徴抽出を行う手法としてテンソル分解が注目されている。テンソル分解を用いた分析では、階数の多いテンソルで表されるデータを、より階数の少ないテンソルの積和で表現する操作を通して、データの特徴を抽出する。この方法は、日・時刻・場所などに関してパターンを有する交通データの分析にも適用されており、これまで、交通状態把握・予測や異常検出などを目的とした、テンソル分解によって特徴抽出を行う試みがなされている。しかし、時空間特性を複合的に解釈している例や渋滞特性の把握を目的とした分析例は見られない。そこで、本研究では、首都高速道路都心環状線における渋滞特性を明らかにすることを目的とし、テンソル分解によって日間変動や日内変動、空間的な渋滞特性を抽出し、それらの複合的解釈と時空間的な渋滞パターンの解明を試みた。

Key Words: congestion pattern, tensor decomposition, expressway network, long-term observation data

1. はじめに

交通渋滞は、世界中の都市で解決すべき問題として認識されている。この問題に対して、交通渋滞の緩和を目指して理論・実証の両面から、その時空間上の特徴に注目した多くの研究が行われている。大量の交通観測データを背景とした実証分析に注目すると、酒井ら(2019)¹⁾は、首都圏の高速道路網において渋滞空間分布と渋滞推移過程に着目して渋滞特性分析を行い、年間を通して普遍的な規則性が存在することを明らかにした。

また近年、大量のデータが取得可能になり、複雑な関係性を含むデータから特徴抽出を行う手法が提案されている。その一つであるテンソル分解は、行列分解を多次元配列に拡張した手法で、本来のデータ構造を保持したまま、多要素によって構成される複雑なデータの特徴を抽出することができる。交通観測データが、季節・週・日単位の変動などの時間的特徴、渋滞頻発地点の存在などの空間的特徴、またそれらが組み合わせで表される時空間的特徴を有するように、複雑な関係性を持つ多次元

データであることに着目すると、交通データ分析においてもテンソル分解の有用性が期待できる。

これまで、交通データにテンソル分解を適用した様々な試みがなされている。例えば、Yang et al. (2019)²⁾は、広範囲の交通ネットワークを、同様の渋滞レベルをもつサブネットワークに分類することを目的として、交通速度データ、交通密度データのそれぞれを日、時間、道路区間に関して分解し、得られた低次元潜在空間を利用したクラスタリングを行っている。その結果、各サブネットワークの巨視的な交通状態はそれぞれ特徴的な交通状態特性を持つことを確認した。また、Lin et al. (2018)³⁾は、テンソル分解をNYCのタクシーのODデータに適用し、通常時の交通状態に関する抽出パターンを基に、異常検知を行う方法を提案している。この他にも、欠損データ補完や交通状態予測などのタスクへのテンソル分解の応用が提案され、その有用性が確認されている⁴⁾。しかし、抽出された時空間特性を複合的に解釈している例や渋滞特性の把握を目的とした例は見られない。

以上を踏まえ、本研究では、テンソル分解を用いた渋

滞特性把握を試みる。具体的には、首都高速道路の観測データにテンソル分解を適用し、抽出された特徴を複合的に解釈し、時空間的な渋滞パターンを明らかにすることを目的とする。

本論文の構成は以下の通りである。2章でテンソル分解の一種である非負値タッカー分解を紹介し、3章では、使用データを説明した後、分解結果を示し、抽出された渋滞パターンの解釈を行う。最後に、4章で本研究のまとめと課題を述べる。

2. 非負値タッカー分解

テンソル分解とは、行列分解を多次元配列に拡張した手法であり、3階以上のテンソルデータの各モード（要素軸）の次元を圧縮する際に用いられる。対象となるデータを、3階以上のテンソルとしてそのまま分析することで、複数の要素軸の特徴を保持したまま、多要素によって構成される複雑なデータの特徴を抽出することが可能である。

テンソル分解は、タッカー分解と CP 分解に大別される。タッカー分解は、多次元配列であるテンソルを、各要素軸（モード）の特徴を表す行列（以下、特徴行列）とコアテンソルに分解する。

3階テンソル $X \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ を例に、タッカー分解の概念図を図-1 に示す。タッカー分解モデルは次式で表される。

$$X \cong \Lambda \times U^{(1)} \times U^{(2)} \times U^{(3)} \quad (1)$$

ここで、 $\Lambda \in \mathbb{R}^{R_1 \times R_2 \times R_3}$ はコアテンソル、 $U^{(i)}$ ($i = 1, 2, 3$) $\in \mathbb{R}^{I_i \times R_i}$ は、各モードにおける特徴行列である。特徴行列を式(2)のようにベクトルで表記すると、タッカー分解は式(3)のように書ける。

$$U^{(i)} = [\mathbf{u}_1^{(i)} \mathbf{u}_2^{(i)} \dots \mathbf{u}_{R_i}^{(i)}] \quad (2)$$

$$X \cong \sum_{r_1=1}^{R_1} \sum_{r_2=1}^{R_2} \sum_{r_3=1}^{R_3} \lambda_{r_1 r_2 r_3} (\mathbf{u}_{r_1}^{(1)} \circ \mathbf{u}_{r_2}^{(2)} \circ \mathbf{u}_{r_3}^{(3)}) \quad (3)$$

なお、特徴行列において圧縮する次元数 (R_1, R_2, R_3) を、各モードに対する因子数と呼ぶ。

式(1)におけるパラメータは $\Lambda, U^{(i)}$ で、二乗誤差を最小にするようにパラメータを決定する (式(4))。

$$\min_{\Lambda, U^{(1)}, U^{(2)}, U^{(3)}} \|X - \Lambda \times U^{(1)} \times U^{(2)} \times U^{(3)}\|_F^2 \quad (4)$$

ここで、 $\| \cdot \|_F$ はフロベニウスノルムを表す。

以上より得られた特徴行列のベクトルは各モードにお

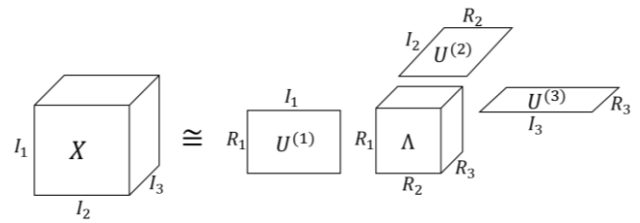


図-1 タッカー分解の概念図 (3階テンソルの場合)

ける因子を表す。コアテンソルは、因子の組み合わせの重みであり、この値が大きいほど、その因子の組み合わせの出現率が高いと言える。

なお、テンソルをベクトルのクロネッカー積の和で表現する CP 分解は、タッカー分解のコアテンソルが対角であるという制約が加わるため、各モードを全て同じ次元に圧縮するという特徴を持ち、得られた因子は一対一に対応する。それに対して、タッカー分解は圧縮次元数設定の自由度が高く、より柔軟にパターンを捉えることが可能である。

さらに、式(4)の最適化問題に様々な制約を課した手法が提案されている。その中でも、抽出パターンの解釈が容易であるという点から、非負制約付きのテンソル分解の適用例が多く見られる。

以上より、本研究では、テンソル分解手法として、式(4)に要素すべてが非負であるという制約を加えた、非負値タッカー分解 (Non-negative Tucker Decomposition: NTD) を用いる。

3. 首都高速道路の観測データへの適用

(1) 使用データの概要と分析テンソルデータの設定

本研究では、首都高速道路の都心環状線を対象に分析を行う。本線上の感知器 107 個 (内回り 55 個, 外回り 52 個) で観測された、1 分間隔の車両速度・交通量データを使用する。対象期間は 2014 年 4 月 1 日から 12 月 31 日までの 9 か月間である。

本研究では、渋滞特性を抽出するために、交通観測データを用いて渋滞回数を集計し、日・時間帯 (15 分間隔) ・感知器毎の渋滞回数を要素とするテンソルを生成した (図-2)。本分析では、速度が 20km/h 以下の時に渋滞発生と定義し、1 分刻みの観測データに対して渋滞判定を行い、15 分間の渋滞回数を集計した。なお、速度欠測の場合は、渋滞していないと判断した。テンソルのサイズは $275 \times 96 \times 107$ (=2,824,800 要素) で、各要素の最小値は 0, 最大値は 15 である。

(2) 分析結果

本稿では、コアテンソルの次元を (10, 10, 10) に設定

したときのテンソル分解結果を示す。テンソル分解によって、日・時間帯・感知器のモードに対する特徴行列 (275×10 , 96×10 , 107×10) とコアテンソル ($10 \times 10 \times 10$) を得た。

a) 日に関する特徴行列

日に関する特徴行列の分析結果を図-3 に示す。これは、各因子の最小値と最大値を基準としたカラースケールであり、縦軸は週、横軸は曜日 (月曜始まり) である。

図-3 から、抽出された 10 個の因子は、「複数の曜日に特化した因子」、「一つの曜日に特化した因子」、「特定の日に特化した因子」の大きく 3 つに分類できる。

「複数の曜日に特化した因子」は、第 1, 4, 6, 8, 9 因子がこれに当てはまり、第 8 因子以外は、平日のパターンを表す。また、第 1, 6, 9 因子は特定の時期に大きな値を取り、季節性が現われていると考えられる。一方で、第 4 因子は全期間に現われているパターンで、季節を問わず年中発生する渋滞特性を表す因子であると言える。さらに、第 4 因子は、平日でも色の薄い日が見られるが、これらはGWやお盆、年末年始などの長期休暇や祝日、あるいは降雨のあった日と重なる。したがって、晴れの平日に発生する渋滞パターンであると考えられる。

「一つの曜日に特化した因子」には、第 2, 5, 7, 10 因子が当てはまり、それぞれ「土曜日」「日曜日・祝日」「火曜日」「水曜日」に対応し、曜日によって異なる渋滞特性が抽出されたと言える。

「ある特定の日に特化した因子」には第 3 因子が当てはまり、9/23 (火・祝)、9/28 (日)、10/19 (日) に大きな値をとる。この 3 日間の共通点は休日であることだが、「日・祝」のパターンが出ている第 5 因子ではこの 3 日間は現われていない。よって、普段の休日に見られない稀な渋滞が発生したと考えられる。

b) 時間帯に関する特徴行列

時間帯に関する特徴行列の分析結果を図-4 に示す。

図-4 から、それぞれ異なる時間帯に特化した因子が得られた。例えば、第 1 因子は、午前から夕方までの長い時間帯に分布しており、一時点ではなく、交通量の多い日中に安定的に見られる渋滞を表している。一方で、第 10 因子は、17 時から 18 時の比較的短い時間帯において鋭いピークをもっており、時間帯や変動の様子から、帰宅ラッシュによる渋滞を表していると言える。

c) 感知器に関する特徴行列

感知器に関する特徴行列の分析結果を図-5 に示す。各因子の平均値よりも大きい値を持つ感知器に対応したリンクを色づけた。

図-5 から、全体の傾向として 2 つの JCT 間での渋滞が現れていることが分かる。また、ほとんどの因子は、都心環状線の内回りと外回りの両方で特徴が現れているが、局所的に渋滞が発生している因子と、長い区間において

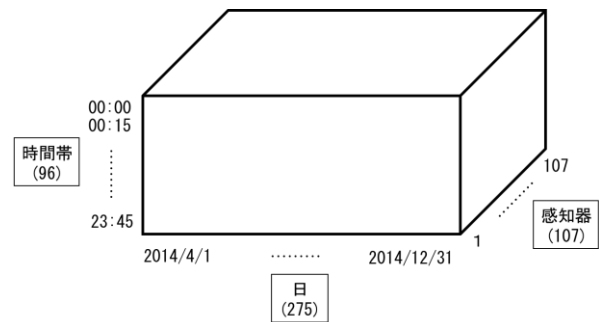


図-2 渋滞回数テンソル

渋滞が延伸している因子など、それぞれ特徴の異なるパターンが抽出された。例えば、第 1 因子は、内回りの一ノ橋 JCT を先頭とした三宅坂 JCT までの渋滞と、外回りの江戸橋 JCT を先頭とした三宅坂 JCT までの比較的長い区間での渋滞パターンを表している。

d) コアテンソルの値を考慮したパターン解釈

コアテンソルの分析結果を表-1 に示す。得られたコアテンソル値の最大値は 2426、最小値は 0、平均値は 33 であった。

コアテンソルには、各特徴行列の因子の組み合わせ分の $10 \times 10 \times 10 = 1,000$ の要素が存在する。表-1 一行目の (5, 6, 7) は、日が第 5 因子、時間帯が第 6 因子、感知器が第 7 因子の組み合わせを表す。コアテンソルの値が大きいほど、その日・時間帯・感知器の因子の組み合わせが表す渋滞パターンが多く発生していると言える。以降では、コアテンソルの組み合わせの総数 1,000 通りの中から要素の値が大きい上位 3 つについて考察を行う。

・コアテンソル要素 (5, 6, 7)

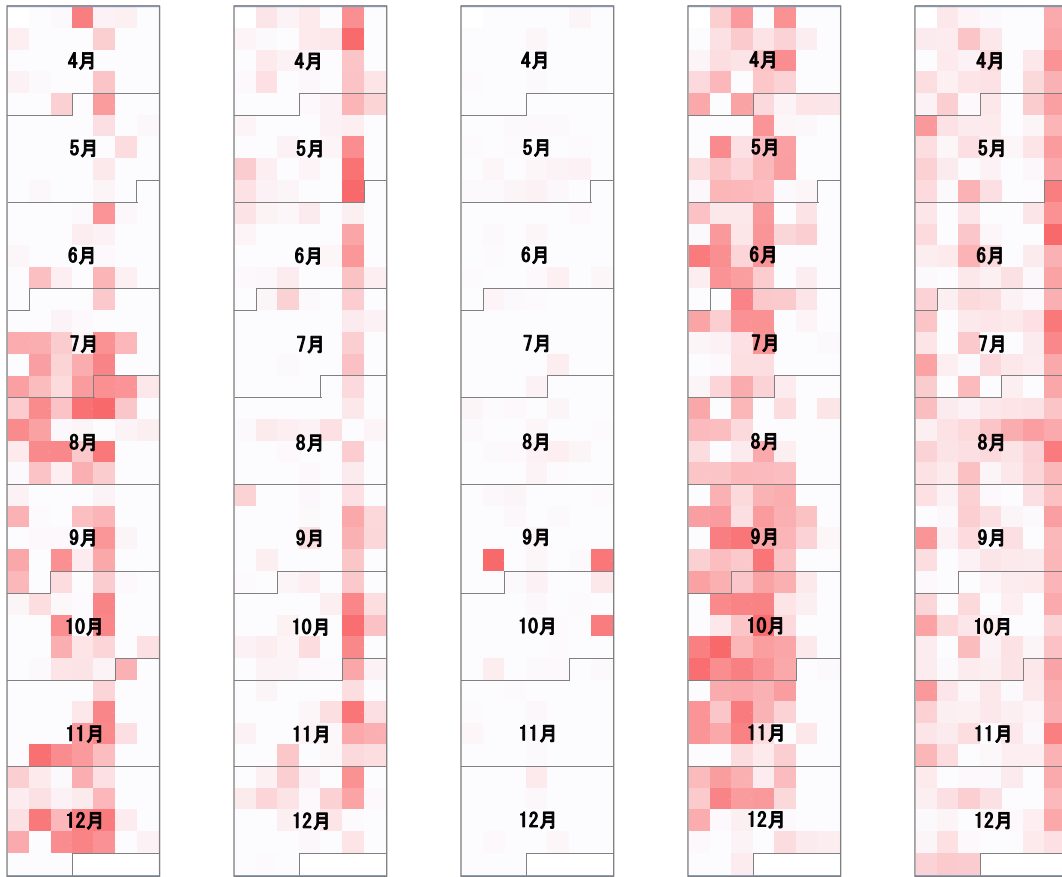
コアテンソルの要素で最も大きい値を示した組み合わせは (5, 6, 7) である。この組み合わせは、「日・祝」「夜間から早朝」「内回りの浜崎橋 JCT 付近・外回りの各 JCT 付近」である。

・コアテンソル要素 (1, 1, 1)

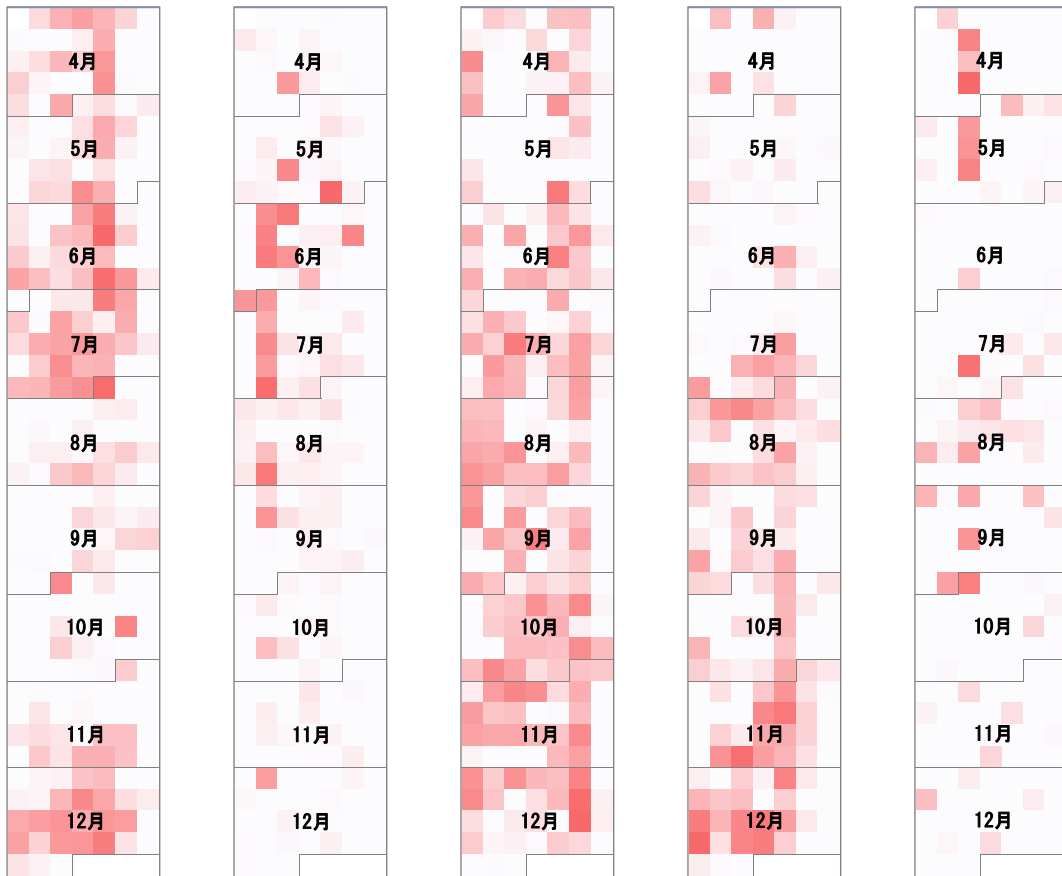
コアテンソルの要素で 2 番目に大きい値を示した組み合わせは (1, 1, 1) である。この組み合わせは、「平日」「日中 (10 時～18 時)」「内回りの一ノ橋 JCT (先頭)～三宅坂 JCT (最後尾)・外回りの江戸橋 JCT (先頭)～三宅坂 JCT (最後尾)」で、平日の交通量の多い日中に、4 号新宿線からの流入地点を最後尾に、内回り・外回りの両方で渋滞が発生している状況を表している。

・コアテンソル要素 (4, 2, 1)

コアテンソルの要素で 3 番目に大きい値を示した組み合わせは (4, 2, 1) である。この組み合わせは、「晴れの平日」「10 時～13 時」「内回りの一ノ橋 JCT (先頭)～三宅坂 JCT (最後尾)・外回りの江戸橋 JCT (先頭)～三宅坂 JCT (最後尾)」である。2 番目と同様の渋滞が、特に顕著に午前中を中心に起こっていることが示されている。



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



(f) 第 6 因子 (g) 第 7 因子 (h) 第 8 因子 (i) 第 9 因子 (j) 第 10 因子

図-3 日因子

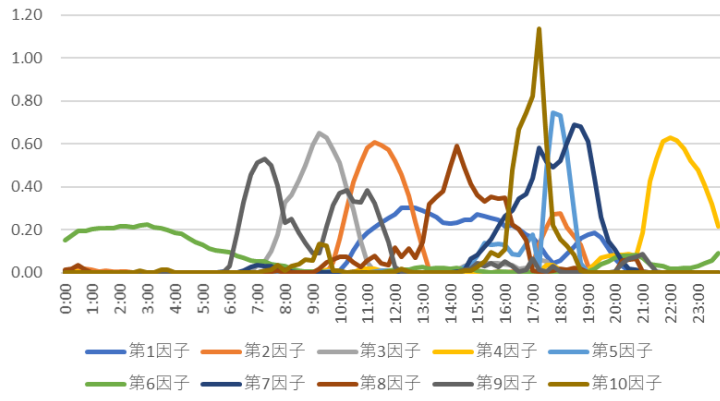


図-4 時間帯因子

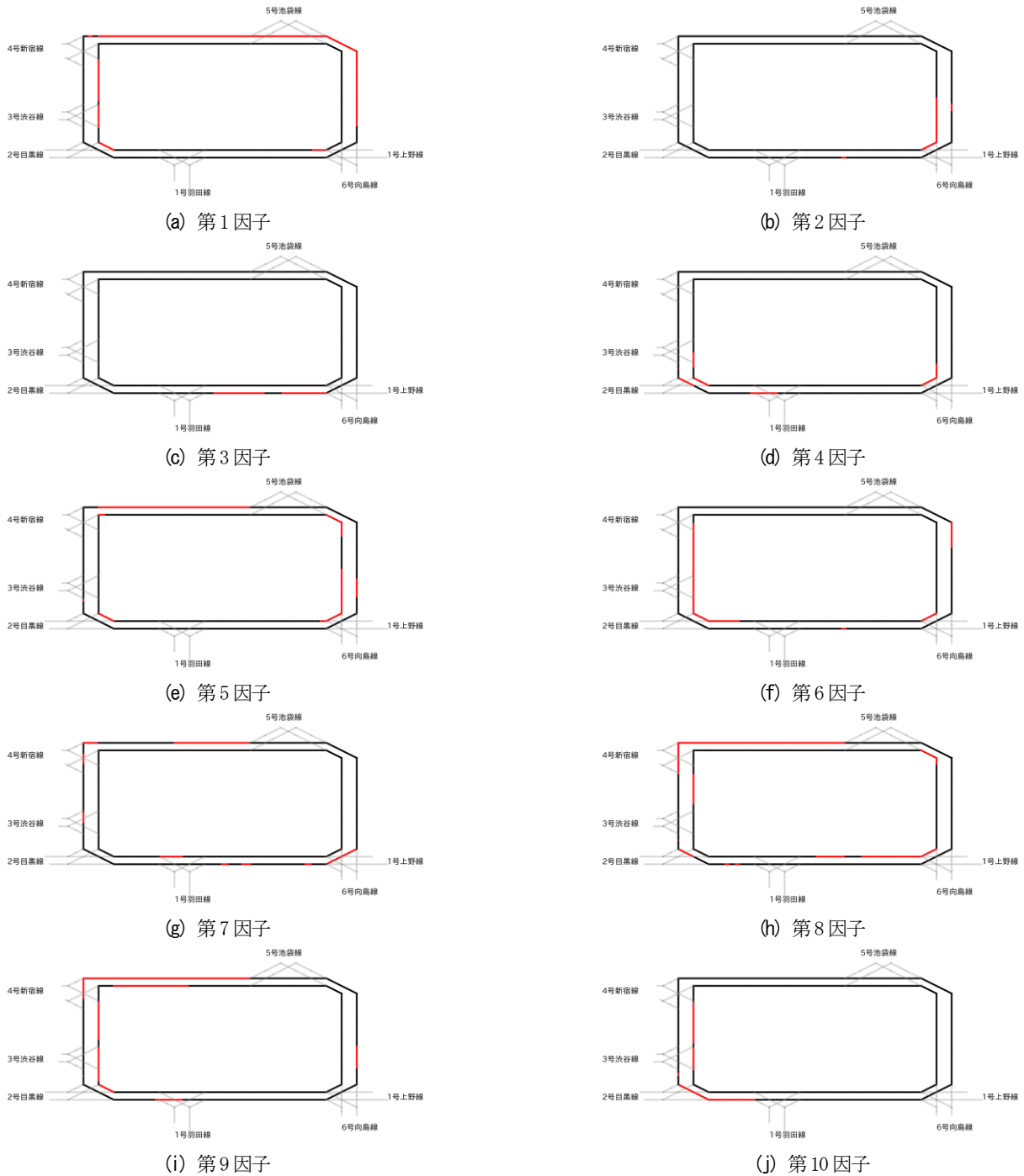


図-5 感知器因子

表-1 コアテンソルの結果 (上位 20)

因子の組み合わせ	コアテンソル値	因子の組み合わせ	コアテンソル値
(5,6,7)	2426	(5,7,2)	482
(1,1,1)	2419	(2,9,6)	461
(4,2,1)	1463	(1,3,4)	397
(8,7,1)	1083	(6,2,6)	394
(3,1,3)	908	(8,5,1)	379
(10,4,5)	805	(3,3,3)	378
(7,4,10)	744	(4,3,4)	360
(2,3,1)	737	(1,7,5)	346
(6,1,6)	692	(9,5,8)	346
(9,7,5)	630	(4,3,2)	337

5. おわりに

本研究は、首都高速道路の都心環状線の交通観測データを対象に、テンソル分解を応用した渋滞特性分析を試行した。

分析に際しては、日、時間帯、感知器の3つの要素軸から構成されるデータに、データに内在するパターンを抽出できる非負値タッカー分解を適用した。本研究では、日×時間帯×感知器で2,824,800の要素数があるデータに本手法を適用することによって1,000要素のテンソルと2750, 960, 1070要素の3つの特徴行列に縮約した。分析結果から、データ内に含まれる特徴の解釈が容易になることが示され、非負値タッカー分析が渋滞特性分析に適用可能であることが明らかとなった。

首都高速道路の都心環状線の観測データに適用した結果、平日・休日や、時間帯、道路区間によって異なる渋滞特性が抽出された。また、抽出された結果は、複合的に解釈が可能であり、休日の夜間から早朝にかけていくつかのJCT付近で局所的に発生する渋滞パターンや平日の昼間に長い区間で発生する渋滞パターンが確認された。

結果は、交通特性の特徴と比較すると、妥当な結果であると考えられる。

本分析では、解釈がしやすい結果の出力を目指して、圧縮次元数を試行錯誤で決定したが、分析上適切な設定である保証はない。圧縮次元数の決定方法に関しては、既往研究でも重要な課題となっており、RMSE や AIC, BIC などのモデルの適合度指標を参考にする方法が提案されている。今後、定量的なモデル評価に基づいて次元数を決定し分析・解釈を行う必要があると考えている。また、交通渋滞の時空間特性の把握に向けて、抽出された結果をどのように利用・考察するかについても今後の検討課題とする。

謝辞: 本研究を進めるにあたり、首都高速道路株式会社、日本道路交通情報センター (JARTIC) より貴重なデータをご提供いただきました。ここに記し、感謝を表します。

参考文献

- 1) 酒井高良, 赤松隆: 首都圏高速道路網における渋滞パターンと Macroscopic Fundamental Diagram の安定性, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.75, No.2, 97-108, 2019.
- 2) Yang, S., Wu, J., Xu, Y., Yang, T.: Revealing heterogeneous spatiotemporal traffic flow patterns of urban road network via tensor decomposition-based clustering approach, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 526, 2019.
- 3) Lin, C., Zhu, Q., Guo, S., Jin, Z., Lin, Y, R., Cao, N.: Anomaly detection in spatiotemporal data via regularized non-negative tensor analysis, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 32, pp. 1056-1073, 2018.
- 4) 例えば, Balasubramaniam, T., Nayak, R., Yuen, C.: Sparsity Constraint Nonnegative Tensor Factorization for Mobility Pattern Mining, *PRICAI 2019: Trends in Artificial Intelligence*, pp. 582-594, 2019.

(Received October 2, 2020)