

交通状態変化の早期発見に向けた 車頭間隔時間情報の利用可能性

中西 航¹

¹正会員 博士 (工学) 東京工業大学特任助教 環境・社会理工学院 土木・環境工学系 (〒 152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1)
E-mail: nakanishi@plan.cv.titech.ac.jp

本研究では、トラフィックカウンタから得られる車両通過時刻・車頭間隔時間および車両速度データを非線形・非定常な点過程時系列データとみなしたうえで、交通状態変化の早期検出に対して有用な情報を抽出するための基礎的検討を行う。これは、データになんらかの定常状態を仮定し平均的な性能を基準に現象を理解しようとする従来の手法とは異なる試みである。5分ごとの車頭間隔時間は指数分布よりも急峻な分布に従い、かつ連続する間隔には類似性があること、30秒間の車両通過時刻ではなく通過数にのみ情報が存在すること、車頭間隔時間の分布の急峻さの増減は速度低下よりも先に渋滞発生を示唆する可能性があることが示唆された。

Key Words : *Headway distribution, Pulse data, Non-Poisson non-linear time series, Rate coding surrogate*

1. はじめに

交通流解析における基礎的なデータは各道路における交通量である。計測地点にトラフィックカウンタを設置し、通過台数および走行速度を記録することが一般的に行われている。このデータは、従来5分単位で集計され、5分間の交通量 q と平均速度 v 、およびそこから計算される密度 k の関係をj得ることで、主として定常状態にある交通状態の理解に活用されてきた。たとえば、速度低下は渋滞発生を示唆するし、渋滞発生時の捌け量の推定にもこの関係を用いることができる。

定常状態にある q, v, k の関係性をプロットした図が基本図であり、マクロ交通流理論の根幹をなしてきた¹⁾。また、この関係性と等価な、各車両の立場から見たときのミクロ関係が整理されている。これが一般に追従モデルと呼ばれるものであり、各車両が前方に確保する前方車両との余裕を、車頭距離 (spacing) s および車頭間隔時間 (headway) h によって記述するものである。

トラフィックカウンタが取得する生データは各車両の走行速度および通過時刻そのものである。したがって、原理的には5分間に集計せずとも、個々の車両の通過時刻 t や速度 v' が得られていることになる。そして、連続する車両の通過時刻は直ちに車頭間隔時間 h を意味している。速度 v' と組み合わせることにより、5分単位での集計を経ずに基本図を得る試みもなされている。ただし、この手法は、データが定常状態にあるかを峻別することが困難であるという課題を有する。定常状態 (たとえば希望走行速度) は原理的に個々の車両に依

存しているため、データ1つ1つは非常にばらつきの多い値を取るためである。また、シミュレーションの立場からは、厳密な意味での定常という関係にこだわらずに、車頭間隔時間 h の分布自体をモデル化する試みが多数存在する²⁾。並行して現在では、マクロ交通流理論自体も確率的枠組みへの拡張が活発であり、両者の理論的統合も期待されることである。

しかしながら、以上のような議論は、多かれ少なかれ定常状態の存在を前提としたものである。すなわち、道路あるいはネットワークの「平均的な」パフォーマンスを議論するための枠組みを目指していると捉えられる。これに対して、本研究の大きな問題意識は、定常あるいは均衡という概念を前提としない方法の開拓にある。たとえば、時々刻々と移り変わる交通状態の変化や異常を、リアルタイムに取得されるデータから早期に発見・検知していく方法である。この考え方には、以下のような仮説が内包されていると考える。

- 交通状態が変化している期間や異常を示す瞬間は定常状態ではない。
- 一方で、そのような非定常状態にも規則性は存在している。
- したがって、取得データを仔細に観察すれば、変化や異常の発見が可能である。

車両通過時刻の情報は、通過した車両の数だけ存在するが、近年ではこのような大量のデータ処理を比較的容易に行える環境が整ってきた。また、このような時系列の離散データを非線形解析する手法は、一般に点過程時系列データの解析とよばれるものであり、神

経科学分野を筆頭に進展が著しい³⁾。そこで、常時得られる車頭間隔時間や個々の車両速度データを用いて、直接非定常現象の解析を行う手法を開拓することが望まれる。本研究では、その基礎的な検討として、集計前の車両通過時刻・車頭間隔時間・車両速度のデータにはどのような情報が含まれているのかを検討する。そのうえで、それらの情報の活用方策、特に渋滞の早期検知に向けた展望を示す。将来的には、冒頭に述べたマクロ交通流理論との関係性整理、速度回復誘導灯のような各種施策⁴⁾の詳細な評価、ネットワーク上に存在する多数のトラフィックカウンタからの情報を集約した制御などへの展開も視野に入れることが可能であろう。

以下、2章で基礎分析を行い、3章で点過程データとして車両到着時刻の分析を試みたくて、今後の展望を整理する。

2. 基礎分析

(1) データ

本研究では、阪神高速3号神戸線の上り線において、自然渋滞が発生しやすい深江サグ部(20.4キロポスト)の走行車線の車両検知器から得られたデータを対象とする。この地点以外での渋滞・事故発生がこの地点上の交通状態に影響を及ぼしていない日を選び、2016年6月7日から11日の5日間(120時間)の生データを以降の分析に用いている。車両検知器においては、10ミリ秒単位で各車両を検知した時刻が記録される。したがって、このデータは、10ミリ秒の解像度を持ち、10ミリ秒程度の計測誤差を含みうる時系列データとみなすことができる。また、車両速度は、車両長を仮定したうえで、車両検知継続時間を利用して算出したものであるため、推定誤差も含まれている。なお今回はこれらの誤差については検討しないが、今後の展開においては可能な限り速度情報よりも時刻情報を優先的に用いることが望ましいと思われる。

(2) 交通量・速度関係

まず、通常と同様に、これらのデータを5分単位で集計し、通過台数(すなわち交通量 q)と速度 v の平均値を算出した。速度は簡単のため時間平均速度としている。このプロットを図-1に示す。5分間の最大交通量はおよそ100台付近にあることが分かる。また、速度が50[km/h]付近を下回ると渋滞流となることが分かる。

(3) 車頭間隔時間

つぎに、車頭間隔時間について分析する。車頭間隔時間の平均-標準偏差プロットを図-2に、交通量-車頭間隔時間平均・標準偏差を図-3、図-4に示す。車頭間

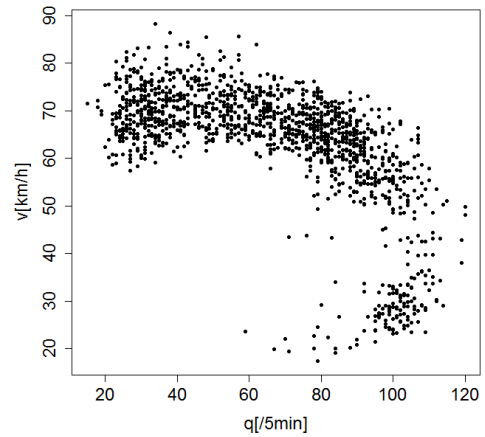


図-1 交通量-時間平均速度

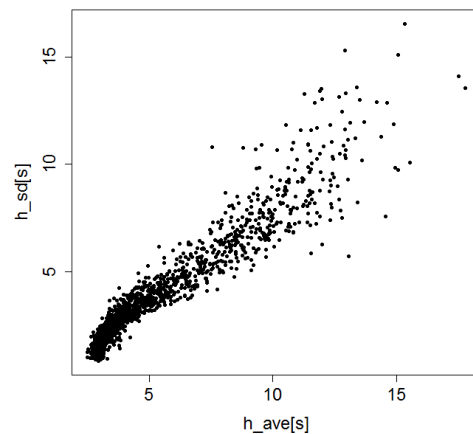


図-2 車頭間隔時間の平均-標準偏差

隔時間の平均が短いときは、その標準偏差も小さいことが分かる。これは、交通量が多くなると車頭間隔時間の平均が短くなるとともに、車両個々で見ても長い車頭間隔は物理的に実現できないということに対応している。また、交通量-車頭間隔時間平均・標準偏差について、平均は定義から明らかにならぬような曲線上に乗る。さらに、標準偏差についても上記の交通量-車頭間隔時間標準偏差の関係性により比較的ばらつきの少ない関係性が得られる。図-5は速度-車頭間隔時間平均を示している。この図からは、50[km/h]を下回り渋滞流になった際に車頭間隔時間 h が長くなっていることを検出するのは容易でないことが示唆される。

さて、典型的な定常を前提とする分析においては、車頭間隔時間のばらつきは、意味のある情報ではなくノイズとして扱われることとなる。一方で、本研究の最終的な目的からすれば、この交通量-車頭間隔時間標準偏差の関係(図-4)は意味のある情報であることが期待

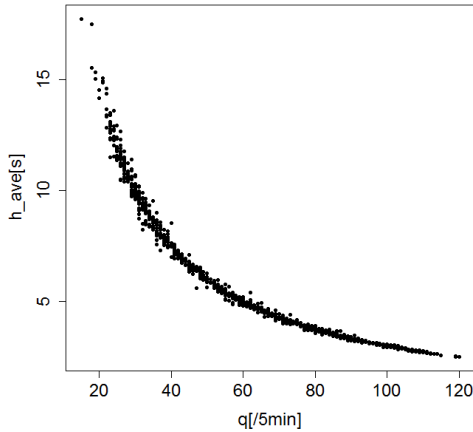


図-3 交通量-車頭間隔時間の平均

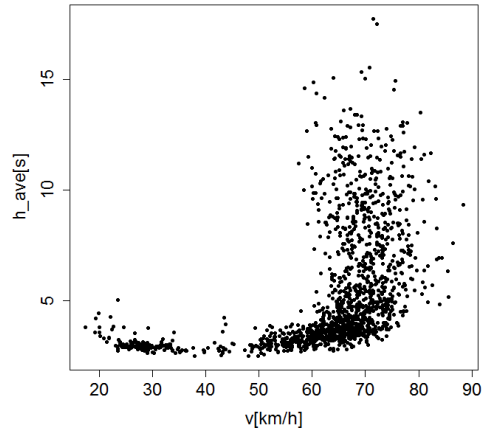


図-5 速度-車頭間隔時間の平均

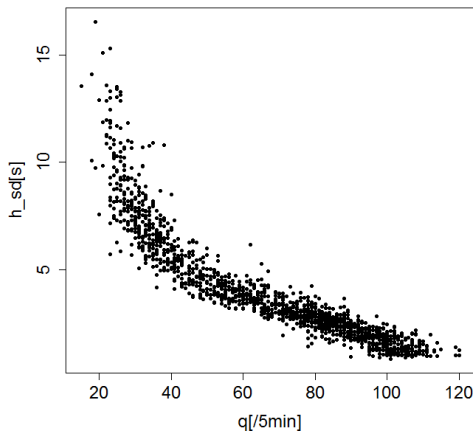


図-4 交通量-車頭間隔時間の標準偏差

される。たとえば、交通量が増加した際の標準偏差の大小や、その時系列遷移に含まれる情報による渋滞発生の予測可能性が期待される。

3. 点過程としての分析

本章では、前章の基礎分析を踏まえ、車両通過時刻あるいは車頭間隔時間のデータにどのような情報が含まれているのかを検討する。数学的には、点過程とはある空間においてランダムに起こる何らかのイベントの集合である。1次元の時間 t 上のランダムな一連の時刻の集合 $\{t_j\}_{j=0}^n \equiv (t_0, t_1, \dots, t_n)$ も点過程である。このような点過程により得られるデータを点過程時系列データと呼び、本研究では車両通過時刻をこの点過程時系列データとみなす。このとき、車両通過が発生する(または発生しない)という事象は、各時刻において車両通過が発生する確率によってモデル化できる。

(1) ポアソン過程に対する検定

点過程時系列データが得られた際の関心は、個別のデータの発生時刻が情報を有しているかどうか、および、有している場合はどのような情報であるか、という点に尽きる。この確認のための第一歩は、時系列データがポアソン過程に従うかどうかを検定することである。仮に車両通過時刻がポアソン過程に従って観測される場合、車頭間隔時間は指数分布に従うこととなる。すると、指数分布の無記憶性により、現在までの車両通過時刻の観測を行っても、次の車両通過時刻の予測に対する追加的な情報は一切存在しないことになる。すなわち、通過台数のみを記録していれば良い、ということになる。

そこで、5分ごとに、得られたデータがポアソン過程に従うという仮説を帰無仮説とした検定を行う⁵⁾。具体的には、以下の2つの統計量が用いられる。

$$C = \frac{1}{\bar{x}} \sqrt{\frac{1}{q-1} \sum_{i=1}^q (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

$$L = \frac{3}{q-1} \sum_{i=1}^{q-1} \frac{(x_i - x_{i+1})^2}{(x_i + x_{i+1})^2} \quad (2)$$

ただし、各5分間において、 q は5分間通過台数、 x_i は $i = 1, 2, \dots, q$ 番目の車両が通過するときの車頭間隔時間、 \bar{x} は x の算術平均を示す。これらはいずれも、ポアソン過程である場合には1に近い値を取る。 C は(標準偏差/平均)を示しており、1より小さいときには指数分布よりも急峻な分布を、1より大きいときには指数分布よりも裾の重い分布を示唆する。また、 L は連続する車頭間隔時間の類似性を示しており、1より小さいときには直前の間隔に近い値を取りやすく、1より大きいときには直前と異なる値を取りやすいことを示唆する。

得られた統計量 C および L のプロットを図-6に示

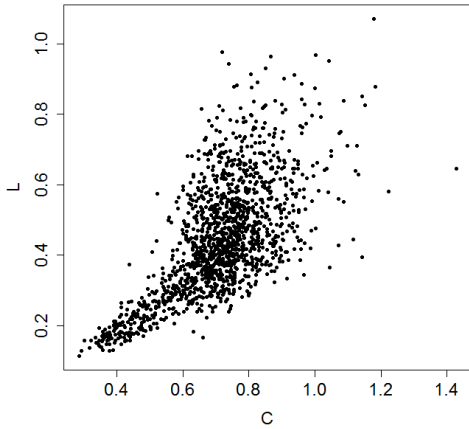


図-6 統計量 C - L の関係

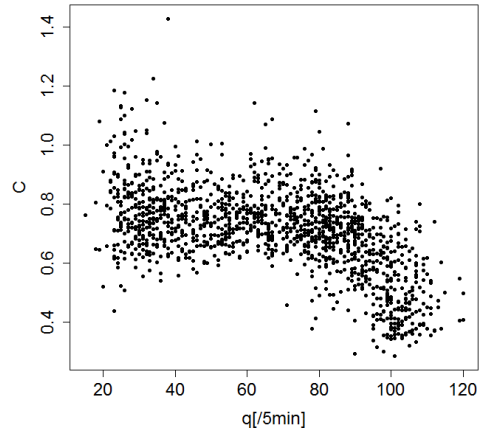


図-8 交通量-統計量 C

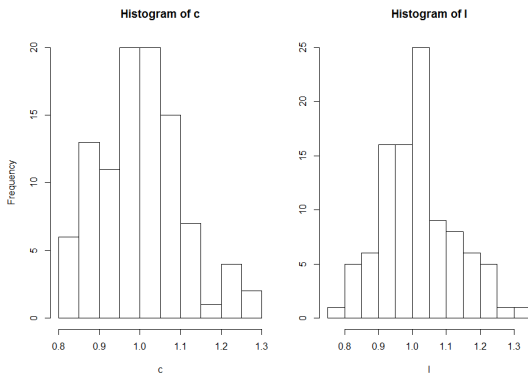


図-7 ポアソン過程から生成された統計量 C および L

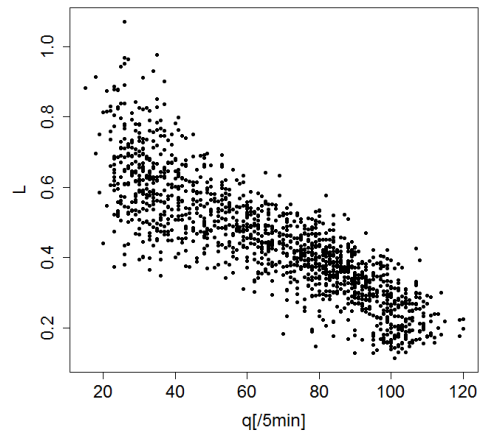


図-9 交通量-統計量 L

す。多くの時間帯においては C および L は 1 よりも小さな値となっている。すなわち、車頭間隔時間は、指数分布よりも急峻な分布に従うとともに、直前に発生した間隔と類似した値を取りやすいと思われる。より正確な検定のために、ポアソン過程にしたがってランダムに発生させたデータからも C および L を算出した。99 個のサンプルを発生させたときのヒストグラムを図-7 に示す。これらと比較すると、ほぼすべての時間帯において帰無仮説は棄却され、車頭間隔時間はポアソン過程とは有意に異なる分布にしたがって発生していることが支持される。なお、この結果には物理的な車両長の影響も考えられるため、車間間隔時間(前車の最後尾からの間隔)に基づく検定を行った。そこでも同様の結果となったため、車両通過時刻の時系列は、ポアソン過程の平均値よりは多くの情報を持っていることが明らかとなった。

統計量 C, L の値自体と交通量 q および速度 v の関係を図-8、図-9、図-10、図-11 に示す。ここから、 q と L には強い相関があることがうかがえる。この事象

自体については今後解釈を行っていく必要があるが、これら統計量の利用可能性については若干の考察は次章で行う。

(2) レートコーディングサロゲート

前節の結果は、点過程時系列データとして車両通過時刻をモデル化するのであれば、それはポアソン過程とは異なるモデルであるべきだという主張を支持している。本節では、より立ち入った観点として、通過時刻そのものに意味があるかを検討する。データの発生時刻そのものに意味があるかを検定する手法として、レートコーディングサロゲート⁶⁾がある。これは、1) 元データを短い区間に区切り、その間に発生した事象の「回数」にしか意味がないという帰無仮説を設定し、2) 元データの発生順序を入れ替えることによって検定用データを多数作成し、3) それらを用いて検定統計量に有意な差が存在するかを確かめるものである。

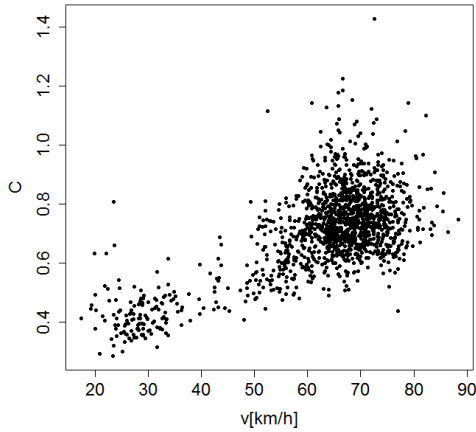


図-10 速度-統計量 C

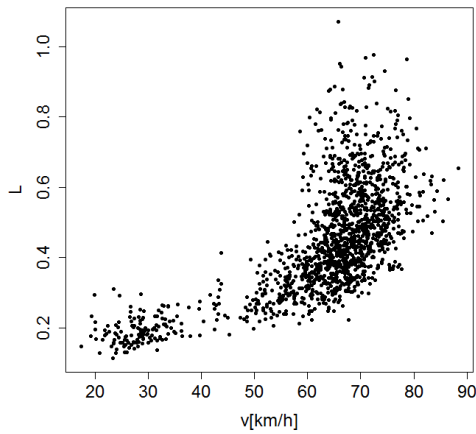


図-11 速度-統計量 L

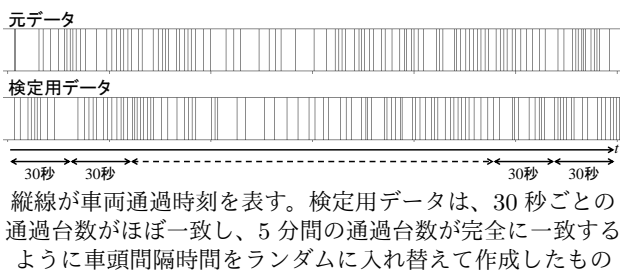


図-12 レートコーディングサロゲートに用いるデータのイメージ

本研究では、具体的に以下のように行った。まず、1) については、5 分間のデータを 30 秒ごとの 10 個に区切ることにした。つぎに、2) については、各 30 秒間での車両通過数を可能な限り保持しながら、5 分間のデータの車頭間隔時間をランダムに入れ替えることにより検定用データを作成した(図-12)。最後に、3) については、直前 5 台あるいは 10 台の到着時刻を取得した際

に、その次の 1 台が通過する時刻の予測誤差を比較することとした。その結果、今回のデータにおいては、元のデータと検定用データにおいて予測誤差に有意な差は認められなかった。すなわち、ある 30 秒間の車両通過時刻そのものには情報は存在せず、通過台数にのみ意味があるという結果となった。

このことを踏まえると、以下の 2 点の検討が今後必要である。第一に、レートコーディングサロゲートにおいて、時間幅など種々の設定を変化させた場合にも通過時刻には情報が付随していないかの確認である。特に、予測誤差の評価に関する設定については慎重な検討が必要といえる。第二に、通過時刻に情報がないとしても、30 秒単位の通過台数は 5 分単位での通過台数と異なる情報を有しているかの検討である。この際に課題となるのは、集計単位を小さくすると、時系列の値が揺らぎやすくなり、意味のある情報とノイズとの区別が困難となる点である。

4. 渋滞の早期発見可能性

最後に、図-13 に 5 日分の 5 分ごとの交通量 q 、速度 v 、統計量 C および L を示す。また、管制の記録に基づく渋滞時間帯も示している。

この図から、前述の通り q と L には強い相関があることが分かる。そのため、 L の変動から渋滞発生に関する新たな情報が得られる可能性は低いと思われる。一方で、 v と C も全体としては同じような挙動を示しているが、渋滞発生直前には交通量 q が低下していないにもかかわらず C が急上昇し、直後に低下していく傾向が見られる(図-14)。本研究では、 v が低下する前にその予兆を掴むことを目指しており、 C の値のモニタリングはその可能性を秘めているといえる。特に、図-14 において q が最大交通量近くまで増加するにもかかわらず、 C も 0.9 近くまで増加する赤丸部分は検討に値する。これに対し、 q の減少に伴って C が増加している場合は、図中の青丸のような渋滞発生の瞬間を除いては、 q の値が比較的大きい場合にも安定して交通量が流れ続ける傾向が見られる。

このことの意味は、直感的には以下のように説明できる。すなわち、交通量 q を捌ききるためには一定程度 C が小さくしなければならないにもかかわらず、特定の 5 分間において q が捌けない程度に車頭間隔時間がばらついているという状況に陥ると、そこから渋滞が発生するということである。ただし、今回の適用データにおいて、 C が大きくても渋滞が発生しない場合もあるなど、予測力の高い閾値や基準を見いだすことは、現段階ではできていない。

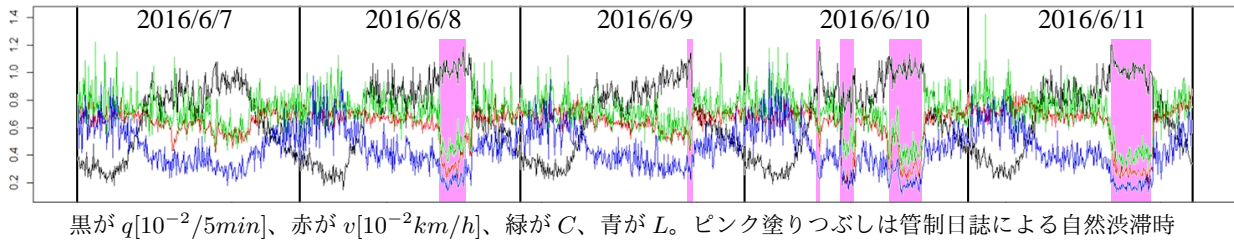
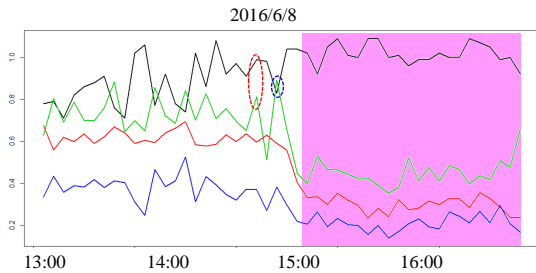


図-13 5日間の値の挙動



凡例は図-13 に準じる

図-14 渋滞発生前後の値の挙動

5. 今後の展望

本研究では、渋滞発生などの交通状態の変化は非定常な現象であるという前提にたち、トラフィックカウンタにおける車両通過時刻そのものからの情報抽出の可能性を検討した。現段階では、以下のことが判明している。

- 5分ごとの車頭間隔時間はポアソン過程には従わない。背後に分布があるとすれば指数分布よりも急峻な分布で、かつ、実現値は独立ではなく連続する間隔には類似性がある。
- 5分間の内部を30秒ごとに区切ったときに、その30秒間で車両が通過する時刻そのものには情報が付随しておらず、30秒間での通過数にのみ情報が存在する。
- 車頭間隔時間の分布の急峻さ(統計量 C)の増減は、速度低下よりも先に渋滞発生を示唆する可能性がある。

このうち、2番目の結果から、今後の展望として以下が考えられる。本研究で用いたレートコーディングサロゲートは、すべての通過時刻(あるいは車頭間隔時間)に意味があるかどうかという検定である。したがって、仮にほとんどの車両の通過時刻に情報が付随していなければ、帰無仮説は棄却されず通過台数にしか意味がないという結果が得られる。一方で、現実の渋滞のよ

うな交通状態の変化が、ある特定の数台の車両挙動によって引き起こされるとするならば、この手法でそのような車両を検出することはできない。そこで、そのような特定の車両を見いだす方向性、具体的にはノンパラメトリックな車両通過時刻の推定を行うことが考えられる。その際には、前述の通り、ノイズに対して頑健な手法を用いることが求められよう。また、各種の値が交通状態変化に至る一連の時系列遷移自体を解析することも必要となる。そのうえで、適用データ量の増加、施策評価における適用可能性の検討、上下流や追越車線に存在するトラフィックカウンタでの計測値との関係性のモデル化などを行っていく予定である。

謝辞： 本研究で用いたデータは、阪神高速道路株式会社からご提供いただいた。また、科学研究費(基盤研究A:17H01297)の助成を受けた。ここに記して謝意を表したい。

参考文献

- 1) 和田健太郎, 瀬尾亨, 中西航, 佐津川功季, 柳原正実: Kinematic Wave 理論の近年の展開: 変分理論とネットワーク拡張, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol. 73, No. 5, 2017, in press.
- 2) Li, L. and Chen, Xiquan: Vehicle headway modeling and its inferences in macroscopic/microscopic traffic flow theory: A survey *Transportation Research Part C*, Vol.76, pp.170-188, 2017.
- 3) 平田祥人: 点過程時系列データの非線形時系列解析, システム/制御/情報, Vol.56, NO.7, pp.355-360, 2012.
- 4) 増本裕幸, 飛ヶ谷明人, 兒玉崇, 北澤俊彦, 鈴木健太郎: 阪神高速道路における走光型視線誘導システムの運用と発現効果の体系化について, 土木計画学研究・講演集, Vol.55, 2017.
- 5) Shinomoto, S., Shima, K. and Tanji, J.: Differences in Spiking Patterns Among Cortical Neurons, *Neural Computation*, Vol.15, No.12, pp.2823-2842, 2003.
- 6) Hirata, Y., Katori, Y., Shimokawa, H, Suzuki, H., Blenkinsop, T.A., Lang, E.J. and Aihara, K.: Testing a neural coding hypothesis using surrogate data, *Journal of Neuroscience Methods*, Vol.172, pp.312-322, 2008.

(2017. 7. 31 受付)

A Preliminary Study on Change Detection of Traffic State Using Raw Data from Traffic Counter

Wataru NAKANISHI