

商用車プローブデータを用いた異常挙動車両の検知法の提案

熊本大学 学生会員 ○古川 知史, 正会員 安藤 宏恵, 正会員 柿本 竜治

1. はじめに

自然災害や交通事故, 道路工事等によって車の流れが妨げられる“交通異常”は度々発生し, それに伴い異常渋滞が引き起こされる. その結果, 所要時間の増大による経済損失や環境汚染, 緊急車両の通行の妨げ等につながる恐れがある. このような背景から, 交通異常をいち早く検知する必要がある. 交通異常を検知する手段として近年注目されているのが, プローブデータである. プローブデータは, 従来の設置型センサーに比べ, 広範囲かつ詳細な個々の車両挙動を把握することができる. そこで本研究では, プローブデータを用いて, 異常挙動車両をいち早く検知する手法の提案を行う.

吉田ら¹⁾は, 2016年に発生した熊本地震時の道路損傷箇所を対象として, 三次元プローブ軌跡データによる交通障害検出手法を提案した. 時間的・空間的な差異を検出するため車両軌跡を文字列に変換し, その類似度を評価するレーベンシュタイン距離の算出により, 交通障害箇所における異常車両が検出可能であることを示した. しかし, この提案手法では, 類似度算出の基準を平常時の車両1台のみとしており, 基準の設定が検出精度に大きな影響を及ぼす. そのため, 本研究では多数の車両挙動から基準値を作成し, 特定の車両に依存しない異常検知手法を提案する. また, 複数の文字列類似度指標について車両挙動検知への適性を検証するため, 新たにジャロ・ウインクラー距離の指標を加える. さらに, 本分析はメッシュサイズが精度に与える影響が大きいため, 適切なメッシュサイズの検討を行う.

2. 使用するプローブデータの概要

使用したプローブデータは富士通交通・道路データサービスより提供いただいたデータであり, 事業用トラックに限定し収集されている. 本研究では, 1秒ごとに記録されたドット形式の軌跡データを使用している. データの項目とその内容を表-1に示す.

2019年11月6日~30日にかけて行われた阪神高速4号湾岸線リニューアル工事による車両軌跡の変化を捉えるため, 対象ODペアをO:中島出入口-D:助松JCTに設定し, 午前8時台に中島出入口の通過記録がある

表-1 プローブデータの項目と内容

データ	内容
集計時間	ドットデータ作成日時 (1秒間隔)
緯度・経度	車両の運行記録計から得られた緯度経度座標値
車測速度	観測地点における車両の速度
加速度G	加速度センサーを用いた横G, 前後G, 上下G
実車・空車	貨物の有無による実車・空車情報
車間距離	前方車両との車間距離



図-1 分析対象範囲と対象OD



図-2 車両ドットデータへの文字の割り当て

車両を対象とした. 通行規制前の2019年10月24日~30日の対象車両は138台, 通行止め期間中の11月21日~27日の対象車両は30台である.

3. 異常挙動車両の検知法の構築

3.1 車両挙動の文字列変換方法

対象OD地点を含む図-1に示す範囲を車両挙動の分析対象範囲に設定し, 1メッシュにつき1文字が付与された四方メッシュを重ね合わせる. その結果, 1秒ごとの車両ドットデータに, 各メッシュに対応した文字が割り当てられ, 車両の挙動を文字列に変換することができる. 変換のイメージを図-2に示す.

3.2 文字列間の類似度指標

本研究では「レーベンシュタイン距離」と「ジャロ・ウインクラー距離」の2種類の文字列類似度指標を用いる. レーベンシュタイン距離の算出では, ある1つの

文字列を他の文字列に変換する際に、文字列の「編集」(挿入, 削除, 置換)を行う度にコスト 1 を追加する。「編集」の最小回数がレーベンシュタイン距離と定義される。さらに、長い方の文字列で距離を割る標準化処理により、取り得る値は 0~1 であり、0 に近づくほど 2 つの文字列類似度が高いとされる。次にジャロ・ウィンクラー距離 d_w は、式(1)において求まる Jaro 距離 d_j に対して、接頭辞の一致数を考慮した式(2)によって求められる。ここで、 m は 2 つの文字列の一致数、 d は文字列 s_1 の文字数、 r は文字列 s_2 の文字数、 t は文字の転置回数を表す。また、 l は文字列間の接頭辞の一致数であり、最大値は 4 と定められている。取り得る値は 0~1 で、1 に近づくほど 2 つの文字列類似度は高い。

$$d_j = \frac{1}{3} \left(\frac{m}{d} + \frac{m}{r} + \frac{m-t}{m} \right) \quad (1)$$

$$d_w = d_j + l \times 0.1(1 - d_j) \quad (2)$$

4. 車両挙動の文字列変換による異常検知手法適用結果

規制前の対象車両 138 台の車両軌跡を文字列に変換、総当たりで類似度を算出し、得られた平均値と標準偏差から確率分布図を作成する。これを平常時の車両軌跡として異常判定を行う際の基準とし、通行止め期の対象車両を規制前の文字列に対して 1 台ずつ類似度算出、それぞれ同様の確率分布図を作成する。得られた 2 種類の分布(図-3)の類似度を式(3)、(4)のユークリッド距離によって 1 台ずつ数値化する。90%以上及び、95%以上似ていないものに対して、異常挙動であると判定する。ここでは規制前と通行規制後の車両軌跡を比較しているため、通行規制の影響で全 30 台が異常であるという仮定のもと異常検知手法の検証を行う。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (3)$$

$$d' = \frac{1}{1 + d} \quad (4)$$

250m 四方サイズの 5 次メッシュに対して提案手法を適用した結果を表-2 に示す。特に、レーベンシュタイン距離の 90%以上の精度に関しては対象車両 30 台全てを異常挙動であると判定できた一方で、ジャロ・ウィンクラー距離に関しては、数台のみの検出であり、不適當であることが分かった。OD を限定した分析では接頭辞が一致しやすくなるため、接頭辞が大きな影響を持つ

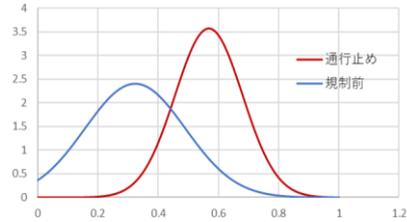


図-3 ある車両の規制前と通行止め期の確率分布

表-2 5次メッシュサイズにおける異常検知台数とその割合

	5次メッシュ	
	検知台数	検知率
Le-90	30 /30台	100%
Le-95	22 /30台	73.33%
Ja-90	2 /30台	6.67%
Ja-95	1 /30台	3.33%

表-3 各メッシュサイズにおける検知台数の割合

	3次メッシュ	4次メッシュ	5次メッシュ
Le-90	96.67%	100%	100%
Le-95	60%	70%	73.33%

ジャロ・ウィンクラー距離指標では OD 間の違いが表現されず類似した文字列として評価されたからだと考えられる。

本提案手法は、メッシュサイズが小さいほど細やかな軌跡を表現可能であるため、正確な異常判定につながる。適切なメッシュサイズを検討するため、4 次メッシュ、3 次メッシュに対してレーベンシュタイン距離による類似度を算出し、その精度を検証する。表-3 に示す結果の通り、詳細なメッシュほど高い割合で異常が検出できており、95%以上の精度では 5 次メッシュに適用することが最も望ましく、90%以上の精度では 4 次メッシュでも十分に検出可能であることが分かった。

5. おわりに

本研究は、プローブデータに基づく車両軌跡を文字列に変換し、その類似度から異常車両を検知する手法の提案を行った。適切な類似度評価手法やメッシュサイズを示した。今後は車線規制期間において、異常と判断される挙動の車両とそうでない車両が混在した状況で、検出手法の検証を行いたい。

謝辞：本研究を遂行するにあたって、商用車プローブデータをご提供いただいた富士通交通・道路データサービスに対し、感謝の意を表します。

参考文献

1) 吉田政範, 三谷卓磨, 川崎洋輔, 桑原雅夫, 三次元プローブ軌跡データによる交通障害発生時の異常挙動車両検出手法の提案, 土木学会論文集 D3(土木計画学) 74.5 (2018): I_1149-I_1158.