

フィードバック型交通状態推定手法の 事故発生状況分析への適用可能性

藤井 大地¹・塩見 康博²・宇野 伸宏³・嶋本 寛⁴・中村 俊之⁵

¹非会員 国土交通省 港湾局 (〒100-8918 東京都千代田区霞が関2-1-3)
E-mail:daichifuji0617@gmail.com

²正会員 立命館大学 理工学部 (〒525-8577滋賀県草津市野路東1-1-1)
E-mail: shiomi@fc.ritsumeai.ac.jp

³正会員 京都大学 経営管理大学院 (〒606-8317 京都府京都市左京区吉田本町)
E-mail:uno@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp

⁴正会員 京都大学 工学研究科 (〒615-8530 京都市西京区京都大学桂)
E-mail:shimamoto@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp

⁵正会員 京都大学 工学研究科 (〒615-8530 京都市西京区京都大学桂)
E-mail:nakamura@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp

高速道路ネットワークの拡充に伴い、一部の区間では交通渋滞の発生が緩和されつつある現在、交通管制としての交通事故対策の重要性は高まっている。既往研究からは、臨界流・渋滞流中で交通事故発生リスクが高いことが示されており、交通混雑を緩和し、自由流状態を維持することで事故発生リスクは軽減されると考えられる。その一方で臨界流状態の交通効率性は高く、交通管制には効率性の高い臨界状態を安定化し、かつ交通事故発生リスクを低減させる役割が求められる。そのためには、詳細に交通事故の発生状況を捉え、事故発生リスクの高い交通状況を管理する必要がある。本研究では、車両感知器から得られる定点観測個別車両データと、勾配影響を適切に考慮した交通流シミュレーションを複合的に用い、車両感知器間の交通状況を推定する。これを交通事故発生時のデータに適用し、交通事故発生時の交通状態推定への適用可能性について検討を行う。

Key Words : Traffic State Estimation, EKF, Traffic Accidents, Block-Density Method

1. はじめに

高速道路で発生する交通事故は人的・物的な損失のみならず、交通の流れを阻害するため経済的・社会的にも大きな影響をおよぼす。近年、日本の高速道路上で発生する交通事故による死者数は漸減しつつあるものの、事故発生件数自体は横ばいの傾向を見せている。このような現状から、効率的な事故対策を講じるためにも、個々の事故発生状況を分析し、その発生メカニズムを解明することが必要不可欠である。ビデオ画像による車両走行軌跡データなど事故発生時の交通状況を詳細に把握可能なデータの収集は交通事故発生メカニズムの解明に極めて有効である一方、交通事故の発生は稀事象であるため *labour-intensive* な調査手法の適用には限界がある。そのため、高速道路上に常設された車両感知器のデータを用いた交通状況把握に基づく事故発生状況分析がこれまでに

もなされている。

例えば、大口ら¹⁾は交通流の状態に着目し、自由流領域、渋滞領域、臨界領域ごとの事故率を算出した結果、高速道路の単路部では臨界領域、次いで渋滞流領域において事故率が高いことを示した。後藤ら²⁾はトンネル部において、交通流の状態別に事故率を算出し、その特徴について分析した。その結果、事故率は渋滞流領域で一番高く、次いで臨界領域での事故率が高いことを示している。これら2つの研究結果を総合的に解釈すると、事故率、すなわち事故リスクへの影響要因としては、交通流状態以外の道路線形・構造要因も的確に考慮する必要があることが指摘される。藤井ら³⁾はこの点を踏まえ、事故リスクに影響を及ぼす要因を道路・交通・環境の3つに分類し、共分散構造分析を用いて要因間の交互作用を含めた分析を行った。その結果、交通量の多い時間帯においては、道路線形に起因して交通状態が悪化し、そ

の結果として事故率を増大させる傾向が確認された。しかしながら、これらの研究では、高速道路上に約2kmピッチで設置された車両感知器から取得され、車線の別なく5分間隔に集計された交通状況データが用いられている。そのため、交通状況事故発生地点と交通流データの取得位置、および事故発生時と交通流データの取得時間間隔のずれが存在し、必ずしも事故発生時の状況を対象とした分析とはなっていないという問題点が指摘されている。

この点を克服するため、三浦ら⁴⁾は首都高を対象に約150m間隔で設置された2つの車両感知器から取得される車線別の個別車両速度データを用いて事故発生直前の交通流を分析し、サグ付近で発生する減速波の伝播が追突事故を引き起こしていることを明らかにしている。しかし、当該の研究でも2つの車両感知器間での交通状況の推移過程は必ずしも明らかではない他、150m間隔での車両感知器の設置はわが国の都市間高速道路では事例が少なく、より一般性の高い分析手法の確立が求められる。

一方、定点観測データやプローブデータなど、断片的に観測された交通状況データと交通流シミュレーションを統合利用し、未観測の区間や時間帯も含めた交通状況を推定するフィードバック型交通状態推定手法がこれまでも多く提案されている⁵⁾⁶⁾⁷⁾⁸⁾⁹⁾。これらの手法は、車両感知器設置地点間での交通動態を観測データと適用する交通流モデルに整合する形で逐次推定するものである。この際、個別車両データなどの時間解像度の高いデータを利用すれば、それに応じて空間的にも高い解像度で交通状況を再現することが可能となる。さらに、適用する交通流モデル上で的確に道路線形が交通流に与える影響を反映することができれば、サグ区間における減速波の発生動態を推定することができ、交通事故発生直前における交通状況の把握の一助となることが考えられる。

以上より、本研究では2kmピッチで車両感知器の設置された都市間高速道路を対象とし、個別車両データに基づくフィードバック原理を入れた形で、時空間的解像度

をこれまでよりも遙かに上げて、交通状態を推定する方法論を交通事故発生状況分析に適用する。その際、交通事故の発生は減速を誘発する道路線形の影響を受けるとの既存研究の知見を踏まえ、フィードバック推定法の構成要素としてのマクロ交通流モデルは、線形勾配の影響を的確に反映させることとする。その上で、交通事故発生直前の交通状況、およびモデルパラメータの変動傾向から交通事故につながる特徴的な傾向を見出す可能性について検討を行うことを本研究の目的とする。

本稿の構成は以下の通りである。まず第1章では研究の背景、既存研究との位置づけ、および研究の目的を整理した。続く第2章では、本研究で構築する交通状態推定モデルシステムの詳細を述べる。第3章では、交通流モデルに線形勾配の影響を適切に反映させることを目的に、モデルパラメータと道路線形との関係を定量的に把握する。第4章では実観測データに基づき、交通状態推定結果の精度検証を行うとともに、本モデルシステムを事故発生時の交通データに適用し、事故時の交通状況についての考察を行う。最後に第6章にて、本研究の成果、および今後の課題を整理する。

2. 拡張カルマンフィルタを用いた交通状態推定手法の構築

本研究では、交通流シミュレーションと拡張カルマンフィルタ (EKF) を組み合わせた交通状態推定手法を構築する。図1に交通状態推定手法の概要図を示す。交通流シミュレーションはFirst-OrderのマクロモデルをGodunov Schemeに基づいて求解する手法の一つであるブロック密度法¹⁰⁾を採用する。これにより、車両感知器設置地点間 (約2km) の交通状態を、上・下流車両感知器での観測結果に整合する形で推定すると共に、逐次的にモデルパラメータのキャリブレーションを行う。その際、対象区間をいくつかのブロックに分割し、そのブロックに付与するFundamental Diagramの形状、具体的には自由流速度と自由流中のKV直線の傾きを道路勾配に応じて設定することで、道路線形の影響を適切に反映するよう考慮する。

本モデルシステムでは、以下の2式を空間状態方程式の基礎式とする。

$$x(t+1) = f[x(t), \xi(t)] \quad (1)$$

$$y(t+1) = g[x(t), \eta(t)] \quad (2)$$

ここで $x(t)$ は t 時点における状態変数であり、 $y(t)$ は t 時点における観測変数、 $\xi(t)$ と $\eta(t)$ はそれぞれノイズである。

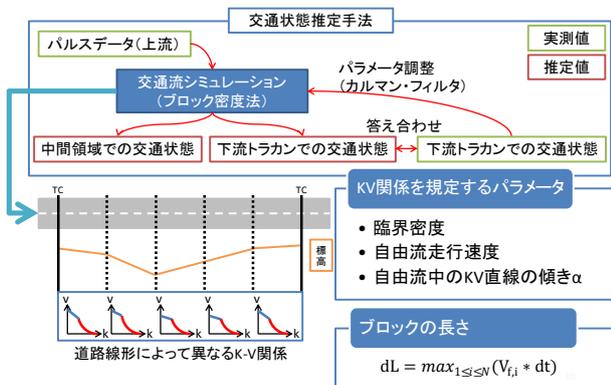


図1 交通状態推定手法概要図

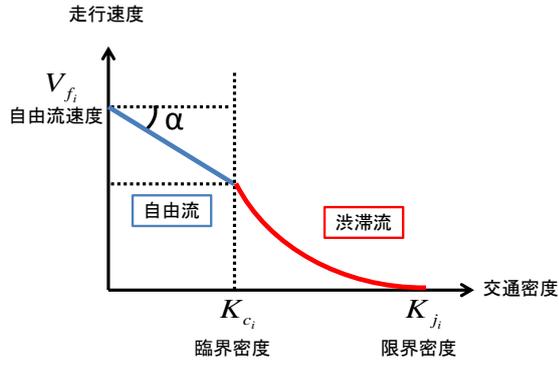


図2 本研究で想定するKV関係

これらの式より、交通状態推定のプロセスは以下の式で表される。

$$x(t+1|t) = f[x(t|t-1)] + K(t) \cdot [y(t) - g(x(t|t-1))] \quad (3)$$

ここで、 $K(t)$ はカルマンゲインを表す。

本研究は以下のように計算スキームを設定する。

ブロック i ($i=0, 1, \dots, N$) 内の変数は交通密度 K_i 、空間平均速度 V_i であり、境界条件は最上流ブロックへの流入量 q_0 、最上流ブロックの速度 V_1 と最下流ブロックからの流出量 q_{N+1} 、最下流の速度 V_N である。観測変数は m_N^q, m_N^V, m_0^V とし、それぞれ最下流ブロックからの流出量、最下流ブロックの走行速度、最上流ブロックの走行速度を示している。ここでは、最上流ブロックへの流入量 q_0 は入力変数とせず、状態変数として扱い、加えて KV 曲線を規定するパラメータ α 、および KV 曲線と線形勾配の関係を記述するパラメータベクトル $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2)$ および臨界密度 K_c も状態変数とする。具体的な状態変数・観測変数のリストを式(4)、(5)に示す。

$$x = [K_1, V_1, \dots, K_N, V_N, q_0, K_c, \alpha, \lambda] \quad (4)$$

$$y = [m_N^q, m_N^V, m_0^V] \quad (5)$$

3. モデルパラメータの道路線形による影響分析

3.1 KV関係推定の考え方と利用データ

本研究では、各ブロックにおけるKV関係を式(6)、図2の通り特定し、その自由流部にかかわるモデルパラメータ (V_f, α ; 以下自由流パラメータ) を道路線形に応じて変化させることとする。

$$v(k) = \begin{cases} V_f + \alpha \cdot k & \text{if } 0 \leq k \leq K_c \\ \frac{(V_f + \alpha K_c) K_c}{k} \left(1 - \frac{k - K_c}{K_j - K_c} \right) & \text{if } K_c \leq k \leq K_j \end{cases} \quad (6)$$

ただし、 K_c は臨界密度、 K_j は限界密度を表す。

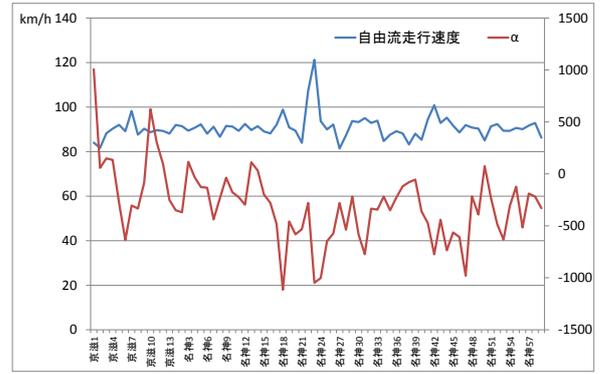


図3 自由流走行速度と KV 直線の傾きの推定値

本章では、自由流パラメータと道路線形の関係性を分析することにより、自由流パラメータを道路線形によって変化させることの妥当性を示す。

自由流走行速度と道路線形に関する研究は様々な報告されており、洪ら¹⁰⁾は道路線形条件、交通量及び、大型車混入率の交通条件、降雨量の天候条件を統合的に説明要因に組み込んだ速度推定モデルを提案した。ここでは、上下流の道路線形条件による影響も考慮するために有効曲率と有効縦断勾配という新たな指標を提案し、有効性を検証した。

このように、自由流走行速度は道路線形の影響を受けて変化することは一般的であると言え、本研究でも考慮する必要がある、そのためには分析対象地点に特化した自由流走行速度の変化を定量的に示す必要がある。

本研究では名神高速道路下り線と京滋バイパスの下り線を対象とする。期間は2007年から2009年の3年間で、研究対象範囲の車両感知器は合計72地点(名神59地点、京滋13地点)である。この車両感知器より得られた交通量と平均走行速度のデータより、交通密度を算出する。

道路線形および、幾何構造物に関するデータは、各高速道路の路線図を基に、電子データ化を行った。路線図には、勾配、曲率半径、IC等の出入り口、トンネル位置といった情報が含まれている。

これらのデータを使い、各地点におけるKV関係を推定し、推定された自由流パラメータと道路線形関係を定量化する。

3.2 地点ごとのKV関係の推定

KV関係の形を決定するためには、自由流走行速度、自由流中の傾き α 、臨界密度を決定する必要がある。本節では、自由流走行速度と自由流中の傾き α を各地点において求める。各地点での自由流時の交通状態データを用い、式(6)中の V_f, α を推定する。

72地点で行った直線回帰分析の結果を図3に示す。まず、 α について考察する。 α は交通密度1単位の増加に対する自由流走行速度の低下量を表す。車両が増加すると、希望走行速度で走行できる車両が減少する、つまり、希

望走行速度を下回る速度で走行する車両が増加する。このことより、自由流においても、走行速度は低下することが容易に想像され、 α は負値を取ることが想定される。しかし、推定結果が正値を示すものが見られる。これらの地点では、臨界密度 (0.025(台/m/lane)) 付近にプロットが見られず、非常に低い交通密度のみが観測されている。そのため、密度が0の近傍で観測されている速度のばらつきに影響を受けて、回帰直線が正値の傾きを持つこととなったと考えられる。このため、この2地点のデータを除いて、自由流パラメータの道路線形による影響分析を次節で行う。

3.3 重回帰分析による自由流パラメータ推定

表1に示した説明変数を採用した場合の自由流走行速度 V_f に関する重回帰分析の結果を表2に示す。定数項が92.9となっている。このモデルにおける定数項は、線形の影響のない地点における自由流走行速度を表すものであり、単位は[km/h]である。そのため、この値は妥当な数値を取っており、この値に道路線形の影響を加味したものが当該地点における自由流走行速度となりえる。有効曲率は自由流走行速度への影響因子とは統計的には言えない結果となった。次に、道路勾配は、5%有意水準において、統計的に影響を及ぼすと判断されており、その係数は負値を取っている。下り勾配においては、速度が上昇し、上り勾配においては、速度が低下するという推測に沿う結果となっており、妥当な結果となっている。最後に、分合流までの距離は1%有意水準において統計的に自由流走行速度へ影響を及ぼすと判断されており、その係数は正値を取っている。つまり、直近の分合流の距離が近ければ、自由流走行速度が低下する。この結果は、分合流付近の車両が錯綜しやすい地点において、速度低下しやすいため、妥当な結果であると言える。

KV関係回帰直線の傾きを被説明変数とするモデルについて見ていく。まず、定数項に着目する。定数項は-820を示している。自由流走行速度の定数項が約93km/hである。臨界交通密度は0.025(台/m/lane)と設定しているため、道路線形の影響のない地点における、臨界走行速度は $93-820 \times 0.025=72.5$ km/hとなり、概ね妥当な値を示しているといえる。有効曲率は統計的に有意に影響を与えている結果となった。係数の符号も正値を取っている。速度計測地点には直線が多く、分析対象区間が都市間高速道路であるため、カーブの曲率が小さい地点が多かったことが、このような結果になったと考えられる。

これらの重回帰分析の結果より、以下の2式を交通状態推定手法に組み込む。ただし、当該区間に限っては曲率の影響は極めて少ないため、有効曲率項は考慮せず、 α を定数として扱っている。

表1 説明変数の説明

有効曲率	上流もしくは下流のカーブの影響を以下の式より考慮し、上下流のカーブの影響と速度観測地点の曲率の大きい値。 $C^* = \frac{\alpha_0 - \sqrt{(\alpha_0 - \alpha_1 C_0)^2 + 2 a L}}{\alpha_1}$ $S = \frac{\alpha_0^2 - (\alpha_0 - \alpha_1 C_0)^2}{2 a }$ ただし、C: 推定曲率, C_0 : 上流 or 下流の曲率, a : 加速度 (0.85m/s ²), α_0 : パラメータ (31.8), α_1 : パラメータ (10.5*10 ³)
分合流までの距離	直近の分合流までの距離
勾配	速度観測地点の道路縦断勾配

表2 自由流走行速度の重回帰分析結果

モデル概要・分散分析				
R2乗値	0.154			
修正済みR2乗	0.129			
F値	6.118			
有意確率	0.004	***		
係数				
	係数	標準誤差	t値	有意確率
(定数項)	92.91	1.078	86.220	< 2e-16 ***
勾配	-88.19	39.23	-2.248	0.028 **
分合流までの距離	0.001816	0.0006309	2.878	0.005 ***

***: 1%有意, **: 5%有意, *: 10%有意

表3 KV直線の傾きの重回帰結果

モデル概要・分散分析				
R2乗値	0.155			
修正済みR2乗	0.130			
F値	6.141			
有意確率	0.004	***		
係数				
	係数	標準誤差	t値	有意確率
(定数項)	-819.5	77.48	-10.576	0.000 ***
有効曲率	308500	98950	3.118	0.003 ***
分合流までの距離	-0.05732	0.03921	-1.462	0.148

***: 1%有意, **: 5%有意, *: 10%有意

$$\begin{cases} V_f = \lambda_1 - \lambda_2 \cdot \theta = 92.9 - 88.2 \cdot \theta \\ \alpha = -820 \end{cases} \quad (7)$$

4. 事故発生状況分析への適用可能性の検証

4.1 事故発生状況分析の対象地点とデータ

本研究では、分析対象地点を名神高速道路の下り線506.1kp地点~508.15kp地点とする。高槻バス停付近に位置し、506.8kpをサグ底部とする上り勾配を含む地点である。この地点は、渋滞の発生頻度が高く、追突事故の多発地点である。図4に縦断勾配と曲率を示す。二つの車両感知器の間は約2kmである。本研究では、ブロック密度法の自由流走行速度を勾配によって変化させることにしている。そのため、勾配の異なる地点においてブロックを分割する必要がある。自由流走行速度は約90km/hであり、タイムステップは5秒とする。そのため、ブロック長は130mほどとなる。よって、本研究では、上流

側から、2個、2個、5個、3個ずつ勾配を変化させることとする。

本研究では、ブロック密度法のタイムステップの幅に合わせて交通変量を集計する。そのため、自由に集計幅を設定可能である車両感知器パルスデータを用いる。以下に車両感知器パルスデータの概要をまとめる。

- (1) データ種別：ループ式車両感知器による交通流パルスデータ
- (2) 観測日時：2011/4/28 ~ 2011/11/2, 2011/11/29 ~ 2012/2/28
- (3) 取得データ：車線別の車両通過時刻（時分秒）、車種（普通 or 大型）、車両速度、車長、車頭時間

4.2 交通状態推定の精度評価

本節では精度評価指標として、平均二乗誤差（RMSE）を用い、観測値とシミュレーションの結果との誤差を用いて精度評価を行う。

本研究は2つの車両感知器間の交通状態を推定し、事故発生時における交通状態を把握することが目的であるため、車両感知器の間の交通状態も正確に再現できることも重要である。そのため、2011年5月24日17:30~18:30に2地点の車両感知器付近のオーバブリッジより、車両感知器設置地点を含めた対象区間全域をビデオカメラ

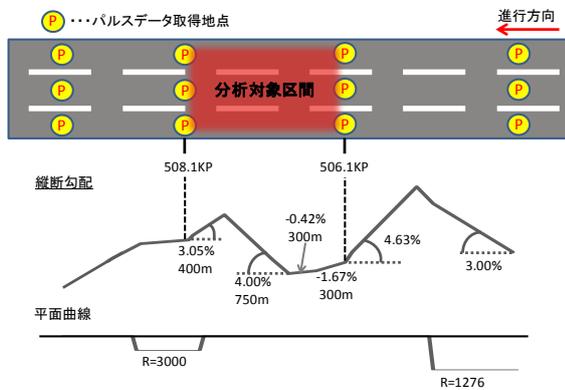


図4 分析対象区間の縦断勾配および曲率

撮影し、各車両の軌跡を取得することで任意の地点における交通量のデータを作成した。その際、交通量のデータを作成したのはサグ底部とした。ただし、広域を1台のビデオカメラで撮影しているため、観測値には誤差が含まれる可能性がある点に注意されたい。

表4のように、パラメータを設定し、ビデオデータ取得期間において交通状態推定適用時と上流端からの流入量を境界条件として与え、単純にブロック密度法を適用して交通状況を再現した場合における推定精度の比較を行った。サグ底部における5秒当たりの交通量の観測値と推定値の算出結果を図5に示す。これより、EKFを用いて推定した場合の方が上流端からの流入量をインプットとしてブロック密度法でシミュレートした場合と比べて、極端な交通量の変動が抑えられ、かつ観測値の傾向を的確に表していることが読み取れる。また、観測値と推定値に関するRMSE値を算出した結果、単純にブロック密度法を適用した場合で3.762、EKFを用いて推定した場合で3.179となり、EKFの適用により交通状態の推定精度が向上することが示された。

4.3 事故発生時の交通状態推定

次に、交通状態推定手法が事故発生状況分析へ適用できるかどうかの検討を行う。事故データの概要を以下に示す。

- (1) データ種別：事故データ
- (2) データ取得日時：2011/4/28 ~ 2011/11/2, 2011/11/29 ~ 2012/2/28
- (3) 対象地点：506.1KP~508.1KP
- (4) 取得データ：発生日時、発生地点、発生時の交通渋滞、事故類型

対象期間に対象区間で発生した事故は9件あり、図6に示すように事故発生地点はサグ底部付近に固まっており、サグ下流側の上り勾配が始まった地点に特に集中している。そのため、サグ下流における減速波を原因とする追突事故が発生していると推察される。

交通流データ、事故データがともに欠損なく取得され

表4 使用するパラメータセット

パラメータの設定	システムノイズ		観測ノイズ
臨界交通密度	交通密度	臨界密度	最下流流出量
0.075 (vehicle/m/3lane)	$3.0 \cdot 10^3$ (vehicle/m/3lane)	$3.0 \cdot 10^4$ (vehicle/m/3lane)	0.1 (vehicle)
自由流走行速度	走行速度	自由流速	最下流走行速度
92.9 (km/h)	5 (km/h)	0.5 (km/h)	5 (km/h)
限界交通密度	最上流の流入量		
0.42 vehicle/m/3lane)	0.1 (vehicle)		
KV直線の傾き	KV直線の傾き		
-820	0.8		
勾配影響パラメータ	勾配影響パラメータ		
88.2	0.1		

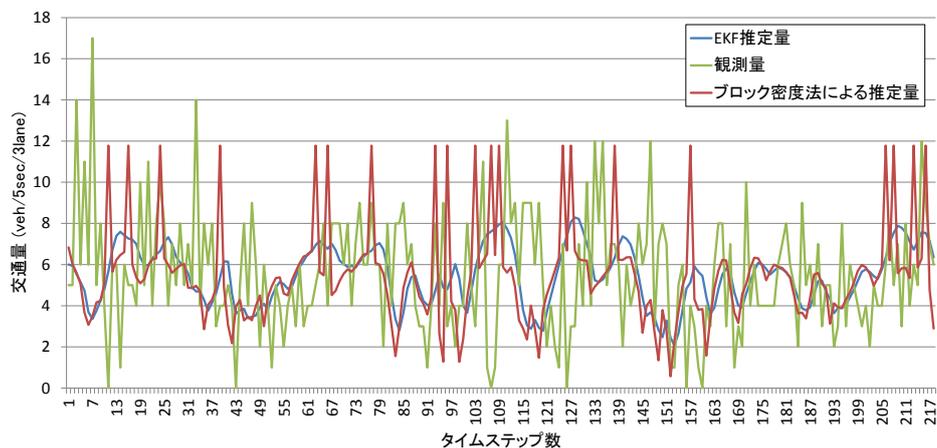


図5 サグ底地点での断面交通量観測値と推定値の比較



図6 道路線形と追突事故発生件数

ている2件について、事故発生状況を再現し、事故発生状況分析への有用性を検討する。ここでは、2件の事故発生時の推定結果をそれぞれcase1, case2とする。2件の事故発生時の推定結果を図7~10に示す。赤い四角で囲われている部分が事故調査から得られた事故発生地点の事故発生時における交通状態である。

Case1

まず速度コンター図に着目する。事故発生の直前5分前までの走行速度は、80km/h 後半程度であったが、徐々に速度が低下し、事故発生直前は速度が55~70km/h程度で推移しており、事故が発生している。

交通密度に関しても同様に、事故発生時直前に青い密度の低い状態が存在し、交通状態に波があることが分かる。さらに、渋滞は事故発生によって発生したものであり、この事故に関しては、渋滞発生が事故発生の原因となったとは見られない。

Case2

速度コンター図については、全体的に自由流ではあるものの、70km/h~80km/hの間で推移しており、交通密度コンター図に着目すると、交通密度の変動は大きくみられる。事故発生地点付近は勾配が切り替わるサグ底部であり、特に交通密度が高い交通流が流入した際に、需要を捌ききれずにブロック内に車両が残留してしまう場合

がある。その際、この地点において、交通状態が悪化するため、事故発生のリスクが高まる。

このように、交通状態コンター図によって交通事故が発生している時刻に、事故発生地点において、高密度が継続している渋滞流や、短い時間での密度変化が大きい交通流など事故リスクが高いと推察される交通流が推定されていることが分かる。

4.4 事故発生時の状態変数の変動傾向

交通状態推定手法では、パラメータをEKFによって逐次調整している。そのため、パラメータの変化を追うことで、事故発生直前に特有の変動を確認できる可能性がある。あるいは、事故発生直後に特異な変化を示すことが把握できれば、インシデント検知に用いることが可能である。よって、ここでは、パラメータの変化に着目する。各グラフの青の四角で囲われている部分は事故調査から推定される事故発生時である。

図11に自由流走行速度の変化を示す。Case1については事故発生時付近で自由流走行速度の低下がみられる。これは全体の走行速度が一気に低下することとなり、急激な速度低下が発生したと考えられる。Case1,2ともに、ビデオデータ時に比べ自由流走行速度は小さい値をとっており、自由流時に比べ、何かしらの要因によって、通常時のような走行環境ではなくなっており、この時のサービスレベルが低下していることが分かる。また、Case1の場合には、交通事故の発生により交通状況が急激に変動したことが伺え、自由流走行速度に着目することによって、インシデント検知に有用であることが示唆される。

次に、KV直線の傾きの変化(図12)に着目する。Case2については、ビデオデータ時とあまり違いが見られない。しかし、Case1については事故発生前よりKV直線の傾きの負値が大きくなっており、交通密度に対する

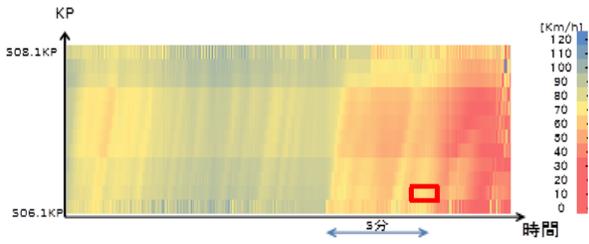


図7 case1 発生前後の速度コンター図

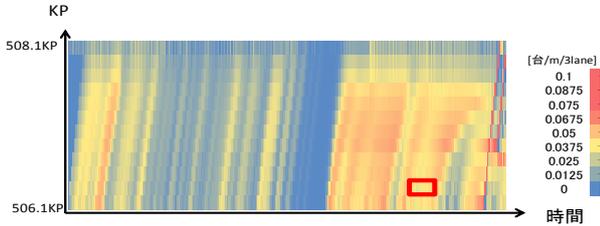


図8 case1 発生前後の密度コンター図

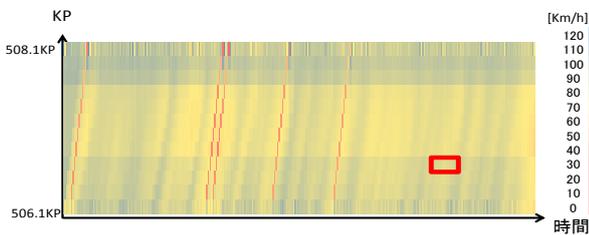


図9 case2 発生前後の速度コンター図

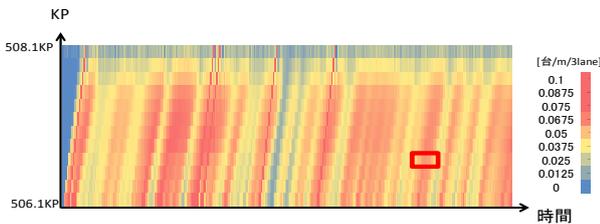


図10 case2 発生前後の密度コンター図

走行速度の低下率が大きくなっていることが示されている。つまり、交通密度に対して走行速度が通常より低い値をとることを示しており、何かしらの要因によってサービスレベルの低下が発生していると考えられる。

臨界交通密度の変化(図13)については、事故発生時に大きな変化は見られない。しかし、事故発生時の臨界交通密度はビデオデータ時に比べて、低い値をとっていることは確認できる。臨界密度が小さくなると自由流から渋滞流へ遷移する交通密度が小さくなり、結果として渋滞時発生時交通量が低下する状態にあるといえる。この点に着目すると、事故発生直前時には、事故発生のない場合と比較して、同程度の交通量レベルであっても臨界的な状態、すなわち渋滞流への遷移が起りやすい状態にあると考えることができる。

勾配影響パラメータ(図14)については、2つのcase間でビデオデータ時より大きな値をとる場合と小さな値

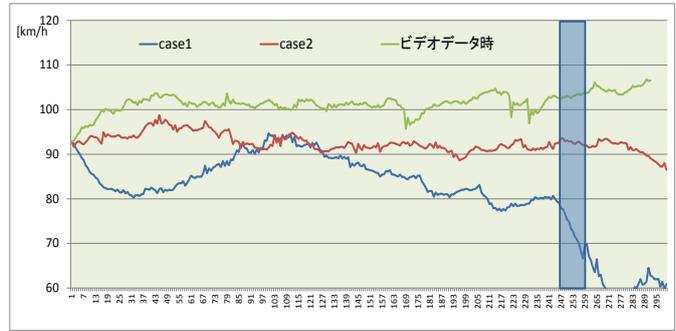


図11 自由流走行速度 (λ_1) の変化

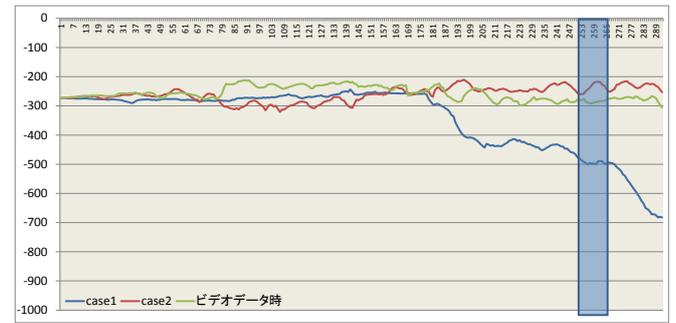


図12 KV直線の傾き (α) の変化



図13 臨界密度 (K_c) の変化

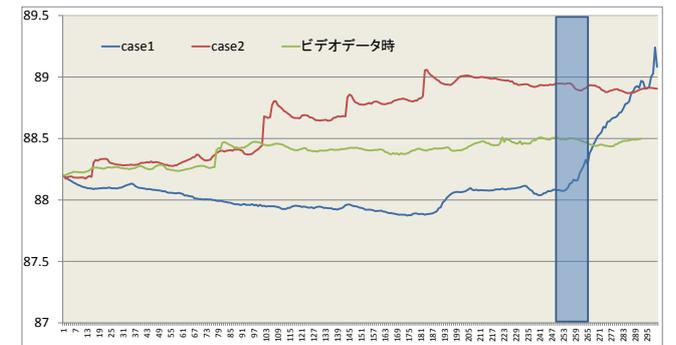


図14 勾配影響パラメータ (λ_2) の変化

をとる場合とが見られる。この値が大きい値を取る場合には、下り勾配から上り勾配へ移行する際の速度低下量が通常より大きくなるということを意味している。このような場合には、勾配の変曲点で急減速が発生し、事故が誘発されるという可能性が考えられる。この点と、Case 2での交通事故が勾配の変曲点付近で発生していることを考慮すると、上り勾配での速度低下が交通事故の要因となる可能性が推察される。

以上、交通事故発生時、および通常時とで状態変数の変動傾向を比較することで、交通事故時には通常時とは

異なる傾向を示していることが分かった。しかしながら、本研究で対象とした事故件数が2件と少なく、信頼性のある解析には至っていない。今後、より多様な状況を対象に同様の分析を行い、事故発生時の交通状況に特徴的な傾向を定量的に示すことが求められる。

5. さいごに

本論文では、交通事故発生状況を詳細に把握することが、交通事故対策を立案するに有用であるという考えに基づき、事故発生状況分析へ向けた交通状態推定手法を構築し、その事故発生状況分析への有用性を考察した。

その結果、交通事故が発生している時刻に、事故発生地点において、事故リスクが高いと推察される交通流が推定されており、交通状態推定手法が事故発生状況分析への一助となる可能性が示された。さらに、事故発生直後にはパラメータが特異な変化を示すことがあり、その変化を捉えることによりインシデント検知を行うこと可能性を示した。

本研究では、ブロック密度法を交通流モデルとして採用している。3車線合計での交通状態を推定しているが、車線変更による交通容量や走行速度の低下が事故発生に影響を与えていることが考えられる。そのため、車線ごとに状態推定を行い、車線変更を考慮することも必要である。本研究ではデータ制約によって2件の事故のみの分析となったため、定量的に示すことができなかった。データを拡充し、定量的に評価することも求められる。

謝辞

本研究の遂行にあたり西日本高速道路株式会社には交通事故データ、住友電気工業株式会社には車両感知器による個別車両データを頂きました。ここに記して謝意を

表します。

参考文献

- 1) 大口敬, 赤羽弘和, 山田芳嗣: 高速道路交通流の臨界領域における事故率の検討, 高速道路と自動車, Vol.47 No.5, pp.49-52, 2005.
- 2) 後藤秀典, 田中淳, 赤羽弘和, 割田博: 都市高速道路のトンネル区間を対象とした事故分析, 第25回交通工学研究発表会論文報告集, pp.49-52, 2005.
- 3) 藤井大地, 宇野伸宏, 嶋本寛, 塩見康博: 第31回交通工学研究発表会論文集, pp.87-92, 2011.
- 4) 三浦久, 洪性俊, 桑原雅夫, 割田博, 後藤秀典, 高田潤一郎, 川崎洋輔, 田中伸治, 首都高速道路における追突事故リスク予測に関するミクロ的分析, 2010, 第9回ITSシンポジウム 348-353.
- 5) Michael Cremer: Der Verkehrsfluss auf Schnellstrassen, Springer-Verlag, New York, pp. 11-84, 1979.
- 6) Yibing Wang, Markos Papageorgiou: Real-time freeway traffic state estimation based on extended Kalman filter – a general approach, Transportation Research Part B, Vol. 39, No. 2, pp. 141-167, 2005.
- 7) 中辻隆: 交通流におけるフィードバック原理に基づく推定技術の現状と展望, IATSS Review, Vol.31, No.1, pp. 15-23, 2006.
- 8) Juan C. Herrera and Alexandre M. Bayen: Incorporation of Lagrangian measurements in freeway traffic state estimation, Transportation Research Part B, Vol. 44, No. 4, pp. 160-181, 2010.
- 9) Yufei Yuan, J. W. C. van Lint, R. Eddie Wilson, Femke van Wageningen-Kessels, and Serge P. Hoogendoorn: Real-time Lagrangian traffic state estimator for freeways, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 13, No. 1, pp. 59-70, 2012.
- 10) 洪性俊, 大口敬: 多車線高速道路における統合型速度推定モデル, 2011, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.67, No.3, 244-260

(2013.5.7 受付)

APPLICABILITY OF FEEDBACK-BASED TRAFFIC STATE ESTIMATOR FOR ANALYSIS OF TRAFFIC ACCIDENTS

Daichi FUJII, Yasuhiro SHIOMI, Nobuhiro UNO, Hiroshi SHIMAMOTO and Toshiyuki NAKAMURA