

車両軌跡のみを用いた 突発事象発生時の旅行時間予測

関塚貴一¹・三谷卓摩²・川崎洋輔³・益田卓朗⁴・永井慎一⁵・桑原雅夫⁶

¹学生非会員 東北大学大学院 情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻青葉 6-6-06)

E-mail: sekizuka@plan.civil.tohoku.ac.jp

²正会員 東北大学大学院助教 情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻青葉 6-6-06)

E-mail: hara@plan.civil.tohoku.ac.jp

³正会員 東北大学大学院 情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻青葉 6-6-06)

E-mail: kawasaki-y@plan.civil.tohoku.ac.jp

⁴非会員 本田技研工業株式会社 (〒 351-0188 埼玉県和光市本町 8-2)

E-mail: Takuro_Masuda@hm.honda.co.jp

⁵非会員 本田技研工業株式会社 (〒 351-0188 埼玉県和光市本町 8-2)

E-mail: Shinichi_Nagai@hm.honda.co.jp

⁶正会員 東北大学大学院教授 情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻青葉 6-6-06)

E-mail: kuwahara@plan.civil.tohoku.ac.jp

本研究では突発事象として高速道路上で発生する交通事故に着目し、プローブ軌跡データのみを用いた突発事象発生時の旅行時間予測手法を構築した。突発事象はいつどこで発生するかわからず、過去の蓄積データを用いた旅行時間予測が難しい。さらに、交通状況が複雑に変化するため、現在の交通状況から将来の渋滞の延伸状況を推定することで、旅行時間を予測することが重要である。そこで、本研究ではプローブ軌跡データから詳細な速度変化が観測されることに着目し、プローブ軌跡データの速度の変曲点のみからリアルタイムな突発事象発生時の旅行時間予測を試みた。具体的には、速度の変曲点を抽出し、現在時刻までの渋滞の延伸状況から将来の渋滞状況を推定することで、車両の軌跡を求め、旅行時間を予測した。提案手法は東北自動車道と首都高速道路で発生した事故事例に適用した。その結果、従来の旅行時間予測手法に比べ、旅行時間の予測精度が改善された。

Key Words : Travel Time Prediction, Probe Vehicle, Shockwave Propagation

1. はじめに

近年では、GPS 機器を搭載したカーナビやスマートフォンの普及が進み、リアルタイムに収集されるプローブデータを活用した旅行時間提供サービスが数多く展開されている。通勤のように周期的に発生する交通集中による渋滞時の旅行時間は、過去の蓄積データに基づいた予測ができる¹⁾。それに対して、事故や落下物に代表される突発事象による渋滞は、いつどこで発生するか分からない。さらに、突発事象発生時は平常時に比べ、渋滞状況が複雑に変化するため、過去の蓄積データに基づく旅行時間予測ができない。そのため、現在の交通状況から、将来の渋滞の延伸状況を推定することで旅行時間を予測することが重要である。

大畑ら²⁾は、車両感知器データとプローブデータを組み合わせて、将来の渋滞の延伸状況を推定することで突発事象発生時の旅行時間を予測する手法を提案している。また、Domenichini et al.³⁾は、事故による遅れ時間を車両感知器データを用いて推定し、平常時の平均旅行時間に遅れ時間を上乗せすることで、旅行時間

を予測する手法を提案している。しかし、複数種類のデータを用いる場合は、リアルタイムにデータが入手可能な状況でしか手法が適用できない。さらに、車両感知器データを使用する場合は、旅行時間の予測可能な範囲が、車両感知器の設置箇所に限られる。

そこで、旅行時間予測にプローブデータのみを用いることを考える。プローブデータのみを用いた旅行時間予測手法は、平常時であれば Chen et al.⁴⁾や Work et al.⁵⁾により提案されているが、突発事象発生時における予測手法はまだ確立されていない。既存の旅行時間予測手法を突発事象発生時に適用することを考えると、Chen et al. はアーカイブ(過去の蓄積データ)を用いるため、発生頻度の低い突発事象発生時のデータ収集に課題がある。また、Work et al. は、旅行時間の予測モデルとして速度に変換した Cell Transmission Model(CTM)を用いる。CTMのような Kinematic Wave Theory に基づく交通流モデルのベースには Fundamental Diagram (FD) がある。交通流モデルを使用する場合、広範囲に発生する突発事象に対して、各道路区間の突発事象発生時の FD を適宜設定する必要があり、現実的に難

しい。これらの理由から、突発事象発生時に特化した旅行時間の予測手法を構築する必要がある。

そこで本研究では、プローブ車両の軌跡データ（以下、プローブ軌跡データ）のみを用いた突発事象発生時の旅行時間の予測手法を提案する。本稿の構成は以下のとおりである。第 2 章では、本研究における旅行時間の予測手順について説明する。プローブ軌跡データから詳細な速度変化が観測できることに着目し、変曲点を抽出することでリアルタイムな旅行時間予測を試みる。特に、プローブ軌跡データに含まれる観測誤差の影響を考慮し、状態空間モデルによる旅行時間予測手法を提案する。第 3 章では、実データを用いて提案手法の精度を検証し、その結果について考察する。第 4 章では、本研究のまとめと今後の課題を示す。

2. 突発事象発生時の旅行時間予測手法の構築

(1) 突発事象発生時の交通状況

突発事象発生時の交通状況とプローブ軌跡データの関係をタイムスペース図（図 1）に示す。タイムスペース図上の i 番目のプローブ車両を P_i とする。突発事象が (t_0, x_0) で発生し、上流に渋滞が延伸する。時刻 t_0 以降に、突発事象発生断面 x_0 を通過する車両 P_i が渋滞の末尾に到達すると、渋滞への突入によって速度が低下する。この速度が低下する点を変曲点 S_i とする。各車両の変曲点 S を繋いだ軌跡を渋滞延伸波とする。時刻 t_d に突発事象の処理が完了し、容量低下が改善されると、渋滞の解消が始まる。車両 P_i が渋滞の先頭に到達すると、渋滞からの脱出によって速度が回復する。この速度が回復する点を変曲点 R_i とする。各車両の変曲点 R を繋いだ軌跡を渋滞解消波とする。

渋滞延伸波と渋滞解消波、さらに突発事象発生断面 x_0 に囲まれた領域は、突発事象により発生した渋滞領域である。本稿では渋滞延伸波と渋滞解消波を併せて衝撃波として用いる。

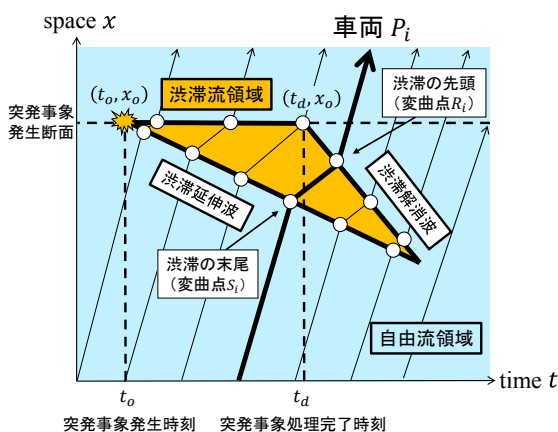


図-1 突発事象発生時のタイムスペース図

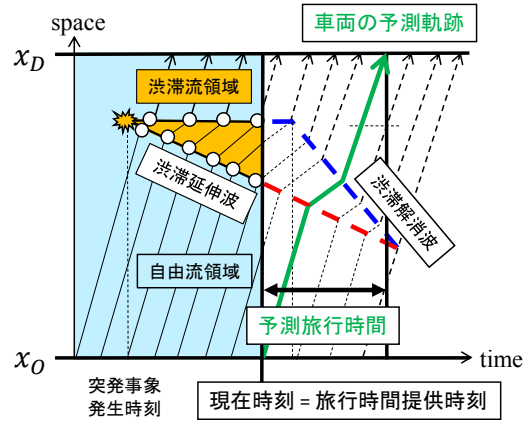


図-2 旅行時間予測の考え方

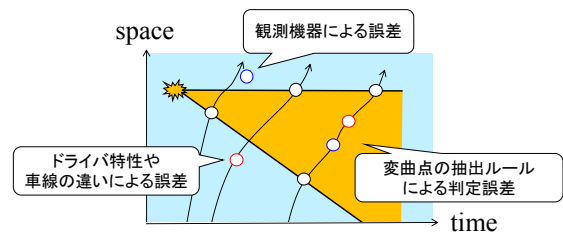


図-3 変曲点に含まれる観測誤差

(2) 突発事象発生時の旅行時間予測手順

旅行時間予測の考え方を図 2 に示す。本研究では、区間 x_0x_D に対し、 x_0 を出発し x_D に到達するまでの時間を旅行時間として考える。 x_0 を出発する車両に旅行時間情報を提供するには、車両の将来の軌跡を予測する必要がある。そこで、観測されたプローブ軌跡データから変曲点 S, R を抽出することで、現在時刻までの渋滞流領域の延伸状況を解析し、将来の衝撃波の時間進展を推定する。そして、推定した将来の衝撃波に基づき、車両の軌跡を予測する。このアプローチにより求められた車両の軌跡から、旅行時間の予測を行う。本研究では、変曲点 S, R の抽出には既存手法⁶⁾を用いた。

衝撃波は変曲点 S, R のそれぞれから推定する。しかし、変曲点には観測機器などによるデータ収集段階で発生する誤差や、車間距離の取り方などのドライバー特性や車線の違いによる誤差、変曲点の抽出ルールによる判定誤差が含まれる。そのため、実際には図 3 のように、変曲点が直線的にプロットされない。衝撃波の推定には、これらの観測誤差を考慮する必要がある。

(3) 衝撃波推定手法の構築

a) 時系列データに着目した衝撃波推定手法の考え方

本研究で想定する状況は、変曲点が時系列データとして逐次観測されるため、状態空間モデルの適用を考える。状態空間モデルは、観測不可能な状態ベクトル v の時系列変化を記述したシステムモデルと、状態ベクトル v と観測ベクトル y の関係を記述した観測モデル

で構成される。状態ベクトル \mathbf{v} は予測対象、観測ベクトル \mathbf{y} は観測データである。システムモデルは、状態量 \mathbf{v} の $k-1$ 期から k 期における時間推移を表すモデル $p(\mathbf{v}_k|\mathbf{v}_{k-1})$ である。線形モデルで、システムノイズを正規分布と仮定した場合、関数 $f_k(\cdot)$ を用いて以下のように記述される。

$$\mathbf{v}_k = f_k(\mathbf{v}_{k-1}) + \boldsymbol{\eta}_k, \boldsymbol{\eta}_k \sim N(0, \sigma_{sys,k}^2) \quad (1)$$

ただし、 $\boldsymbol{\eta}_k$ がシステムノイズであり、平均 0、分散 $\sigma_{sys,k}^2$ に従う正規性白色雑音とする。

観測モデルは、 k 期における、システムモデルによる状態ベクトル \mathbf{v}_k と観測ベクトル \mathbf{y}_k との関係を記述するモデル $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{v}_k)$ である。線形モデルで、観測ノイズを正規分布と仮定した場合、関数 $h_k(\cdot)$ を用いて以下のように記述される。

$$\mathbf{y}_k = h_k(\mathbf{v}_k) + \boldsymbol{\xi}_k, \boldsymbol{\xi}_k \sim N(0, \sigma_{obs,k}^2) \quad (2)$$

ただし、 $\boldsymbol{\xi}_k$ が観測ノイズであり、平均 0、分散 $\sigma_{obs,k}^2$ に従う正規性白色雑音とする。

状態空間モデルでは、 k 期において観測データ \mathbf{y}_k が得られるたびに状態量 \mathbf{v}_k を逐次推定することを考える。そのために、ベイズの定理に従って状態量 \mathbf{v} の事後分布を求めている。1 から k 期までの観測ベクトル $\mathbf{y}_{1:k} = (y_1, y_2, \dots, y_k)$ が得られている場合、状態量 \mathbf{v}_k の事後分布 $p(\mathbf{v}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ は以下のように表される。

$$p(\mathbf{v}_k|\mathbf{y}_{1:k}) \propto p(\mathbf{y}_k|\mathbf{v}_k)p(\mathbf{v}_k|\mathbf{y}_{1:k-1}) \quad (3)$$

ここで、 $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{v}_k)$ は観測モデルによって定義される観測データの出現のしやすさ（尤度）であり、 $p(\mathbf{v}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})$ は状態量 \mathbf{v}_k の事前分布である。事前分布は以下のように変形できる。

$$p(\mathbf{v}_k|\mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{v}_k|\mathbf{v}_{k-1})p(\mathbf{v}_{k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1})d\mathbf{v}_{k-1} \quad (4)$$

ここで、 $p(\mathbf{v}_k|\mathbf{v}_{k-1})$ はシステムモデルであり、 $p(\mathbf{v}_{k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1})$ は 1 期前の事後分布である。これより、状態空間モデルでは $k-1$ 期における事後分布が k 期における事前分布になる。これは逐次ベイズ推定と呼ばれ、このアプローチにより状態量 \mathbf{v}_k を推定する。

b) システムモデルの構築

衝撃波の挙動を推定するため、時間推移とともに変化する状態量は衝撃波速度 v とした。ただし、突発事象発生時の衝撃波速度は、ボトルネック容量や流入交通量などによって異なるため、時間推移に伴う変動の予測が難しい。そこで、衝撃波速度はランダムウォークを仮定し、以下のように表す。

$$v_k = v_{k-1} + \eta_k \quad (5)$$

例として、図 4 に渋滞延伸波を推定する場合のシステムモデルの概念を示す。渋滞延伸波速度 v_k は、時間推移とともに 1 期前の速度を引き継ぐ。ただし、システ

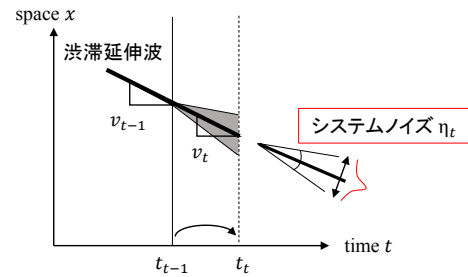


図-4 渋滞延伸波に着目したときのシステムモデルの概念

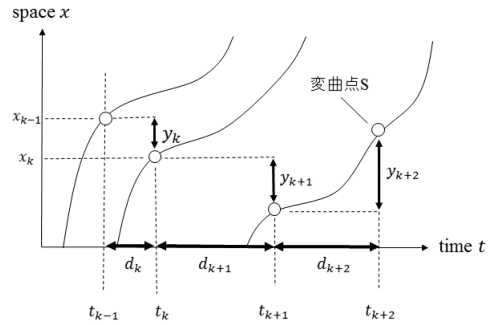


図-5 変曲点 S に着目したときの観測データと経過時間の概念

ムノイズだけ速度の変動が考慮され、 k 期における渋滞延伸波速度 v_k が決定する。そのため、システムノイズは $k-1$ 期から k 期において現実の渋滞延伸波速度に生じる速度変化の程度を表す。衝撃波速度は、システムノイズが許容する範囲で変化するため、流入交通量などによって時間的に変動する衝撃波速度の変化に追従できる。

c) 観測モデルの構築

観測モデルでは、 k 期における観測データ y_k とシステムモデルによる衝撃波速度の予測値 v_k の関係を記述する。 $k-1$ 期、 k 期にそれぞれ変曲点 (t_{k-1}, x_{k-1}) 、 (t_k, x_k) が観測されたとき、連続する 2 点の変曲点間の移動距離を観測データ $y_k = (x_k - x_{k-1})$ とする。つまり、観測データは 2 点目の変曲点が観測されて以降、新たな変曲点が観測されるごとに定義される。これより、観測モデルを以下のように表す。

$$y_k = d_k v_k + \xi_k \quad (6)$$

ただし、 d_k は次の変曲点が得られるまでの経過時間（観測間隔）であり、 $d_k = (t_k - t_{k-1})$ で表される。例として、変曲点 S に着目したときの解釈を図 5 に示す。逐次観測される変曲点 S について、直前の変曲点 S との横軸方向の距離が経過時間 d であり、縦軸方向の距離が観測データ y である。ただし、それぞれの変曲点 S の観測位置には、観測ノイズが加わる。

d) フィルタリング

カルマンフィルタ

フィルタリングは、 k 期までの現時点を含む過去の観測データ $\mathbf{y}_{1:k}$ に基づいて、現在の状態量 \mathbf{v}_k を推定するプロセスであり、式 (3) で示した事後分布の具体的な計算方法である。本研究では、 k 期でのフィルタリングの後に得られる状態量の推定値 $\hat{\mathbf{v}}_k$ をフィルタリング値と呼ぶ。また、システムモデルによって推定されたフィルタリングの前の状態量を事前推定値 $\bar{\mathbf{v}}_k$ と呼ぶ。設定したシステムモデルと観測モデルはともに線形であり、かつそれぞれのノイズも正規分布を仮定しているため、カルマンフィルタによりフィルタリングを行うことができる。カルマンフィルタは、観測データ \mathbf{y} に基づき、状態量 \mathbf{v} の最小二乗誤差を与えるフィルタリング値 $\hat{\mathbf{v}}$ を推定するアプローチである。フィルタリング値 $\hat{\mathbf{v}}$ と真の状態量 \mathbf{v} の分散は誤差共分散 \mathbf{P} として表す。そのため、誤差共分散 \mathbf{P} はフィルタリング値 $\hat{\mathbf{v}}$ の確からしさと解釈できる。カルマンフィルタでは、モデルの線形性とノイズの正規性より、状態量の事後分布は各時刻で正規分布となる。そのため、正規分布の期待値が状態量のフィルタリング値 $\hat{\mathbf{v}}$ であり、分散が誤差共分散 \mathbf{P} である。これより、観測データ $\mathbf{y}_{1:k}$ に基づき、フィルタリング値 $\hat{\mathbf{v}}_k$ と誤差共分散 \mathbf{P}_k を逐次推定していく。

アルゴリズム

本研究の衝撃波推定のイメージを図 6 に示す。時刻 t_k での変曲点位置 \hat{x}_k を式 (5) のシステムモデルに従って予測すると、時刻 t_{k-1} での変曲点位置 \hat{x}_{k-1} から、 $d_k * \bar{v}_k$ だけ移動した位置となる。一方、時刻 t_k では新たな変曲点が観測され、変曲点の移動距離 y_k が得られる。ただし、 $d_k * \bar{v}_k$ と y_k には、それぞれシステムノイズ、観測ノイズが加わる。今、観測データ y_k に基づいた最良の衝撃波速度 \hat{v}_k (ただし、経過時間 d_k を乗じた移動距離 $d_k * \hat{v}_k$ に変換) を求めたい。観測データと事前推定値の位置関係から考えると、 $d_k * \bar{v}_k$ の実現確率はそれぞれのノイズの積に比例すると考えられる。この計算がフィルタリングであり、フィルタリングの結果として移動距離 $d_k * \hat{v}_k$ の事後分布が得られる。これより、時刻 t_k での最良の衝撃波速度が、事前推定値 \bar{v}_k からフィルタリング値 \hat{v}_k に更新される。

本研究におけるフィルタリングの具体的なアルゴリズムを以下に書き下した。ただし、事前推定値 \bar{v}_k を与える誤差共分散を事前誤差共分散 \bar{P}_k とする。また、フィルタリング値 \hat{v}_k を与える誤差共分散を事後誤差共分散 \hat{P}_k とする。

step0. 衝撃波速度の初期値 v_0 、事後誤差共分散の初期値 \hat{P}_0 、システムノイズ、観測ノイズの分散値 σ_{sys}^2 、 σ_{obs}^2 を設定する。

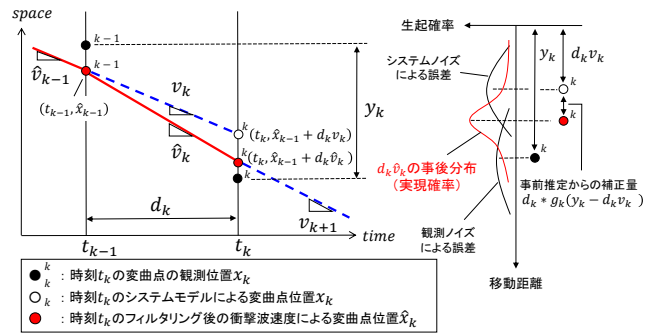


図-6 状態空間モデルによる衝撃波推定のイメージ図

step1. システムモデルに従い、事前状態推定値 \bar{v}_t を計算する。

$$\bar{v}_k = \hat{v}_{k-1} \quad (7)$$

step2. 事前誤差共分散 \bar{P}_{k-1} を計算する。

$$\bar{P}_k = \hat{P}_{k-1} + \sigma_{sys,k}^2 \quad (8)$$

step3. 観測データ y_k を用いてフィルタリングを行い、事前状態推定値 \bar{v}_k を補正したフィルタリング値 \hat{v}_k を得る。

$$\hat{v}_k = \bar{v}_k + g_k(y_k - d_k \bar{v}_k) \quad (9)$$

ただし、 g_k はカルマンゲインと呼ばれ、以下式で表される。

$$g_k = \bar{P}_k d_k (d_k^2 \bar{P}_k + \sigma_{obs,k}^2)^{-1} \quad (10)$$

step4. 事後誤差共分散 \hat{P}_k を計算する。

$$\hat{P}_k = \bar{P}_k - g_k d_k \bar{P}_k \quad (11)$$

step5. 時刻 t_{k+1} で新たな観測値が得られた場合、step1に戻る。

e) 衝撃波と推定される衝撃波速度の関係

先に図 6 に示したように、時刻 t_k までの旅行時間予測に用いる衝撃波速度は、システムモデルのみによって予測された事前推定値 \bar{v}_k である。状態空間モデルは逐次ベイズ推定のため、事前推定値 \bar{v}_k は時刻 t_{k-1} におけるフィルタリング値 \hat{v}_{k-1} と同値である。時刻 t_k 以前には、事前推定値 \bar{v}_k により衝撃波を予測し、時刻 t_k における変曲点の予測位置 \hat{x}_k を得る。ところが時刻 t_k では新たな観測値が得られ、それに基づくフィルタリング値 \hat{v}_k が得られる。そのため、分析者はフィルタリング値 \hat{v}_k を用いることで、時刻 t_k において事後的に変曲点の位置 \hat{x}_k を得ることができる。すなわち、フィルタリング値 \hat{v}_k を用いて得られる変曲点の位置 \hat{x}_k は、時刻 t_k の観測を踏まえた状態で推定したものである。そのため、タイムスペース図には時刻 t_{k-1} から t_k の間に、2種類の衝撃波を描くことができる。事前推定値 \bar{v}_k による衝撃波は、旅行時間予測に使用するものである。フィルタリング値 \hat{v}_k による衝撃波は、モデルが過

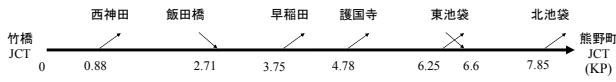


図-7 都市内高速路線図（首都高速道路 5 号池袋線下り）



図-8 都市間高速路線図（東北自動車道下り）

表-1 対象事故事例

| 事例 No. | 年月日 | 発生時刻 | 位置 [KP] | 事故形態 |
|--------|---------|-------|---------|-------|
| 都市間 1 | 13/8/13 | 06:15 | 303.3 | 不明 |
| 都市内 1 | 14/8/12 | 13:08 | 6.9 | 追突 |
| 都市内 2 | 14/8/12 | 15:37 | 6.8 | 追突 |
| 都市内 3 | 14/8/29 | 15:57 | 7.2 | 落下物接触 |
| 都市内 4 | 14/8/30 | 08:11 | 5.0 | 施設接触 |
| 都市内 5 | 14/9/07 | 12:07 | 6.0 | 車両接触 |
| 都市内 6 | 14/9/12 | 11:11 | 6.7 | 追突 |

去に予測した交通状況を事後的に補正した結果であるため、旅行時間予測には使用せず、モデルの評価としてタイムスペース図上に示す。

f) モデルパラメータ

状態空間モデルのパラメータは 4 つあり、状態量の初期値 v_0 、事後誤差共分散の初期値 \hat{P}_0 、システムノイズの分散 σ_{sys}^2 、観測ノイズの分散 σ_{obs}^2 である。これらは分析者が自由に設定できる。

(4) 衝撃波に基づく旅行時間予測

現在時刻に O_x を出発する車両の将来の軌跡と、推定した衝撃波の交点は変曲点である。これより、プローブ車両 P_i の旅行時間 tt_i は変曲点 $S(st_i, sx_i)$ 、変曲点 $R(rt_i, rx_i)$ を用いて、以下式で予測する。

$$tt_i = v_{free}(sx_i - x_O) + v_{cong}(rx_i - sx_i) + v_{free}(x_D - rx_i) \quad (12)$$

ただし、 v_{free}, v_{cong} は自由流領域、渋滞流領域を走行する車両の速度である。現在時刻における v_{free}, v_{cong} は、過去 30[*min*] 間に観測されたプローブ軌跡データから自由流領域、渋滞流領域の速度の平均を別々に算出する。

3. 実データによる提案手法の精度検証

(1) データの概要

対象区間の路線図を図 7, 図 8 に示す。対象区間は都市間高速（東北自動車道下り福島飯坂 IC-村田 IC 間約 47km）と都市内高速（首都高速道路 5 号池袋線下り竹橋 JCT-熊野町 JCT 間約 8.2km）である。表 1 に示すように、対象区間で渋滞が発生した全事故事例に提案手法を適用した。プローブデータは、車両のユニーク ID、取得時刻、観測起点からの位置によって構成されており、マップマッチングを行うことで速度を算出した。

(2) 旅行時間の予測結果

表 1 に示す 7 事例について、衝撃波推定手法により衝撃波を推定し、それに基づいて旅行時間予測を行った。

a) 検証条件の整理

旅行時間の予測にあたり、検証条件である検証区間、検証時間、評価指標、比較手法について整理する。図 7, 図 8 に示した路線のうち、検証区間 $x_O x_D$ は、東北

自動車道（都市間高速）は 270 – 305[KP] 区間、首都高速道路（都市内高速）は 1.5 – 7.5[KP] 区間とする。

提案手法では、突発事象による速度低下を確認した 1 台目の車両の変曲点 R_1 が観測された時刻に旅行時間の予測を開始する。これより、検証開始時間は変曲点 R_1 が観測された時刻とする。また、旅行時間の検証終了時刻は、都市間高速では変曲点 R_1 観測後 $T_{ver}^{都市間} = 180[*min*]$ 、都市内高速では変曲点 R_1 観測後 $T_{ver}^{都市内} = 30[*min*]$ とした。

評価指標は、以下に示す RMSE と Var (分散)、最大誤差（予測値と実測値の差の最大値）により評価する。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i^{est} - t_i^{obs})^2} \quad (13)$$

ただし、 N は検証を行う車両台数、 t_i^{obs} は、 $i(\in N)$ 番目の旅行時間の実測値、 t_i^{est} は、 i 番目の旅行時間の予測値である。

$$Var = \sum_{i=1}^N (\bar{x} - \tilde{x}_i)^2 / N \quad (14)$$

ただし、 \bar{x} は、旅行時間の実測値と旅行時間の予測値の差の平均値であり、 \tilde{x}_i は i 番目の旅行時間の実測値に対応する旅行時間の予測値との差である。実測値は、実測のプローブ車両による旅行時間とする。旅行時間の実測値は、プローブ車両が検証区間に流入した時刻と流出した時刻の差で定義する。また、旅行時間の実測値と比較する旅行時間の予測値は、プローブ車両が検証区間に流入した時刻における旅行時間の予測値とする。検証時間内では都市間高速では 66[*veh*]、都市内高速では 40[*veh*] の実測プローブが観測された。

提案した状態空間モデルによる衝撃波推定手法（以下、状態空間モデル）は、実測プローブ車両の旅行時間に加えて、従来手法と比較する。従来手法として最小二乗法による衝撃波推定手法⁶⁾（以下、最小二乗法）と同時刻和による旅行時間予測手法（以下、同時刻和）を設定する。最小二乗法は、各時刻において、過去 $T_{LSM}[*min*]$ に観測された変曲点を対象に、すべての変曲点を最小誤差で通過する直線式を逐次算出することで、衝撃波を推定する手法である。同時刻和は、現在時刻における渋滞状況が、将来も同様に継続したと仮定した場合

表-2 路線別の全事例予測精度検証結果

| 都市間高速（東北自動車道下り） $n = 66$ | | | | |
|-------------------------------|-------|-------|-------|---------|
| 評価指標 | | 同時刻和 | 最小二乗法 | 状態空間モデル |
| RMSE | [min] | 25.2 | 22.5 | 23.8 |
| 最大誤差（正） | [min] | 50.0 | 68.3 | 57.7 |
| 最大誤差（負） | [min] | -15.6 | -13.7 | -8.4 |
| Var | [min] | 332.2 | 312.2 | 314.1 |
| 都市内高速（首都高速道路5号池袋線下り） $n = 40$ | | | | |
| 評価指標 | | 同時刻和 | 最小二乗法 | 状態空間モデル |
| RMSE | [min] | 7.6 | 5.0 | 5.1 |
| 最大誤差（正） | [min] | 11.9 | 9.8 | 8.8 |
| 最大誤差（負） | [min] | -27.1 | -13.9 | -6.7 |
| Var | [min] | 56.9 | 24.3 | 12.9 |

表-3 旅行時間予測におけるパラメータの設定

| T_{LSM} | 60 | [min] | T_{LSM} | 30 | [min] |
|------------------|--------------------|--------|------------------|--------------------|--------|
| 延伸波 | v_0 , 都市間 No.01 | -10.00 | 延伸波 | v_0 , 都市内 No.01 | -17.11 |
| 延伸波 | v_0 , 都市内 No.02 | -7.30 | 延伸波 | v_0 , 都市内 No.07 | -14.66 |
| 延伸波 | v_0 , 都市内 No.08 | -6.37 | 延伸波 | v_0 , 都市内 No.012 | -6.30 |
| 延伸波 | v_0 , 都市内 No.014 | -17.82 | 解消波 | v_0 | 0.0 |
| σ_k^{sys} | 1.0 | | σ_k^{obs} | 1.5 | |
| \hat{P}_0 | 500 | | | | |

の旅行時間を提供する手法である。本稿では、5分間隔で取得される路線の車両感知器データを用いることにより、同時刻和を計算した。ただし、都市間高速では車両感知器データを入手できなかったため、プローブ軌跡データから同時刻和の考え方に従って逐次旅行時間を予測した。

b) 旅行時間の予測結果の精度検証

路線別の全事例予測精度検証結果を表2に示す。旅行時間予測に必要なパラメータを表3に示す。ただし、状態量の初期値 v_0 は対象区間に設置された車両感知器を用いて算出した平常時の曜日別時間帯別の流入交通量から設定した。これより次の2点が確認できる。1点目は、都市間高速の正の最大誤差を除き、状態空間モデルと最小二乗法は、同時刻和と比較すると、RMSEと最大誤差が小さいため、旅行時間の予測精度が高いことである。2点目は、状態空間モデルは、最小二乗法と比較すると、RMSEと最大誤差がほぼ同等もしくは小さいため、旅行時間の予測精度が高いことである。

(3) 手法の性能検証

旅行時間の予測結果を踏まえ、実際の事故事例を用いて以下の2視点から3手法の性能検証を行う。

a) 旅行時間の時間変動に対する追従性能

都市内 No.14 の旅行時間の予測結果を図9に示す。横軸は旅行時間の提供時刻、縦軸はその時刻における旅行時間の予測値である。旅行時間の実測値は黒点でプロットしており、突発事象の発生により、旅行時間が急

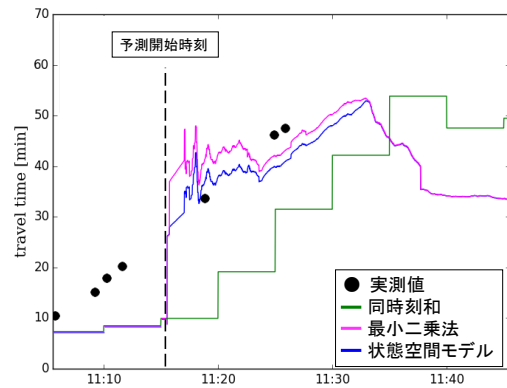


図-9 事例 No.14 旅行時間の予測結果

激に増大していることがわかる。予測開始時刻の11:15以降、状態空間モデルと最小二乗法による旅行時間の予測値は、実測の旅行時間に近い。一方、同時刻和による旅行時間の予測値は、実測の旅行時間を大きく下回っている。状態空間モデルと最小二乗法は将来の交通状況を推定して旅行時間を予測しているため、交通状況の急激な変化に即座に対応し、旅行時間の時間変動を捉えることができる。

b) 観測誤差を考慮した衝撃波の推定精度

都市内 No.02 の衝撃波の推定結果をタイムスペース図(図10)に示す。1.5KP付近に観測誤差の大きい変曲点が抽出されている。最小二乗法では、抽出されるすべての変曲点に対して等しい重みを仮定しているため、この変曲点の影響によって衝撃波速度が大きく変動し、衝撃波の推定位置が安定していない。状態空間モデルでは、モデル内でシステムノイズと観測ノイズの相対関係により観測誤差を考慮する構造である。衝撃波の延伸挙動に対して、不自然な位置に抽出された変曲点の影響を軽減するため、衝撃波の推定位置は安定している。

一方、都市内 No.09 の衝撃波の推定結果をタイムスペース図(図11)に示す。最小二乗法に比べて、状態空間モデルによる衝撃波位置は、目視による渋滞流領

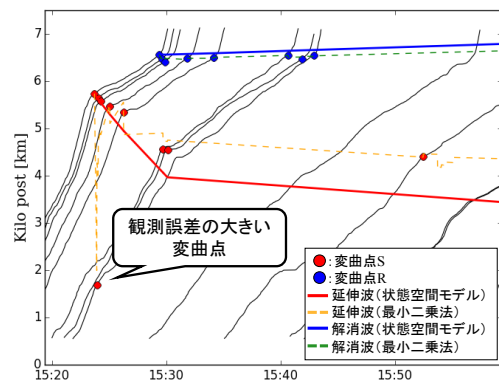


図-10 都市内 No.02 衝撃波の推定結果

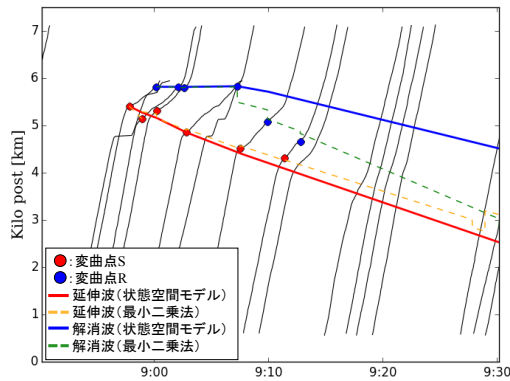


図-11 都市内 No.09 衝撃波の推定結果

域と乖離している。この事故事例では、実際の渋滞流域に対して、変曲点の観測誤差が小さい。状態空間モデルでは変曲点に含まれる観測誤差を考慮して衝撃波を推定しているため、観測誤差が小さい場合は実際の渋滞状況との乖離が発生しうる。

状態空間モデルによる衝撃波の推定結果を変曲点に近づけるには、例えば観測ノイズの設定値を小さくすることが考えられる。しかし、観測ノイズの設定値を小さくすれば、観測誤差の大きな変曲点の影響も受けやすくなる。そのため、ノイズの設定値と予測精度はトレードオフの関係にある。

4. おわりに

本研究では、プローブデータのみを用いて高速道路の突発事象発生時の旅行時間予測手法の構築を行った。提案手法では、プローブデータの変曲点の観測誤差を考慮し、将来の渋滞の延伸状況を推定した旅行時間予測が可能である。提案手法を実際の事故事例に適用したところ、従来手法と比較して、旅行時間の予測精度の改善を確認できた。今後の課題としては、状態空間

モデルの高度化による旅行時間の予測精度向上が挙げられる。本稿では、状態空間モデルにおいて、状態量である衝撃波速度はランダムウォークを仮定している。そのため、より詳細に事故渋滞パターンを分析することで、突発事象発生時の衝撃波の挙動をより適切に表したシステムモデルを同定し、精度の向上を図る必要がある。

謝辞

本研究で使用した車両感知器データ、事故統計データは、首都高速道路株式会社、東日本高速道路株式会社から提供していただいたものである。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 例えば, C. Wu, J. Ho, D. Lee: Travel-Time Prediction With Support Vector Regression, IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, Vol.5, NO.4, pp.276-281, 2004.
- 2) 大畑 長, 桑原雅夫, 阿部重雄, 安齋潤也, 鎌田恭典, 今井武: プローブデータを活用した都市間高速道路上の異常事象の検知方法の提案及び異常事象に伴う渋滞状況下における所要時間情報の提供, 土木計画学会研究・講演集, Vol.49, 2014.
- 3) L. Domenichini, G. Salerno, F. Fanfani, M. Bacchi, A. Giaccherini, L. Costalli, C. Baroncelli: Travel time in case of accident prediction model, *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Vol.53, pp.1080-1089, 2012.
- 4) H. Chen, H. Rakha: Real-time travel time prediction using particle filtering with a non-explicit state-transition model, *Transportation Research Part C*, Vol.43, pp.112-126, 2014.
- 5) D. Work, A. Bayen: An Ensemble Kalman Filtering Approach to Highway Traffic Estimation Using GPS Using Enabled Mobile Devices, *Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control*, Vol.47, pp.5062-5068, 2008.
- 6) 関塚 貴一, 三谷 卓摩, 益田 卓朗, 永井 慎一, 桑原 雅夫: プローブデータを用いた高速道路を対象とした異常事象時の旅行時間推定, *ITS シンポジウム*, Vol.13, 2015.

(2016.4.22 受付)

TRAVEL TIME PREDICTION UNDER INCIDENT USING ONLY VEHICLE TRAJECTORIES

Kiichi SEKIZUKA, Takuma MITANI, Yosuke KAWASAKI,
Takuro MASUDA, Shinichi NAGAI, Masao KUWAHARA