

# プローブ情報と既存センシング情報を融合した 車両軌跡の予測

土生 恭祐<sup>1</sup>・桑原 雅夫<sup>2</sup>・唐 克双<sup>3</sup>

<sup>1</sup>学生会員 東北大学大学院 情報科学研究科 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)  
E-mail:khabu@plan.civil.tohoku.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東北大学大学院教授 情報科学研究科 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)  
E-mail:kuwahara@plan.civil.tohoku.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 同済大学准教授  
E-mail:keshuang.tang@gmail.com

街路における車両の動きを記述するモデルとしてKinematic Wave理論があり、その効率的な計算方法としてVariational Theoryがある。しかし、将来軌跡の予測を行うこと、および対象区間の途中に出入り交通がある場合の処理に課題を残している。そこで本研究では、第1に将来の全車両軌跡を行う上で必要な対象街路の上下流端の将来における車両の流入出力タイミングを、既存のセンサデータとプローブカーデータを用いて求める手法を提案し、横浜市の車両感知器データを用いて検証を行った。第2に、推定軌跡が計測されているプローブ車両の軌跡と整合するように、途中出入り車両を考慮した修正を行う方法について考察を行い、途中出入り車両が推定軌跡に影響を及ぼす時刻・地点を理論的に明らかにした。

**Key Words :** *vehicle trajectory, variational theory, arrival pattern prediction, data fusion, signalized intersection*

## 1. はじめに

道路区間の全車両の軌跡を把握することは、交通制御、政策評価において重要である。たとえば、信号交差点を含む区間の全車両の軌跡が推定できれば、いつ・どこで遅れが発生しているのかが把握でき、それに基づいて信号制御を改善することができる。また、エネルギー消費量や道路騒音などの時空間分布など、環境評価にも有用な情報を与える。

道路区間における車両の動きは、Kinematic Wave理論で表現可能であることが知られており、その効率的な計算方法として近年Daganzo<sup>1)</sup>がVariational Theory (VT) による方法を提案している。さらに、Mehran and Kuwahara<sup>2)</sup>は、VTを用いてプローブ車両、車両感知器、信号秒数データを融合して、道路区間を通過するすべての車両の軌跡を推定し、その精度を実データで検証を行っている。しかし、将来の軌跡の予測ができない、推定軌跡が計測されているプローブの軌跡を整合しないといった課題も残されている。また、Mehran et al<sup>3)</sup>は対象区間途中に車両の出入りがあった場合、その出入りの時空間位置が既知の場合の全車両の軌跡の推定方法の提案も行っている。

そこで本研究では、(i)将来の軌跡も予測に必要な対象区間の上下流端の車両通過タイミングを予測する方法と、

(ii)推定軌跡を計測されているプローブ車両軌跡と一致するように修正する方法を提案する。

## 2. Mehran and Kuwahara<sup>2)</sup>による車両軌跡推定法

Mehran and Kuwaharaは対象区間の上下流端の車両通過タイミング、プローブ軌跡と既存センサーデータを用いて現在までの全車両軌跡の推定法を提唱している。

その概要としては、対象区間の上下流端の車両通過タイミング及びプローブカーのデータを境界条件としてVariational Theoryを用いて時空間上の各地点における累積台数を求め、その累積台数の境界上を車両の軌跡とする方法である。

### (1) 前提条件とネットワークモデル

この車両軌跡推定法的前提条件はFIFO則が成立、Fundamental Diagramが線形近似されている、対象区間内での車両の途中出入りが無い、対象区間内の交差点の信号タイミングが既知であることである。

車両の軌跡推定はTime-Space図上に線形近似されたFundamental DiagramのForward wave  $v$  とBackward wave  $w$  で構成されたメッシュ状のネットワークモデルを用いて行う。図-1はネットワークモデルも概略図を表したもの

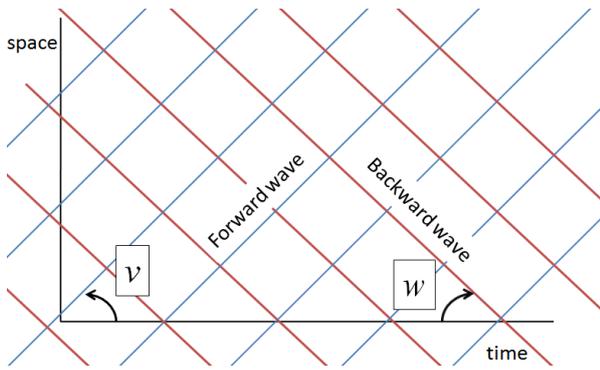


図-1 ネットワークモデル

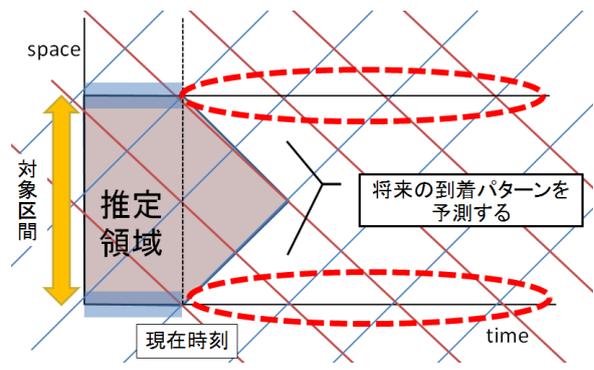


図-3 新たに求める境界条件

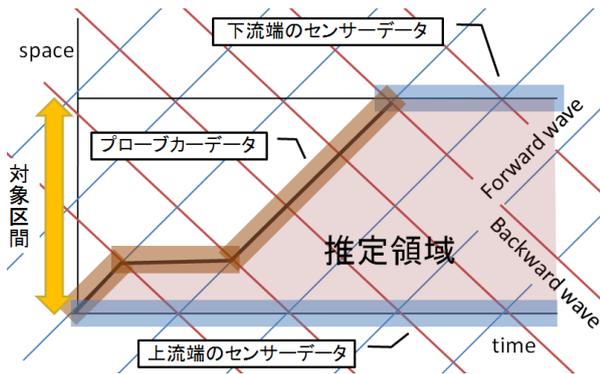


図-2 境界条件

である。また、Forward wave  $v$  と Backward wave  $w$  ( $w$  の値は負) の各交点には累積台数の情報を持ったノードがあるものとする。全てのノードの累積台数を求め、その累積台数の境界を車両の軌跡とする。

## (2) 推定手法

上下流端の車両通過タイミングとプローブカーデータによって図-2 に示す推定領域の境界部分の累積台数は既知であるのでそのデータを利用して全ての累積台数を求める。各ノードの累積台数は求めるノードから Forward wave, Backward wave に沿って過去方向 (図-2 では左方向) に隣接する2つのノードから求められるので、境界条件等で隣接する2つのノードが求められる箇所から順に求める。求めるノードが自由流と渋滞流のどちらの影響を受けているかを隣接する2つのノードの値の大きさから判断し、それらを用いて求めるノードの累積台数を決定する。

## 3. 将来の車両通過タイミング予測

2章で紹介した推定法の境界条件の一つである対象区間の上下流端における車両到着タイミングは将来部分のデータを直接入手することは不可能である。そのため、推定可能領域は図-3 で示す領域に限られ、将来における全車両軌跡推定は出来ない。そこで本章では将来の車

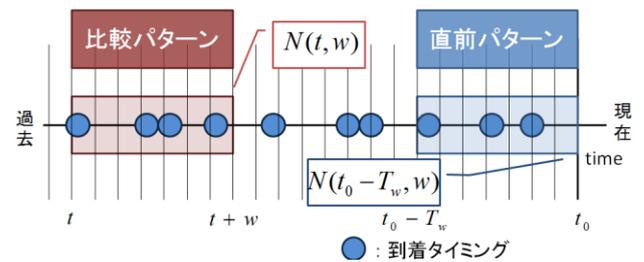


図-4 過去の車両通過タイミングを参照する予測

両到着パターンの予測方法を新たに提案する。これにより、既存の車両軌跡推定法で将来部分の全車両軌跡予測が可能となる。

本研究で提案する将来の到着パターンの予測方法は2種類の方法で予測を行い、その2つのデータを融合することでより精度の高い予測を行うというものである。具体的には過去の車両通過タイミングを参照する予測方法と屋衣装区間外の車両通過タイミングデータを用いて予測を行う方法である。

### (1) 過去の車両通過タイミングを参照する予測 (方法1)

#### a) 予測方法

本方法は、直前の通過パターンが類似しているならば直後の通過パターンも類似しているという仮定に基づき、現在時刻  $t_0$  の直前の通過パターンと類似している過去の通過パターンを探し、その直後の累積台数を用いて将来予測を行う方法である。時刻  $t$  から時間  $T_w$  間の通過パターンの類似性  $error(t)$  を、図-4 に示すような時刻  $t$  から  $x$  秒後の累積台数  $N(t, x)$ 、直前パターンの  $x$  秒後の累積台数  $N(t_0 - T_w, x)$ 、定数  $\alpha$  を用いて式(1)より判断する。

$$error(t) = \sum_{x=1}^{T_w} \left| (N(t, x) - N(t_0 - T_w, x))^\alpha \right| \quad (1)$$

$error(t)$  小さい上位  $K$  個の通過時刻パターンを用いて後述(3)の予測を行う。

#### b) 参照するデータ範囲

本方法は、直前の到着パターンのみで将来の到着パターンを予測する方法である。そのため、直前と直後の到着パターンの関係が似ているデータのみを参照する必要

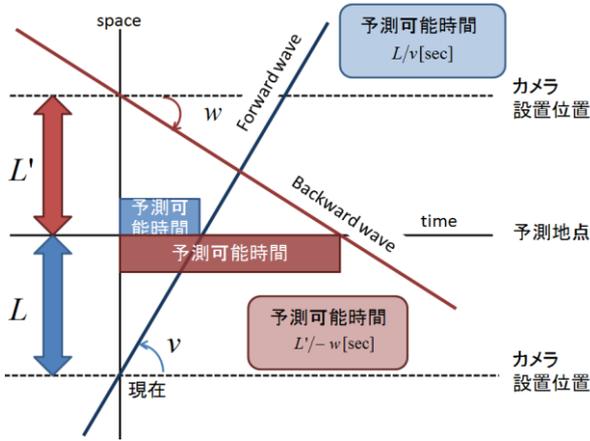


図-5 対象区間外のセンサーデータからの予測

がある。そのため、曜日、時刻、天候等が近いときの過去データを参照する必要があると考える。また、参照するデータに制限を与えることで処理に必要な時間を短縮するメリットも併せて期待できる。

## (2) 対象区間外のセンサーデータからの予測 (方法2)

### a) 予測方法

本方法は対象区間の外側にある車両通過タイミングとプローブカーデータを境界条件として車両軌跡推定を行い、対象区間の上下流端の通過タイミングを推定した軌跡から求める方法である。この方法では将来の到着パターンを予測することが出来る時間が図-5で示される範囲に限られる。予測可能時間 $T_x$ は上流側センサー設置地点から予測地点までの距離を $L$ 、下流側センサー設置地点からの距離を $L'$ とすると $v, w$ を用いて式(2)で表される。

$$T_x = \min(L/v, L'/-w) \quad (2)$$

### b) 誤差の許容範囲の設定

車両軌跡推定を行うに当たってFundamental Diagramを三角形に近似、すなわち $v, w$ と渋滞密度 $k_{jam}$ の値を固定している。しかし、実際にはこれらの値は各ドライバーによって少しずつ異なり、さらにその値も常に一定ではない。そこで $v, w$ と $k_{jam}$ のとりうる値を設定し、予測地点における誤差の許容範囲を求める。予測地点における各時間の累積台数は渋滞流の影響が強い場合と、自由流の影響が強い場合の2種類のケースに分けて許容範囲を決定する。

自由流の影響が強い場合、生じる誤差の要因は $v$ のみであることから $v$ が変化したときの到着時刻の変化 $FW_{error}$ は式(3)となる。

$$FW_{error} = \frac{L}{v+dv} - \frac{L}{v} = \frac{-Ldv}{v(v+dv)} \approx \frac{-L}{v^2} dv \quad (3)$$

渋滞流の影響が強い場合、生じる誤差の要因は $w$ と $k_{jam}$ の2種類である。 $w$ が変化したときの到着時刻の変化は $FW_{error}$ と同様に式(4)となる。

$$\frac{-L'}{w+dw} - \frac{-L'}{w} = \frac{L'dw}{w(w+dw)} \approx \frac{L'}{w^2} dw \quad (4)$$

また、 $k_{jam}$ が $dk_{jam}$ だけ変化するとき、距離 $L$ だけ上流地点の累積台数は $Ldk_{jam}$ だけ変化するので、到着時刻は交通流率 $\mu$ とすれば $Ldk_{jam}/\mu$ だけ変化する。 $\mu$ の値は下流側ボトルネック容量などに左右されるが、その地点の交通容量 $q_c$ とすると到着時間の変化は式(5)となる。

$$\frac{L'dk_{jam}}{\mu} = \frac{L'dk_{jam}}{q_c} = \frac{L'dk_{jam}}{k_{jam}} = L' \left( \frac{1}{v} - \frac{1}{w} \right) \frac{dk_{jam}}{k_{jam}} \quad (5)$$

渋滞流の影響が強い場合、 $w$ と $k_{jam}$ の影響が考えられるので到着時刻の変化 $BW_{error}$ は、双方の式(6)で示す変化時間の和となる

$$BW_{error} = \frac{L'}{w^2} dw + L' \left( \frac{1}{v} - \frac{1}{w} \right) \frac{dk_{jam}}{k_{jam}} \quad (6)$$

$FW_{error}, BW_{error}$ の値を求める際に区間外のセンサー地点と予測地点の間に信号交差点が存在する場合、交差点で車両が停止した際に誤差がリセットされてしまうことが考えられるため $L, L'$ の値は予測地点から最寄りの交差点までの距離が望ましい。

## (3) データ融合

先述の(1), (2)の方法で予測したデータを用いてより精度の高い到着パターンを求める。本研究では過去の車両通過タイミングを参照する予測(方法1)で求めた $K$ 個のデータを対象区間外のセンサーデータからの予測(方法2)で求めたデータと参照して到着パターンを決定する。大まかな流れを図-6に示す。

まず、方法1で求めた $K$ 個のデータを、方法2で求めた $T_x$ 間の到着パターンと双方のデータが存在する範囲で比較を行う。方法1のパターン開始時刻 $t_k$ における予測時刻 $x$ の類似性、 $fusion(t_k, x)$ を新たに導入する。 $fusion(t_k, x)$ は式(7)を用いて求める。式(7)における $N(t_k + T_w, x)$ は図-7に示す方法1の予測時刻 $x$ 地点の累積台数、 $N(t_k, x)$ は方法2の

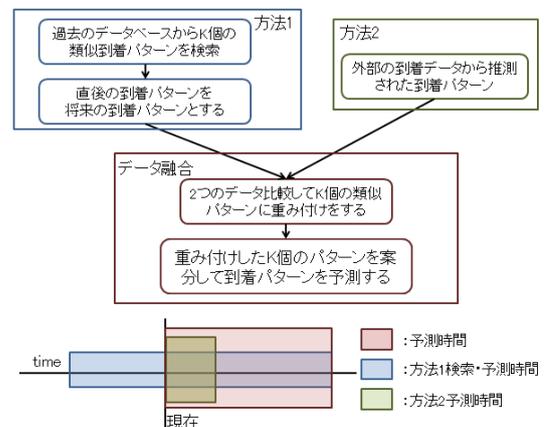


図-6 データ融合の流れ

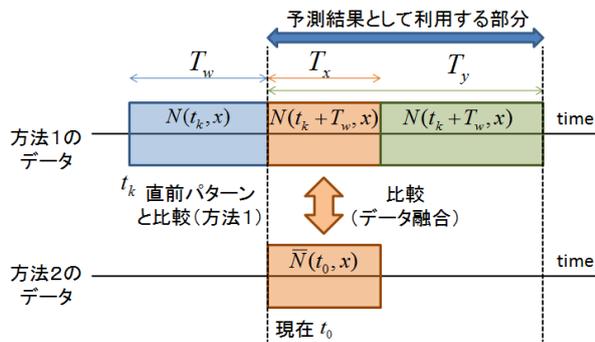


図-7 方法1, 方法2のデータ関係

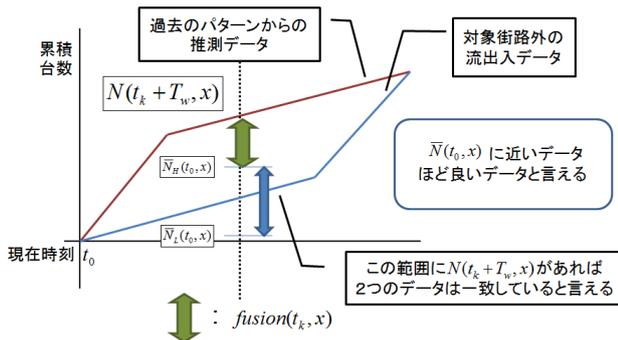


図-8 方法2の許容誤差の反映

開始時刻 $t_0$ におけるそれを表す。

$$fusion(t_k, x) = |N(t_k + T_w, x) - \bar{N}(t_0, x)| \quad (7)$$

しかし、方法2の予測には許容誤差が存在するので $\bar{N}(t_k + T_w, x)$ の取りうる値には幅がある。そこで本研究では図-8で示すように、 $\bar{N}(t_0, x)$ の上限値 $\bar{N}_H(t_0, x)$ と下限値 $\bar{N}_L(t_0, x)$ の間に $N(t_0, x)$ が存在する場合は等しくそれらとし、 $fusion(t_0, x)$ の値を0とする。すなわち、式(7)は式(8)となる。

$$fusion(t_k, x)$$

$$= \begin{cases} \bar{N}_L(t_0, x) - N(t_k + T_w, x), & N(t_k + T_w, x) \leq \bar{N}_L(t_0, x) \\ N(t_k + T_w, x) - \bar{N}_H(t_0, x), & \bar{N}_H(t_0, x) \leq N(t_k + T_w, x) \\ 0, & else \end{cases} \quad (8)$$

求められた $fusion(t_0, x)$ を用いて方法1で求めた各パターンに重み付けを行う。各パターンの類似性は $fusion(t_0, x)$ を $x$ について積分を行うことにより求めることができる。そこで各パターンの重み $weight(t_k)$ を式(9)と定義する。なお、 $\beta$ は定数とする。

$$weight(t_k) = \frac{1}{1 + \sum_{x=1}^{T_x} (fusion(t_k, x))^\beta} \quad (9)$$

最後に方法1で求められた各到着パターンを $weight(t_k)$ の大きさに案分を行い、その和を将来の累積台数とする。

すなわち、将来における $x$ 後の累積台数 $N(t_0, x)$ は式(10)で表す。

$$N(t_0, x) = \frac{\sum_{k=1}^K (N(t_k + T_w, x) \cdot weight(t_k))}{\sum_{k=1}^K (weight(t_k))} \quad (10)$$

#### (4) データ検証

##### a) 検証方法

本研究では神奈川県警新交通システム車両感知器データを用いて提案したデータ融合法の有意性を検証した。検証に用いたデータの詳細を表1に示す。本検証に用いたデータは5分間の累積台数のデータであるため、これを1分間の通過データに変換して検証を行った。また、検証には方法1のデータを過去の車両通過タイミングデータ、方法2のデータを直後の車両通過データとしてデータ融合を行った。本検証では方法2における実際の交通状態を考慮して許容誤差を $\pm 1$ 台、 $T_x=2$ 分と設定した。

##### b) 検証結果

ピーク時及びオフピーク時の各8サンプルにおける累積台数の誤差の平均を図-9に示す。方法1の過去の車両通過タイミングを参照のみでの予測(細線)とデータ融合での予測(太線)の比較より予測精度の向上が確認された。また、予測を行う際は過去データとの比較時間 $T_w$ が予測精度を決定する大きなファクターであることが分かった。最適な $T_w$ の大きさは現在の交通状況がどのくらい将来まで影響を与えるかということと同義であり、曜日や時間等で異なる。

表-1 検証データ

該当道路	横浜市神奈川区県道12号横浜上麻生道路 六角橋交差点 岸根方面
データ範囲	1999年4月1日0:00~9月30日23:55
データ変換	・ポアソン分布に従うと仮定 ・1分間交通量の分散・平均は該当部分の5分間交通量の1/5と仮定
検証日	1999年9月13日(月), 1999年9月15日(水)
検証時刻	ピーク: 17:00, 17:15, 17:30, 17:45 オフピーク: 7:30, 7:45, 8:00, 8:15
使用データ	・検証日動までの同一曜日 ・検証時刻の前後30分

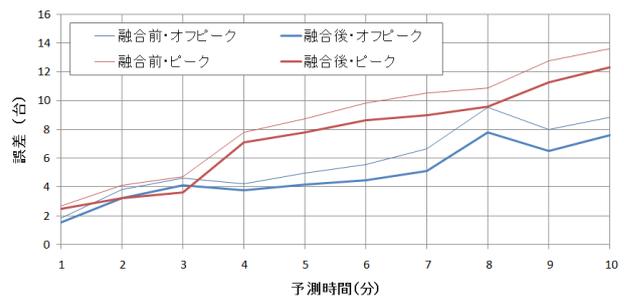


図-9 検証結果 ( $\alpha=2, \beta=2, K=10, T_w=20$ )

#### 4. 推定軌跡の修正

3章にて紹介した方法を用いるとVariational Theoryに基づき全車両の軌跡を推定することは可能である。しかし、精度を確保した状態で全車両軌跡推定を連続して行うためには定期的に修正を行う必要がある。修正方法としては、新たにプローブ車両が通過した際にその軌跡と推定していた軌跡に生じた誤差をなくすように修正を行う。誤差が生じる原因は①交差点や細街路、沿道施設などからの車両出入りによる影響と、②路上の駐車車両や歩行者の乱横断によるFundamental Diagramの形状の変化による影響が考えられる。そこで本研究では①の影響についての考察及び修正法の提案を行った。

##### (1) 推定軌跡に影響を与える条件

軌跡に変化を与えるにはその軌跡よりも過去でかつ前方で何かしらの変化がある必要がある。そのため信号現示を考慮すると図-10で示す青色の領域で車両の出入りを設定する必要がある。

しかし、これだけでは車両の出入りを設定しても軌跡が変化しない場合もある。図-11の地点Pの軌跡を変化させるために地点Vに車両の出入りを設定した際の軌跡に変化を与える条件を考える。 $\Delta((i,j),(i',j'))$ を地点 $(i,j)$ から地点 $(i',j')$ までの細小リンクコストと定義し、同一

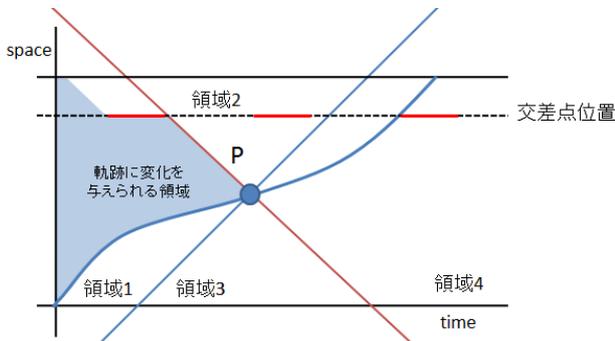


図-10 累積台数を変化を与えられる可能性がある領域

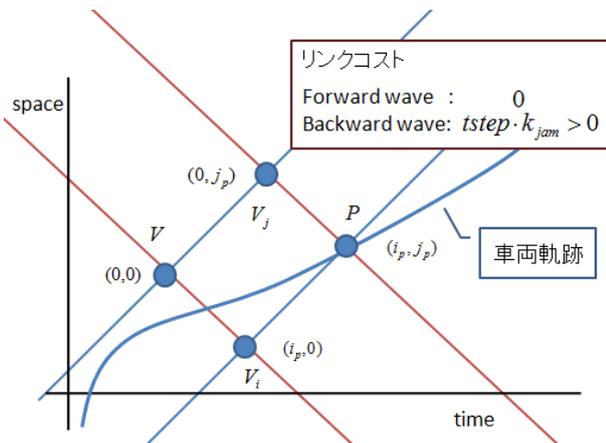


図-11 各座標位置

Backward wave上の2点はリンクコスト以上に累積台数が増加することがないことと、同一Forward wave上では下流側のノードの累積台数は上流側のノードの累積台数より小さくなるということがないことより式11, 12が成立する。

$$N(0,0) + \Delta((0,0), (i_p, j_p)) \geq N(i_p, 0) + \Delta((i_p, 0), (i_p, j_p)) \quad (11)$$

$$N(0,0) + \Delta((0,0), (i_p, j_p)) \geq N(0, j_p) + \Delta((0, j_p), (i_p, j_p)) \quad (12)$$

Variational Theoryを用いて累積台数を決定する際はForward waveの影響の方が大きいケースとBackward waveの影響の方が大きいケースがある。式11, 12とForward waveのリンクコストが0であることより、Forward waveの影響の方が大きいときは式13, Backward waveの影響の方が大きいときは式14が成立する。

$$N(i_p, 0) - N(0, j_p) < \Delta((0, j_p), (i_p, j_p)) \quad (13)$$

$$N(i_p, 0) - N(0, j_p) \geq \Delta((0, j_p), (i_p, j_p)) \quad (14)$$

図-11の地点Vに途中流入車両が発生し、 $N(0,0)$ が1増加したケースを考えると、 $N(0,0)$ が増加すると $N(i_p, 0)$ もそれに応じて1増加する。式13が成立しているときはForward waveの影響が大きいので $N(i_p, j_p) = N(i_p, 0)$ となり、地点Pを通過する車両には変化を与えない。しかし、式14が成立しているときは地点Vの累積台数には変化を与えないので地点Pの累積台数も変わらない。しかし、途中で流入している分だけ地点Pにおける車両のIDはずれているので車両の軌跡は変化する。ゆえに、軌跡に変化を与えるには式14を満たす必要がある。

##### (2) 軌跡修正法

###### a) 途中流入車両の位置と量の決定

プローブ車両の軌跡を修正するに当たり、軌跡の乖離を是正する途中流入車両の組み合わせは無数にある。そこで現実な過程として、①車両の途中流入は出入りの多い交差点で発生する、②最も時間が近い時刻で勝つ最寄りの交差点で車両が流入する、③出入りの差のみを考慮する、の3つの仮定を設定するのが望ましいと考えられる。

###### b) 修正手順

軌跡の修正は図-11の地点Pから2つの軌跡のずれが発生しているとすると地点Pを通過するBackward wave上のより過去の地点に車両の流入を設定することにより、地点Pより上流の地点での軌跡に影響を与えることなく軌跡を修正することができる。しかし、地点Pよりも下流の地点での車両軌跡が変わるので下流から順番に軌跡を修正していくことで軌跡の修正を行うことができる。

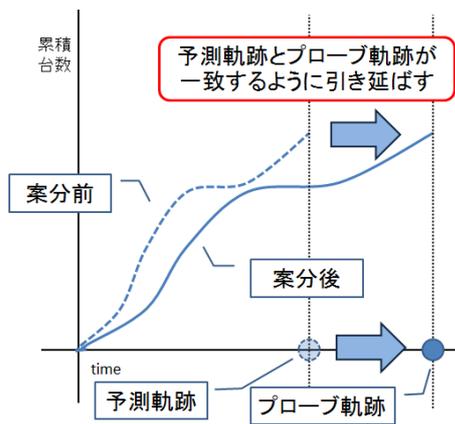


図-12 簡易修正法

しかし、車両の途中流入を交差点のみに限定すると、必ずしも該当するBackward wave上のみでの設定では対応できなくなることもある。そのため、車両の設定と軌跡の再描写を繰り返して少しずつ軌跡を修正することになり、複雑で手間のかかるものになってしまう。

### c) 簡易修正法

複雑な計算を行い、軌跡を修正したとしても全体の車両軌跡が現実の軌跡と一致している保証はない。そこで、より簡便2つのプローブ軌跡で挟まれる領域の指定軌跡を、それら2つのプローブ軌跡に一致するように簡便に修正する方法を提案する。

まず、2つの連続するプローブ軌跡に挟まれる時間における対象区間の上下流端の通過台数を比較し、台数が一致するように途中の交差点に流入車両を設置する。設定する流入車両の組み合わせは無数に考えられるので、設定するに当たってはルールを設定する必要がある。そして、この車両流入を設定した状態での全車両軌跡を描く。しかし、これだけでは上下流端における2つの軌跡が一致しているが、その中の区間に関してはずれが生じている。そのずれを修正する方法として本研究ではプローブ軌跡と推定軌跡の乖離を案分して修正する方法を提案する。この方法は同一時間軸上の連続するプローブ軌跡間の推定奇跡の累積台数を実際の連続するプローブ軌跡の長さとも一致するように引き延ばす方法で、概略図を図-12に示す。なお、この方法を行うには赤現示についての考慮が必要となる。

## 5. まとめ

本研究では、すでに提案されている道路区間の全車両の軌跡を推定する手法について、①10分程度先までの近未来の軌跡の予測ができるように上下流端における入交通量の量の推定方法の提案、②観測されたプローブ軌跡と整合するように推定軌跡を修正する方法の提案という2つの改良を行った。①については過去の通過パター

ンからの予測と対象区間外のセンサーデータからの予測という2つの手法を融合させてより精度の高い車両通過タイミングを予測する方法を提案した。この手法を横浜市で検証した結果、今回の予測誤差は1台/分程度であり、信号制御などにも利用できる制度を持つことが確認できた。次に②については、誤差の原因として対象区間途中の車両の出入りを考え、ある地点の推定軌跡に影響を与える途中出入り車両の条件（位置、周辺の累積高さの変化など）を、理論的に明らかにした。また、簡便でかつ実際の状況に則した対象区間内の途中流入交通への対処法を提案した。

今後の課題としては、今回検証に用いたデータの最小時間単位が1分間であることから今後はより細かいデータでの検証を行い本研究で提案した手法がより細かい交通状況を予測できるようにしていく必要がある。また、予測をするにあたって必要なパラメータを定常的に求める方法も併せて必要になってくる。他にも本研究で提案を行った簡易軌跡修正法の検証として途中流入のデータを含めた街路の予測データを用いて検証を行う必要がある。

## 参考文献

- 1) C. F. DAGANZO: On the Variational Theory of Traffic Flow: Well-Posedness, Duality and Applications, American Institute of Mathematical Sciences, Vol. 1, No.4, pp.601-619, 2006.
- 2) B. MEHRAN and M. KUWAHARA: Fusion of Probe, Passing Time and Signal Timing Data to Estimate Vehicle Trajectories on Urban Arterials, Journal of Japan Society of Traffic Engineers, Vol.46, No.1, pp.77-89, 2011.
- 3) B. MEHRAN, M. KUWAHARA, and F. NAZNIN: Implementing Kinematic Wave Theory to Estimate Vehicle Trajectories from Fixed and Probe Sensor Data, 19th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, Berkeley, accepted.

(2011.5.6.受付)