

# 累積交通量とアップリンク情報を用いた 高速道路旅行時間の短期予測

堀口 良太<sup>\*1</sup>, 赤羽 弘和<sup>\*2</sup>, 尾高 寛信<sup>\*3</sup>

(株)アイ・トランスポート・ラボ<sup>\*1</sup>

千葉工業大学工学部<sup>\*2</sup>

日本道路公団技術部<sup>\*3</sup>

本稿では高速道路本線で収集したアップリンク情報から区間旅行時間を計測し、短期の将来における区間旅行時間を予測する手法について報告する。アップリンクを照合して得られる旅行時間は、区間が長くなっても精度が低下しないため、感知器よりも少ない数のセンサーですむという利点がある。しかしながら、渋滞状況が変動する時間帯ではアップリンク情報の所要時間に対する遅れを予測により補正する必要がある。本文ではボトルネック近傍断面における感知器交通量と区間旅行時間から、感知器が設置されていない上流断面における交通需要を推計し、それぞれの交通量を累積図上で時系列予測して、将来の旅行時間を求める方法を提案する。また、京葉道路上り・宮野木～船橋区間において収集されたアップリンク情報を用いて予測を行い、その精度を検証する。

## Short Term Travel Time Prediction Using Cumulative Traffic Counts and Uplink Information Collected on Expressways

Ryota HORIGUCHI<sup>\*1</sup>, Hirokazu AKAHANE<sup>\*2</sup>, Hironobu OTAKA<sup>\*3</sup>

*i*-Transport Lab. Co., Ltd.<sup>\*1</sup>

Department of Engineering, Chiba Institute of Technology<sup>\*2</sup>

Department of Engineering, Japan Highway Public Corporation<sup>\*3</sup>

This paper proposes the methodology to predict travel time in short term using uplink information of equipped vehicles. The prediction bases its idea on simple queuing model. We estimate the imaginary cumulative flow at an upstream section from the observed cumulative flow at downstream section and the travel time of each uplink. Both cumulative flows can be predicted by using historical pattern to estimate the future travel time. The proposed method was applied to the real data, which is collected on Keiyo-Road in Chiba, and was validated its performance.

**Keyword: travel time, prediction, uplink, pattern match, floating data, ETC**

### 1. はじめに

本稿では高速道路本線で収集したアップリンク情報から区間旅行時間を計測し、短期的将来における区間旅行時間を予測する手法について報告する。交通状況が変動する時間帯においては、現在の情報を

元としている限り区間上流で受け取った旅行時間情報と、実際にその区間を走行するのに要する所要時間が、計測の時間遅れのために乖離してしまう。このため、旅行時間の短期予測が近年になって活発に研究されている<sup>1)2)3)</sup>。

現状で高速道路において情報提供されている旅行時間は、感知器で得られた地点速度から推定されており、設置間隔を密にしなければ所望の精度が得られない。また、図 1 に示すように感知器による旅行時間は、そのままでは渋滞時に不安定となるので、ある時間幅での移動平均値を求めて平滑化を図ることが必要である。そのため、さらに時間遅れを伴い、乖離が大きくなる。一方、二地点のアップリンクを照合して得られる旅行時間は、比較的長い区間における計測でも精度が大きく低下しないため、相対的に少ない数のセンサーですむという利点<sup>4)</sup>がある。

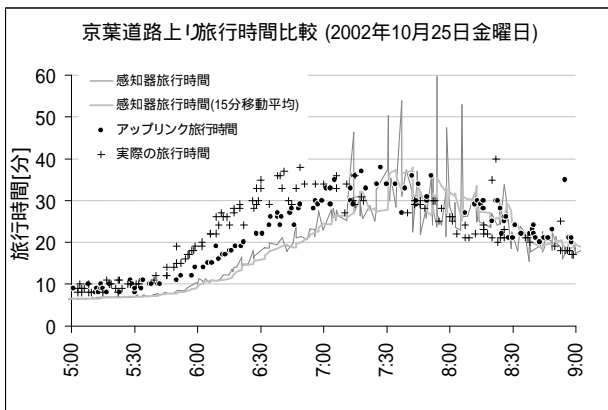


図 1：各種の計測手段による旅行時間の比較

以降において、ここで提案する旅行時間予測手法の考え方について解説する。また、平成 14 年 10 月 12 日～11 月 10 日の期間に、京葉道路上り・宮野木～船橋の約 10km 区間で計測された感知器情報とアップリンク情報を用いながら、ここでの予測手法の精度を検証する。

## 2. 交通量累積図による旅行時間予測手法

図 2 にここで提案する手法の概念を示す。すなわち、まず旅行時間情報提供対象区間の下流断面で観測される累積流出交通量と、その時刻に観測される旅行時間から、感知器が設置されていない上流断面での仮想累積流入交通量を算出する。この流入交通量は交通需要に対応する。次に、仮想累積流入交通量を必要な将来時点(図 2 では現在時刻の 0 分先)まで時系列予測する。そのときの仮想累積流入交通量と等しくなるまで累積流出交通量を予測し、両者の時間差を予測旅行時間とするものである。

観測されている旅行時間そのものを時系列予測する代わりに、上下流断面の累積交通量に変換して予測することの利点は、次の 4 つである。

交通の需給関係を明示的に表現しているので、交通シミュレーションなどのフローモデルを利用する予測手法との融和性が高い。

事故などで下流断面の容量が低下して、非日常的な渋滞が発生する場合でも、少なくともその情報が知れ渡るまでは、上流での流入交通量は日常的なパターンを利用して、所望の精度で予測できると期待される。

事故などの障害が取り除かれる時期が予測されるようになると、それを流出交通量の原状回復として旅行時間予測に明示的に反映させることができる。

将来、渋滞情報に対する利用者の行動モデルが分析された場合、非日常的な渋滞状況でも、利用者行動の変化を考慮して流出交通量を推定し、予測精度を向上させることができる。

なお、この手法は旅行時間の観測手法に依存しないが、その精度と安定性が上流側の仮想累積流入交通量の同定精度に大きく影響するため、アップリンク情報を利用した旅行時間計測が有利である。

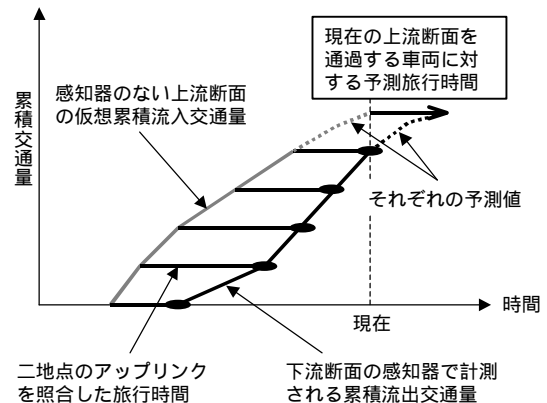


図 2：累積交通量図を用いた旅行時間予測

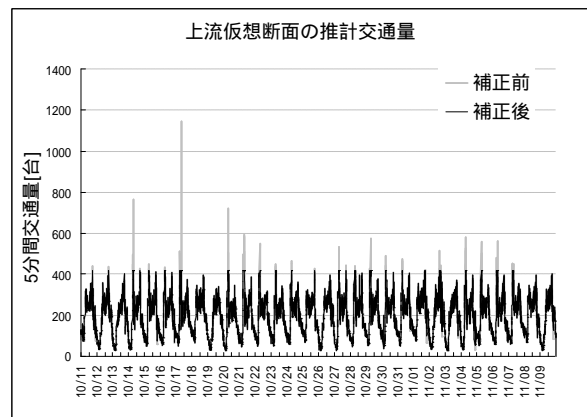


図 3：算出された上流断面での仮想流入交通量

図 3 に観測期間中の下流断面(船橋)累積交通量とアップリンク旅行時間から算出した上流断面(宮野木)での 5 分間仮想流入交通量を示す。当該区間には複数のオン・オフランプがあり、それらの流入交通量も含めた仮想的な待ち行列への流入交通量を意味している。このため、道路容量と比べて実際にはあり得ない過大な交通量が算出される場合もあるが、それらは異常値としてピークを平滑化している。

### 3. ウェーブレットパターン照合による交通量予測

ここでは過去の交通量データから現在の交通量変動と類似するパターンを持つ時間帯を検索し、検出された時間帯以降のデータを予測値として用いる。図 4 はその概念図である。検索の際は、現在の時刻を含む時間帯に限定して、日常的な変動パターンへの追従性を確保している。

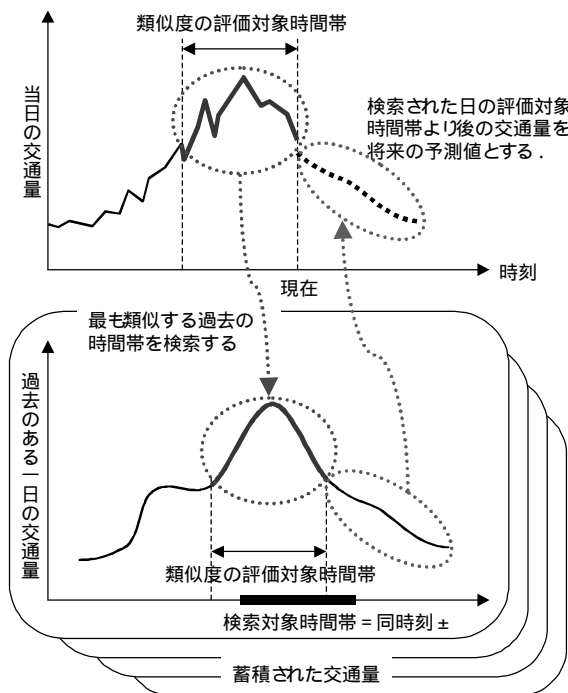


図 4 : 過去データのパターン照合による交通量予測

パターン類似性の判定はウェーブレット解析の手法を利用する。これはよく利用される RMS 誤差による類似性の判定では考慮されなかった、短い周期の変動パターンと長い周期の変動パターンを区別して評価することが特徴<sup>5)</sup>であり、画像認識などの分野でしばしば利用されている。

図 5 は時系列信号のウェーブレット解析手順を示したものである。原信号  $s_0$  は、直交基底関数とス

ケーリング関数を使ってレベル 1 の近似信号  $s_1$  と詳細情報を保持するウェーブレット成分  $g_1$  に分解される。ウェーブレット成分の奇数番目と続く偶数番目の成分は絶対値が同じで符号が異なるだけなので、奇数番目の成分だけを残したものがウェーブレット係数である。近似信号  $s_1$  はさらにレベル 2 の近似信号  $s_2$  とウェーブレット成分  $g_2$  に分解され、最終的に線形成分  $L$  が得られるまで、この操作を繰り返す。

ウェーブレット成分には各近似レベルでの変動に関する情報がすべて格納されているので、線形成分  $L$  とウェーブレット成分  $g_1 \sim g_5$  を合成すれば、原信号が復元される。直交基底関数には様々な関数が提案されているが、ここでは最も単純な Harr の直交基底を用いている。

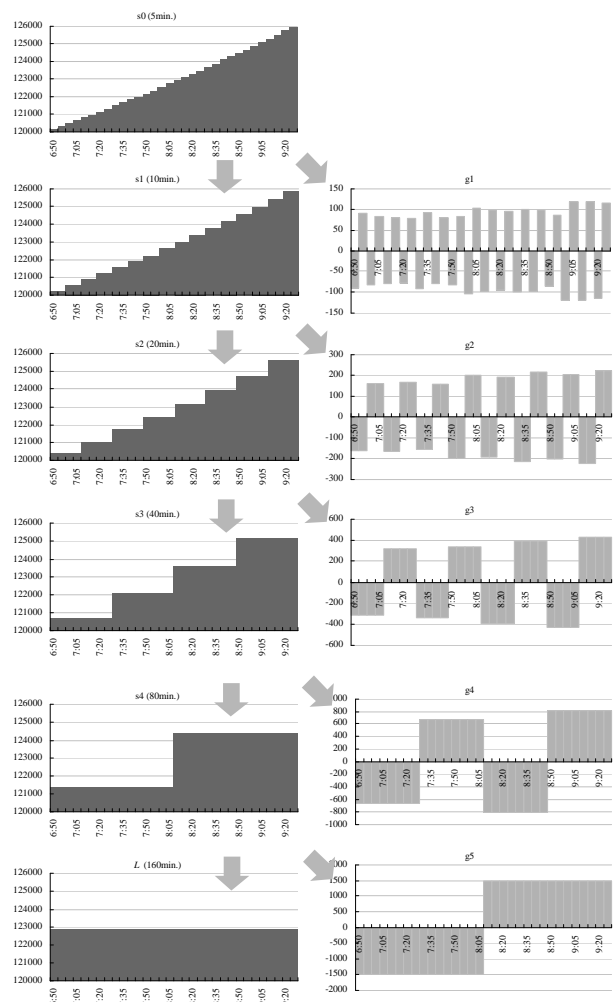


図 5 : Harr ウェーブレットを用いた時系列データの分解

今、長さ  $2^N$  の 2 つの時系列データがあるとき、これらを原信号としたウェーブレット係数と線形成分を求め、各近似レベルで両者のウェーブレット係数

ベクトルの二乗誤差を求め、重み付けして合算した値をパターン類似性の指標として用いる。すなわち次式である。

$$WMSE(r, s) = \sum_j \frac{C_j}{2^{N-j}} \sum_k (w_{jk}^r - w_{jk}^s)^2 + C_L (L^r - L^s)^2$$

ここで、

- $r, s$  := 長さ  $2^N$  の原信号、
- $C_j$  := レベル  $j$  のウェーブレット係数誤差に対する重み
- $w_{jk}$  := レベル  $j$  のウェーブレット係数ベクトルの  $k$  番目要素
- $C_L$  := 線形成分の誤差に対する重み、
- $L$  := 線形成分。

WMSE の値が小さいほど、その 2 つのパターンが類似していることを示す。また、重み係数  $C_j$  と  $C_L$  は目的に応じて適時設定する。ここでは 5 分程度の短い変動よりも、20 ~ 40 分程度の変動を重視したいので、前者に対する係数を相対的に小さくしている。

図 6 は 2002 年 10 月 18 日(金)において船橋料金所付近の 30 分先の予測交通量と実績を示したものである。予測に際しては当該日をのぞくデータ収集期間から、各時刻における直前 2 時間 40 分の変動パターンと最も類似する上位 3 日を選び、それらの交通量の重みつき平均値を採用している。8 時前後に予測が実績を上回っている時間帯があるが、その他は比較的良好に予測していることがわかる。

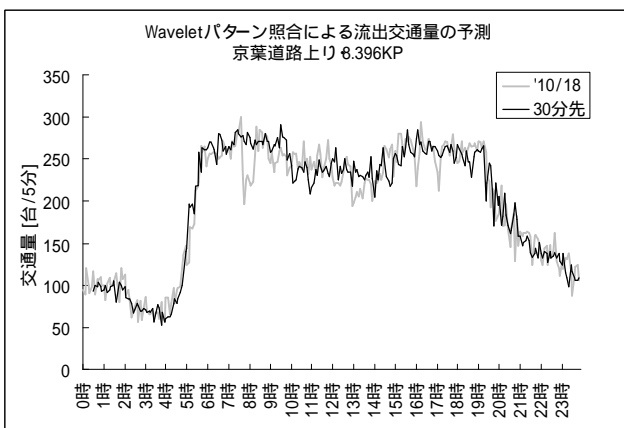


図 6 : 流出交通量の予測結果...10月18日(金)

図 7 は同日の各時刻での予測に使われた類似上位 3 日と、最上位日の WMSE をプロットしたものである。縦軸の目盛線は実線が日曜日である。ばらつき

きはあるものの、金曜日を中心とした平日のパターンが使われる傾向が強いことが読みとれる。図 6 で 8 時 ~ 9 時において予測が実績よりも大きくなっているが、この時間帯では WMSE が極端に大きくなっており、類似パターンを持つ日がないことがわかる。ただし、これは事後的に判明する情報なので、現瞬間の予測精度を判定する指標にはならない。

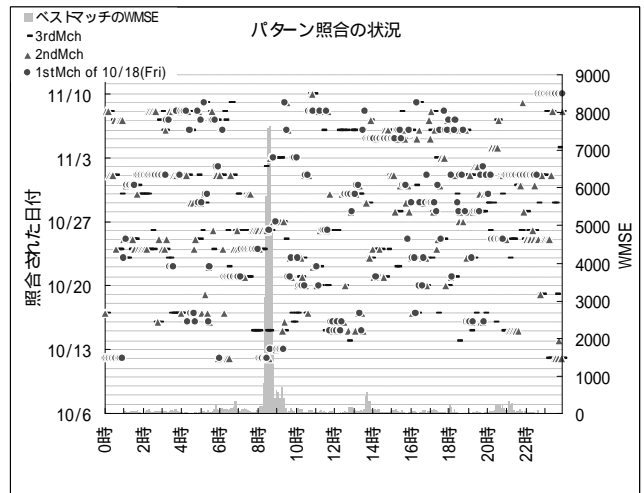


図 7 : 10月18日の予測に使われた日と WMSE 値

同様に図 8 と図 9 に、11 月 3 日(日)を対象とした予測結果と類似日を示す。20 時以降で過小に予測しているほかは良好な結果であり、予測に使われた日は日曜・休日が中心になっていることがわかる。

参考のため、図 10 に調査対象期間の船橋における 1 日の累積交通量を比較したものを示す。日曜・休日、土曜日、通常の日、連休前後の特殊な平日といったクラスタが見いだされる。

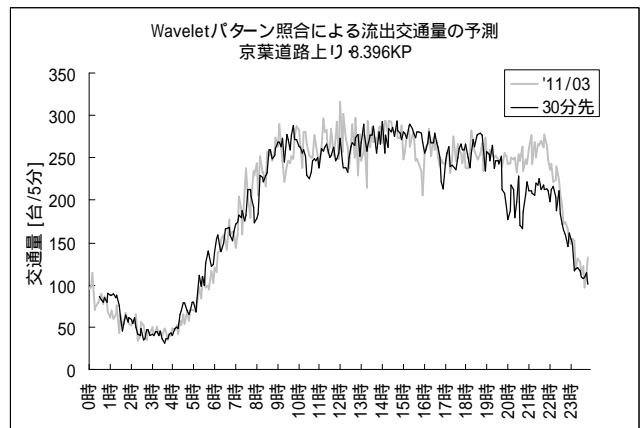


図 8 : 流出交通量の予測結果...11月3日(日)

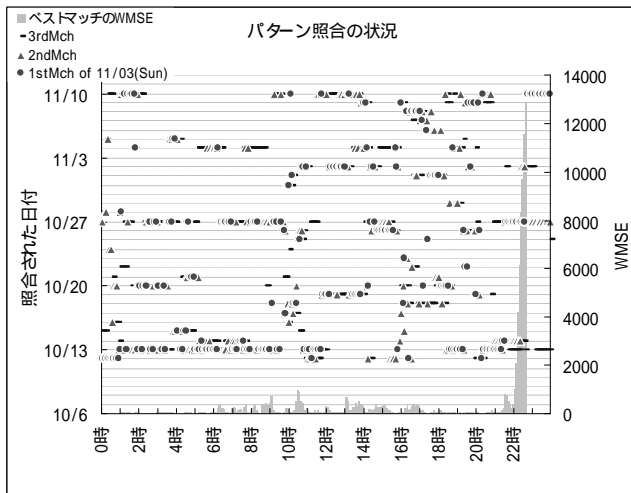


図 9：11月3日の予測に使われた日と WMSE 値

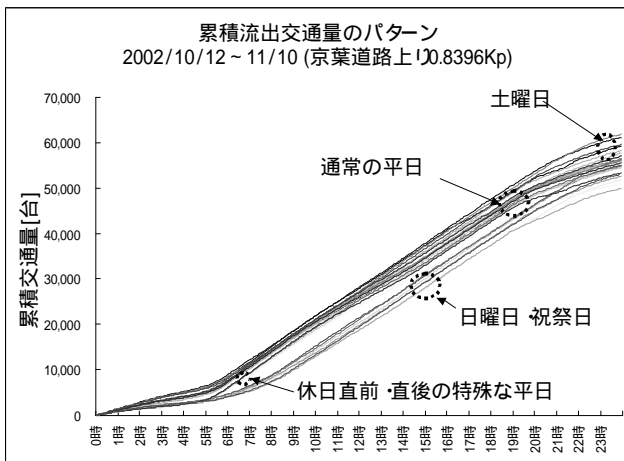


図 10：調査期間中の累積流出交通量のパターン分類

#### 4. 旅行時間の予測

下流断面での累積流出交通量と同様に、上流断面での仮想累積流入交通量もパターン照合により予測する。図 2 に示した考え方で、当該区間に到着した時点での予測旅行時間を求めることができる。

図 11 と図 12 はそれぞれ 10 月 18 日(金)と 11 月 3 日(日)の旅行時間を予測した結果である。比較のため、アップリンクで収集された旅行時間を下流断面と上流断面を通過した時刻でそれぞれ集計し、前者を観測値、後者を実際の旅行時間と見なして併記する。グラフの下半分には、実際の旅行時間に対する観測値、予測値それぞれの誤差を示してある。

当然ながら、観測旅行時間の変動は当該区間の旅行時間分だけ実際の旅行時間の変動から遅れるため、渋滞の延伸・解消時に誤差が大きくなる。パターン照合ではこのような状況での誤差は改善されており、全体に良好な予測結果を示している。しかしながら、

10 月 18 日の 8 時前後のように、過去のパターンには見られない非日常的な交通状況になった場合、誤差が大きくなっていることが認められる。

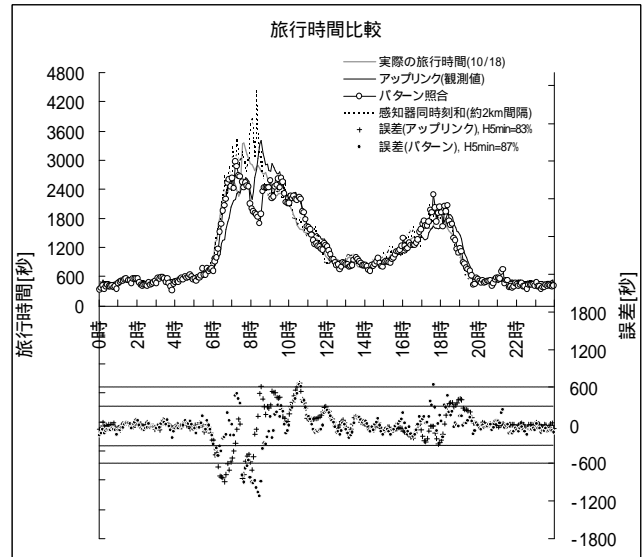


図 11：10月18日の予測旅行時間と観測旅行時間の比較

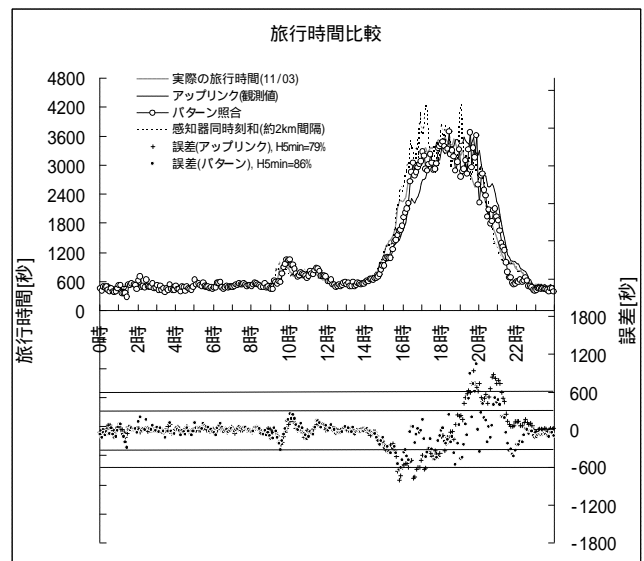


図 12：11月3日の予測旅行時間と観測旅行時間の比較

そこでこのような状況を即時に検出して、補正する手段が必要となる。ここでは、これまでの予測の「はずれ方」を蓄積・分析し、それを補正情報として利用することを検討する。

図 13 は渋滞状況が大きく変動する時間帯において、過去に求めた現在時刻の予測旅行時間と観測旅行時間の乖離が大きい状況を抜き出し、予測旅行時間の誤差をプロットしたものである。すなわち横軸

は現在において既知の量で、縦軸は事後的に判明する量である。

図 13 からは延伸時と解消時それぞれにおいて、一定の相関性が確認できる。そこで、それぞれの一回帰式を利用して、予測旅行時間の補正を試みた。

表 1 は実際の旅行時間に対して ±5 分、±10 分の範囲に入っている確率(的中率)を、旅行時間が 15 分以上の渋滞している時間帯についてのみ集計した結果である。アップリンクによる観測値よりもパターン照合で予測をした方が、さらに予測値を補正した方が高い的中率になっていることが示されている。

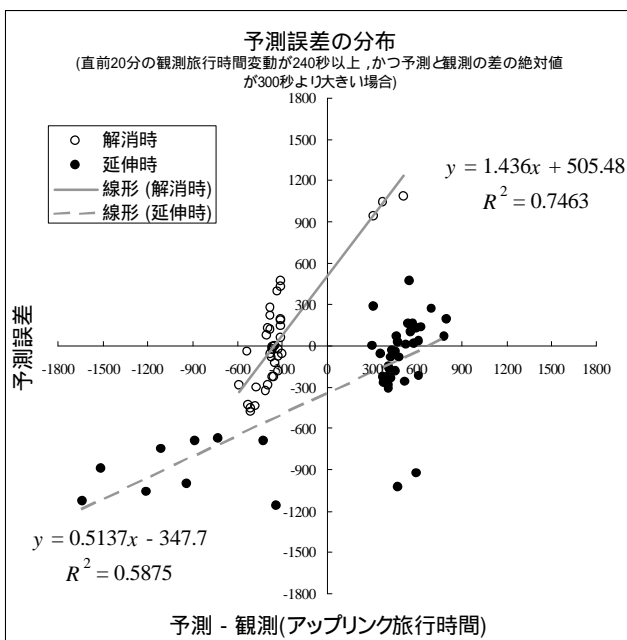


図 13：予測結果から導出した補正情報

表 1：旅行時間が 15 分以上の場合の的中率

	±5 分	±10 分
アップリンク(観測)	62%	92%
パターン照合	79%	96%
パターン照合(補正)	82%	97%

## 5. まとめ

以上において、高速道路本線上において収集されたアップリンク情報で求められる旅行時間と下流断面での累積交通量を用いた旅行時間予測手法について述べたとともに、実データを用いて検証を行い、その有効性を示すことができた。今後の課題は、異常事象時など、パターン照合による予測が適合しない場合を即時に検出する方法を検討することが挙げられる。

現在、都市間高速道路では埋め込み式のループ型感知器によって地点速度を計測している方式が主流であるが、サイドファイア方式の簡易なアップリンク情報収集装置が実用化されれば、それより安価でメンテナンス性に優れている可能性がある。将来はこのような旅行時間観測方式の活用が期待される。

## 謝辞

本研究の実施にあたり、データ処理作業の手伝いをしてくれた東京大学生産技術研究所・桑原研究室の Nathan Webster 氏に謝意を表します。

## 参考文献

- 1) 上野秀樹, 大場義和, 桑原雅夫: 料金所データを用いた所要時間予測方法の比較, 第 1 回 ITS シンポジウム論文集, pp.515-520, 2002.
- 2) S.Bajwa, E.Chan and M.Kuwahara: Travel time prediction on expressways using traffic detectors, Proceedings of Infrastructure Planning, Vol.26, 2002.
- 3) 舟橋賢二, 西村茂樹, 堀口良太, 赤羽弘和, 桑原雅夫, 小根山裕之: VICS 蓄積データを用いた旅行時間短期予測手法に関する研究, 第 27 回土木計画学研究講演集, Vol.27, 2003.
- 4) 堀口良太, 高橋秀喜, 折野好倫, 尾高寛信: アップリンクを利用した旅行時間と地点速度データに基づく旅行時間の誤差要因に関する理論的考察, 第 23 回交通工学研究発表会講演集(投稿中), 2003.
- 5) 堀口良太: 動的交通シミュレーションの再現性指標に関する適正性の考察, 第 25 回土木計画学研究発表会講演集, 2002.