

## バスロケーション情報を用いたバス停間所要時間予測

内村圭一\*      成松裕介\*\*  
 衛藤旭秀\*\*\*      胡 振程\*\*\*\*

現代社会において、増加する車両による交通渋滞やその排気ガスによる環境汚染が深刻化している。交通情報を予測することは渋滞緩和や環境汚染低減の一助となる。本稿では、リアルタイムに取得した路線バスの運行所要時間データをもとにしたバス停間の運行所要時間の予測手法を提案し、実データとの検証により、その有効性を示す。

### The Time Required Prediction between Bus Stops Using the Bus Location Service

Keiichi UCHIMURA\*      Yusuke NARIMATSU\*\*  
 Akihide ETO\*\*\*      Zhencheng HU\*\*\*\*

In the contemporary society, environmental pollution with the traffic congestion and the vehicle exhaust emission with the vehicle of which increasing number becomes aggravated, and measures against the traffic congestion are pressing needs. Forecasting traffic information can become the congestion easing and a help of the decrease of environmental pollution. In this paper, the operation time required data of the shuttle bus in real time acquired as the time required predict to catch congestion in the numerical value was used. It proposes the prediction technique of the operation time required between bus stops based on this data, accuracy is evaluated by the simulation, and the effectiveness is shown.

#### 1. はじめに

現代社会において、車両は人の移動や物資の運搬に必要不可欠なものとなっている。そのため、車両の数は増加し続け、交通渋滞や環境汚染が社会的な問題となっている。ドライバーは予測された交通情報を得ることで、時間に効率的な運転が可能となる。

これにより、交通情報を予測することは渋滞緩和の一助や環境汚染の低減となりうる。

交通情報の予測を行うためには、現在の交通情報を取得する必要がある。従来の交通情報の予測に関する研究においては、高速道路の交通情報を用いるものが多い<sup>1-3)</sup>。なかでもVICS情報は高速道路を含む主要幹線道路など限られた路線からしか収集さ

\* 熊本大学大学院自然科学研究科教授  
 Professor, Graduate School of Science and Technology,  
 Kumamoto University

\*\* 熊本大学大学院自然科学研究科博士課程  
 Student of Graduate School of Science and Technology,  
 Kumamoto University

\*\*\* 熊本大学工学部  
 Student, The faculty of engineering,  
 Kumamoto University

\*\*\*\* 熊本大学大学院自然科学研究科助教授  
 Assistant Professor, Graduate School of Science  
 and Technology, Kumamoto University  
 原稿受理 2007年6月19日

れていない<sup>4)</sup>。一方、プローブデータを用いることで幹線道路のみでなく、都市圏全体の交通情報を幅広く収集することも試みられている<sup>5)</sup>。堀口らは<sup>1)</sup>ウェブレットパターン照合による交通量予測を基に旅行時間予測を行っている。そこでは、アップリング情報を取得し過去データとのパターン照合による交通量予測を行っている。大場らは<sup>2)</sup>高速道路などの料金所データを用いた類似パターン検索による所要時間予測方式を開発している。料金所での渋滞によって、類似パターン検索方式のみとそれに加えて擬似累積交通量を用いた予測方式を提案している。森田らは<sup>3)</sup>直前までの道路交通状況の変動が、近い将来の道路交通にも影響することに着目し、蓄積された過去の道路交通データと当日の道路交通データをマッチングすることで、情報提供時点以降の道路交通情報を予測する手法を提案している。このように予測手法としては、蓄積された過去の交通データと当日の交通データとをマッチング処理する手法が主である<sup>1-3,6)</sup>。一方、バスロケーションシステムが全国のバス会社へ導入されてきている<sup>7)</sup>。これは、GPS等を用いてバスの位置情報を収集し、バス停の表示板や携帯電話、パソコンに情報提供するシステムである。しかし、それだけに留まらず、バスロケーションシステムで得られるデータの活用が図れる可能性を秘めている。

本稿では、一般道路における交通予測手段の一助として、バスロケーションシステムにより得られる走行中の路線バスの運行所要時間データを用いる。システム運用の際に生成されるデータから緯度・経度情報を取得し、バス停間の所要時間情報を算出する。このリアルタイムに取得した路線バスの運行情報をもとにバスの運行所要時間予測を行う。時系列解析モデル (ARMAモデル)<sup>7)</sup>を用いた予測手法、

回帰分析をもとにした予測手法、類似パターン検索による予測手法及び類似パターン検索と回帰分析を組合せた予測手法の四つの手法を提案し、バス停間所要時間予測の精度比較を行う<sup>8)</sup>。すなわち、本稿では、一般道路における交通予測手段の一助として、バスロケーションシステムで得られるデータの活用によって必要な情報を取得し、類似パターン検索と回帰分析を組合せた予測手法などを提案する。

## 2. バス停間の所要時間算出

### 2-1 交通情報の取得方法

道路の交通情報を得る手段としてはVICS、プローブ及びトラフィックカウンタなどがある<sup>4,6,9,10)</sup>。これらのデータを組合せた交通状況の予測について、実証実験や本格運用が行われている。本稿では、2002年3月から約150台の路線バスを用いて運用されているバスロケーションシステムにより得られる走行中の路線バスの運行情報をプローブ交通情報として用いた。なお、このプローブ交通情報はバス専用レーンではない一般車両と混在している中での情報である。

走行中の路線バスの運行情報であるGPSによる位置情報や車両速度情報等の運行情報は専用の車載システムにより、リアルタイムに収集される。すなわち、各バスにGPSを装備し、バスがバス停を出発する際およびバス停に到着・通過する際に運行管理センターとパケット通信が行われる (Fig.1)。また、到着の際には乗降でのバスのドアの開閉時にそれぞれデータの通信が行われる。バスロケーションサービスの運用の際に生成される時刻やバスの現在位置情報等を取得し、バスロケーション情報からバス停間の所要時間を算出する。このバス停間の所要時間をもとに予測を行う。ただし、プローブ車両としての

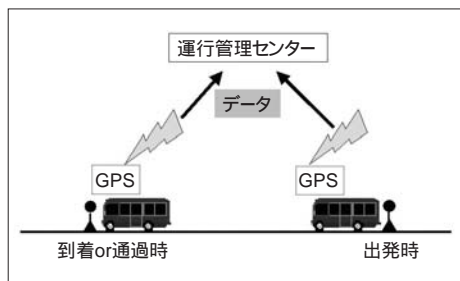


Fig. 1 バスロケーションシステム

Table 1 バス別緯度経度情報

車両番号	緯度 (度.分)	経度 (度.分)	系統色	進行方向(度)	速度 (km/h)	時刻
1	33 49628	132 4614	16744703	176	29	24日(水) 8時17分45秒
1	33 49628	132 4614	16744703	176	29	24日(水) 8時17分46秒
84	33 49676	132 4619	0	65535	255	24日(水) 7時36分36秒
84	33 49676	132 4619	0	65535	255	24日(水) 7時37分45秒
212	33 50609	132 4974	12615808	84	19	24日(水) 9時5分31秒
212	33 50523	132 4798	12615808	166	5	24日(水) 9時7分6秒

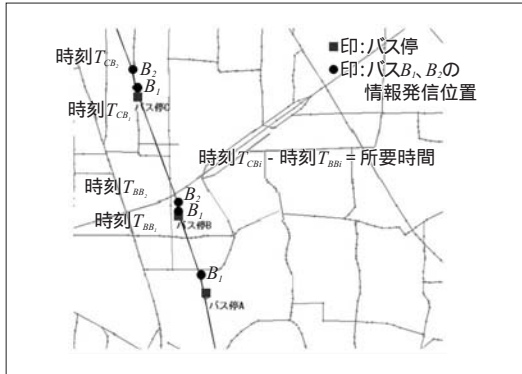


Fig. 2 バスの情報発信位置

バス台数が少ない区間および時刻によっては、十分なデータが得られない可能性がある。

## 2 - 2 バス停間の所要時間算出

### 1) 通信データ

路線バスと運行管理センターとのパケット通信によって得られる情報の一部をTable 1に示す。「車両番号」は番号分けされた個々のバスを示し、「緯度」「経度」はバスがデータを送信した時点の緯度・経度を示している。「系統色」は端末で色分け表示を行う際に使用する番号であり、「進行方向」はバスがデータを送信した時点のバスが進んでいる方向である。数値は、北を0度とし、時計回りに360度の方向を表している。「速度」はバスの速度であり、「時刻」は運行管理センターのPCがデータを受信した時刻である。このとき、バスのデータ送信時刻とPCのデータ受信時刻は誤差1秒以内なので、「時刻」をバスのデータ送信時刻とみなす。Table 1において、「進行方向」、「速度」の値が異常である車両番号84(進行方向: 65535、速度: 255)が存在する。これは、ビルの陰や、前進後進の切り返し時にGPSで進行方向や速度の情報が受信できない際に発生する。このとき、これらの値は使用不可能である。以上のことを踏まえた上で、「車両番号」「緯度」「経度」「時刻」の値に注目し、バス停間の所要時間を算出する。

### 2) バス停間の所要時間算出法

バス停間の所要時間算出法を考えるにあたり、バスの走行軌跡として個々のバスにおける情報発信位置をデジタル道路地図上にプロットした一例をFig.2に示す。Fig.2の印は、バスがバス停を出発、

\* 1 位置ずれの原因はGPSのマルチパスなどであり、使用されているGPSの性能を考慮してバス停位置と情報発信位置とが30m以内のときのみ、情報発信位置をバス停位置とみなした。

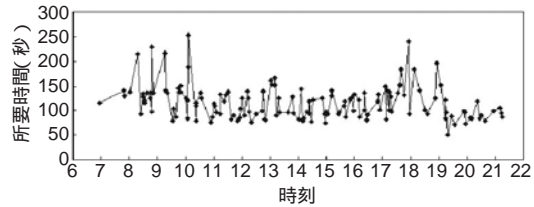


Fig. 3 あるバス停間の1日の所要時間推移

到着または通過した際の情報発信位置である。バス停(印)と印に多少の位置ずれが生じているが、情報発信位置をバス停とみなす\*1。

バス停間の所要時間算出は次のように行う。例として、Fig.2において個々のバス $B_i$ に注目し、連続するデータ発信時刻(時刻 $T_{BB_i}$ 、時刻 $T_{CB_i}$ )の差分をとる。この処理によって、時刻 $T_{CB_i}$ におけるバス停間の所要時間とする。この処理を各バス停間において1日に走行する全てのバスにおいて繰り返すことにより、バス停間の1日の所要時間が算出できる。算出したあるバス停間のある1日の所要時間推移をFig.3に示す。データの取得時刻は各バス停間においてまちまちであるので、バス運用時間の午前7時から午後10時までの $t$ 毎の平均をとり、等間隔に並べ直したデータを所要時間予測のための実測値とする。この $t$ を時間単位とする。時間単位は5分、10分、15分でもよいが、バス運行頻度が十分に多い時間単位となることを考慮して、本稿では10分とする。

## 3. 所要時間予測手法

以下の4種類の予測手法を用いてバス停間所要時間予測を行う。

- 【手法(a)】ARMAモデルを用いた予測手法
- 【手法(b)】回帰分析をもとにした予測手法
- 【手法(c)】類似パターン検索による予測手法
- 【手法(d)】類似パターン検索と回帰分析を組合せた予測手法

### 3 - 1 ARMAモデルを用いた予測手法【手法(a)】

バス停間の所要時間データは時間の流れにそって観測される。それを一定の時間間隔で並べたとき、時系列データであることから、所要時間予測として時系列解析理論による予測モデルであるARMAモデルを適用する。Fig.4に1週間分のバス停間の所要時間データ例を示す。この時系列データは1日のデータ数91の季節性を持つ非定常なデータであることから定常な時系列データに変換し、時系列モデルをあてはめて予測を行う。

まず、非定常な時系列データを定常にするために、季節性の除去を行う。ここでは、差分の方法を用いる。バス停間所要時間データの場合、1日のデータ数が91個であるので、時系列  $\{X_t\}$  のデータ固有の周期91の季節性は、ラグ91の差分  $Y_t$ 、

$$Y_t = X_t - X_{t-91} \quad \dots\dots(1)$$

によって取り除かれる。差分を施した後のバス停間の所要時間データをFig.5に示す。

次に、季節性を除去した所要時間データに、時系列モデル  $ARMA(p, q)$  の次数  $p, q$  をそれぞれ1とした式(2)をあてはめ、バス停間の所要時間予測値の算出を行う。

$$Y_t = \mu + Y_{t-1} + \epsilon_t \quad \dots\dots(2)$$

このとき  $\mu$  は平均であり、 $\epsilon_t$  はホワイトノイズである。パラメータである  $\mu, \sigma^2$  の値は定常性を損なわない絶対値1以下の条件の下で予備実験を行い、それぞれ0.2、-0.8を使用する<sup>\*2</sup>。モデルに当てはめた後、これまでと逆の変換を施すことにより最終的な予測値を算出する。

### 3-2 回帰分析をもとにした予測手法【手法(b)】

回帰分析理論をもとにして、過去の所要時間データと予測当日の所要時間との相関関係を定式化し、その式を用いて所要時間予測値を算出する。まず目的変数と説明変数を設定する。目的変数は次時刻の所要時間予測値である。説明変数はさまざまな組合せが考えられるので、さまざまなパターンにおいて予備実験を行った結果から、現時刻の所要時間と次時刻の過去平均所要時間を用いる。過去平均所要時間とは、所要時間予測を行う日以前の日々の路線バス運行から取得したバス停間の実測所要時間を一定時刻ごとに収集し、時間帯ごとに平均をとった値である。

バス停間の所要時間予測を行うには、予測日前日までのデータを使用して、回帰予測式を立式する。例として、平日のみのデータを用いてTable 2のような、あるバス停間における月曜日から金曜日までのデータをもとにして、次週の月曜日を予測する場合の処理の流れを以下に示す。Table 2の変数は所要時間であり、単位は秒である。時刻7:00の平均  $\bar{X}_{2(700)}$  とは、月曜日から木曜日までの7:00の過去平均所要時間である。

金曜日の各時刻  $t$  の所要時間  $X_{1(t)}$ 、その次時刻  $t+1$

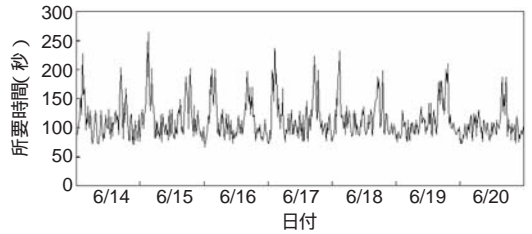


Fig. 4 バス停間の所要時間データ例

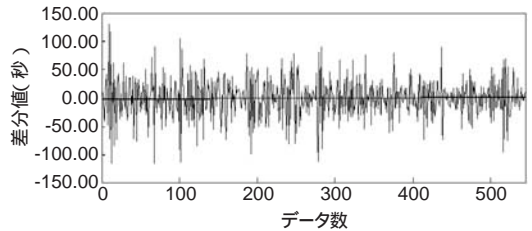


Fig. 5 季節性除去後のデータ

Table 2 バス停間所要時間の例

	月	...	木	平均	金
7:00	$X_{1(700)}$	...	$X_{4(700)}$	$\bar{X}_{2(700)}$	$X_{5(700)}$
7:10	$X_{1(710)}$	...	$X_{4(710)}$	$\bar{X}_{2(710)}$	$X_{5(710)}$
7:20	$X_{1(720)}$	...	$X_{4(720)}$	$\bar{X}_{2(720)}$	$X_{5(720)}$
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...
21:50	$X_{1(2150)}$	...	$X_{4(2150)}$	$\bar{X}_{2(2150)}$	$X_{5(2150)}$
22:00	$X_{1(2200)}$	...	$X_{4(2200)}$	$\bar{X}_{2(2200)}$	$X_{5(2200)}$

の過去平均所要時間  $\bar{X}_{2(t+1)}$  および次時刻  $t+1$  の所要時間  $X_{1(t+1)}$  に(3)式の関係が成り立つと仮定する。

$$X_{1(t+1)} = b_1 X_{1(t)} + b_2 \bar{X}_{2(t+1)} + b_0 + \epsilon_t \quad \dots\dots(3)$$

1日において、7時10分の関係式から22時00分の関係式までの、全部で90個の関係式が成り立つ。各関係式の全残差  $\epsilon_t$  を足し合わせた残差平方和、

$$(\epsilon_t)^2 = \{ X_{1(t+1)} - (b_1 X_{1(t)} + b_2 \bar{X}_{2(t+1)} + b_0) \}^2 \quad \dots(4)$$

が最小になるようなパラメータ  $b_0, b_1, b_2$  を求めることにより、回帰予測式を立式する。このようにして求めた回帰予測式を用いて、予測日当日の予測を行う。

### 3-3 類似パターン検索による予測手法【手法(c)】

\* 2 パラメータ  $b_0, b_1, b_2$  の決定法は、まず  $b_0 = 0.2$  と固定し、 $b_1, b_2$  を1で  $b_0$  2間隔で変化し、実測値と予測値との比較で絶対誤差率が小さくなる  $b_1, b_2$  を選択した。次にその  $b_1, b_2$  に固定し、 $b_0$  を1で  $b_0$  2間隔で変化し、絶対誤差率が小さくなる  $b_0$  を決定した。

過去の類似パターンとして、所要時間変化の傾向がいてるパターンを抽出するために、予測当日の*h*時間分のデータと過去の同時刻の同時時間分のデータから相関係数を算出し、最も高い正の相関を持つデータを抽出する。次に、その抽出データにおける次時刻までの変化量を予測当日の現時刻の実測値に足し合わせることで、次時刻の所要時間予測値の算出を行う。本稿では*h*を1時間とした。

過去の類似パターン  $\{x_{P_i}\}$  の相関係数が最も高かった場合の処理例を以下に示す。過去の類似パターン  $\{x_{P_i}\}$  において現時刻に対応する時刻*t*から予測時刻に対応する時刻*t+1*までの所用時間の変化量  $x_{P_i}$  を次式で求める。

$$x_{P_i} = x_{P_i(t+1)} - x_{P_i(t)} \quad \dots\dots(5)$$

変化量  $x_{P_i}$  を次式のように予測当日の現時刻*t*の所要時間値  $x_{1(t)}$  に加えることで予測値  $x_{1(t+1)}$  を算出する。

$$x_{1(t+1)} = x_{1(t)} + x_{P_i} \quad \dots\dots(6)$$

ここで、予測当日の最初の時刻(7時)の予測値としては、7時前の予測当日のデータがないために、過去平均所要時間を予測値として取り扱う。

### 3 - 4 類似パターン検索と回帰分析を組合せた予測手法【手法(d)】

前節同様に過去の蓄積したデータの中から最も相関が高い過去データを抽出し、予測値を算出する。次に、この予測値と、過去平均所要時間および予測当日の*t*分前の所要時間との回帰分析による回帰式を用いて予測を行う。

時刻*t*の所要時間を  $x_{1(t)}$ 、時刻*t+1*の過去平均所要時間を  $\bar{x}_{2(t+1)}$ 、過去類似パターンによる予測値を  $x_{3(t+1)}$  (式(6)に相当) とすると、次時刻*t+1*の所要時間予測値  $x_{1(t+1)}$  の回帰式は次式で表される。

$$x_{1(t+1)} = b_1 x_{1(t)} + b_2 \bar{x}_{2(t+1)} + b_3 x_{3(t+1)} + b_0 + \dots\dots(7)$$

ここで、各パラメータ  $b_0, b_1, b_2, b_3$  は3 - 2と同様にして求める。

### 3 - 5 任意の時間間隔における予測方法

提案した所要時間予測手法における予測値とは*t*後における値である。本稿では予測に用いる1

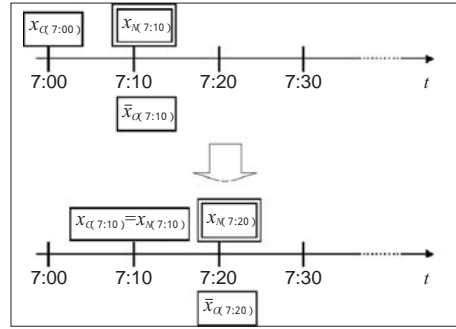


Fig. 6 7:00を現時刻とする、次々時刻7:20の予測方法の流れ

日分のバス停間所要時間のデータは、*t*間隔で構成されている。つまり、求められる予測値は*t*後のものである。これを基に、任意の時間間隔(10分間隔)における所要時間予測方法を以下に示す。

回帰分析をもとにした予測手法【手法(b)】を例として説明する。例えば、時刻*t*を現時刻としたとき、時刻*t+2*の予測所要時間を算出する場合を考える。本来、時刻*t+2*の予測所要時間は時刻*t+1*の実測所要時間と時刻*t+2*の過去平均所要時間から算出される。しかしながら現時点では時刻*t+1*の実測所要時間のデータは存在しない。そこで、時刻*t+1*の予測所要時間を時刻*t*の実測所要時間と時刻*t+1*の過去平均所要時間から算出し、それを時刻*t+1*の実測所要時間と見なすことによって、求めるべき予測所要時間を算出する。Fig.6では例として、現時刻7:00から20分後の予測所要時間の算出方法を示している。30分後の場合は2回、60分後の場合は5回、この方法を繰り返し適用することにより、任意の時間間隔における所要時間予測を行うことができる。他の予測手法においても、考え方は同様である。

## 4 . シミュレーション

### 4 - 1 シミュレーション条件

予測に用いた予測手法は、これまで述べた4手法である。予測を行うバス停間は1日におけるデータ量が大きく採取できる4区間\*3、予測日は2004年11月15日の月曜日である。実測値の1日分のデータは、10分間隔に平滑化した午前7時から午後22時までの91データである。予測手法(a)の予測日以前の時系列データ、予測手法(b)(d)の予測日以前の過去平均所要時間算出の際に用いたデータおよび予測手法(c)(d)の過去蓄積データは、2004年5月24日月曜日～11月12日金曜日の各バス停間の所要時間デ

\* 3 データ量が大きく採取できない区間では単位時間Δ*t*を長くして採取する必要がある。

\* 4 平日、土曜日や休日では参考文献3)と同様に、それらに対応した三種類の過去蓄積データを準備する。

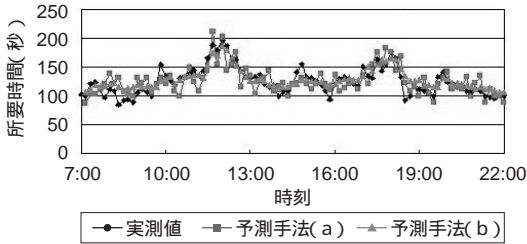


Fig. 7(a) 予測手法(a)および(b)の10分後予測結果

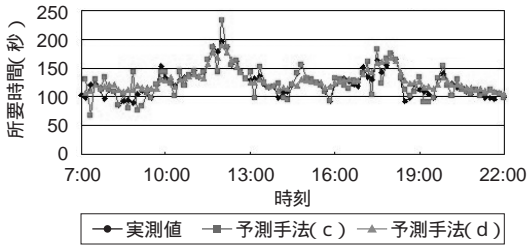


Fig. 7(b) 予測手法(c)および(d)の10分後予測結果

ータを10分間隔に平滑化したデータである。ただし、平日と土曜日・休日では、道路状況の変動が異なる点とバスのダイヤが異なる点を考慮し、平日のデータのみを使用した<sup>\*4</sup>。

4-2 シミュレーション結果

各バス停間において、各時刻の10分後予測、60分後予測を行った。本稿では紙面の都合上、バス停間の2区間の結果を示す。その中で、1区間は10分後予測の結果のみを示す。すなわち、Fig.7にはそれぞれ予測手法(a) (b) および(c) (d)の10分後予測を示す。Fig.8には同様に60分後予測の結果を示す。また、Fig.9には他区間でのそれぞれ予測手法(a) (b) および(c) (d)の10分後予測を示す。

数値的に精度比較を行うために、実測値と予測値との誤差の実測値に対する割合の絶対値の平均である平均絶対誤差率(MAPE)を用いる。Table 3にそれぞれ各手法に対するバス停間4区間のMAPE平均値を示す。なお、Table 3(a)および(b)はそれぞれ10分後予測および60分後予測のバス停間4区間の平均値である。

5. 検討

5-1 バス停間の所要時間算出について

バス停間の所要時間算出に関して、所要時間データとしてはバスがバス停に到着し、バスのドアが開いた時刻から閉じた時刻までを減算することで乗客の乗降時間を除き、純粋なバスの移動時間だけを算出できた。

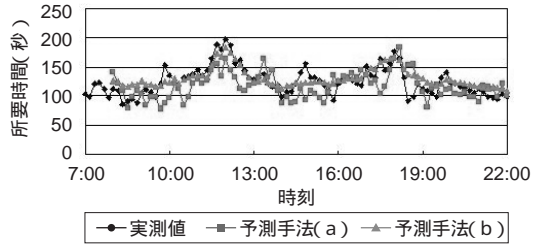


Fig. 8(a) 予測手法(a)および(b)の60分後予測結果

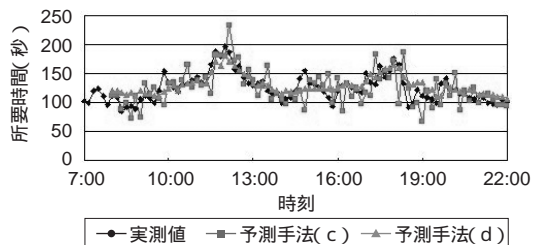


Fig. 8(b) 予測手法(c)および(d)の60分後予測結果

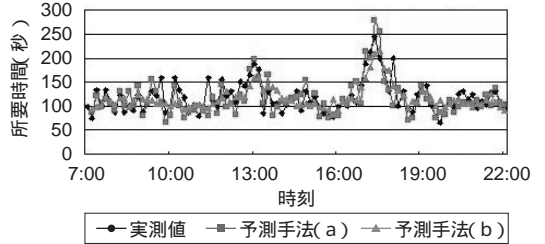


Fig. 9(a) 他区間での予測手法(a)および(b)の10分後予測結果

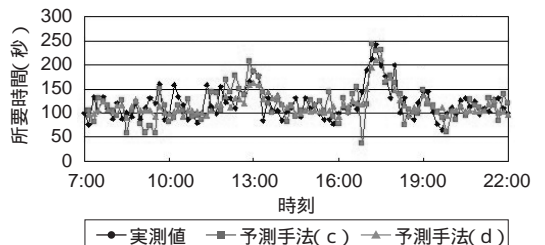


Fig. 9(b) 他区間での予測手法(c)および(d)の10分後予測結果

Table 3(a) 4区間平均絶対誤差率(MAPE)10分後予測(2004年11月15日)

	手法(a)	手法(b)	手法(c)	手法(d)
MARE(%)	18.3	16.1	17.8	15.5

Table 3(b) 4区間平均絶対誤差率(MAPE)60分後予測(2004年11月15日)

	手法(a)	手法(b)	手法(c)	手法(d)
MARE(%)	22.3	19.6	24.0	18.3

Table 4 Fig. 7(b)の手法(c)における相関係数とデータ数との関係

相関係数	データ数(個)
0.5-0.4	8
0.6-0.5	7
0.7-0.6	12
0.8-0.7	18
0.9-0.8	23
1.0-0.9	22

注) データ総数: 90個。

1日において実際に得られた各バス停間のデータ数は平均65点であり、最大でも179点であった。本稿では、1日におけるデータ量の比較的多いバス停間4区間において時間単位  $t$  を10分として所要時間の算出を行った。しかし、実際には10分間の間にも道路状況は時々刻々と変化していくものである。そこで、より緻密な間隔でデータを取り、最も実用性がある時間単位  $t$  を検討し、予測を行う必要がある。これは、バスの通過頻度が高ければデータ数が多くなり緻密な間隔での予測が可能となる。

バスの所要時間が入手できない区間(バスの路線外)の交通情報に関しては、タクシーや一般車両のプロープ交通情報の入手や他研究機関において研究が行われているVICS情報との融合<sup>1,2)</sup>を行い、補完することでさらなる進展が期待できよう。

## 5-2 所要時間予測手法について

Fig.7(a)、Fig.8(a)、Fig.9(a)およびTable 3より、ARMAモデルを用いた所要時間予測手法【手法(a)】に関し、予測結果からわかるように所要時間の変動傾向の大まかな予測はできているが、その振幅が激しいために実測値との誤差が大きくなった。

Fig.7(a)、Fig.8(a)およびFig.9(a)の回帰分析をもとにした予測手法【手法(b)】に関して、10分後及び60分後予測結果はともに傾向に沿って予測できている。本手法上、予測時刻の直前のデータに重みがかかった場合、過去のデータの傾向にかかわらず予測は全ての時刻において実測値に対して時間単位  $t$  の遅れが生じる。

類似パターン検索による予測手法【手法(c)】の結果であるFig.7(b)、Fig.8(b)およびFig.9(b)では、まれに大きな誤差を持つ予測値を算出し、Table 3に示すように大きな誤差を生じている。Table 4はFig.7(b)の手法(c)作成時に使用された相関係数とデータ個数との関係である。Table 4から、相関係数の値が小さくても、すなわち、適合する類似パターンが見出されなくても、予測のために過去の類似パターンが数多く用いられていることがわかる。こ

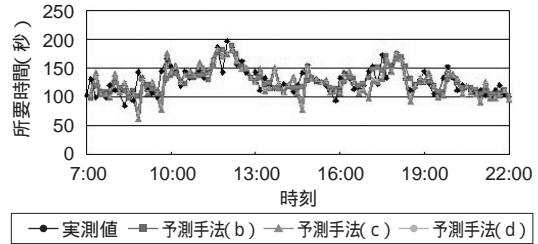


Fig. 10 予測手法(b)(c)および(d)の10分後予測結果(2004年11月12日)

Table 5 4区間平均絶対誤差率(MAPE)10分後予測(2004年11月12日)

	手法(b)	手法(c)	手法(d)
MARE (%)	15.5	17.1	14.3

れが、上記の誤差の一因と考えられる。今後は、相関係数を算出する際の時間間隔 $h$ や予測に用いる蓄積データの期間について検討する必要がある。

最後に、Fig.7(b)、Fig.8(b)、Fig.9(b)およびTable 3より、類似パターン検索と回帰分析を組合せた予測手法【手法(d)】に関し、全ての場合において他の手法よりも良好な結果を得ることができた。これは、過去の類似したデータを利用した予測値を回帰分析の変数に含んでいるため、回帰分析による予測で遅れを生じていた予測値を少し改善した結果と考えられる。

当然ではあるが、Table 3に示すように10分間隔より60分間隔での誤差率が悪くなっている。手法(d)が10分後予測から60分後予測への誤差率の減少割合は最も少なく、この中ではよい手法と云える。

以上は2004年11月15日の予測結果に対する検討であった。他の日時である同年11月12日の予測結果をFig.10に示す。なお、これらは一般的な平日である11月12日と11月15日を選んだ。予測区間はFig.7と同区間である。また、Table 5は2004年11月12日の10分後予測の4区間平均絶対誤差率である。ただし、【手法(a)】は11月15日において期待する結果が出なかったため、この手法における予測結果は省略した。Table 3と同様にTable 5からもわかるように、【手法(d)】において誤差率は最も小さくなっており、本稿の予測手法の中では最もよい予測手法と云える。

## 6. おわりに

路線バスの運行情報から道路状況を把握し、バス停間の所要時間情報を算出した。その情報をもとに、近い将来の所要時間の変動を予測するARMAモデ

ル、回帰分析をもとにした手法、類似パターン検索による予測手法および類似パターン検索と回帰分析を組合せた予測手法を提案し、実データとの比較検証を行った。その結果、類似パターン検索と回帰分析を組合せた予測手法が最も良好な結果を示した。

今後は、多くの実験データの蓄積を行い、最適な過去蓄積データ数を検討することにより、予測精度の向上を目指す。また、リアルタイム処理やバス走行経路区間以外の交通情報予測を行う。

〔謝辞〕(株)構造計画研究所の宮本秀徳氏にはプローブ交通情報の資料提供に関してお世話になった。ここに謝意を表す。

### 参考文献

- 1) 堀口良太、赤羽弘和、尾高寛信「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」『第2回ITSシンポジウム論文集』pp. 289-294、2003年
- 2) 大場義和、上野秀樹、小山敏博、桑原雅夫「当日道路状況を考慮したパターン検索形所要時間予測方式の検討」『電気学会ITS研究会』ITS 03 16、pp.17-21、2003年
- 3) 森田緯之、割田博「動的な交通状況の予測と交通情報提供」『国際交通安全学会誌』Vol. 31、No. 1、pp. 24-30、2006年
- 4) <http://www.vics.or.jp/>
- 5) 牧村和彦「プローブデータに基づく交通状況の予測」『国際交通安全学会誌』Vol. 31、No. 1、pp. 31-37、2006年
- 6) 今井武、柘植正邦、菅原愛「インターナビ・フローティングカーシステムと渋滞予測について」『国際交通安全学会誌』Vol. 31、No. 1、pp. 39-45、2006年
- 7) [http://www.mlit.go.jp/jidosha/sesaku/koukyo/bus\\_loca/bus\\_loca.htm](http://www.mlit.go.jp/jidosha/sesaku/koukyo/bus_loca/bus_loca.htm)
- 8) P. J. Brockwell/R. A. Davis『入門時系列解析と予測』CAP出版、2002年
- 9) 成松裕介、工藤宏之、内村圭一、胡振程「バスロケーションサービスに基づくバス停間所要時間予測を通じた一般道路所要時間予測」『第4回ITSシンポジウム2005』pp. 109-114、2005年
- 10) Steven I. J. Chien, Mei Chen: Dynamic Freeway Travel Time Prediction Using Probe Vehicle Data, Transportation Research Board the 80th Annual Meeting, TRB Paper No. 01 2887, pp. 1-13, 2001
- 11) 電気学会・道路環境センシング調査専門委員会『ITS道路交通センシング』オーム社、2005年
- 12) ウォナコット/田畑吉雄、太田拓男共訳『回帰分析とその応用』現代数学社、1998年
- 13) R. Horiguchi, H. Akahane and K. Koide: Data Fusion of VICS and Probe to Reduce Uncertainty of Travel Time Information, Proc. of 2nd International Symposium on Transportation Network Reliability, Christchurch, pp. 1-6, 2004