

# 感知器交通量データに基づく 空間時間地図の構築と経路探索への応用

小野田烈<sup>†</sup> 狩野均<sup>†</sup>

本論文では、時刻の類似性を考慮した最近隣法による交通量予測手法とファジィ c-means 法による交通量補間手法を組み合わせることで交通量の空間的・時間的分布を再現した空間時間地図を構築する手法を提案する。本手法を、実際のカーナビで用いられているナビ研 S 規格地図と、感知器交通量データに適用した。また、構築した空間時間地図を用いて経路探索シミュレーションを行った。最短経路に対する予測通過時間の誤差ならびに最短経路と本手法によって獲得した経路との通過時間の比較値より、本手法の有効性を確認した。

## Construction of the Spatial-Temporal Map Based on Detected Traffic and Its Application to Route Planning

Isao Onoda<sup>†</sup> and Hitoshi Kanoh<sup>†</sup>

In this paper, we propose a construction method of the spatial-temporal map which has spatial and temporal distributions of traffic data of roads. The proposed method is made by combining prediction of traffic data of roads using the nearest neighbor method considering time similarity and interpolation of traffic data of roads using fuzzy c-means. The proposed method applied to the S standard map of the Navigation Systems Researchers' Association, which is the map used in actual car navigation systems, and historical traffic data. Experiments of route planning simulation in the spatial-temporal map shows that the proposed method is effective for predicting travel time.

### 1. はじめに

近年、道路交通情報通信システム (Vehicle Information and Communication System: VICS) の普及により、VICS の提供する交通量情報を用いて経路探索を行うカーナビ製品が広く利用されるようになってきた。しかし、VICS の提供する交通量情報は、感知器のある道路の現在の情報のみであるため、実際の交通量情報を元にした経路探索を行うには、将来の交通量の時間的な予測と、交通量情報のない道路の交通量の空間的な補間を行わないと、探索結果の誤差が大きくなってしまいう問題がある。この問題に対して、渋滞や交通量の予測に関する様々な研究が盛んに行われている[1-4]。

本論文では、時刻に関する類似性を考慮した最近隣法による交通量予測手法と、ファジィ c-means 法による周囲の道路状況から道路の交通量を求める交通量補間手法を組み合わせることで、交通量の空間的・時間的分布を再現した空間時間地図を構築する手法を提案する。構築した空間時間地図を用いて、経路探索シミュレーションにより本手法の評価を行うことを目的とする。実験を行うにあたり、実際のカーナビで使用されているナビ研 S 規格のデジタル地図[5]と実際の交通量データを利用して、実世界に近い環境を再現する。

本稿では、まず、研究分野の概要を説明する。次に、提案手法について説明し、最後に、評価実験の方法と実験結果を示す。

### 2. 研究分野の概要

#### 2.1 交通量データ

VICS データは、各主要道路に設置されている感知器で測定した情報から得ることのできる時系列データであり、交差点などで区切られた道路区間 (リンク) の通過時間を 5 分ごとに測定したものである。扱う交通量データはそのリンクの通過時間から求めた車両の速度情報とする。

図 1 に 2003 年 6 月 17 (火) の東京箱崎周辺地域のある一般道と首都高速の速度推移の例を示す。図 1 より、速度の小さい昼間に渋滞が発生し、速度の大きい夜間に渋滞が解消していることがわかる。

<sup>†</sup> 筑波大学大学院 システム情報工学研究科  
Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

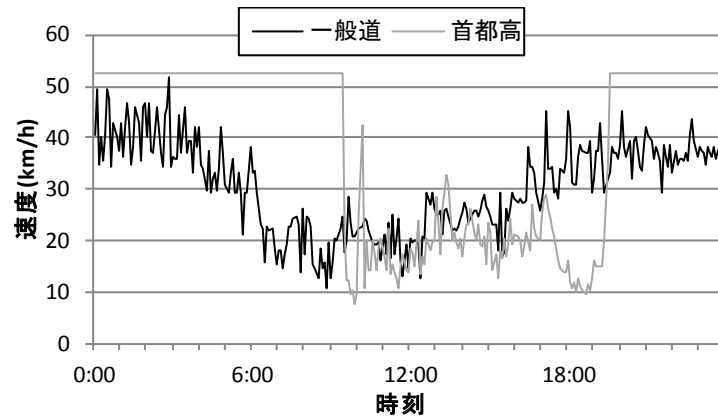


図 1 車両の 1 日の速度推移

## 2.2 最近隣法

最近隣法は、過去の蓄積データから、現在のパターン  $\mathbf{x}_i$  と類似した過去のパターン  $\mathbf{x}_t$  を  $k$  個検索し、その検索した時点以降のデータの加重平均を予測値とする手法である。

パターンの類似度を測る関数には、以下に示すマンハッタン距離を用いる。

$$d_{\text{Manhattan}}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_t) = \sum_{a=0}^{l-1} |x_{i-a} - x_{t-a}| \quad (1)$$

ただし、記号を次のように定義する。

- $i$  : 現時点に対応するインデックス
- $t$  : 過去の検索時点に対応するインデックス
- $l$  : パターン長

## 2.3 ファジィ c-means 法

ファジィ c-means 法 (以下 FCM 法) はファジィクラスタリング手法の一種である [6]。通常のクラスタリングでは、ある分類対象は必ず 1 つのクラスに属さなければならない。しかし、ファジィクラスタリングでは、ある分類対象があるクラスに属する度合いがメンバーシップ関数によって表されている。ここで、 $p$  次元ユークリッド空間上の  $n$  個の点  $x_k (k=1, \dots, n)$  を、 $c$  個のクラス中心  $v_i (i=1, \dots, c)$  に分類することを考える。メンバーシップ関数を  $u_{ik}$  で表す。  $u_{ik}$  は、 $x_k$  が  $v_i$  に属す度合いである帰属度を表している。FCM 法は、次の目的関数値  $f$  を最小化する分類方法である。

ただし、 $\|x_k - v_i\|$  をユークリッドノルム、 $m > 1$  を定数とする。

$$f = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (2)$$

$$\text{Subject to } u_{ik} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \quad \text{for all } k$$

この解は、次に反復改善法を適用することで求めることができる。

$$u_{ik} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - v_i\|^2}{\|x_k - v_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1} \quad (3)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (4)$$

## 2.4 従来手法とその問題点

渋滞や交通量の予測方法としては、オフライン予測とオンライン予測の 2 つがある。前者は時刻・曜日・季節などから平均的な値をあらかじめ計算し、それを予測値とする手法である [3, 4]。後者は過去のデータから、現在のパターンと類似したパターンを検索し、その検索した時点以降のデータを予測値として使用する最近隣法などを用いた方法である [1, 2]。

前者に関しては、現時点での状況が反映されないため、日により渋滞する時間帯が変化する場合などで精度が低くなるという問題点がある。後者については、特定の道路についてのみの研究であり、経路探索のための評価が行われていないなどの問題がある。

現在のカーナビの経路探索では、感知器が設置されていないリンクの通過時間は、あらかじめ設定された標準速度を用いて計算しているため、このリンク上で渋滞が発生すると、計算値と実際の通過時間にずれが生じる可能性があるという問題がある。

また、交通量予測と交通量補間を組み合わせた手法に対して評価を行っていないため、誤差が増幅してしまう可能性があるという問題がある。

## 2.5 本研究の基本方針

- 交通量の予測においては、交通量データの時刻に関する類似性に着目する。より現時刻に近いほど優先的に評価が行われる距離関数を定義し、パターン検索に用いる。また、時刻の類似性を元に過去データの検索範囲の限定を行うことで予測に適切な過去データを検索対象とする。
- 交通量の補間においては、広域道路網上の交通量計測地点における交通量から、文献[7]の手法を用いて交通量を計測していない道路の交通量を推定する。
- 交通量予測手法と交通量補間手法を組み合わせることで空間時間地図を構築し、経路探索シミュレーションにより本手法と本手法を用いない場合の通過時間の誤差で評価を行う。

## 3. 提案手法

### 3.1 時刻類似度

交通量データの性質の一つに、速度が 24 時間のサイクルで変化するということがあげられる。道路により渋滞する時間や程度はまちまちであるが、多くの道路において渋滞の発生や解消の時間帯はほぼ同じと見てよい。

この性質から、最近隣法において過去のデータを検索する際に、どの時刻に関して等しくパターン検索を行うのは適切ではないと考えられる。つまり、時系列パターンが似ている場合でも、朝の時間帯で予測を行う際に、夕方のパターンから持ってきたデータを予測値として使用するのでは誤差の増大につながるようになってしまう。

これらを踏まえて、時刻に関する距離を次のように定義する関数を導入する。

$$d_{Time}(i, t) = \begin{cases} |Time(i) - Time(t)| & \text{if } |Time(i) - Time(t)| < 144 \\ 288 - |Time(i) - Time(t)| & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

ただし、記号を次のように定義する。

$Time()$ : インデックスから 1 日のサンプル時点を 0~287 (0:00~23:55 の 5 分刻み) に変換する関数

### 3.2 時刻検索幅

時刻検索幅は時間の範囲を表す値であり、予測開始時刻の前後の時刻検索幅の範囲のみを過去データの検索対象とする閾値である。時刻検索幅を用いて限定される過去の検索範囲のインデックスの集合  $T$  を以下の式 (6) で示す。 $\beta$  は「分」で表される時刻検索幅であり、0.2 の乗算によりインデックスに対応する値に変換している。集合  $A$  は検索期間の範囲内であるインデックスの集合を表し、集合  $B$  は時刻検索幅の範囲内

であるインデックスの集合を表す。

$$T = A \cap B$$
$$A = \{x \mid l+1+t_{Term} \leq x \leq i-p, x \in X'\} \quad (6)$$
$$B = \{x \mid d_{Time}(x, t) \leq \beta \times 0.2, x \in X'\}$$

ただし、記号を次のように定義する。

$p$  : 予測先ステップ数

$t_{Term}$  : 過去データの検索期間の最も古い時点のインデックス

$d_{Time}$  : 時刻類似度の関数

$X'$  : 予測対象の時系列データのインデックスの集合

### 3.3 交通量予測手法の流れ

時刻検索幅を導入した時刻類似度を用いた最近隣法による交通量予測手法の、パターン検索に用いるパターン間の距離関数を以下に示す。

最近隣法のパターン間の類似度の計算には、先行研究で用いられたマンハッタン距離と時刻の距離の和を用いる。文献[1]よりパターン間の距離を測る関数にはマンハッタン距離を使用した方が、ユークリッド距離や相関係数を距離として使用した場合よりも予測値と実測値の誤差率が低いことがわかっている。

$$distance(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_t) = d_{Manhattan}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_t) + \alpha \cdot d_{Time}(i, t) \quad (7)$$

ただし、 $t \in T$  とする。

また、曜日によっても速度推移が異なるため、月曜日～木曜日、金曜日、土曜日、日曜日の 4 つに曜日を分類し、予測対象と同じ分類の曜日のデータを検索対象とする。なお、交通量予測手法で用いるパラメータについては、予備実験により求める。

### 3.4 ファジィ c-means 法による交通量補間

FCM 法をデータ補間に応用する場合、ここでは、以下のように定式化する。まず、道路網におけるリンクを個体と見なし、全リンクをクラスタに分割することを考える。次に、1 つの感知器が 1 つのクラスタの中心であるとする。そして、感知器の設置されていないリンクの交通量を、感知器で測定した交通量とクラスタの帰属度から計算する。あらかじめ設定されている標準速度も考慮すると、リンクにおける車両の速度を次式により計算する[7-9]。なお、交通量補間手法で用いるパラメータについては、予備実験により求める[10]。

$$x_m = (1-R) \times \sum_{j=1}^n u_{jm} \times v_j + R \times V \quad (8)$$

ただし、記号を次のように定義する.

- $j$  : 感知器の番号
- $n$  : 感知器の個数
- $m$  : リンク番号
- $v_j$  : 感知器  $j$  を設置したリンクを車が通過するときの平均速度 (計測値)
- $x_m$  : リンク  $m$  を車が通過するときの平均速度 (計算値)
- $u_{jm}$  : リンク  $m$  が感知器  $j$  に属す度合い (すなわち帰属度)
- $V$  : 標準速度 (設定値)
- $R$  : 標準速度の利用率 ( $0 \leq R \leq 1$ )

### 3.5 評価方法

交通量予測手法と交通量補間手法を組み合わせる構築した空間時間地図に対して、経路探索シミュレーションによる評価を行う。空間時間地図の構築と予測経路探索の概要を図2に示す。本手法では、最短経路に対する予測通過時間の誤差の評価 (評価A) と、最短経路の通過時間と本手法によって獲得した経路の通過時間との比較による評価 (評価B) を行う。予測と補間によって算出した速度を通過時間に変換し、文献[11]の、予測値を考慮し探索コストを抑える拡張 Dijkstra 法により経路探索を行う。

各手法で用いるリンクの重みは表1のようにする。○と×はそれぞれ手法の使用の有無を表し、交通量データのないリンクの真の値は補間値とする。なお、標準値は制限速度でリンクを通過した通過時間とする。

表1 経路探索で用いるリンクの重み

	交通量データあり		交通量データなし	
	5分後まで	5分後以降	5分後まで	5分後以降
予測×補間×	出発時刻の交通量データ		標準値	
予測×補間○	出発時刻の交通量データ		出発時刻の補間値	
予測○補間×	出発時刻の交通量データ	予測値	標準値	
予測○補間○	出発時刻の交通量データ	予測値	補間値	予測値の補間値
真の値	交通量データ		補間値	

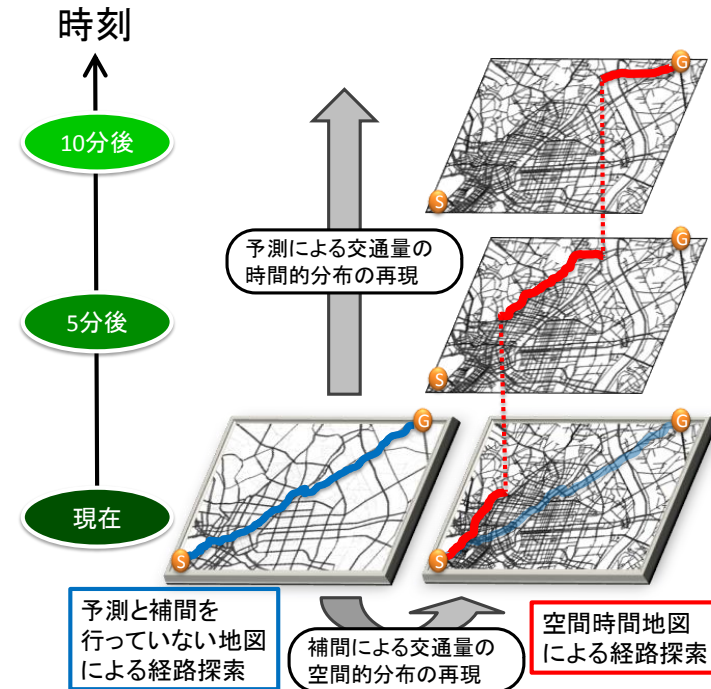


図2 空間時間地図と経路探索の比較

## 4. 評価実験

### 4.1 予測評価実験

#### 4.1.1 実験条件

交通量予測精度の評価を行うために、一般道と首都高速道路について、速度の予測実験を行った。実験対象とする東京都箱崎周辺地域 (縦 9.2km 横 11.3km) より、それぞれランダムに選んだ 10 リンクを予測対象とした。実験対象地域を図3に示す。この地域に含まれるリンク数は 11440 であり、感知器が設置されているインフラリンク数は一般道 1416、首都高速 261 である。予測開始時刻は 2003 年 6 月 15 日～28 日のうちの月曜日～木曜日の 8 日間から、渋滞の発生しやすい 6 時～10 時の 5 分刻みとした。つまり、1 リンクにつき合計 384 時点の予測結果の平均値を評価した。

予備実験により、一般道と首都高速道路について、それぞれ最適化したパラメータ

を用いる。最適化したパラメータを表2に示す。最近隣法における過去データの検索期間は予測する日時の直前から2ヶ月分の月曜日～木曜日とした。

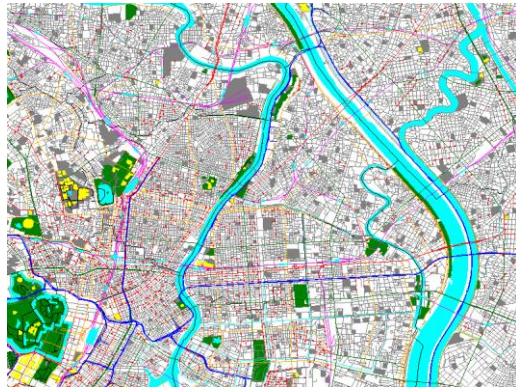


図3 実験対象地域（東京箱崎周辺）

表2 予測に用いるパラメータ

パラメータ	$k$	$l$	$\alpha$	$\beta$
一般道	24	24	0.4	60
首都高速	48	8	0.2	30

#### 4.1.2 実験結果

実験結果を図4～6に示す。縦軸は実際の速度との誤差率、横軸は何分先を予測したかの予測対象時間を表す。それぞれ、左が一般道の結果、右が首都高速道路の結果であり、図4（上）は10リンクの誤差率の平均値、図5（中）は本手法が特に有効であったリンクの誤差率、図6（下）は本手法が有効でなかったリンクの誤差率に対応する。図5、6のリンクは表3で表される区間のリンクに対応する。グラフは各予測開始時刻より5～120分後の5分ごとの予測対象時間における平均値を表す。

比較対象として、時刻類似度を用いない通常の最近隣法と、時刻類似度のみを用いた最近隣法を使用した。

図4より、一般道、首都高速ともに全ての時点において本手法は従来手法より平均して誤差率が低くなった。図5より、本手法が有効なリンクに対して、従来手法では誤差率が横ばい傾向や増加傾向となっても、本手法は誤差率の減少傾向や横ばい傾向となった。図6より、本手法が有効でないリンクに対しては従来手法と同等の誤差率になった。

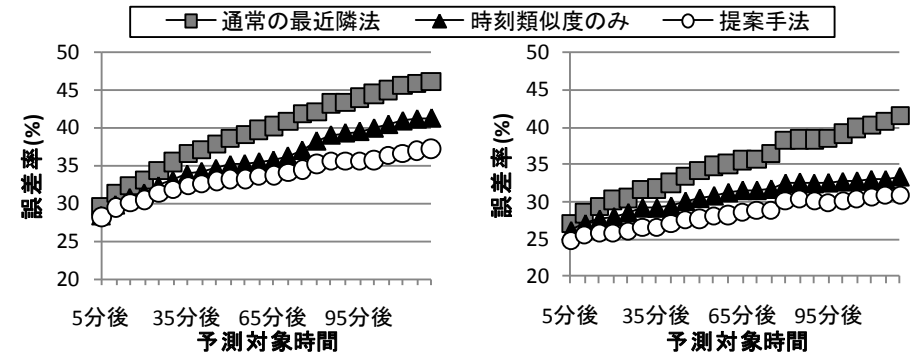


図4 10リンクの平均誤差率（左：一般道，右：首都高速）

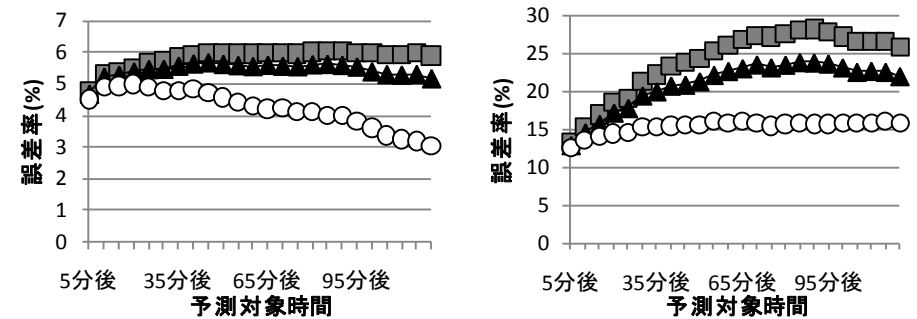


図5 本手法が有効なリンクの誤差率（左：一般道，右：首都高速）

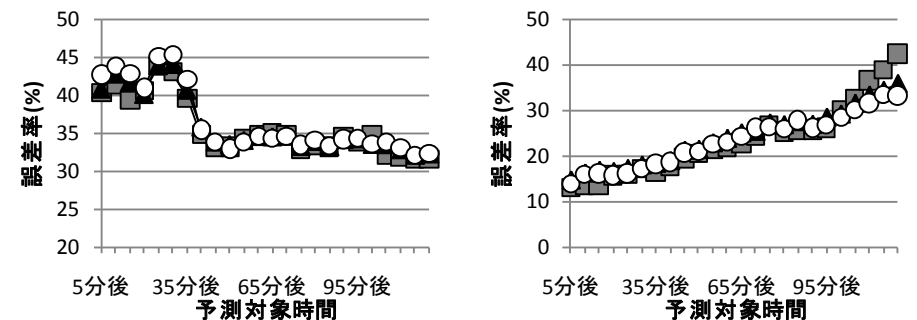


図6 本手法が有効でないリンクの誤差率（左：一般道，右：首都高速）

表 3 リンクの情報

		一般道	首都高速
本手法が有効であったリンク	道路区間	国道 254 春日町－富坂下 間	6号向島線 両国 JCT－箱崎 PA 間
	リンク長(m)	152	596
	図番号	図 5 (左)	図 5 (右)
本手法が有効でなかったリンク	道路区間	白山通り 水道橋－神保町 間	都心環状線 宝町 IC－京橋 JCT 間
	リンク長(m)	750	363
	図番号	図 6 (左)	図 6 (右)

## 4.2 補間評価実験

### 4.2.1 実験条件

交通量補間の精度の評価を行うため、平均誤差の 1 週間の変化を計算した。補間では予測実験と同じ地域を対象とした (図 3)。実験期間は 2003 年 6 月 16 日 (月) 0:00 から 6 月 22 日 (日) 23:00 までとし、1 時間おきのデータを利用した。補間対象のリンクは、対象地域より首都高速ではランダムに 100 リンク、一般道ではランダムに 500 リンク選んだ。

文献[10]の手法を用いて予備実験を行い、GA によって最適化したパラメータを使用した。

### 4.2.2 実験結果

一般道の結果を図 7 に示す。図 7 の縦軸は補間値と真の速度との誤差の平均を、横軸は時刻を表している。3 つの曲線は、本手法による結果、標準速度を使用せず周囲の交通状況のみから補間をした結果 ( $R=0$ )、標準速度のみを使用して補間を行わなかった結果 ( $R=1$ ) をそれぞれ表している。

図 7 より一般道について、本手法と標準速度を用いない場合は、一週間のデータすべてにおいて、標準速度のみの場合よりも誤差が小さいことがわかる。また、本手法と標準速度を用いない場合との誤差はほぼ同じであり、一般道については標準速度を用いた補正が必要ないことがわかる。この理由として、一般道は渋滞が多発しているため、標準速度で走る車両がないためと思われる。

首都高速の結果を図 8 に示す。図 8 より、本手法で補間を行った場合が、平均的にもっとも誤差が小さくなっていることがわかる。標準速度のみの場合、渋滞がほとんど発生していない夜間は本手法よりも誤差が小さくなっているものの、渋滞が多発している昼間は誤差が大きく、誤差の幅が大きくなる。

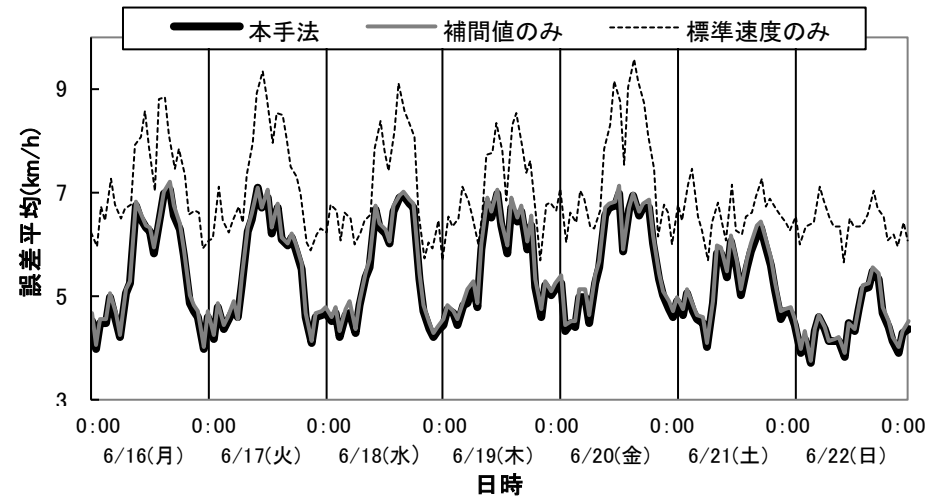


図 7 一般道の補間を行った結果

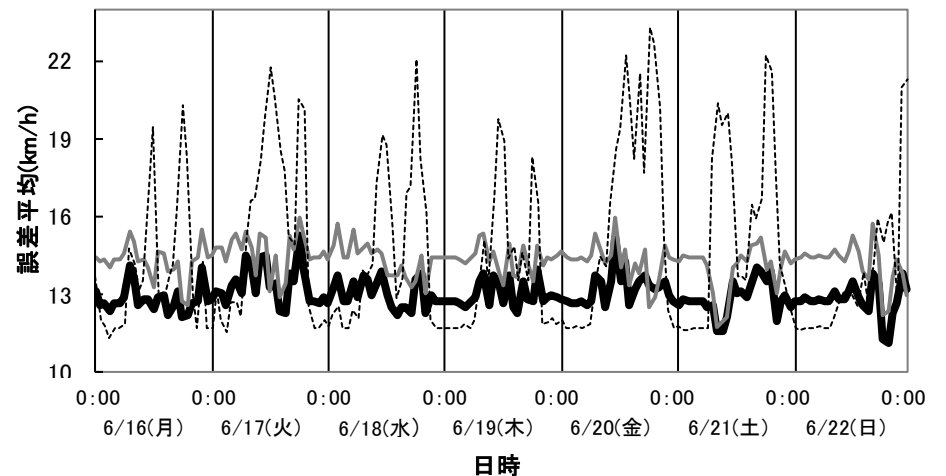


図 8 首都高速の補間を行った結果

### 4.3 経路探索による評価実験

#### 4.3.1 実験条件

本手法の有効性を確かめるために空間時間地図を用いた経路探索シミュレーションによる実験を行った。一般道のみを探索対象とした実験（実験Ⅰ）と、一般道と首都高速を探索対象とした実験（実験Ⅱ）の2つの実験を行った。実験Ⅰの実験対象区間を、新宿駅付近－武蔵小金井駅付近とし、実験Ⅱの実験対象区間を、日暮里駅付近－船堀駅付近とした。実験Ⅰの対象区間は、直線距離で約17.5km、最短経路の通過時間は平均2560秒の区間であり、実験Ⅱの対象区間は、直線距離で約9.8km、最短経路の通過時間は平均1411秒の区間である。実験で使用した地図および経路の例を図9、11に示す。探索開始時刻は2003年6月17日（火）の0時～23時から1時間ごととした。

#### 4.3.2 実験結果

実験Ⅰの結果を図10に示す。それぞれ、左側が評価Aの結果、右側が評価Bの結果を表す。図10より、評価Aの縦軸は最短経路の通過時間に対する予測通過時間の誤差を、評価Bの縦軸は最短経路の通過時間に対する手法を用いて獲得した経路の実測値による通過時間の誤差を表し、横軸は探索開始時刻を表す。4つのグラフはそれぞれ予測値と補間値を用いない場合、予測値のみを用いた場合、補間値のみ用いた場合、予測値と補間値を用いた場合を表す。なお、現在市販されているカーナビの多くは予測値と補間値を用いていないものに相当する。

図10より、実験Ⅰの結果について、評価Aでは交通量の多く、交通量の変化のある昼間の時間帯についての結果は予測を行った手法の方が小さい誤差となっている。また、渋滞の発生し始める7時付近は結果が良くなり、渋滞が解消して交通量の落ちてく17-18時付近で予測ありの結果が悪くなっていることがわかる。

評価Bでは予測と補間を行った手法において全ての経路に対して最も平均誤差が小さくなっている。表4より、評価Bの平均誤差が小さいことから経路探索において予測と補間を行った手法が有効であることがいえる。また、予測と補間を行った手法の標準偏差が最も小さくなっているため、予測経路探索を行った際の予測結果にバラつきがなく、安定して良い探索結果を求められることを示している。

図12より実験Ⅱの結果について、評価Aでは補間のみを行った手法の結果が最も良くなった。補間を行わない手法の予測の有無を比較した場合、予測を行った方が小さくなるか同程度の誤差になっているため、予測値の補間において大きな誤差が生じたと考えられる。

表4より、評価Bでは予測と補間を行った手法の平均誤差、標準偏差がともに最小であるため、安定して良い探索結果を求めることが出来ることがわかる。

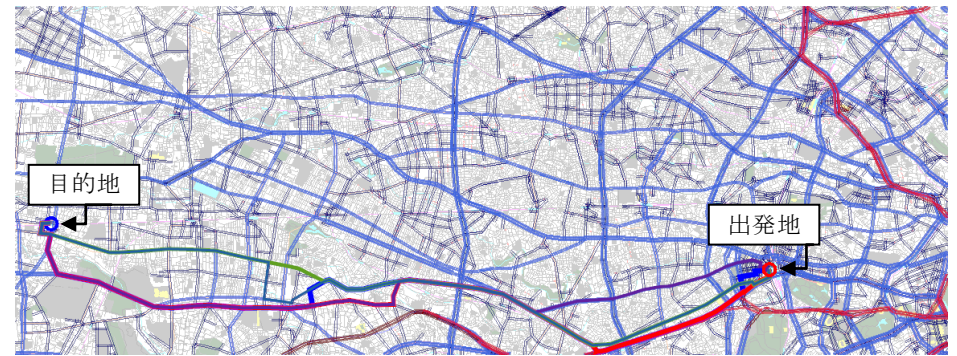


図9 実験Ⅰの実験対象区間（新宿駅付近－武蔵小金井駅付近）

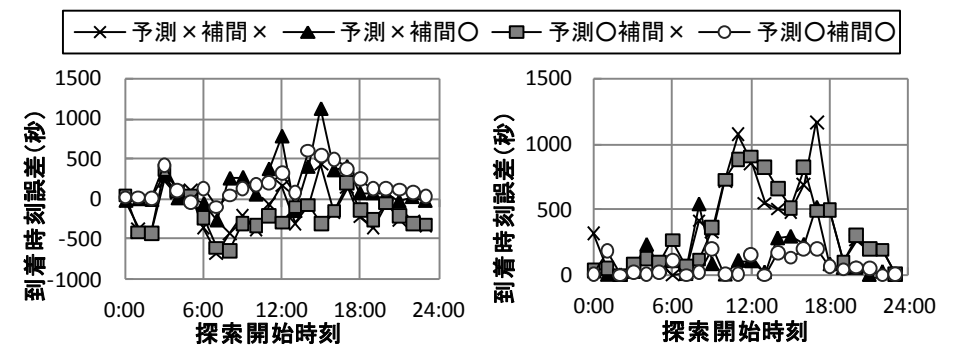


図10 実験Ⅰの結果（左：評価A，右：評価B）

表4 実験Ⅰの比較（新宿駅付近－武蔵小金井駅付近）

	評価A		評価B	
	平均誤差 (秒)	標準偏差	平均誤差 (秒)	標準偏差
予測×補間×	274	256.7	447	352.1
予測×補間○	266	339.5	139	167.4
予測○補間×	264	193.3	440	303.6
予測○補間○	<b>220</b>	<b>189.6</b>	<b>79</b>	<b>78.3</b>

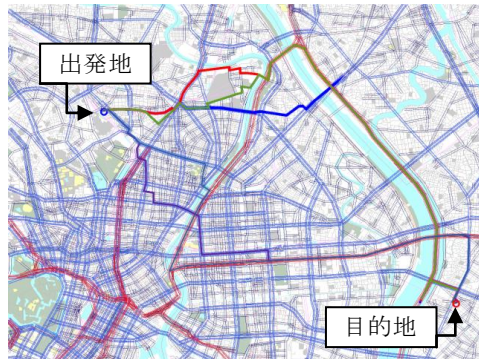


図 11 実験Ⅱの実験対象区間（日暮里駅付近－船堀駅付近）

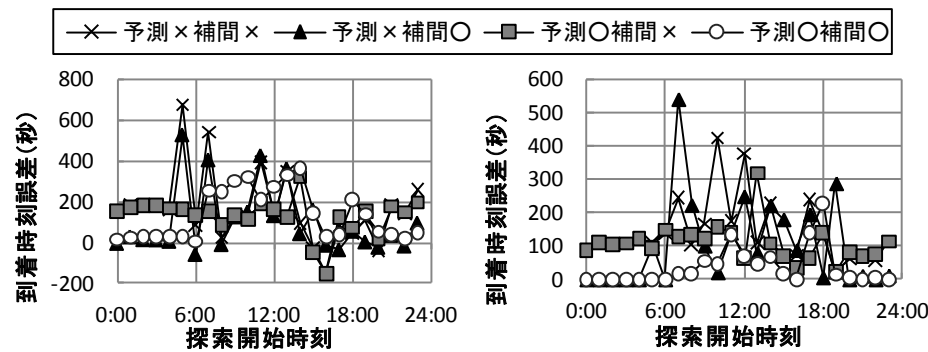


図 12 実験Ⅱの結果（左：評価 A，右：評価 B）

表 5 実験Ⅱの比較（日暮里駅付近－船堀駅付近）

	評価 A		評価 B	
	平均誤差(秒)	標準偏差	平均誤差(秒)	標準偏差
予測×補間×	163	164.6	156	110.2
予測×補間○	<b>120</b>	151.0	131	141.9
予測○補間×	140	<b>101.7</b>	111	65.8
予測○補間○	169	125.6	<b>48</b>	<b>62.7</b>

## 5. おわりに

本論文では、時刻の類似性を考慮した最近隣法による交通量予測手法とファジィ c-means 法による交通量補間手法を組み合わせることで交通量の空間時間地図を構築する手法を提案した。本手法をナビ研 S 規格地図と過去の感知器交通量データに適用し、経路探索シミュレーション実験を行った。実験の結果、本手法は予測手法と補間手法を用いない場合より経路探索における到着時刻の誤差が小さくなることを確認した。

今後の課題として、対象とする地域を変更して実験を行い、統計的なデータからの考察の必要があると考える。また、今回は平日を対象とした実験を行ったが、休日や祝日についても同様の結果が得られるかどうか確認する。

## 参考文献

- 1) 塚原 荘一, 古川 武志, 原 健太, 狩野 均: 時刻類似度を用いた最近隣法による広域 VICS 情報の予測手法, 情報処理学会第 67 回全国大会, 6F-5, 2005.
- 2) 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 回土木計画学研究公演集, Vol.27, 2003.
- 3) R.Chrobok, O.Kaumann, J.Wahle, M.Schreckenberg: Different methods of traffic forecast based on real data, European Journal of Operational Research 155, pp.558-568, 2004.
- 4) 金澤 明浩, 杵渕 哲也, 毛利 仁士, 小川 智章, 市河 研一, 荒川 賢一: 決定木を利用した交通渋滞予測手法に関する考察, 情報処理学会研究報告, ITS-16, pp.141-148, 2004.
- 5) ナビゲーションシステム研究会: ナビ研ソフト作成ガイドブック, S 規格 (Version2.2) 準拠, 1997.
- 6) 宮本: クラスタ分析入門, 森北出版, 1999.
- 7) 古川 武志, 狩野 均: ファジィ c-means 法による渋滞情報の補間方式, 情報処理学会研究報告, ITS-17, pp.33-38, 2004.
- 8) 古川 武志, 原 健太, 塚原 荘一, 狩野 均, 西 裕隆, 黒河 久: ファジィクラスタリングに基づく道路交通量の予測方式に関する研究, 情報処理学会研究報告, ITS-20, pp.59-66, 2005.
- 9) H. Kanoh, T. Furukawa, S. Tsukahara, K. Hara, H. Nishi, H. Kurokawa: Short-Term Traffic Prediction Using Fuzzy C-Means and Cellular Automata in a Wide-Area Road Network, IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC' 2005), pp. 984-988, 2005.
- 10) D. Ichiba, K. Hara, H. Kanoh: Spatial Interpolation of Traffic Data by Genetic Fuzzy System, IEEE 2nd International Symposium on Evolving Fuzzy Systems (EFS 2006), pp. 280-285, 2006.
- 11) K. Sung, M. Bell, M. Seong, S. Park: Shortest paths in a network with time-dependent flow speeds, European Journal of Operational Research, vol.121(1), pp.32-39, 2000.