

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

古川 武志[†]、原 健太[†]、塚原 莊一[†]、狩野 均[†]、西 裕隆[‡]、黒河 久[‡]
[†]筑波大学、[‡]松下電器産業株式会社

概要

本稿では現在から数時間前までの交通量データ(VICS データ)から、対象地区内の全道路区間(リンク)における、1 時間先までの交通量を時系列的に予測する方法を提案する。実際のカーナビゲーションシステム(カーナビ)に使用されているナビ研S規格地図上の全リンクに実際の VICS データを入力し、セルオートマトン(CA)を用いて交通量の変化を創発させる。また VICS データが計測されていないリンク、データが欠落しているリンクに対して、ファジィクラスタリングの手法の 1 つであるファジィ c-means 法を用いて、近隣の VICS リンクとの距離や交通量、道路種別から該当のリンクの交通量を予測する。従来手法である最近隣法との比較実験の結果、渋滞発生時、解消時において本手法の予測精度が高いことを確認した。

Short-Term Traffic Prediction Using Fuzzy Clustering in a Wide-Area Road Network

Takeshi Furukawa[†] Kenta Hara[†] Souichi Tsukahara[†] Hitoshi Kanoh[†]
Hirotaka Nishi[‡] Hisashi Kurokawa[‡]
[†]University of Tsukuba [‡]Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.

Abstract

In this paper, we propose a short-term prediction method for forecasting traffic in a time-series manner for up to one hour ahead for all roads in a wide-area road network. The results of our research enable traffic to be simulated for a wide-area road network based on actual traffic data by combining fuzzy clustering and cellular automata. On application to an actual road network, the proposed technique was found to be superior to the nearest neighborhood method for traffic prediction at times of congestion outbreak and alleviation and heavy congestion.

1. はじめに

最近、車載カーナビと親局との双方向通信により、主要道路の交通情報を走行中の運転手にリアルタイムに提供できるようになってきた。

従来の研究では、これらの交通量の予測を特定の道路区間(リンク)のみを対象として行われていた。その区間の交通流の時系列変動は考慮しているものの、周辺道路の交通状況はあまり考慮されていなかった。このため渋滞の発生・解消の予測が極めて困難であった。

この問題点を改善するため、主要道路の交通量から、対象とする広域道路網の全道路に対して、1 時間先までの交通量を時系列的に予測する短期予測方法を提案する。ファジィクラスタリングとセルオートマトン(CA)を組み合わせることにより、実際の交通データに基づく広域道路網での交通シミュレーションが可能となった。これにより、交通量の時間的・空間的な分布を計算機上に精度良く再現できるので、対象とする道路網の全道路の時系列的な交通量

を求めることができる。したがって、渋滞の発生・解消を予測することができるようになる。

以下では、まず研究の概要について述べる。次に提案手法であるファジィクラスタリングに基づいた道路交通量の予測方式について述べる。最後に交通量予測の実験として最近隣法との比較を行い、本研究の有効性を示す。

2. 研究の概要

2.1 交通量予測の現状

近年、交通量の予測に関する研究が盛んに行われている。現在までに研究されてきた交通量予測手法は、現時点や過去のデータに基づいて統計的処理を行い、得られたデータに基づいて予測を行う手法[7]や、交通流シミュレーションによる予測手法[5][6]などがある。また、統計的予測手法のなかでも、現時点での交通状況を利用しない場合(オフライン予測)と、利用する場合(オンライン予測)とで2つに分けることができる。オンライン予測の例としては最近隣法が挙げられる[1]。この手法は1つのボトルネックリンクと、それに起因する渋滞の影響を受けるリンクを抽出してグループ化し類似性の判定を行う手法である。また、シミュレーションによる手法としては、広域の対象区間の全リンクの交通量を5分おきに測定し、得られたデータから将来の交通量をシミュレーションを用いて予測する手法が提案されている[2]。

2.2 現状技術の問題点

従来手法による交通量予測では交通量のデータが存在するリンクに関しては精度良く交通量を予測することが可能であったが、交通量データのないリンクに関しては考慮されていない。また、最近隣法による予測では、予測対象とするリンクのみのデータを用いるため、周辺道路の交通状況は考慮されていない。このため渋滞の発生・解消の予測が極めて困難であった。

その結果、ナビ研 S 規格に代表されるデジタル地図データ上の全リンクに対して上記手

法を適用しても、不正確な交通量予測となってしまう。

2.3 提案手法の方針

2.2節で述べた問題点を解決するために、ファジィクラスタリングとセルオートマトン(CA)を組み合わせることにより、実際の交通データに基づく広域道路網での交通シミュレーションを行うこととした。これにより、交通量の時間的・空間的な分布を計算機上に精度良く再現できるので、対象とする道路網の全リンクの時系列的な交通量を求めることができる。したがって、渋滞の発生・解消を予測することができるようになると考えられる。

ファジィクラスタリングの1手法であるファジィ c-means 法(FCM)を用いた空間データの補間技術はすでに提案した[3]。本稿ではこの手法を広域の道路網に適用する方法について述べる。

2.4 CA による交通流シミュレーション

道路交通流のシミュレーションを行うにあたって、Nagel らの方法[4]を用いた。道路は L 個のセルが1次元円環状につながっているとし、各セルの長さは車の最小車間距離とする。1つのセルには速度 v を持つ車が1台入ることができるとする。速度は整数化し、実際の速度と対応させる。車は前方向に障害物がなければ、1ステップで v 個前方のセルまで進む。1つのセルの長さが 6.5 メートル、1ステップが1秒、速度は0から5の6段階で表し、最大速度の5は 120km/h と考えている。これを実際の交通と照合すると、高速道路での車の振る舞いに良く似ている。

実際に本シミュレーションに適用させる場合、セルの長さを 5.5m、最高速度の5は約 50km/h、1ステップを2秒に対応づけている。

ここで、 i は車を示す指標、車の位置 $x(i)$ 、速度 $v(i)$ 、最高制限速度 $v_{sl}(i)$ を、 $pred(i)$ を先行車の指標とすると、先行車との車間距離は、

$$gap(i) := x(pred(i)) - x(i) - 1$$

と表すことができる。最高制限速度は道路ごとに最高速度の範囲内に設定する。

そして、時間ステップごとに次の規則で決まる新しい速度で進む。

加速 $\cdots v < v_{max} \ \& \ gap \geq v+1 \Rightarrow v \rightarrow v+1$

減速 $\cdots gap \leq v-1 \Rightarrow v \rightarrow gap$

揺らぎ \cdots 確率 p で 1 だけ減速

移動 \cdots 1 サイクルで v だけ前進

なお、確率 p は減速時の過剰な減速、安全運転を考慮した値となっている。

2.5 ファジィ c-means 法によるデータ補間

ファジィ c-means 法は、ファジィクラスタリング手法の一種である。通常のクラスタリングでは、ある個体は必ず 1 つのクラスに属すると想定されていたが、ファジィクラスタリングでは、ある個体があるクラスに属す度合いが帰属度によって表されているとする。

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 個のクラスター中心 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 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。

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

ただし、全ての k に対して、

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

この解は、次式に反復改善法を適用することで求めることができる。

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

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (3)$$

3. 提案手法

3.1 FCM を用いたデータ補間

この手法をデータの補間に応用する場合、以下のように定式化する。VICS 計測リンクの交通量データは、実際の VICS データを用いるため、これらのデータを用いる。ただし、実際の VICS データは各リンクの通過時間を出力しているため、前作業としてリンク長を用いて、リンクの通過速度に変換しておく必要がある。VICS 計測リンクでないリンクの交通量データは、以下の方針と仮定に基づいて、実際の道路網に FCM を適用することとした。

[方針 1]

計測リンクをクラスター中心 v_i 、通常リンクを分類対象 x_k とする。

[方針 2]

ユークリッドノルムの代わりに、次節で定義するリンク間非類似度を用いる。式(1)のユークリッドノルムの代わりに任意のノルムを用いても式(2)と同様な式が得られることが知られている。

[方針 3]

実用上 $c=2$ として、各通常リンクを最も近い計測リンク ($i=1$) と 2 番目に近い計測リンク ($i=2$) に分類する。実際に $c=3$ の場合も評価実験を行ったが、 $c=2$ に対する有意差は見られなかった(4.1 節参照)。

[仮定 1]

式(3)は計測器の最適な配置を示しているが、実際の計測器は既に設置されているため、ここでは式(2)のみに着目する。すなわち、式(3)は常に成立していると仮定し近似計算を行う。

[仮定 2]

通常リンク x_k を通過する車の平均速度 $V(x_k)$ は、それが属する計測リンク v_i を通過する車の平均速度 $V(v_i)$ とメンバーシップ関数 u_{ik} を用いて

式(4)で計算することができる。

$$V(x_k) = \sum_{i=1}^c u_{ik} V(v_i) \quad (4)$$

ここで、リンク x_k と v_i の間の非類似度を d_{ik} とすると、以上で述べた方針と仮定、ならびに式(2)と式(4)から次式(5)を得る。

$$\begin{aligned} V(x_k) &= \sum_{i=1}^2 \frac{d_{1k} d_{2k}}{d_{ik} (d_{1k} + d_{2k})} V(v_i) \\ &= \frac{d_{2k}}{d_{1k} + d_{2k}} V(v_1) + \frac{d_{1k}}{d_{1k} + d_{2k}} V(v_2) \quad (5) \end{aligned}$$

3.2 非類似度の算出

一般に「2つのリンク間の距離が近く、かつ道路種別が同じならば、それらのリンクの交通量には何らかの相関関係がある」ことが経験的に知られている。ここで、距離が近いとは約1km以内を想定している。この経験則から、リンク間の距離が近いことを表すファジィ集合を L 、リンク間の道路種別が似ていることを表すファジィ集合を B 、リンク間の交通量が似ていることを表すファジィ集合を S とすると次のようにかくことができる。

【経験則】 $S = L \cap B$

これより、リンク間の非類似度を表すファジィ集合 D は、次のようにかくことができる。

$$D = \bar{S} = \bar{L} \cup \bar{B}$$

このことから、本論文では、リンク x_k と v_i の間の非類似度を次式で定義する。

$$d_{ik} = l_{ik} + b_{ik}$$

ただし、 l_{ik} は2リンクの midpoint を結ぶ経路長、 b_{ik} は2リンクの道路種別ごとに設定した定数とする(表1)。第1リンクは補間対象とするリンクに最も近い VICS リンクをさし、第2リンクは2番目に近いリンクをさす。

また、遠方のリンクの交通量を精度よく補間することは一般には難しいことから、約1km以上離れた遠方のリンクに対して式(5)を適用することは不適切である。そもそも、このようなケースに対しては、本手法では、あらか

表 1:2 リンクの道路種別の違いによる b_{ik} の値

第1リンク \ 第2リンク	A群	B群	C群
A群	0	l_{ik}	$2 \times l_{ik}$
B群	l_{ik}	0	l_{ik}
C群	$2 \times l_{ik}$	l_{ik}	0

(注) A群…高速道路、自動車専用道路
B群…国道、主要地方道
C群…都道府県道、一般道、その他

じめ設定された標準速度を式(5)に加味することにより、補間精度の劣化を防ぐこととした。すなわち、次のファジィ推論ルールを適用する。ただし、式(5)から計算した車の平均速度を v'_x 、標準速度を V とする。

[ルール1] if 補間が“適切”

then 計算値 V_{FCM} を採用する

[ルール2] if 補間が“不適切”

then 標準速度 V_{STD} を採用する

ここで、“不適切”を表すファジィ集合のメンバーシップ関数を R とすると、最終的な補間値 V は次式で計算することができる。なお、“適切”を表すファジィ集合は、補集合と考ええる。

$$V = (1 - R)V_{FCM} + RV_{STD} \quad (6)$$

本研究では、このメンバーシップ関数 R を標準速度使用率と呼ぶことにする。

R の値は補間対象とするリンクと第1リンクと第2リンクの距離と道路種別によって、図1のように算出される。また、道路種別による R の値の増減を表2に示す。ただし、この増減によって得られる R の最小値は0.05とする。また、第1リンクが3km以上離れている場合は道路種別に関わらず $R = 1$ とする。

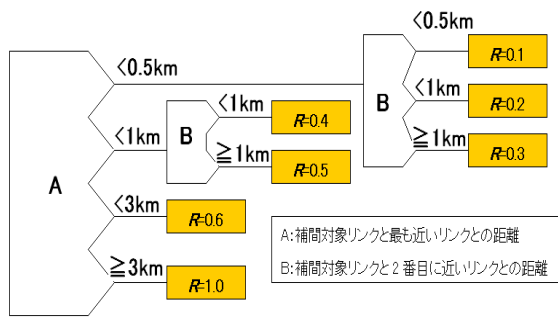


図 1：2 リンクの距離関係による R の設定

表 2：道路種別による標準速度使用率の調整表

補間対象 の道路種別 \ リンクの 道路種別	A 群	B 群	C 群
A 群	0	+0.1	+0.2
B 群	-0.1	0	+0.1
C 群	-0.2	-0.1	0

(注) A 群…高速道路・自動車専用道路
 B 群…国道・主要地方道
 C 群…都道府県道・一般道・その他

3.3 VICS データを用いた交通密度の補正

交通シミュレータに VICS データを反映させるために、まず、式(6)で計算される車の平均速度 V からリンクの交通密度 K (1km 当たりの車の台数) を計算する方法を示す。本論文では、交通シミュレータとして、2.4 節で示した Nagel らの多速度モデルに基づく CA のシミュレータを用いており、車の速度を 6 段階の数値で表している。車の飽和密度を K_J 、自由速度を V_F とすると、 V と K の関係式として、次の Greenshields の式がよく知られている。

$$V = V_F (1 - K / K_J) \quad (7)$$

本稿では、式(7)を修正した次の実験式を用いる。

$$K_{VICS} = \begin{cases} K_J \times 0.7 & \text{for } V = 0 \\ K_J (1 - V / V_F - 0.1) & \text{for } 0 < V < V_F \\ K_J \times 0.05 & \text{for } V = V_F \end{cases} \quad (8)$$

この式は、広域道路網に対して本シミュレータを適用して、経験的に求めたものである。 K_{VICS} の添字は VICS データから計算した交通密度であることを示している。本シミュレータでは、1セル=5.5m なので、 $K_J=181$ (台/km) となる。また自由速度は道路の制限速度とする。

交通シミュレータの動作後に生じる予測誤差を低減するため、次の時刻の VICS データを用いて、式(8)から得られる交通密度を補正する。計測リンクに対しては、式(8)で計算した交通密度 K_{VICS} をそのまま用いる。通常リンクに対しては、VICS データ使用率 α を用いて次式で補正する。

$$K = \alpha K_{VICS} + (1 - \alpha) K_{CA} \quad (9)$$

ただし、 K は補正後の交通密度、 K_{CA} はシミュレーションの結果として得られる交通密度である。 α の最適値は実験で求めるものとする(4.1 節参照)。

3.4 本手法のアルゴリズム

予測手順を以下に示す。以下の Step6~Step8 を繰り返すことで、シミュレータ上の交通流の分布が実際の交通流の分布に近づくと考えられる。

- Step1：予測対象とする道路網の地図データならびに現在の VICS データを入力する。
- Step2：地図内のすべての計測リンクに対する車の平均速度を VICS データから直接計算する。
- Step3：地図内のすべての通常リンクに対する車の平均速度を式(6)で計算する。
- Step4：地図内のすべてのリンクの交通密度を式(8)で計算する。
- Step5：交通流シミュレーションを開始する。
- Step6：次の時刻の VICS データを入力する。
- Step7：計測リンクに対しては式(8)、通常リンクに対しては式(9)で交通密度を計算する。
- Step8：指定回数に達するまで Step6 ヘジャンプする。

4. 評価実験

4.1 VICS データ使用率の算出

VICS データ使用率 α を算出するため、実験を行った。使用した地図は神奈川県江ノ島周辺、図 2)、予測対象はリンク 202(429m)とする。また、実験に用いた VICS データは 2001 年 8 月 1 日のもの(図 3)である。渋滞発生時(9:45~)、渋滞時(11:30~)、渋滞解消時(19:00~)において、 α の値を 0 から 1 まで 0.1 刻みで実験を行った。予測開始時から 20 分後、算出された速度の誤差の平均値のグラフを図 4 に示す。



図 2：江ノ島周辺地図

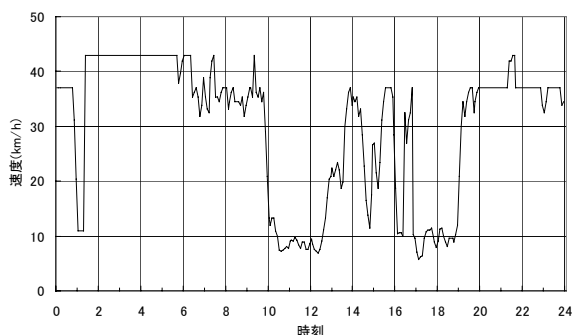


図 3:2001 年 8 月 1 日の VICS データ(リンク 202)

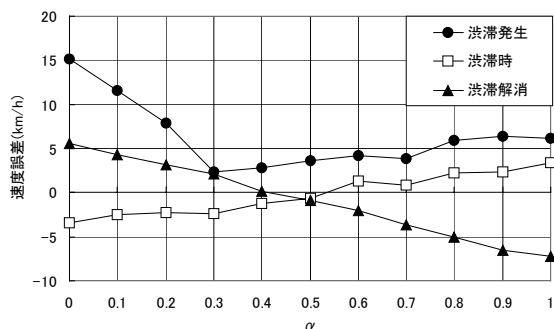


図 4:20 分後における α の違いによる速度の誤差

図 4 より渋滞開始時においては $\alpha=0.3$ 、渋滞時においては $\alpha=0.5$ 、渋滞解消時においては $\alpha=0.4$ のとき、最も誤差が小さくなることがわかる。しかし、グラフの形状は状態により異なる。例として渋滞解消時は VICS データの値を強く採用することにより、頻繁に車両を除去、追加が行われる。その結果、渋滞が起こりやすい環境を作り上げられる。

以上の結果から、 α の値を 0.4 とする。

4.2 VICS データによる CA の補正

交通流シミュレーションを行う際、現実の道路状況を再現するのに何期分の VICS データが必要かを検討した。4.1 節の実験と同様に渋滞発生時(9:45~)、渋滞時(11:30~)、渋滞解消時(19:00~)において、同じ江ノ島周辺のリンクで 1 期=5 分として、0 期から 8 期先(40 分先)まで実験を行った。なお、 $\alpha=0.4$ とする。

結果を図 5 に示す。図 5 より、渋滞発生時、解消時に関しては 20 分(4 期先のデータ)をさかいに、誤差がほぼ一定の値を示している。また、渋滞時は 10 分(2 期先のデータ)をさかいに誤差の値は大きな変化がなくなる。以上の結果から、30 分(6 期先のデータ)までの VICS データを交通流シミュレーションに反映させることで、実際の交通流に近い状態をシミュレーションすることができると考えられる。

4.3 交通量予測に関する実験

4.3.1 実験条件

本手法の性能を評価するためナビ研 S 規格

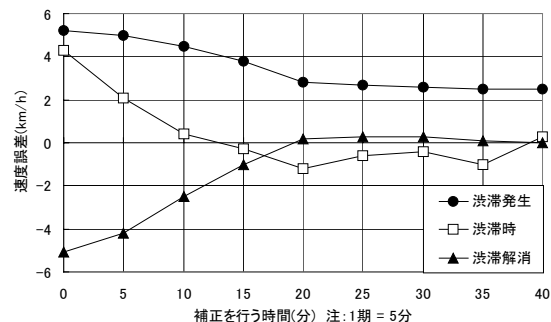


図 5:VICS データの入力量による誤差の違い

地図 SUPER 関東 8Vol.3 関東全域編[8]を用い、一般道、首都高速道路、2箇所リンクについて交通量予測を試みた。地図 1(図 6)は一般道のリンク、地図 2(図 11)は首都高速道路のリンクの予測実験を行うのに用いた。

4.3.2 実験結果

本手法の性能評価として、I 渋滞発生時、II 渋滞解消時、III 非渋滞時、IV 渋滞時に対する予測を、最近隣法と比較する。なお距離を表す関数を定義する際、マンハッタン距離を使用した。実験条件として、式(9)の $\alpha=0.4$ 、3.4 節のアルゴリズムの Step8 の指定回数を 7 とした。

最近隣法における検索データとして、直近 2 週間分の VICS データと過去 2 年分の予測する月のデータを用いた。近隣数は 4 点とした。予測期間は、1 期=5 分として、12 期先(60 分先)までとした。また、本手法による予測値は、異なる乱数系列に対する 5 試行の平均値である。一般道に関する結果を図 7~10、首都高速道に関する結果を図 12~15 に示す。

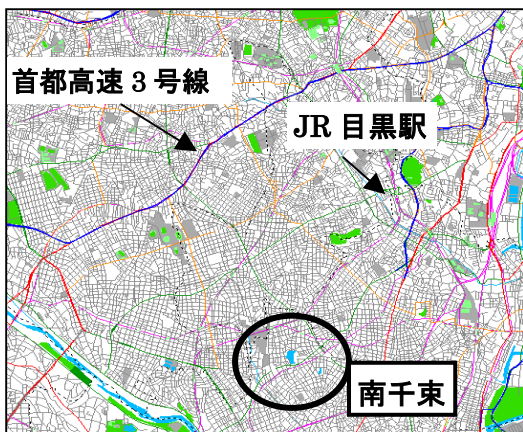


図 6 : 東京都目黒区周辺(地図 1)
ノード数 2561、リンク数 7198

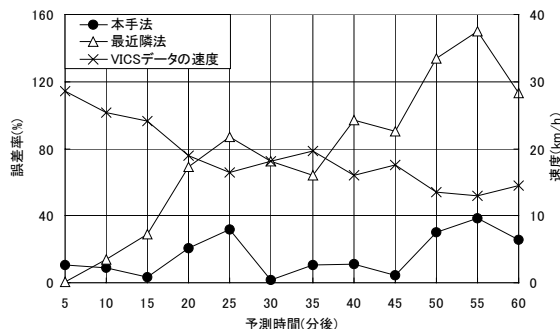


図 7 : 渋滞発生時(I)における実験結果

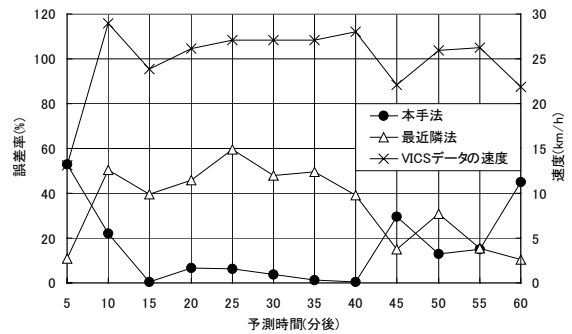


図 8 : 渋滞解消時(II)における実験結果

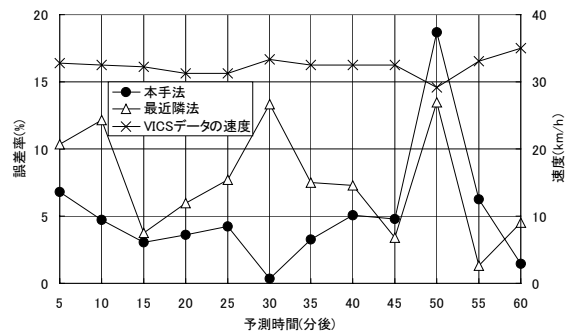


図 9 : 非渋滞時(III)における実験結果

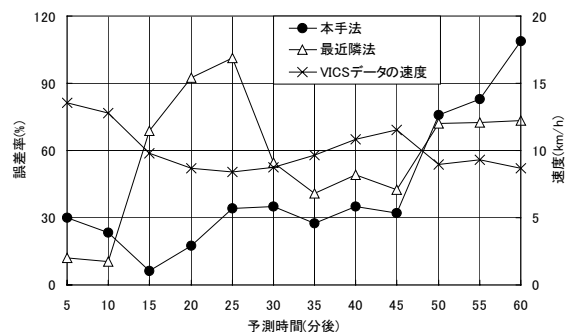


図 10 : 渋滞時(IV)における実験結果

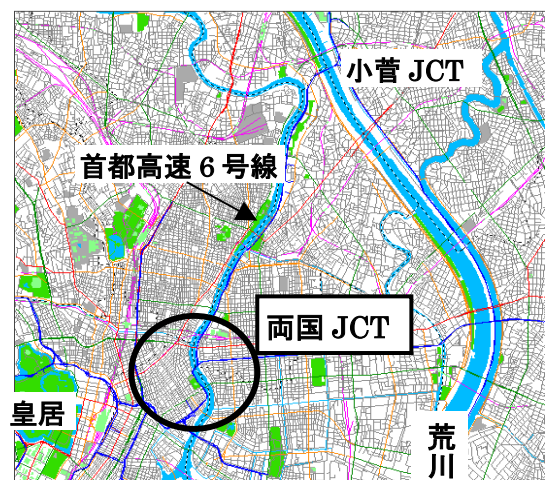


図 11 : 東京都墨田区周辺(地図 2)
ノード数 3542、リンク数 10464

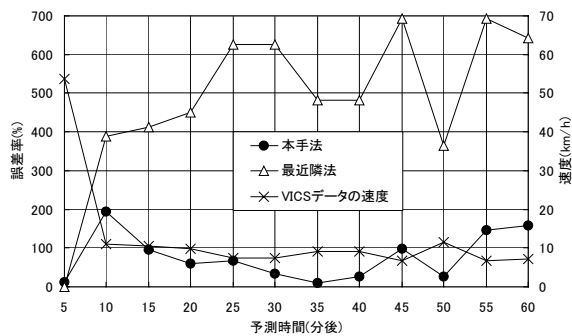


図 12 : 渋滞発生時(I)における実験結果

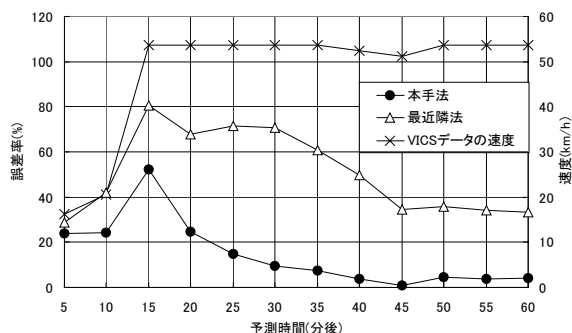


図 13 : 渋滞解消時(II)における実験結果

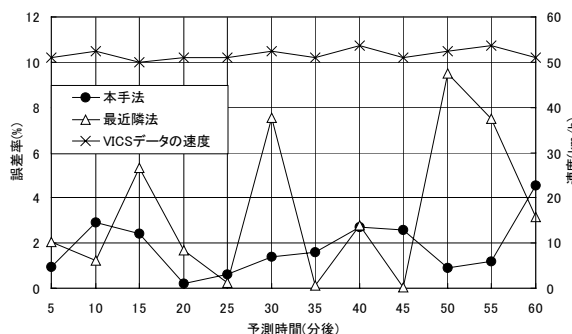


図 14 : 非渋滞時(III)における実験結果

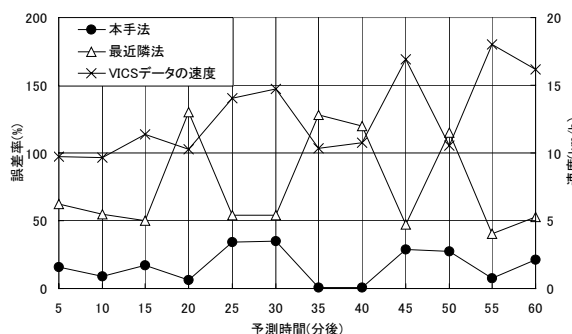


図 15 : 渋滞時(IV)における実験結果

一般道、首都高速道において、渋滞の発生、解消に関しては予測開始から 40 分前後までに

において、最近隣法よりも、小さい誤差率となった。このことは、CA によるシミュレーションによって、渋滞の発生と解消を予測することができる、ということを示している。また、渋滞発生・解消時において 40 分を過ぎたところから、次第に CA 誤差率は増加していく傾向にある。これは、CA シミュレーション上の地図内全体のリンクにおいて、渋滞が解消に向かい車両の偏りが次第になくなっていくためだと考えられる。一方、渋滞時の場合、最近隣法の誤差率と CA の誤差率の間に有意な差はみられなかった。

5. おわりに

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を提案した。今後は最近隣法とのハイブリッド化による予測時間の長期化、カーナビの経路探索への応用を検討したい。

参考文献

- [1] 舟橋他: 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, 2004.
- [2] R. Chrobok and A. Pottmeier: Traffic forecast in large scale freeway networks, International Journal of Bifurcation and Chaos, vol. 14, no. 6, pp. 1995-2004, 2004.
- [3] 古川、狩野: 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.
- [4] K.Nagel, S.Rasmussen: Traffic at the edge of chaos, ARTIFICIAL LIFE IV, pp.222-235(1994).
- [5] 棚橋他: 広域交通流シミュレータ NETSTREAM, 情報処理学会研究報告 ITS-9, pp.9-14, 2002.
- [6] 馬場園: マイクロ交通シミュレーション "WATSim(ワットシム)", 情報処理学会研究報告 ITS-10, 2002.
- [7] 金澤他: 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.
- [8] 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 (Version 2.2) 準拠, 1997.