

# プローブカー・データによるマルチエージェント 交通情報補完 / 予測システム

Multiagent Spatial Interpolation/Forecasting System by Probe Car Data for Traffic Condition

森田哲郎\*<sup>1</sup> 矢野純史\*<sup>1</sup> 香川浩司\*<sup>1</sup>  
Tetsuo Morita Junji Yano Kouji Kagawa

\*<sup>1</sup>住友電気工業株式会社, 情報通信研究所

Information & Communication Laboratories, Sumitomo Electric Industries, Ltd.

We propose a multiagent based interpolation/forecasting system for traffic conditions by probe car data that includes estimation and learning agents. Estimation agents renew the normalized velocity for each road link, and learning agents renew the weight values for estimation. The weight values can be calculated by multivariate analysis. Estimation and learning agents alternately calculate the results to improve the accuracy. To forecast future traffic conditions, it is essential to interpolate present traffic conditions. We use the forecasting results of an hour ahead as the interpolation results after an hour. The mean square error of the forecasting velocity of an hour ahead is  $1.9679 \times 10^{-2}$ , and the standard deviation of the forecasting velocity error is 14.03 (km/h), which is obtained from the probe car data from 2007/11/01 to 2008/10/31.

## 1. はじめに

交通渋滞の発生を知ることなく、渋滞の発生した道路をクルマ(車両)で移動することは移動時間の増大を招き、燃料消費量の増加や二酸化炭素の排出量増加といった社会的問題を引き起こしている。交通情報サービスは、上記の問題を解決する有効な手段であると考えられる。交通情報サービスの役割としては、予測という「時間情報の提供」と渋滞表示マップのような「空間情報の提供」に分類できる。

ドライバに空間(渋滞)情報を提供する方法としては、道路に感知器を設置し、その感知器からのリアルタイム速度をドライバに提供する VICS(Vehicle Information and Communication System)があり、VICS を用いて道路の混雑状況を予測するシステム [1] が提案されている。VICS は、道路に感知器を設置する必要があるが、日本全国に感知器を設置するためには、膨大な設備投資が必要となる。この問題を解決する方法として、注目を集めているのがプローブカー・システムである。プローブカー・システムでは、車両に設置された GPS(Global Positioning System)等のデータから、道路リンクの旅行時間を得ることが出来る。プローブカーを用いたシステムは、道路に感知器を設置する必要がないため、インフラ整備に頼らずに交通情報を提供することが可能になる。しかし現状では、プローブカーの台数は非常に少なく、プローブカー・データ(PCD)のみで必要とする道路リンクの旅行時間を知ることは出来ない。

PCDの欠落を補うための方法として、フェロモンの放出・拡散・蒸発を用いた渋滞予測システム [2] が提案されている。これは、予測という「時間情報の提供」手法として報告されているが、これを「空間情報の提供」として用いることも可能である。車速に応じて一定量のフェロモンが放出され、一定の割合で拡散・蒸発を繰り返すというメカニズムによって、周辺道路のリンク旅行時間を推定することが可能になる。しかし、フェロモンの放出・拡散・蒸発に関するパラメータ設定は、人が経験に基づいて行うため、客観性に欠けるという欠点がある。

連絡先: 森田哲郎, 住友電気工業株式会社, 情報通信研究所, 大阪市此花区島屋 1-1-3, Tel:06-6466-5607, Fax:06-6462-4586, E-mail: morita-tetsuo@sei.co.jp

一方、プローブカーからの欠落したリンク旅行時間を埋める空間補完技術として、欠損値付き主成分分析 [3, 4] という手法が提案されている。欠損値のない主成分分析は、統計学で一般的に用いられる手法で、道路リンク間の相関を求め、その相関の高さから他の道路リンクのリンク旅行時間を推定する方法である。しかし、2つの道路リンクを同一時刻にプローブカーが走行する確率が極めて低いために、欠損値付き主成分分析を用いる必要がある。またこの方法では、特定の領域に存在する全ての道路リンクの相関を取るため、膨大な CPU 時間を必要とし、道路状況の変化に逐次対応できないという欠点がある。

我々は、(1) フェロモンモデルで客観的に決定できない放出・拡散・蒸発に関するパラメータ設定を「学習」する、(2) 欠損値付き主成分分析で問題となる欠損値を、周辺道路リンクから得られる PCD を用いて「推定」するという方法 [5, 6] によって、上記の問題点を解決した。この方法では、指定された領域に含まれる道路リンクに配置された学習エージェントと推定エージェントが協調することによって、空間補完の精度を高められている。

今回我々は、同様の原理を用いた交通情報の空間補完ならびに予測を行うシステムを開発したので、報告する。なお、空間補完ならびに予測精度(学習の進捗)を評価するために、(指定された領域の)道路リンク毎に重回帰分析 [7] で算出された決定係数ならびに残差自乗平均を用いる。

## 2. 交通情報補完 / 予測システムの構成

図 1 に、今回開発した交通情報補完 / 予測システムの構成を示す。交通情報補完 / 予測システムは、推定エージェントと学習エージェントの 2 つで構成され、各道路リンクの速度は推定エージェントによって更新され、計算に必要な重み値は学習エージェントによって更新される。予測された速度と学習によって得られた重み値は、道路リンクの速度 / 重みデータベースに保存される。本システムでは、外部から得られたリンク旅行時間を速度に変換し、さらに規格化速度に変換して計算を行う。実際の速度  $x$ (km/h) と規格化速度  $y$  の関係式は  $y = 1 - x/100$  であり、実際の速度  $x$  が 100(km/h) を越えると、規格化速度  $y$  は 0 となる。

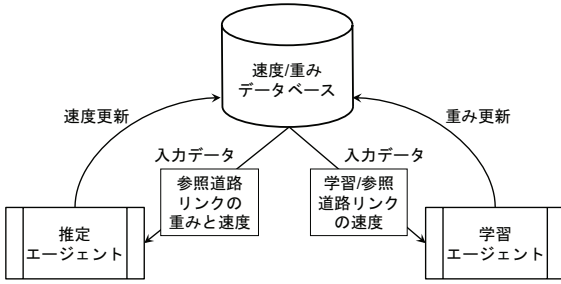


図 1: 交通情報補完 / 予測システムの構成

## 2.1 推定エージェント

推定エージェントは、予測対象となる道路リンク（以下、予測道路リンク）に隣接する道路リンク（以下、参照道路リンク）の規格化速度と後述する学習エージェントで算出された最新の重み値から、予測道路リンクの  $f$  ( $f \geq 1$ ) タイムスロット先の規格化速度を算出する。推定 / 学習時に（同一道路リンクの）参照するタイムスロット数を  $g$  ( $g \geq 1$ ) とする。予測道路リンク  $i$  に対する  $n^{(i)}$  個の参照道路リンク数の、現在時刻  $t$  から  $t-g+1$  までのタイムスロットの  $gn^{(i)}$  個の規格化速度に、定数 1 を追加した規格化速度ベクトルを  ${}^tV_{gn+1}^{(i)}$ 、現在時刻  $t$  の重みベクトルを  ${}^tw^{(i)}$  とすると、時刻  $t+f$  の規格化予測速度  ${}^{t+f}\tilde{E}^{(i)}$  は、式 (1) の様に算出される。予測道路リンク  $i$  に対する参照道路リンク数は  $n^{(i)}$  個であり、各道路リンク毎に参照道路リンク数は異なるが、誤解を生じない場合は  $n^{(i)}$  を単に  $n$  と表記する。

参照道路リンクの規格化速度は、他の推定エージェントが算出した規格化速度、もしくはその時刻に得られた PCD の規格化速度が用いられる。全ての道路リンクの規格化速度の初期値は 0 であり、重みの初期値は  $w_0^{(i)} = 0, w_1^{(i)} + \dots + w_{gn}^{(i)} = 1$  となる正の乱数値を割り当てる。 ${}^tw_0^{(i)}$  は、閾値と呼ばれることもある。

$${}^{t+f}\tilde{E}^{(i)} = {}^tV_{gn+1}^{(i)} \cdot {}^tw^{(i)} \quad (1)$$

$${}^tV_{gn+1}^{(i)} = \left( 1 \quad {}^tV_n^{(i)} \quad \dots \quad {}^{t-g+1}V_n^{(i)} \right) \quad (2)$$

$${}^tV_n^{(i)} = \left( {}^tV_1^{(i)} \quad {}^tV_2^{(i)} \quad \dots \quad {}^tV_n^{(i)} \right) \quad (3)$$

$${}^tw^{(i)} = \left( {}^tw_0^{(i)} \quad {}^tw_1^{(i)} \quad \dots \quad {}^tw_{gn}^{(i)} \right)^T \quad (4)$$

## 2.2 学習エージェント

学習エージェントは、学習対象となる道路リンク（以下、学習道路リンク）から得られた PCD の規格化速度と、学習道路リンクに隣接する道路リンク（参照道路リンク）の規格化速度から、参照道路リンクの重みベクトルを  ${}^tw^{(i)}$  を算出する。推定の場合と同様に、学習道路リンク  $i$  に対する参照道路リンク数を、 $n$  と表記する。学習道路リンク  $i$  から得られる PCD 数  $m^{(i)}$  に関しても  $m$  と表記し、重みベクトル  ${}^tw^{(i)}$  の添字  $t$  ならびに  $(i)$  も省略する。

学習道路リンク  $i$  から時刻  $t(1), \dots, t(m)$  に得られた  $m$  個の PCD をプローブベクトル  $P$  とする。誤解を生じない場合は、添字の  $(i)$  を省略する。

$$P = \left( P_1 \quad P_2 \quad \dots \quad P_m \right)^T \quad (5)$$

PCD が得られた時刻  $t(j)$  の  $f$  タイムスロット前の参照道路リンクの規格化速度ベクトル  ${}^{t(j)-f}V_n$  を、式 (6) の様に表す。参照道路リンクの規格化速度は、推定エージェントが算出した規格化速度もしくはその時刻に得られた PCD の規格化速度が用いられる。

$${}^{t(j)-f}V_n = \left( {}^{t(j)-f}V_1 \quad {}^{t(j)-f}V_2 \quad \dots \quad {}^{t(j)-f}V_n \right) \quad (6)$$

規格化速度ベクトル  ${}^{t(j)-f}V_n$  を行ベクトルとして持つ規格化速度マトリックス  ${}^{-f}V_{m \times n}$  は、下記のように表される。

$${}^{-f}V_{m \times n} = \begin{pmatrix} {}^{t(1)-f}V_n \\ {}^{t(2)-f}V_n \\ \vdots \\ {}^{t(m)-f}V_n \end{pmatrix} \quad (7)$$

交通情報補完 / 予測システムは、学習道路リンク  $i$  の現在時刻  $t$  から  $f$  タイムスロット先の規格化速度を予測する。 $f$  タイムスロット先を予測するために、学習時には PCD の規格化速度と PCD が得られた時刻から  $f$  タイムスロット前 ( $-f$ ) から  $f+g-1$  タイムスロット前 ( $-f-g+1$ ) までの規格化速度との関係を学習する。従って、学習に使用する規格化速度マトリックスは、式 (8) の様になる。 $I_m$  は、 $m$  個の 1 を要素として持つ列ベクトルである。

$${}^{-f}V_{m \times (gn+1)} = \left( I_m \quad {}^{-f}V_{m \times n} \quad \dots \quad {}^{-f-g+1}V_{m \times n} \right) \quad (8)$$

学習道路リンク  $i$  から得られた  $m$  個の PCD を、規格化速度ベクトル  ${}^{-f}V_{m \times (gn+1)}$  と重みベクトル  $w$  で表すと、式 (9) に示される方程式数  $m$ 、未知数  $gn+1$  の連立方程式を得る。

$$P = {}^{-f}V_{m \times (gn+1)} \cdot w \quad (9)$$

方程式の数  $m$  が未知数の数  $gn+1$  を下回った場合 ( $m < gn+1$ )、解である重みベクトル  $w$  が定まらない。 ${}^{-f}V_{m \times (gn+1)}$  の階数が  $gn+1$  の場合は、連立方程式の解が得られる。一次独立な方程式の数が未知数の数  $gn+1$  を上回ると、解である重みベクトルは存在しない。この場合は、残差平方和を最小にする方法、つまり最小自乗法を用いる。参照道路リンクの規格化速度行列  ${}^{-f}V_{m \times (gn+1)}$  と、重みベクトル  $w$  から算出される予測ベクトル  $E$  は、式 (10) で表される。

$$E = {}^{-f}V_{m \times (gn+1)} \cdot w \quad (10)$$

$$E = \left( E_1 \quad E_2 \quad \dots \quad E_m \right)^T \quad (11)$$

プローブベクトル  $P$  と予測ベクトル  $E$  の  $k$  番目の成分の差、つまり残差を  $\epsilon_k$  とすると、残差平方和  $Q$  は下記の式で与えられる。

$$Q = \sum_{k=1}^m \epsilon_k^2 = \sum_{k=1}^m (P_k - E_k)^2 \quad (12)$$

残差平方和が最小になるのは、式 (12) を  $gn+1$  個の重み  $w_0, w_1, \dots, w_{gn}$  で偏微分した式が、下記の条件を満たす時である。

$$\frac{\partial Q}{\partial w_u} = 0 \quad (u = 0, 1, \dots, gn) \quad (13)$$

### 3. 交通情報補完 / 予測システムの評価

交通情報補完 / 予測システムでは、現在時刻の交通情報を補完するシステムと、将来の交通情報を予測する2つの機能が含まれているが、今回の評価には予測システムのみを用いた。つまり今回の評価結果では、明示的に空間補完を行っていない。予測システムが1時間先の交通情報を予測し、1時間経過後に、その予測値を空間補完された現在の規格化速度として利用している。その空間補完された規格化速度を基に、1時間先の未来を予測している。

使用したデータは、名古屋のタクシープローブであり、評価対象領域は、名古屋駅を含む約10km四方である。タクシーの台数は約1,200台で、総道路リンク数は1,128である。評価期間は2007/11/1~2008/10/31であり、PCDは15分間に1回得られるため、1タイムスロットは15分間となる。また1時間先の交通情報を、現在と1つ前のタイムスロットから予測するため、 $f = 4, g = 2$ となる。PCDは、平均して5%の道路リンクから得られるため、1つの道路リンクに着目すると、5時間に1回PCDが得られることになる。

#### 3.1 決定係数ならびに残差自乗平均による評価

交通情報補完 / 予測システムは、同一状況下で、対象とする道路リンクを通過する車両の平均速度を求めるとを目標としている。各道路リンクの決定係数  $R$  ならびに残差自乗平均  $Q/m$  を用いると、その性能を評価することが可能になる。重回帰分析で用いられる学習道路リンクの決定係数  $R$  は、式(14)で与えられる。

$$R = \frac{\sum_{j=1}^m (E_j - \bar{E})^2}{\sum_{j=1}^m (P_j - \bar{P})^2} \quad (14)$$

$$\bar{E} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m E_j \quad (15)$$

$$\bar{P} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m P_j \quad (16)$$

図2に、1年間に2,000~2,500個程度のPCDが得られる道路リンクを選択し、決定係数の変化を調べた結果を示す。横軸はPCD数であり、縦軸は決定係数である。道路リンク番号は、5桁の数字で表し、5桁目が1の場合は都市間高速道路、2の場合は都市内高速道路、3の場合は一般道を示す。1桁目から4桁目は、VICSで割り当てられた道路リンク番号を示す。従って、図2で選ばれた道路リンクは、VICSの一般道であることが分かる。

学習結果である重み値を1回も得られない道路リンク、つまり学習を開始していない道路リンクに対しては、決定係数を0として扱う。式(9)の連立方程式が解けた場合、決定係数は1になる。図2では、グラフの上限値が0.1であるため、はみ出している。さらにPCD数が増加すると、式(13)から得られる連立方程式を解くことになる。

空間補完の結果[5, 6]では、PCD数が増えるにつれて決定係数が増加する傾向があったが、今回は決定係数が増加していない事が分かる。この原因は、明示的に空間補完を行わず、1時間先の予測結果が現在時刻になった時点で、その予測結果を空間補完の規格化速度として利用した点にあると思われる。

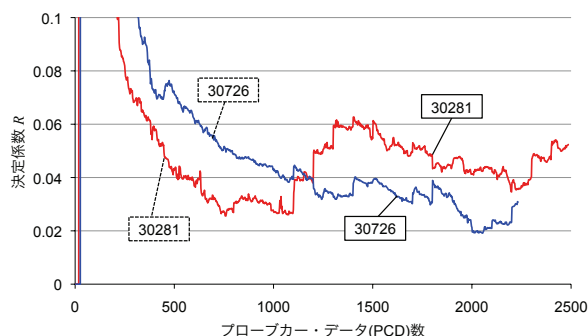


図2: 決定係数の変化 (PCDの最低保存数:1,000, PCDの最低保存日数:30日)

PCD数が1100個を超えた段階で、決定係数が急激に増加しているのは、保存してあるPCDが1100個に達すると、古い100個のPCDを廃棄するためである。この後、PCDの保存数が1100個を越えないように、100個ずつ削除されている。ちなみに、PCDの最低保存日数は30日であり、PCDの保存数が1100個を越えても、30日以上経過していないPCDは廃棄されない。横軸のPCD数が1100個以上の範囲では、決定係数は概ね0.02から0.06の間にあり、ほぼ一定の値を示している。

重回帰分析では、残差自乗平均を最小にする重み値を決定する。決定係数と並んで、残差自乗平均も交通情報補完 / 予測システムを評価する重要なパラメータである。図3に、残差自乗平均  $Q/m$  の変化を示す。横軸はPCD数であり、縦軸は残差自乗平均である。残差自乗平均は、PCDが得られない段階では1に設定し、プローブが得られた段階で初期重みで記述された超平面との残差自乗平均を用い、さらに学習を開始した段階(式(9)が解けた時点)で0になる。その後、急激に増加した後、ほぼ一定の値を示している。ちなみに、分散に相当する残差自乗平均が0.01の場合、規格化速度の標準偏差は0.1となり、速度誤差の標準偏差は規格化速度の式から10(km/h)となる。

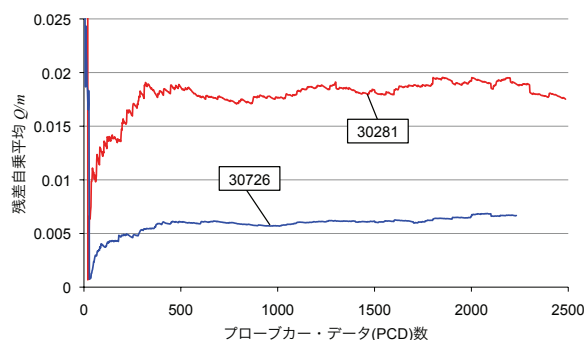


図3: 残差自乗平均の変化 (PCDの最低保存数:1,000, PCDの最低保存日数:30日)

空間補完の結果[5, 6]では、PCD数が増えるにつれて残差自乗平均が減少する傾向があったが、予測システムでは、ほぼ一定の値を示している。この原因も、明示的に空間補完を行わなかった点にあると思われる。

### 3.2 評価対象領域全体での評価

評価対象領域に存在する  $N$  個の道路リンク数に対する決定係数の平均値  $R_{ave}$  ならびに残差自乗平均の平均値  $Q_{ave}$  は、式 (17)(18) で与えられる。式 (17)(18) では、道路リンク番号を区別するために、 $R^{(i)}$ ,  $Q^{(i)}$  等の表記を用いる。

$$R_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R^{(i)} \quad (17)$$

$$Q_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{Q^{(i)}}{m^{(i)}} \quad (18)$$

図 4 に、評価対象領域に含まれる全道路リンクの決定係数の平均値  $R_{ave}$  ならびに残差自乗平均の平均値  $Q_{ave}$  の変化を示す。横軸は日付で、縦軸は決定係数ならびに残差自乗平均の平均値である。対象期間は、2007/11/1 ~ 2008/10/31 の 12ヶ月間であり、学習が進むにつれて、 $R_{ave}$  ならびに  $Q_{ave}$  は減少していることが分かる。 $Q_{ave}$  の値が急激に減少しているのは、正月、建国記念日、ゴールデンウィークで、これまで 1 回も PCD を得られなかった道路リンクから、PCD を得たためである。この時期の名古屋のタクシーは、通常通過しない道路リンクを走行すると思われる。

空間補完の結果 [5, 6] では、決定係数は徐々に増加していたが、今回の予測結果では、減少していることが分かる。この原因も、明示的に空間補完を行わず、1 時間先の予測結果が現在時刻になった時点で、その予測結果を空間補完の規格化速度として利用した点にあると思われる。

評価の終了した 2008/10/31 の時点で、残差自乗平均の平均値は、 $6.7551 \times 10^{-2}$  であり、この時点で PCD の得られない道路リンクは 54 個である。PCD の得られない道路リンクの残差自乗平均は 1 として取り扱われている。PCD の得られない道路リンクは補完することが出来ないため、補完可能な道路リンクの残差自乗平均の平均値は、 $1.9679 \times 10^{-2} (= 6.7551 \times 10^{-2} - 54/1128)$  となり、規格化速度での補完誤差の標準偏差は、0.1403 となる。規格化速度の式に基づいて、この標準偏差を速度に変換すると予測誤差の標準偏差は 14.03(km/h) となる。今後は、現在時刻の規格化速度を推定する場合に、空間補完を用いることによって予測精度の向上を図る予定である。

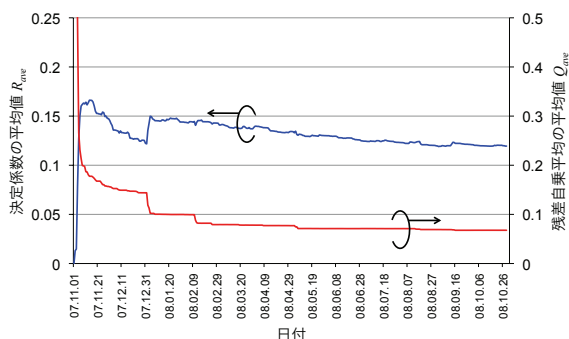


図 4: 評価領域全体での決定係数ならびに残差自乗平均の平均値

## 4. 結論

推定 / 学習エージェントならびに重回帰分析を用いて、交通情報の空間補完だけでなく予測を行うシステムを開発した。推定エージェントは、参照道路リンクから得られた規格化速度から予測道路リンクの速度を算出し、予測に必要な重み値を学習エージェントが算出する。1 時間先を予測するためには、PCD の得られない道路リンクの規格化速度を空間補完する必要があるが、1 時間先の予測値が現在時刻になった際の規格化速度を補完結果として用いた。交通情報の空間補完 / 予測システムの評価を行い、予測誤差の標準偏差 14.03(km/h) を得た。今後は、現在時刻の規格化速度を推定する場合に空間補完を用いることによって、予測精度の向上を図る予定である。

## 参考文献

- [1] 平松綾子, 能勢和夫, 天目健二, 森田剛史: 状態方程式に基づく市街地幹線道路の旅行時間予測, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.128, No.2, pp.269-277, 2008.
- [2] Ando, Y., Fukazawa, Y., Masutani, O., Iwasaki, H., Honiden, S.: Performance of Pheromone Model for Predicting Traffic Congestion: Proc. of the Fifth International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, pp. 73-80, 2006.
- [3] Kumagai, M., Fushiki, T., Kimita, K., Yokota, T.: Long-range Traffic Condition Forecast using Feature Space Projection Method: Proc. of 11th World Congress of ITS, Nagoya, CD-ROM, Oct. 2004.
- [4] Kumagai, M., Fushiki, T., Kimita, K., Yokota, T.: Spatial Interpolation of Real-time Floating Car Data Based on Multiple Link Correlation in Feature Space: Proc. of 13th World Congress of ITS, London, CD-ROM, Oct. 2006.
- [5] 森田哲郎, 矢野純史, 香川浩司: エージェント協調を用いたプローブカー・データによる空間補完システム, 信学技報, ITS2009-33 (2009-12), pp.91-96.
- [6] Morita, T., Yano, J., Kagawa, K.: Interpolation System of Traffic Condition by Estimation/Learning Agents, in Proceedings of 12th international Conference on Practice in Multi-Agent Systems, Nagoya, pp. 487-499, Dec. 2009.
- [7] 足立堅一: 多変量解析入門, 篠原出版新社, 東京, 2005.