



エージェント協調を用いた交通情報補完システムの開発

森田 哲郎*・矢野 純史・香川 浩司

The Interpolation of Traffic Information Using Estimation / Learning Agents — by Tetsuo Morita, Junji Yano and Kouji Kagawa — The authors have developed a new system that uses estimation and learning agents to interpolate traffic information. To evaluate the interpolation accuracy of the new system, coefficient of determination (CD) and mean square error (MSE) were used. The interpolation accuracy was improved by the alternate use of estimation and learning agents, and the iterative use of the same probe data. The standard deviation of the normalized velocity error was improved to 0.1353, and that of the velocity error was 6.77 km/h in the mid velocity region. Furthermore, the CD and MSE values were found to be improved by repeating estimation and learning operation.

Keywords: probe car, multivariate analysis, coefficient of determination, mean square error

1. 緒言

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排出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。予測情報の提供は、これまで多くの研究者によって研究⁽¹⁾されてきたが、特定の対象に限定されている。今回我々がターゲットとするのは予測技術ではなく、少ないプローブカー・データ（PCD）を基にした空間補完技術である。

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）が挙げられる。VICSは、道路に感知器を設置する必要があり、日本全国に感知器を設置するためには、膨大なインフラ投資が必要となる。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できる。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、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できない。

一般的な補完方法として、過去にその道路リンクを走行したプローブカーのリンク旅行時間を蓄積しておき、その平均値を同時刻の補完データとして用いる方法が知られて

いる。しかし現状では、気象やイベント等の同一状況下で、同一道路リンクを同一時間帯に走行するプローブカーの台数は極めて少なく、標本誤差が大きいため、精度良く推定することはできない。

PCDの欠落部分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)~(4)}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。

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^{(5)、(6)}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、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。

今回我々が提案する方法は、(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」によって解決する、(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を用いた「推定」によって解決するという2つの方法を採用することによって、上記の問題点を克服している。この手法は、各道路リンクが周辺道路からのリンク旅行時間を個別に学習し、その学習結果に基づくリンク旅行時間を、他の道路リンクに伝えるという協調動作を繰り返し行う人工知能システムとして捉えることも可能である。

本論文は、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る方法を提案する。なお、空間補完精度（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. 交通情報補完システムの構成

2-1 交通情報補完システムの構成 図1に、今回開発した交通情報補完システムの構成を示す。交通情報補完システムは、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

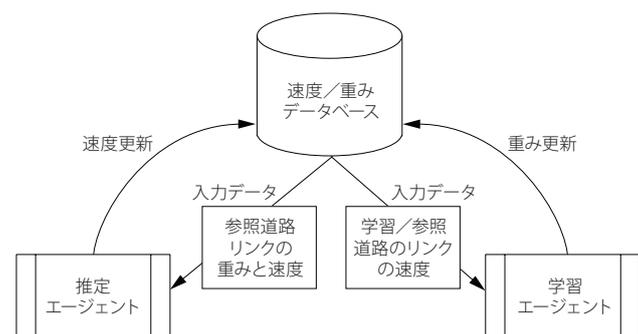


図1 交通情報補完システムの構成

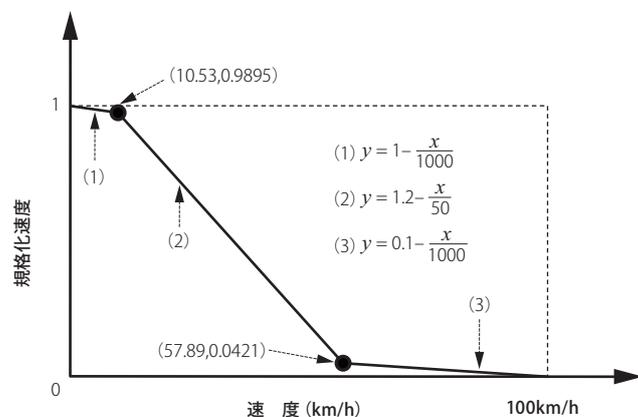


図2 規格化速度の定義

によって更新される。推定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。交通情報補完システムはPCDを読み込み、推定エージェントと学習エージェントを交互に動作させることによって、補完精度を高めることが可能となる。

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。図2に、実際の速度 (km/h) と規格化速度の関係を示す。

2-2 推定エージェント 推定エージェントは、推定対象となる道路リンク（以下、推定道路リンク）に隣接する道路リンク（以下、参照道路リンク）の規格化速度と学習エージェントで算出された時刻 $t-1$ の重み値から、推定道路リンクの時刻 t の規格化速度を算出する。推定道路リンク i に対する $n^{(i)}$ 個の参照道路リンクの規格化速度に、定数1を追加した規格化速度ベクトルを $V^{(i)}$ 、時刻 $t-1$ の重みベクトルを ${}^{t-1}w^{(i)}$ とすると、時刻 t の規格化推定速度 ${}^t\hat{E}^{(i)}$ は、式 (1) の様に算出される。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単に n と表記する。 $w_0^{(i)}$ は、閾値と呼ばれることもある。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 $w_0=0$ 、 $w_1=\dots=w_n=1/n$ である。

$${}^t\hat{E}^{(i)} = V^{(i)} \cdot {}^{t-1}w^{(i)} \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$V^{(i)} = (1 \ V_1^{(i)} \ \dots \ V_n^{(i)}) \quad \dots\dots\dots (2)$$

$${}^{t-1}w^{(i)} = ({}^{t-1}w_0^{(i)} \ {}^{t-1}w_1^{(i)} \ \dots \ {}^{t-1}w_n^{(i)}) \quad \dots\dots\dots (3)$$

図3に、推定の順序を示すための道路リンクの接続例を示す。時刻 $t-1$ で各道路リンクの規格化速度を ${}^{t-1}v^{(1)}, \dots, {}^{t-1}v^{(7)}$ とする。次の時刻 t に道路リンク1から得られた旅行時間を規格化速度 ${}^tp^{(1)}$ に変換し、規格化速度ベクトル $V^{(i)}$ を更新する。推定は、PCDが得られた道路リンクに接続された道路リンクに対して、順次行う。図3では、道路リンク1からPCDである ${}^tp^{(1)}$ が得られ、そのPCDから道

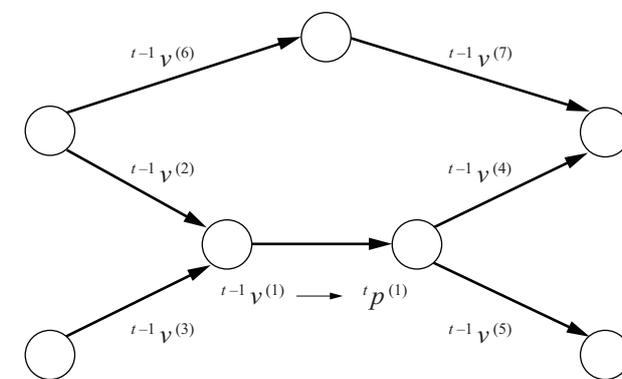


図3 推定の順序

路リンク 2, 3, 4, 5 の速度推定を行い、次に 6, 7 の速度推定を行う。道路リンク 2 の推定を行う場合、参照道路リンク番号は 1, 3, 6 であり、時刻 t の規格化推定速度 $\tilde{E}^{(2)}$ を、下記のように算出する。

$$\tilde{E}^{(2)} = \mathbf{V}^{(2)} \cdot {}^{t-1}\mathbf{w}^{(2)} \quad \dots\dots\dots (4)$$

$$\mathbf{V}^{(2)} = \begin{pmatrix} 1 & {}^t p^{(1)} & {}^{t-1}v^{(3)} & {}^{t-1}v^{(6)} \end{pmatrix} \quad \dots\dots\dots (5)$$

$${}^{t-1}\mathbf{w}^{(2)} = \begin{pmatrix} {}^{t-1}w_0^{(2)} & {}^{t-1}w_1^{(2)} & {}^{t-1}w_2^{(2)} & {}^{t-1}w_3^{(2)} \end{pmatrix} \quad \dots\dots\dots (6)$$

同様に、道路リンク 3 の推定を行う場合、参照道路リンクは 1, 2 であり、時刻 t の規格化推定速度 $\tilde{E}^{(3)}$ を、下記のように算出する。

$$\tilde{E}^{(3)} = \mathbf{V}^{(3)} \cdot {}^{t-1}\mathbf{w}^{(3)} \quad \dots\dots\dots (7)$$

$$\mathbf{V}^{(3)} = \begin{pmatrix} 1 & {}^t p^{(1)} & \tilde{E}^{(2)} \end{pmatrix} \quad \dots\dots\dots (8)$$

$${}^{t-1}\mathbf{w}^{(3)} = \begin{pmatrix} {}^{t-1}w_0^{(3)} & {}^{t-1}w_1^{(3)} & {}^{t-1}w_2^{(3)} \end{pmatrix} \quad \dots\dots\dots (9)$$

つまり、得られた PCD を基に順次、隣接する道路リンクの速度推定を行い、最終的には指定された領域全ての道路リンクの規格化速度を算出する。ちなみに規格化速度ベクトル $\mathbf{V}^{(i)}$ には、時刻 $t-1$ と t の規格化速度が混在する。

2-3 学習エージェント 学習エージェントは、時刻 t に PCD が得られた学習対象となる道路リンク（以下、学習道路リンク）の規格化速度と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値を算出する。学習エージェントの表記では、時刻ならびに道路リンク番号に関する表示を省略する。

学習道路リンクから得られた m 個の PCD をプローブベクトル \mathbf{P} とし、 m 回得られた n 個の参照道路リンクの規格化速度からなる行列に、全ての成分が 1 である列ベクトルを追加した行列を $\mathbf{V}_{m \times (n+1)}$ 、重みベクトルを \mathbf{w} とすると、式 (10) に示される方程式数 m 、未知数 $n+1$ の連立方程式を得る。

$$\mathbf{P} = \mathbf{V}_{m \times (n+1)} \cdot \mathbf{w} \quad \dots\dots\dots (10)$$

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} P_1 & \dots & P_m \end{pmatrix}^T \quad \dots\dots\dots (11)$$

$$\mathbf{V}_{m \times (n+1)} = \begin{pmatrix} 1 & V_{11} & \dots & V_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & V_{m1} & \dots & V_{mn} \end{pmatrix} \quad \dots\dots\dots (12)$$

方程式の数 m が未知数の数 $n+1$ を下回った場合、解である重みベクトル \mathbf{w} が定まらない。 $\mathbf{V}_{m \times (n+1)}$ の階数が $n+1$ 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 $n+1$ 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 $\mathbf{V}_{m \times (n+1)}$ と、重みベクトル \mathbf{w} から算出される m 個の推定値（推定ベクトル）を \mathbf{E} と表す（式 (13) 参照）。

$$\mathbf{E} = \mathbf{V}_{m \times (n+1)} \cdot \mathbf{w} \quad \dots\dots\dots (13)$$

$$\mathbf{E} = \begin{pmatrix} E_1 & \dots & E_m \end{pmatrix}^T \quad \dots\dots\dots (14)$$

プローブベクトル \mathbf{P} と推定ベクトル \mathbf{E} の k 番目の成分の差、つまり残差を ε_k とすると、残差平方和 Q は下記の式で与えられる。

$$Q = \sum_{k=1}^m \varepsilon_k^2 = \sum_{k=1}^m (P_k - E_k)^2 \quad \dots\dots\dots (15)$$

残差平方和が最小になるのは、式 (15) を $n+1$ 個の重み $w_0^{(i)}$, $w_1^{(i)}$, \dots , $w_n^{(i)}$ で偏微分した式が、下記の条件を満たす時である。

$$\frac{\partial Q}{\partial w_0} = 0 \quad \dots\dots\dots (16)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial w_u} = 0 \quad (u = 1, \dots, n) \quad \dots\dots\dots (17)$$

式 (17) は一次式であるため、重回帰分析の手法を用いることができる。重回帰分析の基準変量（目的変量）は、学習道路リンクの規格化速度ベクトル \mathbf{P} であり、説明変量は参照道路リンクの規格化速度行列 $\mathbf{V}_{m \times (n+1)}$ である。式 (17) を変形した n 元連立方程式 (18) をガウスの消去法等で解くことによって、重回帰分析の偏回帰係数である重み値 w_1, \dots, w_n を求めることができる。

$$\begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \dots & s_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{pmatrix} \quad \dots\dots\dots (18)$$

$$s_{qr} = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (V_{jq} - \bar{V}_q)(V_{jr} - \bar{V}_r) \quad \dots\dots\dots (19)$$

$$p_q = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (V_{jq} - \bar{V}_q)(P_j - \bar{P}) \quad \dots\dots\dots (20)$$

$$\bar{V}_q = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m V_{jq}, \quad \bar{P} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m P_j \quad \dots\dots\dots (21)$$

ちなみに w_0 は、式 (16) を変形した式 (22) から求めることができる。

$$w_0 = \bar{P} - \sum_{j=1}^n w_j \cdot \bar{V}_j \quad \dots\dots\dots (22)$$

3. 交通情報補完システムの評価

交通情報補完システムの評価には、名古屋のタクシーブローブ・データを用いた。評価対象領域は、名古屋駅を含む約10km四方（東経136° 52' 30" - 137° 00' 00"，北緯35° 10' 00" - 35° 15' 00"）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2007/11/1～2008/2/29であり、PCDは15分間に1回得られる。最初に、評価対象領域に存在する道路リンクから得られるPCDを調べた（図4参照）。最初の10日間で、全体の80%である946の道路リンクから、PCDが得られた。評価の終了した2008年2月29日には、1062個の道路リンクからPCDを得ることができたが、残りの66個の道路リンクからはPCDを得られなかった。図4に示されるように、正月三ヶ日と2月の建国記念日の付近で、新しい道路リンクからPCDが得られた。これは、今回協力して頂いた名古屋のタクシーが、この期間、通常走行しないルートを走行するためだと考えられる。また連立方程式を解くためには、未知数の数 $n + 1$ 以上のPCDを得る必要がある。

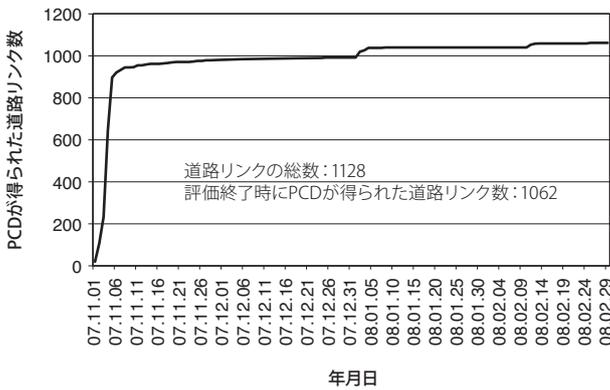


図4 PCDが得られた道路リンク数

3-1 決定係数ならびに残差自乗平均による評価 交通情報補完システムは、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ことを目標としている。各道路リンクの決定係数ならびに残差自乗平均を用いると、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は、式 (23) で与えられる。

$$R = e/p \quad \dots\dots\dots (23)$$

$$e = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (E_j - \bar{E})^2 \quad \dots\dots\dots (24)$$

$$p = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (P_j - \bar{P})^2 \quad \dots\dots\dots (25)$$

$$\bar{E} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m E_j \quad \dots\dots\dots (26)$$

図5に、評価領域に含まれる道路リンクの決定係数の変化を示す。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している。1桁目から4桁目は、割り当てられた道路リンク番号を示す。従って、図5で選ばれた道路リンクは、一般道であることが分かる。

PCD数が式 (10) の未知数の数を下回った場合 ($m < n + 1$)、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 (10) の連立方程式が解けた場合、決定係数は1になる。さらにPCD数が増加すると、式 (18) の連立方程式を解くことになり、この場合、決定係数は一旦低下するが、PCD数が増えると徐々に増加する。学習を開始した後の道路リンク30726の最小値は約0.45で、その値は徐々に0.75に増加する。道路リンク30281と30255は、PCD数が450付近で突然減少した後、徐々に増加する。決定係数が突然減少した原因は、参照道路リンクの重み値が変化したためだと考えられる。PCD数が徐々に増加する原因は、重回帰分析の超平面の周辺にPCDが集まるためだと考えられる。道路リンク31063も、PCD数が250付近で急激に減少し、その後、徐々に増加している。

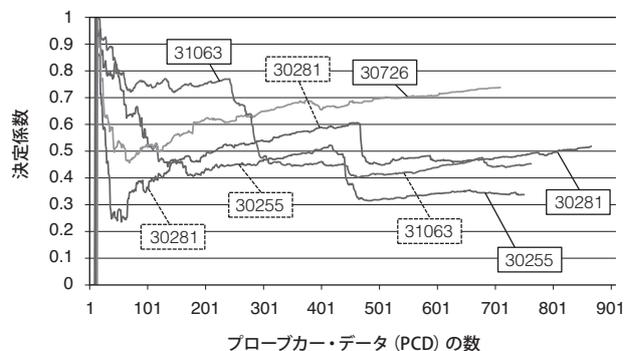


図5 決定係数の変化

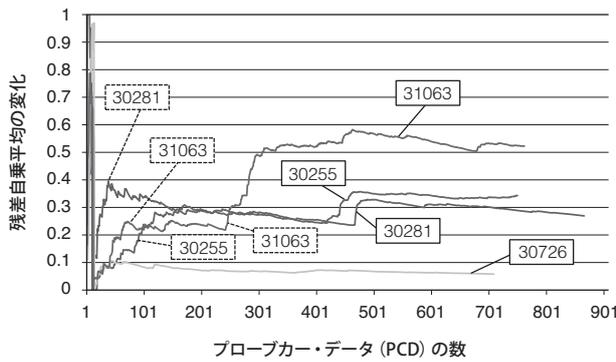


図6 残差自乗平均の変化

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システムを評価する重要なパラメータである。図6に、残差自乗平均 Q/m の変化を示す。横軸はPCD数、縦軸は残差自乗平均を示す。

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は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で0になる。その後、急激に増加した後、徐々に減少していく。この傾向は、決定係数と逆の傾向である。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、図2の中速度領域では傾きが1/50であるため、速度誤差の標準偏差は5km/hとなる。

道路リンク毎に決定係数の値が異なっている原因を調べるために、参照道路リンクのPCD数を調べた。表1は、参照道路リンクのPCD数である。道路リンク30726では、

表1 学習道路リンクに対応する参照道路リンクのPCD数

道路リンク番号	PCD数	道路リンク番号	PCD数		
学習	30726	709	学習	31063	762
参照	30720	1328	参照	31062	417
	30724	213		31076	24
	30729	195		31082	25
	30733	459		30907	14
	31047	222		31070	17
	31121	754		31065	37
	30721	220		31077	2
	30725	198		31083	12
	30728	203		31064	517
	30727	767		30906	347
	30732	166		31069	32
	31050	497			
	31124	28			

参照道路リンク数は13で、そのうち12個の道路リンクの数が100を越えている。道路リンク31063の参照道路リンクは11個で、そのうち8個のPCD数は50個以下である。これらの結果から、決定係数は参照道路リンクのPCD数に依存することが分かる。参照道路リンクのPCD数が少ない場合、PCDを1つ受信することによって、重みの値が大きく変化し、そのため決定係数の値が大きく変化する。

残差自乗平均は、すべての学習の完了した2008/2/31の段階で道路リンク31063が最も大きく、道路リンク30726が最も小さい。同じPCD数でも、道路リンク30726と31063の残差自乗平均に、大きな隔たりがあることが分かる。この原因は決定係数と同様に、参照道路リンクのPCD数が原因であると考えられる。従って、道路リンクの補完誤差に対応する残差自乗平均は、学習道路リンクから得られるPCD数ではなく、参照道路リンクから得られるPCD数に依存することが分かる。参照道路リンクから得られるPCD数が少ないと、1個のPCDを得ることによって、重み値の変化が大きいと考えられる。参照道路リンクの重み値が急激に変化すると、超平面から大きく外れたところにPCDがプロットされるため、残差自乗平均が急激に増加する。その後、新しく得られたPCDの周辺に超平面が移動するため、徐々に残差自乗平均が減少する。残差自乗平均の微妙な変化も、参照道路リンクの重み値の変化だと考えられる。

3-2 同一PCDの複数回使用した場合の決定係数ならびに残差自乗平均 学習が進捗している状態で、重み値は逐次更新される。学習道路リンクが同一のPCDを得た場合でも、学習エージェントが重み値に基づいて算出する参照道路リンクの規格化速度は、異なった値になる。従って、学習エージェントは異なった値を学習することになり、重み値が変化する。同一のPCDを複数回使用しても、実質的にPCD数が増加したのと同じことになる。1回目の学習では、参照道路リンクの学習が進んでいないため、残差が大きくなっている。一方、2回目の学習では、参照道路リン

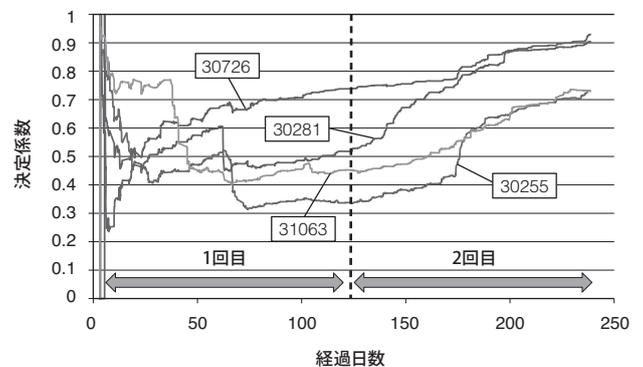


図7 決定係数の変化

クの規格化速度の誤差が少ないため、精度の高い学習が可能になると考えられる。

図7は、同一PCDを2回使用した時の決定係数の変化である。横軸は経過日数、縦軸は決定係数を示す。同一のPCDを使用することによって、決定係数は増加することが分かる。2回目の学習で、複数の道路リンクで決定係数は突然増加している。この原因は、学習データベースに蓄積されるPCD数の上限である1,000個を越えたために、最も古いPCDが学習データベースから削除され、決定係数が増加したと考えられる。古いPCDの値は、重回帰分析の超平面から離れたところにあるため、このPCDを取り除くことによって決定係数が、増加すると考えられる。

図8は、同一PCDを2回使用した時の残差自乗平均の変化である。横軸は経過日数、縦軸は残差自乗平均を示す。残差自乗平均は、図7の決定係数と逆の傾向を示している。道路リンク30726の残差自乗平均は、評価終了時点で0.002139であり、標準偏差に直すと0.046249となる。図2の中速域での傾きは1/50であるため、実際の速度の標準偏差は2.31km/hとなる。

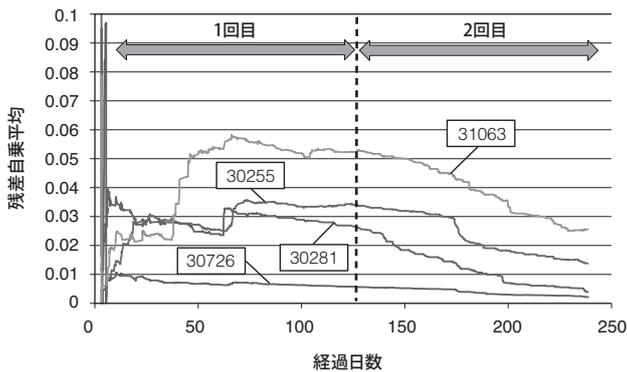


図8 残差自乗平均の変化

評価対象領域に存在する全ての道路リンク数 N 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、下記の様に与えられる。式(27)(28)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。

$$R_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R^{(i)} \quad \dots\dots\dots (27)$$

$$Q_{ave} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{Q^{(i)}}{m^{(i)}} \quad \dots\dots\dots (28)$$

図9に、評価対象領域に含まれる全道路リンクの決定係

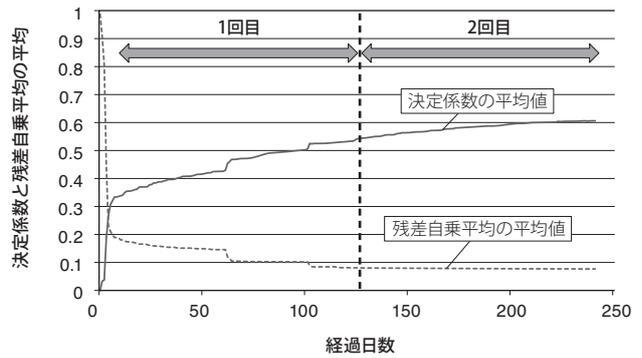


図9 評価領域全体での決定係数ならびに残差自乗平均の平均値

数の平均値 R_{ave} ならびに残差自乗平均の平均値 Q_{ave} を示す。横軸は時間で、縦軸は決定係数並びに残差自乗平均の平均値である。対象期間は2007/11/1～2008/2/29の4ヵ月間で、同一のPCDを2回使用している。学習が進むにつれて、 R_{ave} は増加し、 Q_{ave} は減少していることが分かる。 R_{ave} ならびに Q_{ave} の値が急激に変化しているのは、正月、建国記念日、ゴールデンウィークに、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。2回目の学習後の2008/2/29の時点で、残差自乗平均の平均値は、0.076818であり、この時点でPCDの得られない道路リンクは66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として取り扱われる。PCDの得られない道路リンクは補完することができないため、補完可能な道路リンクの残差自乗平均の平均値は、0.018307 (= 0.076818 - 66/1128) となり、規格化速度での補完誤差の標準偏差は0.1353となる。図2の中速域での傾きに基づいて標準偏差を速度に変換すると、補完誤差の標準偏差は6.77km/hとなる。

4. 結 言

学習エージェントと推定エージェントを各道路リンクに配置し、交通情報の空間補完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たPCDから速度を補完し、補完に必要な重み値を学習エージェントが算出するシステムである。推定エージェントと学習エージェントは、交互に動作することによって、決定係数ならびに残差自乗平均が減少することを確認した。学習の指標となる決定係数と残差自乗平均は、学習道路リンクならびに参照道路リンクからのPCD数が増えると改善する。中速域での補完誤差の標準偏差は6.77km/hとなった。

・VICSは、財団法人道路交通情報通信センターの登録商標です。

用語集

※1 VICS

渋滞や交通規制などの道路交通情報をリアルタイムに送信し、カーナビゲーションなどの車載機に文字・図形で表示する情報通信システム。道路にカメラ等のセンサを設置する必要がある。

※2 プローブカー・システム

GPS等のセンサーが装着された車からのデータを収集し、ナビゲーションシステムなど走行中の車へ、渋滞など交通情報の提供を行うシステム。道路にセンサーを設置するのではなく、車載機からのデータを基に情報提供を行う。フローティングカー・システムと呼ばれることもある。

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) Y. Ando, Y. Fukazawa, O. Masutani, H. Iwasaki and S. Honiden : 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) S. Kurihara, H. Tamaki, M. Numao, J. Yano, K. Kagawa and T. Morita : Traffic Congestion Forecasting based on Pheromone Communication Model for Intelligent Transport Systems : IEEE Congress on Evolutionary Computation, Trondheim, pp. 2879-2884（May 2009）
 - (4) S. Kurihara, H. Tamaki, M. Numao, J. Yano, K. Kagawa and T. Morita : Traffic Congestion Forecasting based on Ant Model for Intelligent Transport Systems : The 3rd International Workshop on Emergent Intelligence in Networked Agents (WEIN 2009) (Workshop at AAMAS 2009), Budapest, pp. 42-47（May 2009）
 - (5) M. Kumagai, T. Fushiki, K. Kimita and T. Yokota : Long-range Traffic Condition Forecast using Feature Space Projection Method : Proc. of 11th World Congress of ITS, Nagoya, CD-ROM（Oct. 2004）
 - (6) M. Kumagai, T. Fushiki, K. Kimita and T. Yokota : 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）
 - (7) 足立堅一、「多変量解析入門」、篠原出版新社、東京（2005）
-

執筆者

森田 哲郎*：情報通信研究所 ICT 応用研究部
プロジェクトリーダー 工学博士
交通情報補完システムの開発に従事



矢野 純史：情報通信研究所 ICT 応用研究部 主査
香川 浩司：情報通信研究所 ICT 応用研究部 主席

*主執筆者