

複数の交通情報を効率的に利用する最適な交通情報提供手法の構築

Constructing a Traffic Information Providing System Utilizing Multi-Source Information

玉置 洋*¹
Hiroshi Tamaki

矢野 純史*²
Junji Yano

香川 浩司*²
Kouji Kagawa

森田 哲郎*²
Tetsuo Morita

沼尾 正行*³
Masayuki Numao

栗原 聡*³
Satoshi Kurihara

*¹大阪大学大学院 情報科学研究科 情報数理学専攻

Department of Information and Physical Sciences, Graduate School of Informartion Science and Technology, Osaka University

*²住友電気工業株式会社 情報通信研究所

Information and Communications Labs, Sumitomo Electric Industries, Ltd

*³大阪大学 産業科学研究所 知能システム科学研究部門

Department of Knowledge Systems, The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

To realize an effective ITS(Intelligent Transport Systems) services, such as a traffic jam prediction system or car navigation system, the traffic information like average traffic speed is indispensable. However, current systems providing traffic information have serious problems about lack of data. Hence, we construct a system which provides traffic information, which complements lack data using incomplete probe and VICS(Vehicle Information and Communication System) data. The system utilizes multi-information such as real time/stored/diffusion/succession information effectively. We verified the performance of the system through experiments using probe/VICS data of Nagoya city, and confirmed beneficial results.

1. はじめに

1.1 研究背景

近年、国内外を問わず ITS (高度道路交通システム) に対する需要がますます高まっており、高度な渋滞予測 [3] やカーナビゲーションシステム [4] などの研究が盛んに行われている。これらの ITS のサービス実現のためには、入力情報として高精度な旅行速度などの交通情報が必要になる場合が多い。現在日本では、車両感知器などの定点観測型の路上インフラを用いる VICS, および通信機器を搭載した車両自身がセンシングデバイスとなり自身の走行情報を提供する Probe システム [1] によって、主に交通情報を収集している。

従来手法である VICS には導入・維持コストが多くかさむことによるエリアカバー率の低迷といった欠点があるため、新規に導入されつつある Probe システムではこのエリアカバー率の拡大が期待されている。しかし、現状では Probe の普及率はまだまだ低いため、Probe・VICS を併用しても満足いくエリアカバー率が得られておらず、それに伴って得られる交通情報の精度も低くなってしまっている。

1.2 研究目的

本研究では、これらの課題を解決する高精度・高エリアカバー率の交通情報提供システムの構築を行う。すなわち、入力情報である Probe・VICS データが多量の欠損データを含んだ場合でも、情報が得られていない全ての道路について高精度で情報補完を行い交通情報をリアルタイムに出力するシステムを作成した (図 1)。

提案システムでは情報未提供区間に対して、フェロモンシステム [2] を用いて欠損データの補完を行った。このフェロモンシステムとは、自然界のアリの行動を模したものであり、欠損

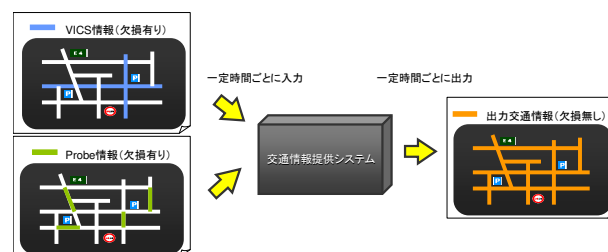


図 1: 提案システムの入出力イメージ

値や環境の変化に頑健なモデルとして様々な分野の研究に応用されている。また、リアルタイム入力情報のほかに蓄積データベースや直前の解析結果などの様々な情報源を用いることで、システムの提供する交通情報の精度向上を図った。この際、ひとつの道路リンクに対して複数の予測交通情報が生成されることになるが、各予測交通情報に対して情報の確からしさを示す信頼度を適切に設定することにより、各道路特性やそのときの入力情報の質を考慮した適切な情報源の選択を各道路リンクごとに行えるようにした。

以下、第 2 節で提案システムについて説明し、第 3 節で検証実験の内容および結果を、第 4 節で本研究のまとめを述べる。

2. 交通情報提供システム

2.1 システム概要

提案システムは、5 分や 15 分などの一定時間間隔 (タイムスパン) で全対象道路リンクについて解析を行い、予測交通情報を出力する。ここでの交通情報とは各道路リンクの平均旅行速度であり、解析はこの道路リンク*¹単位で行う。

一回の解析では、得られた入力情報や近隣道路の入力情報、

連絡先: 玉置洋, 大阪大学, 産業科学研究所沼尾研究室, 〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1, Tel:06-6879-8426 Fax:06-6879-8428, E-mail:tamaki@ai.sanken.osaka-u.ac.jp

*¹ 同一 VICS リンク番号が与えられている片方向道路

自身の蓄積データベース、直前の解析結果などから (1) リアルタイム予測交通情報、(2) 伝播予測交通情報、(3) 蓄積予測交通情報、(4) 継続予測交通情報の 4 種類の予測交通情報をそれぞれ道路リンクごとに生成する。ここで、予測交通情報とはその時点での自身の道路リンクの平均旅行速度の予測値、およびその予測値の信頼度のセットを指す。最終的に、各道路リンクは生成された予測交通情報の中から最も信頼度の高いものをもって、その時点での自身の予測値（出力する交通情報）とする。この解析はタイムスパンごとに行われるため、例えばタイムスパンを 15 分に定めた場合、15 分間隔でリアルタイムに各道路リンクの交通情報が出力されることとなる（図 2）。

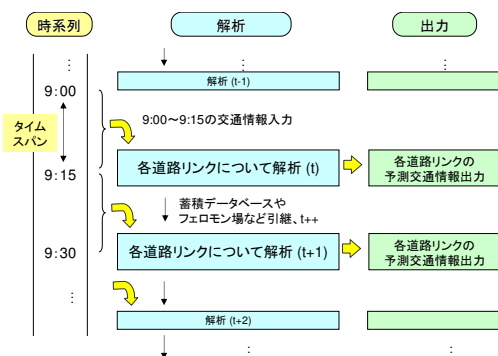


図 2: アルゴリズムの流れ

以下、2.2~2.5 節で各予測交通情報の生成方法について説明する。

2.2 リアルタイム予測交通情報

まず初めに、入力された交通情報を基にリアルタイム予測交通情報を算出する。ここでは VICS 信頼度と Probe 信頼度を別々に算出し、その信頼度が高かった方の入力情報をリアルタイム予測交通情報として採用する。また、VICS 予測値および Probe 予測値は入力情報そのままの値（複数の Probe 情報があればその平均値）を用いる。

VICS 信頼度は、Probe 交通情報を真と考えた場合にその Probe 交通情報を正しく説明できるような交通情報を出力しているかどうかで判断する。ここで、道路リンク i の過去に蓄積された n 個の Probe 交通情報を $Sp_i^1(t), Sp_i^2(t), \dots, Sp_i^n(t)$ とし、それらの Probe 交通情報が蓄積された際の VICS 交通情報を $Sv_i^1(t), Sv_i^2(t), \dots, Sv_i^n(t)$ とした場合、VICS 信頼度 $RRv_i(t)$ を次のように算出する。

$$RRv_i(t) = 1 - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|Sp_i^k - Sv_i^k|}{Sp_i^k} \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

Probe 信頼度はデータ量およびばらつきで 2 点で決定される。すなわちデータ量が多く、それらの分散が小さい場合は信頼できる交通情報であるといえ、逆にデータ量が少なかったり、得られたデータの分散が大き場合は信頼感に欠ける交通情報と判断できる。ここで、 $f_i(t), g_i(t)$ をそれぞれ Probe データ量の多さ、分散の小ささを示す指標とした場合の Probe リアルタイム信頼度 $RRp_i(t)$ を次のように計算する。

$$RRp_i(t) = f_i(t) \times g_i(t) \quad (2)$$

以上で求めた二つの信頼度の高い方の予測値・信頼度をもって、リアルタイム予測値 $RV_i(t)$ およびリアルタイム信頼度 $RR_i(t)$ とする。

2.3 伝播予測交通情報

次に、各道路リンクで得られたリアルタイム予測情報を周囲の道路へ適切に伝播させ、伝播予測交通情報を生成する。ここで最も重要なのは、いかにして正しい伝播経路を発見するかという問題であり、今回我々はフェロモンシステムを用いて解決を図った。正しい伝播経路を獲得することは、言い換えれば相関性の高い道路リンク関係を見出すことになる。この相関性は時間帯と共に変化することも考えられるため、フェロモンシステムの有する柔軟性・適応性は有効な性質であるといえる。

まず、各道路リンク上に次式で決定される $Nmax$ 以下の数 $Na_i(t)$ 体のアリエージェントを生成する。

$$Na_i(t) = [Nmax \times RR_i(t)] \quad (3)$$

なお、これらのアリエージェントは生成元道路のリアルタイム予測交通情報 ($RV_i(t)$ および $RR_i(t)$) を有した状態で生成される。

次に、各アリエージェントの移動経路を決定する。各道路リンクはそれぞれの各移動対象道路リンク（自身の道路リンクの前後 $Hmax$ ホップ以内の道路リンク）に対して、交通情報の相関性の高さを示すフェロモン値を有しており、この値はアリエージェントの評価や蒸発によって増加・減少する。

各アリエージェントはこのフェロモン値が高い移動対象道路リンクへ好んで移動するように設定されており、これは相関性の高い道路リンクへ交通情報を伝播させる仕組みとして働いている。道路リンク i から j へのフェロモン値を $\tau_{i,j}(t)$ とすると、アリエージェントの移動確率 $p_{i,j}(t)$ は以下のように定義される。

$$p_{i,j}(t) = \frac{\tau_{i,j}(t)}{\sum_j \tau_{i,j}(t)} \quad (4)$$

また、アリエージェントは一定の確率 $Arandom$ でフェロモン値によらずランダムに移動対象道路の中から 1 つの道路リンクを選ぶように設定されている。これは、過度なフェロモン場の収束が発生し実際には相関が強い道路への経路が発見されなくなってしまうという事態を防止するためのものである。

移動経路決定後、各アリエージェントは決定した対象道路リンクへ移動を行い、通過した経路情報によって自身の所持する信頼度を調整する。調整に関わる要因としては移動ホップ数および移動経路のフェロモン値であり、これらはそれぞれ近い道路リンクの方が関連性が高い可能性があること、関連性が高いと判断されている道路リンクへの伝播のほうがより信頼できる情報となることにつながっている。

移動ホップ数が $h_{i,j}$ であるアリエージェント k の予測交通情報 $AR_{i,j}^k(t)$ を以下の様に計算する。

$$AR_{i,j}^k(t) = RR_i(t) \times (1 - Hreduce)^{h_{i,j}} \times \frac{\tau_{i,j}(t)}{\tau_{max}} \quad (5)$$

ここで、 $Hreduce$ はエージェントが 1 ホップ移動するごとに減少する信頼度の割合を示すパラメータである。

移動を終えた各アリエージェントは、自身の所持する予測交通情報 $RV_i(t), AR_j^k(t)$ を移動先へ伝播させる。全てのアリエージェントが伝播を終えると、各道路リンクは自身に伝播された予測交通情報の中から、最も信頼度の高いものを伝播予測交通情報 ($DV_i(t)$ および $DR_i(t)$) として採用する。

最後に、アリエージェントは自身が通過した移動経路の正しさを評価し、その評価値に見合った量のフェロモンを経路に

付加する。すなわち、予測交通情報が近い道路間では、相関性が高いと判断されフェロモンが多く付加され、その結果より多くのアリエージェントを招きやすくなるといった正のフィードバックループが働く。道路リンク i から j へのフェロモン増加量 $\Delta\tau_{i,j}(t)$ は、該当リンク間の移動アリエージェント数を $n_{i,j}(t)$ として、以下のように計算する。

$$\Delta\tau'_{i,j}(t) = s_{i,j}(t) \times RV_i(t) \times n_{i,j}(t) \quad (6)$$

$$\Delta\tau_{i,j}(t) = (\tau_{max} - \tau_{i,j}(t)) \times \Delta\tau'_{i,j}(t) \quad (7)$$

ここで、 $s_{i,j}(t)$ は二つの道路リンクの予測交通情報の類似度を表す値である。また、アリエージェントの寿命は1回の解析内のみであり、経路評価を終えると消滅する。

さらに、フェロモンは一回の解析ごとに一定割合 e だけ蒸発し、減少する。この蒸発によって、相関性の低い道路間のフェロモン値が下がり、無駄な伝播経路を淘汰することができる。

$$p_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \times (1 - e) \quad (8)$$

以上の手順を経て、各道路リンクの伝播予測交通情報が算出される。また、上記で説明したフェロモン場は1回の解析を終えても引き継がれるため、解析を経るごとに正しい道路間の相関関係として学習されていくことになる。

なお、本研究においては $N_{max} = 10$, $H_{max} = 3$, $A_{random} = 0.1$, $H_{reduce} = 0.05$, $e = 0.05$ とした。

2.4 蓄積予測交通情報

次に、入力交通情報を蓄積して得られる蓄積データベースをもとに蓄積予測交通情報を算出する。蓄積予測交通情報はその道路リンクの通常時の交通情報を表す、いわば統計的なデータとなる。また、蓄積予測値には過去の蓄積データの平均が用いられるため、毎日の同じ時間帯の交通量が安定している場合には効果的だが、日によって同じ時間帯の交通量が異なる道路リンクや、事故や道路規制等によって通常時とは異なる交通量となる道路リンクの予測には適さないといった特徴がある。

まず、蓄積 VICS データベースから蓄積 VICS 信頼度を算出する。ここで、蓄積 VICS データベースの該当時間帯に蓄積されている q 個の VICS 交通情報を $SV_i^1(t), SV_i^2(t), \dots, SV_i^q(t)$ とすると、蓄積 VICS 予測交通情報は以下のように計算される。

$$SRV_i(t) = 1 - \left(1 - \frac{1}{C}\right)^q \times RRV_i(t) \quad (9)$$

ここで、 C は蓄積された VICS 情報数と蓄積信頼度の関係性を決定するパラメータである。

次に、蓄積 Probe データベースから蓄積 Probe 信頼度を算出する。蓄積 Probe データベースの該当時間帯に蓄積されている r 個の Probe 交通情報を $Sp_i^1(t), Sp_i^2(t), \dots, Sp_i^r(t)$ とした場合、蓄積 Probe 予測交通情報を以下のように計算する。

$$SRp_i(t) = 1 - \left(1 - \frac{1}{C}\right)^r \times \gamma \quad (10)$$

ここで、 γ は蓄積 Probe 信頼度の最大値を定めるパラメータである。本研究においては $C = 30$, $\gamma = 0.85$ とした。

最後に、リアルタイム予測交通情報と同様に、VICS・Probe の蓄積予測交通情報のうち信頼度の高いほうをもって蓄積予測交通情報（蓄積予測値 $SV_i(t)$ および蓄積信頼度 $SR_i(t)$ ）とする。なお、VICS・Probe の各蓄積予測値 $SV_{vi}(t)$, $SV_{pi}(t)$ は、それぞれの蓄積データの平均値とした。

2.5 継続予測交通情報

次に、直前の解析結果である最終予測交通情報を用いて継続予測交通情報を算出する。この予測は短時間では交通状況は急激には変化しないという仮定に基づいたものであり、交通量の変化が比較的緩やかな場合に効果的となる。

継続予測値 $CV_i(t)$ は直前の解析結果である最終予測値 $FV_i(t-1)$ をそのまま用い、継続信頼度 $CR_i(t)$ は直前の最終信頼度 $FR_i(t-1)$ に継続信頼度減少率 C_{reduce} をかけたものとする。

$$CR_i(t) = FR_i(t-1) \times C_{reduce} \quad (11)$$

本研究においては $C_{reduce} = 0.8$ とした。

2.6 最終予測交通情報出力

最後に、2.2~2.5節で算出した各予測交通情報から、最も信頼度の高い予測交通情報を最終予測値として採用し、出力する。この処理により、各道路リンクの特性や入力されたリアルタイム交通情報の内容に合わせた交通情報の予測が実現されることとなる。

最終予測値を $FV_i(t)$ 、最終信頼度を $FR_i(t)$ とすると、 $FR_i(t)$ は次式によって決定され、 $FV_i(t)$ は採用された予測交通情報の予測値となる。

$$FR_i(t) = \max\{RR_i(t), DR_i(t), SR_i(t), CR_i(t)\} \quad (12)$$

よって、4種類の各予測交通情報のうちどれか1つでも値が得られていれば、その道路リンクは予測交通情報を出力できるということになる。また、信頼度の設定により複数の予測交通情報が得られた場合には、最も確からしい情報源の予測結果を用いることができる。ここで、図3に信頼度による複数情報の統合のイメージを示す。

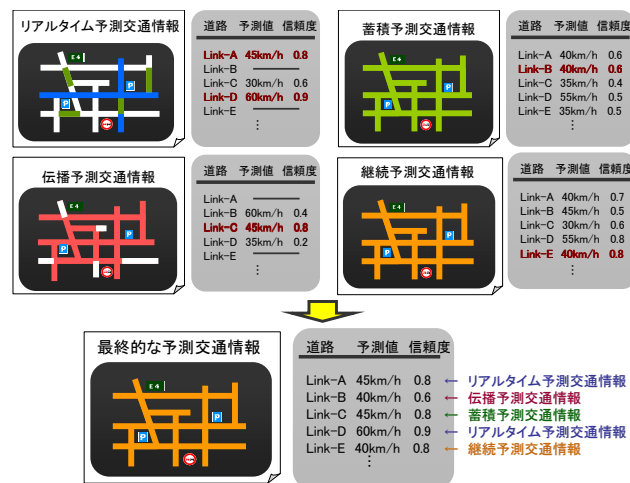


図3: 信頼度による複数情報の統合

3. 検証実験

提案システムの有効性を確認するため、2007年8月~2007年12月までの実際の名古屋市のProbe・VICSデータを用いて検証実験を行った。対象エリアは名古屋市中心部を含む6km四方の広域エリア、および中心部を含まない4km四方のProbeデータが希薄となるエリアの二つであり、各エリアにはそれぞれ599本、232本の対象道路リンクが含まれていた。

まず、提案システムの有効性を検証するため、名古屋市広域および Probe 希薄域の 2 つのエリアについて、Probe のみ・VICS のみ・Probe+VICS (Probe と VICS 両方のデータがあれば Probe 優先) の三種類の従来手法、および提案手法を用いて交通情報の予測を行い、それらの精度およびエリアカバー率を比較した (図 4, 5)。ここで、精度算出の際には入力とした Probe 情報の一部を正解データとして抽出し、そのデータの $\pm 5\text{km/h}$ の範囲で予測できているかを 5-fold Cross Validation によって調査した。

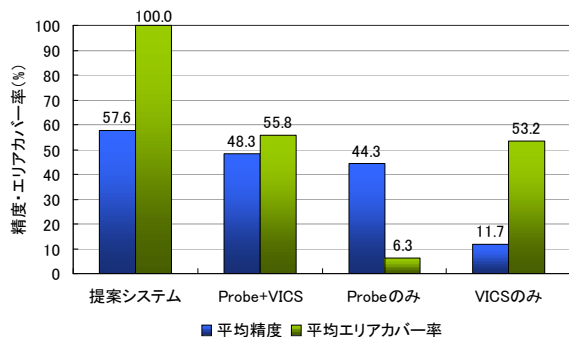


図 4: 従来手法との情報提供精度比較

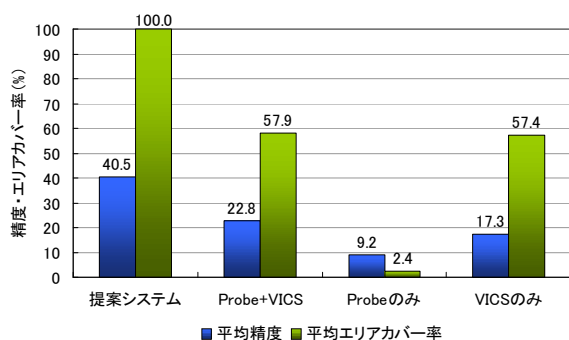


図 5: Probe 希薄域での情報提供精度比較

以上より、提案システムは従来手法よりも高精度・高エリアカバー率で交通情報の提供を行えていることが確認された。また、提案システムは Probe データの欠損率が 97.6%となるような状況でもある程度の精度で情報提供を行うことができおり、様々なエリアでの活用が期待される。

次に、提案システムに導入された信頼度の効果を確認するための検証実験を行った。ここでは比較のため、提案システムの各予測交通情報に優先度をつけ、1 つの道路リンクに複数の予測交通情報が存在した場合には優先度の高い情報を自動的に採用するといった信頼度を用いない交通情報提供システムを作成した。今回の実験では優先度のつけ方を変化させた 6 種類の比較システムを作成し、比較実験を行った。以下に、比較システム (1) ~ (6) の各予測交通情報の優先度の順番を記す。

- (1) リアルタイム > 蓄積 > 継続 > 伝播
- (2) リアルタイム > 蓄積 > 伝播 > 継続
- (3) リアルタイム > 継続 > 蓄積 > 伝播
- (4) リアルタイム > 継続 > 伝播 > 蓄積
- (5) リアルタイム > 伝播 > 継続 > 蓄積

- (6) リアルタイム > 伝播 > 蓄積 > 継続

表 1 にこれらの交通情報提供システムを用いた 5-fold Cross Validation による検証実験の結果を示す。実験エリアには Probe 希薄域を用いて、その交通情報提供精度を比較した。(エリアカバー率はいずれも 100%であった。)

表 1: 信頼度の効果検証結果 (単位:%)

信頼度有無	あり	なし (1)	なし (2)	なし (3)
精度平均	40.5	34.8	34.6	33.3
精度最大値	41.3	35.2	35.0	33.8
精度最小値	39.8	34.2	34.0	32.5
信頼度有無	-	なし (4)	なし (5)	なし (6)
精度平均	-	33.2	31.4	33.4
精度最大値	-	33.9	32.1	34.1
精度最小値	-	32.5	30.6	32.3

表 1 より、信頼度を用いた提案システムが最も高い精度で交通情報の提供を行えていることが示された。これにより、用いる情報源を各道路ごとに適切に選択するといった仕組みが信頼度の導入によって実現されており、精度向上に貢献したことが確認された。

4. まとめ

本研究では、複数の情報源からの情報を効率的に用いて高精度・高エリアカバー率の交通情報を提供するシステムの構築を行い、実データを用いてその効果を検証した。提案システムでは交通情報の伝播や過去データの活用等によって交通情報未提供道路に対する情報補完を行うことができるため、Probe 情報が希薄となるエリアでも従来手法に比べ高精度で交通情報の提供が行えるという特徴がある。今後 Probe の普及率が上昇した場合でも、地域や時間帯によっては Probe データ密度には大きなばらつきが生じることが予想されるため、どのような Probe データ密度にも対応できる提案システムは有用であると考えられる。

参考文献

- [1] Nakata, T. and Takeuchi, J., "Mining Traffic Data from Probe-Car System for Travel Time Prediction", *Proc. of the 10th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM Press (KDD2004), pp.817-822, 2004
- [2] Hiroshi Tamaki, Ken-ichi Fukui, Masayuki Numao, and Satoshi Kurihara, "Pheromone Approach to the Adaptive Discovery of Sensor-Network Topology", *Proc. 2008 IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT'08)*, pp. 41-47, Dec 2008.
- [3] Yasushi Ando, Yoshiaki Fukazawa, Osamu Masutani, and Shinichi Honiden Hirotooshi, Iwasaki. "Performance of pheromone model for predicting traffic congestion", *Proceedings of the fifth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pp. 73-80, 2006.
- [4] 安場直史, 長岡諒, 矢野純史, 香川浩司, 森田哲郎, 沼尾正行, 栗原聡, "ナビゲーションシステムにおける熟考性と即応性を兼ね備えたルート探索手法", 人工知能学会全国大会 (第 22 回) 論文集 CD-ROM, June 2008, 2008.