

プローブ情報活用システム 「PROROUTE」の開発

姚 恩建・佐藤 彰典

要 旨

P-DRGSコンソーシアムで開発を進めるプローブ情報を活用した動的経路案内システムPROROUTEは、経路探索の際、プローブカーデータより作成された蓄積データベースや、リアルタイムプローブデータより予測されたリンク旅行情報を利用しています。本稿では、高精度な旅行時間予測および経路案内性能を実現するために、PROROUTEに組み込まれたNEC独自の旅行時間予測手法と、予測処理および経路探索の基本となる旅行時間蓄積データベースの自動更新機能など2つの要素技術を紹介します。また、特定の道路区間を対象に、予測精度を評価し、旅行時間予測機能が極めて有用であることを示します。

キーワード

●プローブ情報 ●PROROUTE ●旅行時間予測 ●蓄積DB自動更新 ●経路探索

1. はじめに

車をセンサーに見立てて道路交通情報を加工できるプローブ情報は、車両が通過した経路上の情報を得ることができるため、車両からセンターへのデータ送信で、主要幹線道路などを対象にして設置された路側センサーより、多くの道路区間の交通状況をリアルタイムに把握することができます。

総務省の戦略的情報通信研究開発推進制度の支援に基づき、NECは、名古屋大学、デンソー、トヨタマップマスター、日本気象協会、エイ・ワークス、リベラなどの機関とともに、産学官連携プロジェクト“P-DRGS (Probe-vehicle based Dynamic Route Guidance System) コンソーシアム”を形成し、名古屋地区におけるプローブ情報を活用した動的経路誘導システムに関する研究開発を進めています¹⁾。本稿では、当コンソーシアムが開発するプローブ情報を活用した動的経路案内システムPROROUTEについて、高精度な旅行時間予測および経路案内性能を実現するためのNEC独自の旅行時間予測と、予測処理および経路探索の基本となる旅行時間蓄積データベースの自動更新など2つ機能の要素技術を紹介します。さらに、特定の道路区間を対象に、別途計測した実際の旅行時間を用いて予測精度を評価した結果について示します。

2. PROROUTEの概要

PROROUTEシステムは、端末機（ウェブ、携帯、カーナビ

など）に入力された起終点や出発時刻に基づいてセンターサーバで最短経路を探索し、インターネットを介して情報提供を行うシステムです²⁾。

PROROUTEのシステム構成を図1に示します。本システムは、タクシー会社より提供されたプローブ情報、JWA（日本気象協会）より提供される現在時点および将来（48時間先まで）の気象情報、公共交通機関情報、と地域情報など4種類の情報を利用しています。

道路リンク旅行時間蓄積データベース自動更新システムは、過去に収集したプローブデータより作成された旅行時間蓄積DBを、リアルタイムプローブ情報を用いて更新することで、社会経済発展に伴う道路交通量変化などによる道路交通状況の中・長期的な変化を把握し、旅行時間蓄積DBの精度を継続的に高めます。また、旅行時間予測システムは、旅行時間蓄積DBとリアルタイムプローブ情報を利用して、時々刻々変化する交通状況を予測します。さらに、日本気象協会より提供される現在時点および将来（48時間先まで）の気象情報から、降雨強度による走行速度の低下を考慮して旅行時間予測値を修正し、より精度の高い旅行時間情報を生成します。そして、予測結果に基づいた動的な経路案内を行い、ユーザに経路案内情報を提供するほか、公共交通乗り換え情報も提供することで、マルチモーダルな交通経路案内を実現します。

現時点では、名古屋市周辺の1,700台のタクシーによりプローブデータが収集され、名古屋市および周辺エリアを対象に経路案内サービスをPCおよび携帯端末に提供しています。

プローブ情報活用システム「PROROUTE」の開発

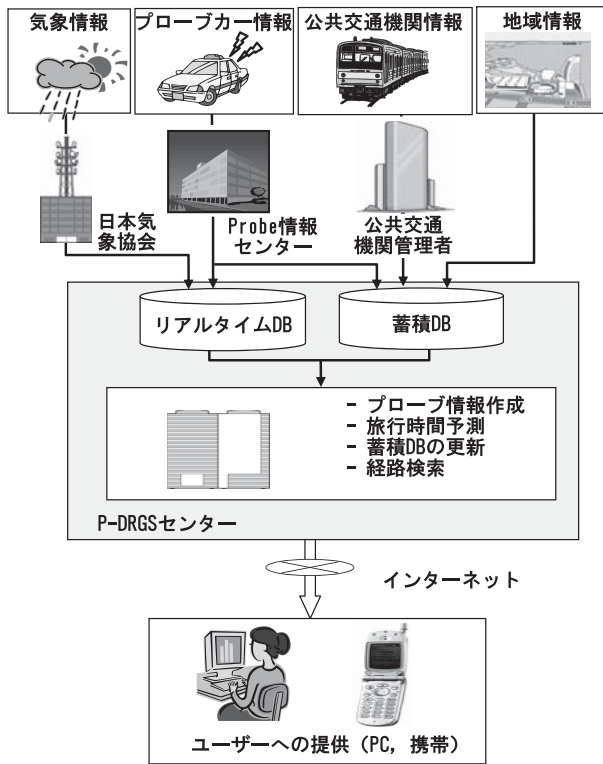


図1 PROROUTEのシステム構成

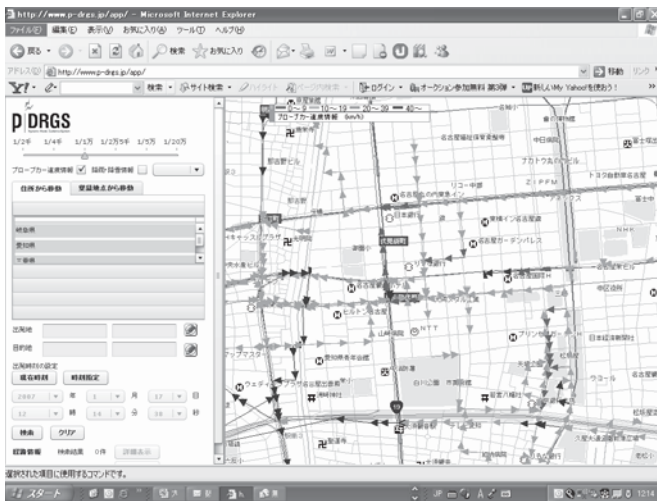


図2 PROROUTEシステムユーザ画面例

PROROUTEのウェブユーザ画面例を 図2 に示します。

NECが開発した旅行時間蓄積DB自動更新システムと、包括的な旅行時間予測システムは、今年度PROROUTEシステムに新たに導入されました。第3章にて、システムに関連する要素技術を紹介します。

3. 旅行時間蓄積DB自動更新

3.1 初期旅行時間蓄積DBの作成

PROROUTEシステムの旅行時間蓄積DBは、2002年1月～3月、10月～2003年3月の9ヵ月間に収集したプローブデータから、適切な時間間隔に、天候別（降水量1mm以上または未満）、曜日・平休日別に集計して作成されています。

このように作成されたリンク旅行時間蓄積DBは、日常的な交通状況変化の基本パターン（曜日、時間帯などの周期的な変化）を反映しており、最短経路探索や旅行時間予測処理に利用されています。さらに、リンク旅行時間蓄積DBが道路交通状況の基本パターンをどの程度反映しているかによって、経路探索と旅行時間予測の精度が左右されると言えます。

3.2 旅行時間蓄積DB更新の必要性

旅行時間蓄積DB作成に利用されたデータの収集時期の直後の時点では、リンク旅行時間蓄積DBは交通状況の季節、曜日、時間帯の周期的な変動を反映できます。しかしその後、旅行時間蓄積DBが定期的に更新されないと、道路条件（道路ネットワークの変化、道路規制の変化など）や、社会経済発展（車の保有率の変化等）などによる交通量の変化による道路交通状況の中・長期変化を、時間経過に伴い反映できなくなります。実際の交通状況と大きな乖離が発生すると、リンク旅行時間蓄積DBに基づいた道路旅行時間予測、そして経路探索の精度の悪化が避けられなくなります。

これを避けるため、蓄積DB自動更新システムは、随時収集できたリアルタイムのリンク旅行時間情報を用いて、旅行時間蓄積DBを定期的に更新することで、社会経済発展、交通量の変化などによる道路交通状況の中・長期変化を自動的に取り込み、旅行時間蓄積DBの精度を維持・改善します。

3.3 旅行時間蓄積DB自動更新システム

旅行時間蓄積DBの自動更新のシステム構成を 図3 に示します。

具体的には、リンク旅行時間蓄積DBの自動更新処理は以下の手順で行われます。

- 1) リアルタイムデータ蓄積処理で、続々に収集されたプローブデータより加工された車ごとのリアルタイムリンク旅行時間を、曜日、時間帯に従い、中間DBに保存します。
- 2) 蓄積DB自動更新処理で、中間DBに蓄積された各曜日・時間帯内のデータ数を一定時間間隔（たとえば1週間）でチェックし、あらかじめ設定された信頼できる情報作成するための必要な最小データ数以上である場合、リンク旅行時間平均値を計算し、該平均値を用いて蓄積DBを更新すると同時に、中間DBから平均値計算に用いられたデータを削除します³⁾。一方、信頼できる情報を作成するための必要な最小データ数未満の場合、データをそのまま中間DBに保留し、次回新たに保存されたデータと合わせて処理します。具体的には、式 (1) で蓄積DBのリンク旅行時間を更新します。

$$T_i = \alpha \cdot t_i + (1 - \alpha) \cdot T_{i-1} \quad - (1)$$

T_{i-1} は i 期の蓄積DBが更新される前のリンク旅行時間（ i が1の場合、初期蓄積DBとなります）、 t_i は i 期の中間DBのデータより計算された平均リンク旅行時間、 T_i は i 期の蓄積DBが更新された後のリンク旅行時間、 α ：重み付け係数（ $0 \leq \alpha \leq 1$ ）。

α が初期作成された蓄積DBの信頼性や、交通状況の長期的

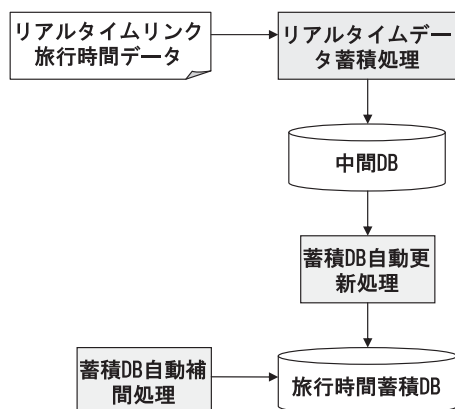


図3 旅行時間蓄積DB自動更新機能のシステム構成

な変化の激しさによって、影響されています。 α が大きくなればなるほど、最近のデータに重み付けされ蓄積DBが更新されます。

3) 蓄積DB自動補間処理は、一定時間間隔（たとえば1ヵ月）で、蓄積DBの旅行時間更新時刻をチェックし、リアルタイムデータがなかなか収集できない時間帯の旅行時間を対象に、同一リンク旅行時間変動の連続性を考慮した上、補間対象とされた時間帯の一番近い両側の時間帯の旅行時間を用いて補間します。

3.4 旅行時間蓄積DB自動更新による効果

このようなリンク旅行時間蓄積DBの自動更新によって、従来煩雑なデータベースの手動更新作業が避けられ、システムが稼動しているうちに、実際の社会経済発展、交通量の変化などによる道路交通状況の中・長期変化が取り込まれ、数年前作成された蓄積DBの精度が徐々に自己改善できます。さらに、事前にプローブデータが多く収集されていない地域においても、生データを収集しながら蓄積DBが自動的に構築されていくことから、プローブシステムを速やかに実用に投入できるようなメリットもあります。

蓄積DB自動更新システムによる旅行時間予測、経路探索の精度向上の評価について、該システムはPROROUTEシステムに導入されてまだ一ヵ月も経てなく、旅行時間蓄積DBがまだ十分に更新されていないため、今後実車実験より取得された旅行時間および経路探索情報を、更新前と更新後の蓄積DBを別々に用いて予測された旅行時間および経路探索結果を評価し、蓄積DBの更新効果を検証する予定です。

4. 包括的な旅行時間予測手法

以上の旅行時間蓄積DBから、日常的な交通状況変化に対応した旅行時間を予測できます。しかし、道路工事、交通規制は日々異なる場所で行われ、交通事故などの突発的な事象も少なくありません。このため、実際の交通状況に併せて、最短経路および旅行時間を提供するには、リアルタイムな交通情報を加味して道路ネットワークのリンク旅行時間を予測する必要があります。

PROROUTE端末側では、出発時刻を現在時刻より先任意指定できるため、旅行時間予測システムは、短期（現在から30

分先まで)、中期(30分先から180分先まで)、長期(180分先以後)の予測を対応する能力が必要です。さらに、道路工事や交通事故、交通規制などの理由で交通状況は普段の交通状況変化の基本パターンより大きく乖離している場合でも、旅行時間を精度よく予測可能であることが要求されています。

4.1 包括的な旅行時間予測手法のフレームワーク

NECの包括的な旅行時間予測手法は、あらゆる交通状況(交通渋滞水準)と予測条件(短期、中期、長期)に合わせて、自動的に最適な予測モデルを選択し、より精度よく旅行時間予測を実現できます⁴⁾。包括的な旅行時間予測手法のフレームワークを図4に示します。

30分先以内の交通状況変動に対して、周期的な変化を表す蓄積DBと一時的な変動(波動)を表す時系列モデル(たとえば:多重AR(Auto Regressive:自己回帰)モデル)で説明し予測します。しかし、交通状況が普段より大きく変化した場合、ARモデルだけでは、周期変化との差分をよく表せないため、動的なDBを利用し、大きな交通変化を掴むことで、予測精度を確保する必要があります。

交通状況の中期予測には、パターン変化後の動的なDBまたは蓄積DBを用いて、同一の事象(曜日、時間帯、天気など)の下での類似の交通状況を再現させる観察経験で、交通状況を予測します。

交通状況の長期予測には、同一の事象(曜日、時間帯、天気など)の下での蓄積DBから類似の交通状況に基づいて予測します。

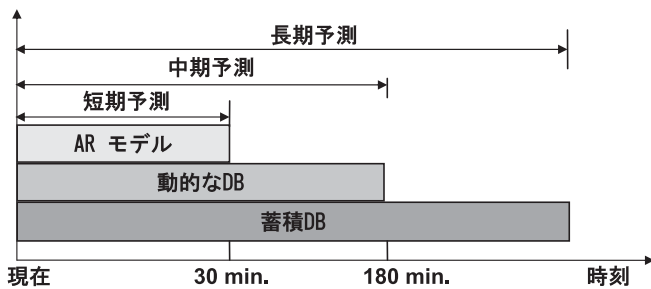


図4 包括的な旅行時間予測フレームワーク

4.2 旅行時間予測モデル

1) 多重 AR モデル

以上のフレームワークには、短期予測に対して、“蓄積DB+AR”と“動的なDB+AR”が考えられます。

$$x_t = \sum_{m=1}^k a_m x_{t-m} + \varepsilon_t \quad - (2)$$

ここに、 x_t は期待値0の1次元時系列データであり、リアルタイムプローブデータと蓄積DBのリンク旅行時間の差、 a_m はパラメータ、 ε_t は誤差項、 k は多重ARモデル⁵⁾のオーダーで、過去30分間のデータを用いて設定されます。

2) 動的なDB

前述したように、交通状況が普段より大きく変化した場合、波動の部分を予測するARモデルだけでは、周期変化との差分をよく表せないため、よりリアルタイム交通状況に近づけるよう、蓄積DBより動的なDBを作成することで、大きな交通変化を掴み、予測精度の確保が考えられます。あるリンクに対して、リアルタイムデータに近づくように、蓄積DB曲線を動的なDBへの変動を図5に示します。図中の変動関数 $h(t)$ は、式(3)で表されます。

$$h(t|a, b) = af(t-b) \quad - (3)$$

ここに、 $f(t)$ は蓄積DB、 a 、 b はパラメータ(a は拡大倍数、 b はずらした時間)、 t は時刻。 a 、 b は式(4)を最小化することで推定されます。

$$L(a, b) = \sum_{i=1}^n \exp(-\alpha(t_c - t_i))(y_i - h(t_i|a, b))^2 + w_a(1-a)^2 + w_b b^2 \quad - (4)$$

ここに、 α 、 w_a 、と w_b は正の定数、 y_i はリアルタイム旅行時間、 t_c は現在時刻、 n は過去一定時間のデータ数。

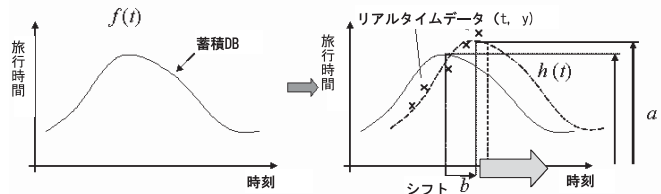


図5 蓄積DBから動的なDBへの変動

4.3 旅行時間予測精度の検証

短期から長期までの予測条件および現状の交通状況に応じて適切なモデルを選択することで、包括的な旅行時間予測手法は、高精度の旅行時間予測を実現しています。その精度を検証するため、名古屋長久手線の3つの断面にAVI (Automatic Vehicle Identification) カメラを設置し測定した2つの道路区間の旅行時間を、旅行時間予測システムより予測された結果と比較し、旅行時間予測精度を検証しました。

結果としては、あらゆる交通状況においても、短期予測 (5～30分先まで) には予測誤差が16.1%以下、中期予測(30～90分先)には予測誤差が25.6%以下に収められ、精度よく予測できていることを確認しました。

5. おわりに

本稿では、プローブ情報を活用した経路案内システムPROROUTEについて、高精度な経路案内性能を実現するために最も重要な旅行時間予測機能と、旅行時間予測および経路探索の基本となる旅行時間蓄積データベースの自動更新機能を概説するとともに、AVIデータを利用して、旅行時間予測の精度評価の結果を示しました。

リンク旅行時間蓄積DB自動更新システムによって、従来煩雑なデータベースの手動更新作業が避けられ、システムが稼働しているうちに、社会経済発展、交通量の変化などによる道路交通状況の中・長期変化を取り込み、蓄積DB精度の維持・改善を実現できると期待されています。

包括的な旅行時間予測手法は、交通状況と予測条件に応じて、蓄積DB、動的なDB、そして両者とARモデルの組合せによる旅行時間予測モデルを自動的に選択し、短期、中期の予測誤差をそれぞれ16.1%、25.6%以下に抑え、精度よく旅行時間予測を実現しています。

今後、実車実験より取得された旅行時間および経路探索情報を、更新前と更新後の蓄積DBに基づいて予測された旅行時間および経路探索結果と比較して、蓄積DB自動更新による旅行時間予測、経路探索の精度向上の効果を評価する予定です。

なお、本研究を進めるにあたっては、P-DRGSコンソーシアム構成機関から多大なご支援をいただきました。ここで感謝の意を表します。

*PROROUTEは、P-DRGSコンソーシアムの登録商標 (申請手続き中) です。

参考文献

- 1) P-DRGSホームページ
<http://www.p-drgs.com/>
- 2) 森川高行ほか； 動的経路案内システム「PRONAVI」の開発と性能評価実験、交通工学、Vol.42、No.3、2007
- 3) 姚恩建ほか； 交通情報生成におけるAVI最小サンプル数に関する研究、第5回ITSシンポジウム、(CD-ROM)、2006
- 4) Takashi Fujita, Enjian Yao et al. Travel Time Prediction Using Probe-Car Data, Proc. Of the 13th World Congress on ITS, London, 2006
- 5) 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), 2004

執筆者プロフィール

姚 恩建
放送・制御事業本部
ITS事業推進センター
主任

佐藤 彰典
放送・制御事業本部
ITS事業推進センター
シニアマネジャー