

# カーナビゲーションシステムにおける目的地予測のための走行履歴と運転状況の利用に関する一考察

A Study on using Driving Contexts and Routs for Destination Prediction of Navigation Systems

田中 宏平<sup>▼</sup> 岸野 泰恵<sup>◆</sup>  
寺田 努<sup>\*</sup> 西尾 章治郎<sup>▲</sup>

Kohei TANAKA Yasue KISHINO  
Tsutomu TERADA Shojiro NISHIO

近年、カーナビゲーションシステムは広く普及しているが、目的地の入力が手間であり、運転の大半を占める日常の運転では経路案内が不必要であるため、ほとんど利用されていないのが現実である。そこで、筆者らの研究グループでは日常運転時に目的地や運転目的に関連した情報を自動的に提示するカーナビゲーションシステムを提案している。本研究ではシステムの核となる目的地予測を、車両の走行履歴と運転状況を用いて実現する。提案手法では、これまでに研究グループで提案してきた道路リンクの通過履歴をもとにした予測手法、それらを出発地別に予測する手法、日時や乗員数といった運転状況をもとにした予測手法の3つの手法の特徴を考慮して予測結果を合成する。提案手法を用いることで運転開始直後から正しい目的地を予測できるため、カーナビゲーションシステムは常に正しい目的地に関する情報を提示できる。

Recently, car navigation systems are widely used to support driving. However, in daily driving, the navigation to destination is not necessary for drivers since they know the route to the destination well. In addition, it is bother for drivers to input the destination. Thus, our research group proposes a new car navigation system that provides information related to destinations. In this research, we discuss how to predict the destinations correctly. Based on the investigation, we propose a method that predicts the destination based on driving paths, date, time of day, number of passengers, weather, and so on. Using our method, the car navigation system knows the destination without any user input and provides the information related to right destination.

## 1. はじめに

<sup>▼</sup> 学生会員 大阪大学大学院情報科学研究科博士後期課程  
tanaka.kohei@ist.osaka-u.ac.jp

<sup>◆</sup> 正会員 NTT コミュニケーション科学基礎研究所  
yasue@cslab.kecl.ntt.co.jp

<sup>\*</sup> 正会員 神戸大学大学院工学研究科  
tsutomu@eedept.kobe-u.ac.jp

<sup>▲</sup> 正会員 大阪大学大学院情報科学研究科  
nishio@ist.osaka-u.ac.jp

カーナビゲーションシステムの出荷台数は、2007年9月末現在2830万台を超え、カーナビゲーションシステムを車に搭載することは一般的なものとなっている。カーナビゲーションシステムの技術には、正確な位置を取得するためのセンサを活用した自律航法システムや、位置を補正するマップマッチング技術、ユーザに目的地までの経路をナビゲーションするためのルート検索技術、3次元グラフィックスを用いてユーザに直感的に道案内を行う技術[1]、音声を用いたインタラクションを行う技術[2]など、数多くの研究開発が行われ、実際に活用されている。しかし自動車を運転する機会の大半は、通勤や買い物といった日常の運転であり、これらの運転ではユーザが経路を熟知しているために、経路案内は不必要である。また、目的地をユーザが手で入力することは煩雑な作業である。これらの理由から、現在のカーナビゲーションシステムの技術の多くは日常的な運転において十分に活用されていない。そこで筆者らの研究グループでは、ユーザの入力の手間を軽減し、日常の運転でユーザが必要とする情報を提示することで、日常でもカーナビゲーションシステムを活用できると考え、目的地や目的を過去の走行履歴から予測し、目的地や運転目的に関連した情報を提示する目的予測型カーナビゲーションシステムの研究開発を行っている[3]。目的予測型カーナビゲーションシステムでは、例えばユーザが友人を駅へ送迎するために運転していることを、過去の走行履歴と現在地情報、乗員数などから予測し、到着時刻付近の時刻表や経路上・駅周辺の渋滞情報などを提示することを目指している。

目的予測型カーナビゲーションシステムにおいて、研究グループでこれまでに提案してきた目的地予測手法では、車載のGPSから求める現在地付近の道路通過履歴を用いて目的地を予測するため、通勤や帰宅時に用いる幹線道路をそれ以外の用途で走行した際に、向かっている目的地の確率が急激に減少するなどの問題が発生していた。この問題に対して、幹線道路の走行に対応した手法[4]では、出発地別に予測を行うことで幹線道路を検出し対策を行った。運転状況を考慮した手法[5]では、乗員数や時間帯などの情報からの予測を合成することで緩和させた。

どちらの手法でも特定の状況における予測精度改善は見られたが、これら2手法は別々の特徴を用いており、統一的に扱うことで結果をさらに改善できると考え、状況ごとに適した目的地予測を行う手法を実現する。提案手法を用いることで、目的予測型カーナビゲーションシステムの提示に適した予測結果を出力できる。

以下、2章で目的予測型ナビゲーションシステムについて説明し、3章で提案手法について述べる。4章で評価を行い、5章で考察、6章で関連研究について述べ、最後に7章で本研究をまとめる。

## 2. 目的予測型カーナビゲーションシステム

筆者らの研究グループでは、日常運転時に有効なカーナビゲーションシステムとして、目的予測型カーナビゲーションシステムを提案している。現在のカーナビゲーションシステムが日常運転で利用されていないのもっとも大きな原因は、目的地の入力にかかる手間が、入力した際に得られる恩恵より大きいためである。そのため、目的予測型カーナビゲーションシステムでは、入力の手間の軽減、得られるメリットを増大を目指し、目的・目的地の予測、ユーザが必要とする可能性のある目的・目的地に関連した情報の提示を行う。

提案している目的予測型カーナビゲーションシステムは、図1に示すような構成で動作する。各要素の詳細を以下に示す。

● 行動履歴DB

車両の走行経路、乗員数、荷物重量などユーザが車両を運転して得られた情報を蓄積したデータベースである。

● 関連情報DB

VICS やインターネットを通じて得られた目的地までの経路上の店や交通の情報や、目的地周辺や目的地に関する情報などを格納したデータベースである。

● 目的地予測部

車載のセンサから現在の車両状況を取得し、行動履歴DBと比較することで目的地を予測する。本研究で焦点を当てている部分であり後半で詳細に述べる。

● 目的予測部

車両の目指す目的地や車載のセンサ情報から、行動履歴DBと比較することでユーザの運転目的を予測する。

● 情報検索部

目的・目的地の予測結果を用いて、ユーザに提示する情報を検索・生成する。必要とされる目的地予測精度に影響するため、次節で詳細に述べる。

● 情報提示部

情報検索部で生成された情報を、安全に見やすく提示する。

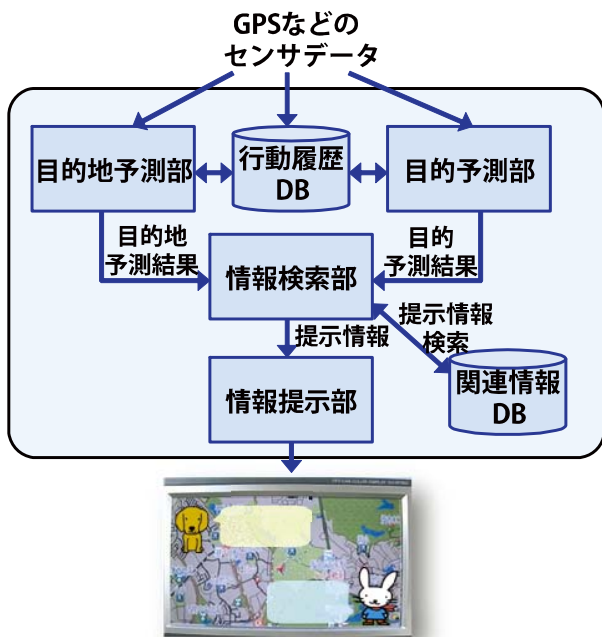


図1 目的予測型カーナビゲーションシステムの構成

Fig.1 A structure of car navigation system that predicts user destination

2.1 情報検索と提示

目的予測型カーナビゲーションシステムでは、予測結果に応じて目的地や目的地までの経路に関する情報をユーザに提示する。具体的には以下のような例が挙げられる。

- ショッピングセンターに買い物へ行くことを予測し、空き駐車場の情報を提示する。
- 遠方のゴルフ場へ行くことを予測し、目的地付近の

気象情報を提示する。

- 駅に送迎に行くことを予測し、予想到着時刻付近の電車の時刻表を提示する。

目的予測型カーナビゲーションシステムでは、単純に予測結果の TOP1 の目的・目的地に関する情報を提示するのみでは、本来の目的・目的地に関する情報が必ずしも表示されるわけではないため、予測の上位複数個に関する情報をその確率や予測された目的地までの距離に応じて提示する。画面表示の例を図2に示す。

また、カーナビゲーションシステムの画面には地図や自車位置など重要な情報も表示されており、情報の表示量に限りがあるため、確率の高い上位数個の結果に関する情報のみを表示する。確率の高い結果に対して詳細な情報を大きく表示し、確率の低い結果に対しては簡単な情報を小さく表示している。



図2 目的予測型カーナビゲーションシステムの表示例  
Fig.2 A snapshot of using our car navigation system

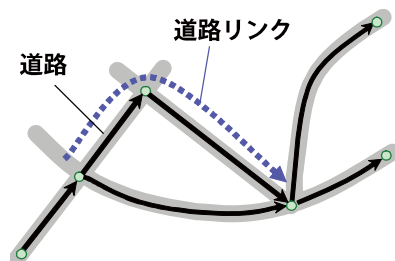


図3 道路と道路リンク  
Fig.3 Example of roads and road links

2.2 従来の目的地予測手法

2.2.1 基本手法

研究グループでは、まず単純な方法として GPS によって得られた出発地からの経路と道路走行履歴を比較し、その一致度から目的地を推測する手法を提案した。具体的には図3に示すように、これまでに走行した経路を分岐ごとに分割した道路リンクに分割し、目的地到着時に走行したそれぞれの道路リンクに対して訪問した目的地の訪問回数を記録していく。このようにして記録した訪問回数を基に以下の式を用いて予測する。

$$P_{ij} = (1 - \alpha) \frac{N_i}{N_{ij}} + \alpha P_{(i-1)j}$$

$P_{ij}$ は、出発地から  $i$ 番目の道路リンクに差し掛かった時の目的地  $j$ に向かう確率であり、 $N_i$ は今までに道路リンク  $i$ を通った回数、 $N_{ij}$ は道路リンク  $i$ を通過して目的地  $j$ に行った回数、 $\alpha$ は通過してきた経路をどの程度重視するかを表す係数であり、0から1の値をとる。システムは、車両の移動に伴って走行中の道路リンクが変更されるたびに、すべての目的地への確率を再計算する。なお、 $P_{0j}$ はすべての目的地に行った総回数に対する目的地  $j$ に行った総回数の割合を示す。

### 2.2.2 出発地を考慮した予測手法

基本手法を用いて目的地を予測すると、多くの場合目的地に近づくにつれ目的地の確率が高くなる。しかし、複数の目的地へ向かう際に利用する経路の走行中や、頻繁に訪問する目的地に利用する幹線道路の走行中には、頻繁に訪問する目的地の確率が必然的に高くなり、別の目的地へ行く際に利用しても全く予測できないといった問題があった。例えば、図4において目的地Aに向かって走行している場合、幹線道路bは、目的地Bへ向かう際に頻繁に利用される経路であるため、目的地Aに向かう確率は大きく変化することになり、道路aを走行時に目的地Aに関する情報が提示されていても、幹線道路b通過時には消えてしまうという問題がある。そこで出発地別に基本手法を適用し、目的地を予測する手法を提案した。

幹線道路の走行による確率変化は、幹線道路通過前には目的地が予測できており、幹線道路通過時に目的地の予測が困難となる場合に発生する。また、幹線道路の通過で確率が大きく変動する理由は、他の経路からその幹線道路を頻繁に利用するためであると考えられる。これらの理由から、出発地ごとに目的地へ向かう確率を算出することが有効であるとされる。図4に示す幹線道路の例では、出発地別で目的地を予測すれば、理想的な予測が行える。幹線道路は出発地によらず様々な用途で利用するため、出発地別に学習させた基本手法を用いた場合の予測と出発地を考慮しない基本手法での予測とが異なる確率変化になると予想できる。具体的には、走行中の道路リンクが変更された際に、出発地を考慮しない基本手法を用いた確率が減少し、出発地別に計算した基本手法の予測結果の確率が上昇している場合、幹線道路に入ったと認識する。幹線道路通過中の予測は出発地別の予測結果を利用する。

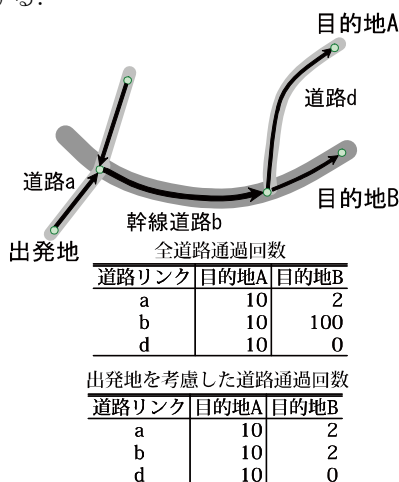


図4 幹線道路の走行

Fig.4 An effect of using arterial way

### 2.2.3 運転状況を考慮した予測手法

道路リンクの通過履歴のみを用いて目的地を予測すると、

運転開始直後や幹線道路通過時に目的地の予測が困難であるため、運転の時間帯や天気、乗員数、荷物重量から目的地を予測する。

複数の状態変数から目的地を予測するため、図5に示すベイジアンネットワークを用いる。また、本手法のみでは目的地に近づいても確率が変化しないため、運転開始直後に運転状況を考慮し、目的地に近づくにつれ、基本手法による予測を重視する手法の合成を行い、目的地を予測する。

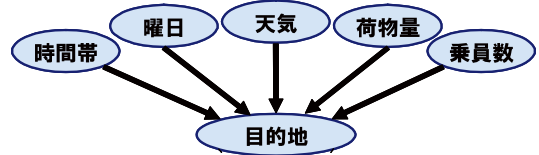


図5 構築したベイジアンネットワーク

Fig.5 Our structured Bayesian network

## 3. 提案手法

提案手法では、これまでに筆者らの研究グループで考案してきた基本手法、出発地別予測、運転状況を考慮した手法のすべてを考慮する。各手法で算出される確率の変化から状況を分析し、状況にもっとも適した手法で適用的に予測を行う手法を提案する。

### 3.1 予備実験

#### 3.1.1 出発地を考慮した手法の有効性の検証

出発地を考慮しない基本手法と出発地を考慮した出発地別予測の違いを検証するため、予備実験を行った。実験では、2人のユーザのデータ、延べ4ヶ月、総走行回数104回の走行データを用いて、2つの手法の確率変化に違いがどの程度あるのかを、正しい目的地に対する予測確率変化回数の割合を比較することで調べた。学習は全走行データを順に学習させながら目的地を予測するという実環境での利用と同様の条件で行った。

結果を表1に示す。表1から、従来手法と出発地別に学習を行った基本手法では、出発地別の予測の方が、正しい目的地に対する予測確率が下がる割合が少なく、ユーザが向かっている正しい目的地の確率が単調増加となる。これは出発地を考慮することで、例えば、学校の帰りにはよく寄り道をするなどのユーザの行動特性を考慮できているためであり、ユーザの通過経路がループのないツリー状に近くなるためである。

一方で出発地別に学習した場合は、分母が少ないことから明らかな通り、予測に用いる走行データが集まりにくいという特徴がある。これはたとえユーザの向かう目的地が何度も訪問している場所であっても、その出発地から訪問したことがなければ、まったく予測できないといった問題や、出発地を考慮しない場合と比べて学習回数が少なくなることから、確率変化が大きくなりやすいといった問題を生む。このように、これら2つの手法には一長一短がある。

表1 全確率変化に対する正しい目的地の確率変化の割合  
Table 1 The probability of correct prediction

確率変化	基本手法	出発地別予測
増加	65.0% (316/486)	80.7% (167/2007)
減少	35.0% (170/486)	19.3% (40/207)

括弧内は (目的地の確率変化回数/前確率変化回数)

#### 3.1.2 2手法の予測の差異を用いた予測の検討

出発地を考慮する手法の評価実験から、出発地を考慮する

手法と考慮しない手法の2手法にはそれぞれ得意な状況があることがわかった。そこで、これら2手法による予測結果遷移から、状況を判断することを考える。具体的には、道路リンクの遷移が発生したときに、2手法それぞれの予測結果がどのように変化するかで場合分けを行い状況を分類する。分類した状況とその意味を表2に示す。

これらの状況がどの程度の頻度で発生するのかを調べるために、その発生頻度および、その状況が本来の目的地に対して発生する割合について前節で用いたデータと同じデータを用いて調査した。結果を表3に示す。

結果から、2手法の結果が異なる状況というのは、全データに対して、約4%とそれほど多くないことがわかった。また、これら4つの状況になった目的地が、本来の目的地である割合は、2手法とも増加している際で61.9%とそれほど高くはないことから、2手法で予測確率が上昇した場合でも対象の目的地が正しい目的地とは限らず、逆に2手法とも減少している際には1.2%と正しい目的地に対して、2手法の予測が下がるということはほとんど発生しないことがわかった。さらに、2手法で結果が異なる際には、出発地別予測の方が上昇している方が、本来の目的地である割合が高く、正しい予測遷移が行われやすいことが明らかとなった。

以上のことから、2手法の予測確率が上昇している際に、その目的地はそれほど高い確率で正しい目的地とは言えないため、その目的地の確率を高くするのではなく、目的地候補として維持できる手法がよいと考えられる。逆に2手法とも予測確率が下降した場合、その目的地はほぼ確実に正しい目的地ではないと言えるため、その目的地の確率を大きく下げられる手法がよいと考えられる。

表2 2手法の予測結果の遷移が示す目的地に対する意味

基本手法	出発地別予測	目的地と道路の関係
上昇	上昇	よく利用する道路
上昇	下降	現走行の出発地からはあまり利用しないが、別の出発地からよく利用する道路
下降	上昇	その道路をよく利用するが、他の目的地にもよく利用する道路
下降	下降	あまり利用しない道路

表3 2手法を組合せた確率変化の発生割合

基本手法	出発地別予測	全候補地に対しての発生頻度	各状況時の目的地の割合
上昇	上昇	12.6% (239回)	61.9% (148回)
上昇	下降	2.0% (38回)	28.9% (11回)
下降	上昇	1.7% (33回)	57.6% (19回)
下降	下降	83.6% (1586回)	1.2% (19回)

### 3.2 状況を考慮した目的地予測手法

以上の予備実験から、2手法の予測結果の遷移から状況を判断し、適応的に予測手法を選択する目的地予測手法を提案する。具体的には、常に従来手法と出発地別予測を並列に行い、それぞれの予測結果の変化から表4に示す場合分けに基づき、目的地予測手法を変化させる。

それぞれの状況で用いる手法は次のように導出した。

表4 状況を考慮した目的地予測

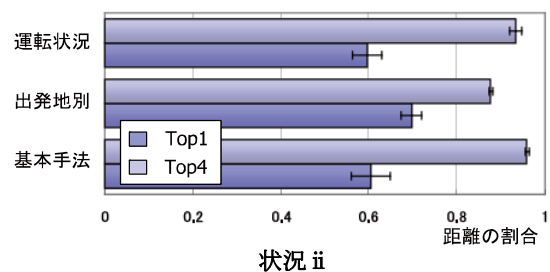
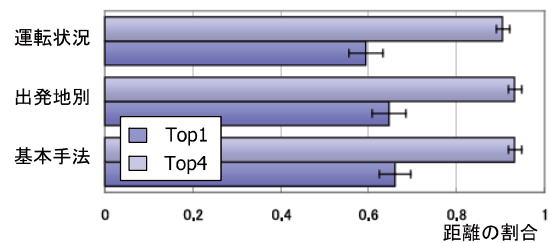
状況	基本手法による確率	出発地別予測による確率	用いる予測手法
i	増加	増加	出発地別予測
ii	増加	減少	運転状況
iii	減少	増加	基本手法
iv	減少	減少	基本手法

#### 3.2.1 状況ごとに適した目的地予測手法の導出

予備実験と同じデータを用い、表4に示す場合分けのそれぞれの状況に、従来手法、出発地別の予測、運転状況を考慮した手法を適用する。すべての組合せを用いて予測を行い、もっとも予測結果のよい状況と予測手法の組合せを求める。ここで予測結果がよいことを示す評価軸として、総走行距離において正しい目的地が上位1位(Top1)上位4位(Top4)に入る距離の割合を用いる。これは、目的地予測型ナビゲーションでは2章で述べたとおり、予測の上位の複数の目的地候補に関する情報を提示するため、必ずしもTop1になる必要がなく、目的地予測結果の上位に入ることが重要であるためである。

結果を図6に示す。結果から、状況i、状況ivに対しては、運転状況以外の予測手法を用いることがよく、状況iiには、どの手法を用いても大差はない。状況iiiには、Top1を予測する際には出発地別予測、Top4には基本手法が適していることが分かった。またほとんど差はないが、状況iには出発地別予測、状況ivには従来手法がもっともよく、状況iiでTop4の予測には運転状況を用いた手法、Top1の予測には従来手法がよい結果であった。

これらの結果から、Top4予測を重視している本研究では、提案手法として表4に示す分類分けで、適応的に予測手法を変化させる。なお、音声案内など一つの目的地のみの情報しか提示できないようなものに応用する際には、Top1予測が重要となるため、表5に示す分類分けで予測を行う。



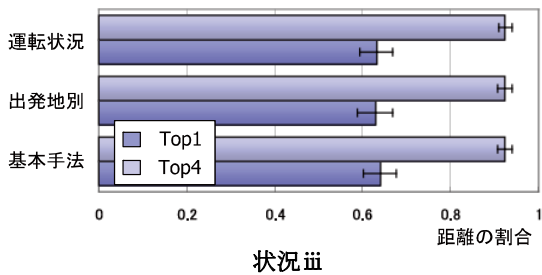


図6 各状況において3つの手法を用いたときの総走行距離に対する正しい目的地がTop1, Top4に入る距離の割合  
Fig.6 The rate that the prediction includes correct destination in Top-1 and Top-4 in each case

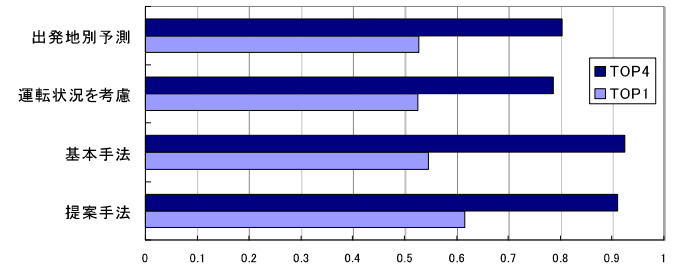
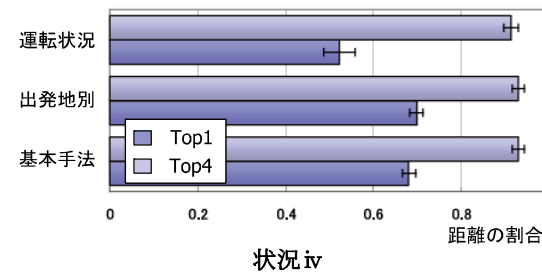


図7 走行距離に対する正しい目的地が予測された割合  
Fig.7 Performance of the proposed method

表5 状況を考慮した目的地予測 (Top1 予測用)  
Table 5 Prediction methods or Top-1 prediction

状況	基本手法による確率	出発地別予測による確率	用いる予測手法
i	増加	増加	出発地別予測
ii	増加	減少	運転状況
iii	減少	増加	出発地別予測
iv	減少	減少	基本手法

4. 評価

提案手法を実装し、評価を行った。用いた走行データは予備実験と同じデータのうち、データの半分をランダムで抽出して学習用データとし、残りの半分を評価用データとして用いた。なお、評価に用いたデータのうち、学習時に訪問していない目的地は除外して評価を行った。

評価軸には、提案手法の導出の際に用いた総走行距離に対して正しい目的地が予測の上位1位(Top1)もしくは4位(Top4)に入っていた距離の割合を用いた。

結果を図7に示す。この評価は、提案手法を用いることで、運転距離に対してどの程度ユーザの向かう目的地の情報が提示されるかを示している。結果から、提案手法による割合が、それぞれを単体で利用した時の結果より、Top1で約20%、Top4で約10%上昇していることがわかる。出発地別予測が、基本手法と比較して予測結果が悪化した理由は、約2ヶ月の学習データでは、予測を行うために十分な走行履歴を蓄えられなかったためであると考えられる。

5. 考察

5.1 学習量を考慮した手法

本研究で用いたデータは延べ4ヶ月と、それほど多いデータではなく、カーナビゲーションシステムを長期間使うことを想定した場合、わずかな期間に過ぎない。

現在の手法では、学習量の少なさから出発地を考慮した手法や運転状況が十分に活用できる状態まで学習が進んでいるとはいえ、今後学習量と収束度を考慮し、学習量に応じた予測手法の対応を行う必要がある。

5.2 出発地、目的地の記録

現在、日常生活で実際に走行しつつGPSのデータを記録し、後でコンピュータ上で再生することで手作業で目的地や出発地を記録している。実際に車両にシステムを搭載し実用する際には、出発地や目的地を自動的に記録する仕組みが必要となる。

目的地は、エンジンを停止させる、シートベルトをはずす、サイドブレーキを引くなどの車両から推測することで決定でき、出発地点は、前回車両を停車した位置、最初に記録された位置を用いることで、取得可能となる。ただし、これらの方法で取得した出発地や目的地は位置情報であり、目的地に関する情報検索に利用するためには、停車位置の近くの建物など意味のある目的地名に変換する必要がある。

6. 関連研究

走行履歴などを用いて、車両の向かう目的地を予測する研究はいくつか存在する。地図を格子状に区切り、過去に走行した経路と走行中の経路とを地図を格子状に区切ったものに変換し、その一致度から目的地の予測を行う手法[6]では、現在地のマスは通過してから時間が経過しているマスよりも重要であると考えられるため、現在地に近いほど一致度の重みを大きくして予測している。現在地に重みをおき、経路を用いて目的地を予測する部分は基本的に筆者らの研究グループで提案してきた基本手法と同様であるため、幹線道路などの複数の目的地に使用する経路を用いた際に、目的地予測が困難である問題がある。

また、目的地予測の不確定さを考慮した予測手法として交差点の1つをノードとし、ノードの推移から移動先を予測している研究もある[7]。この研究では移動先の予測以外に、目的地予測の不確定さを走行回数などから求まる移動先エントロピーとして定義し、エントロピーを用いることで目的地予測の精度を示すことに成功している。この手法においても、幹線道路の走行といった、走行道路状況や運転状況などの要素を考慮できないという点で本研究における基本手法と同様であり、これらの状況が含まれる環境においては目的地予測が困難である。

## 7. まとめと今後の課題

本研究では、目的地予測型カーナビゲーションシステムのための走行履歴と運転状況を考慮した目的地予測手法を提案し評価を行った。研究グループで提案してきたさまざまな手法の有効な状況を判断することで目的地を高い精度で予測できることを明らかにした。今後は学習量と予測手法の関係性を明らかにし、実機でのユーザ評価を行う予定である。

### 【謝辞】

本研究の一部は、文部科学省グローバル COE プログラム（研究拠点形成費）、文部科学省科学研究費補助金特定領域研究(19024046)、および特別研究員奨励費(19-55371)の研究助成によるものである。ここに記して謝意を表す。

### 【文献】

- [1] 赤穂賢吾, 加藤博一, 西田正吾: 実写ベースカーナビにおける交差点案内の検討と評価, 電子情報通信学会技術研究報告. MVE, マルチメディア・仮想環境基礎, Vol. 106, No. 234, pp. 1-6 (2006).
- [2] 北岡教英, 角谷直子, 中川聖一: 音声対話システムの誤認識に対するユーザの繰返し訂正発話の検出と認識, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J87-D2, No. 7, pp.1441-1450 (2004).
- [3] Terada, T., Miyamae, M., Kishino, Y., Tanaka, K., Nakagawa, T., Yamaguchi, Y., and Nishio, S.: Design of a Car Navigation System that Predicts User Destination, Proc. of Int'l Workshop on Tools and Applications for Mobile Contents (TAMC), pp. 54-49 (2006).
- [4] 岸野泰恵, 寺田 努, 中川隆志, 山口喜久, 西尾章治郎: 目的地予測型カーナビゲーションシステムにおける情報提示のための目的地推定手法, 情報処理学会研究報告(ユビキタスコンピューティングシステム研究会 2007-UBI-13), pp. 9-16 (2007).
- [5] 田中宏平, 寺田 努, 山口喜久, 中川隆志, 西尾章治郎: 目的地予測型カーナビゲーションシステムのための運転状況を考慮した目的地予測手法, 電子情報通信学会データ工学ワークショップ(DEWS 2007)論文集 (2007).
- [6] 小林誠, 嶋恵子, 小針里美, 曾布川靖, 伊東幸宏, 酒井三四郎: 車載端末向け情報選別配信システムにおける到着地推定機構, 情報処理学会論文誌, Vol. 45, No. 12, pp. 2688-2695 (2004).
- [7] 吉岡元貴, 小澤順: 移動先エントロピーを用いた車両の走行履歴による到着地の推定, 情報処理学会論文誌, Vol. 46, No. 12, pp. 2973-2982 (2005).

### 田中 宏平 Kohei TANAKA

2005 年大阪大学工学部電子情報エネルギー工学科卒業。  
2007 年大阪大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了。  
現在, 同専攻博士後期課程に在籍。ウェアラブルコンピューティング, ユビキタスコンピューティングに興味をもつ。日本データベース学会学生会員。

### 岸野 泰恵 Yasue KISHINO

2002 年大阪大学工学部電子情報エネルギー工学科卒業。  
2007 年同大学院情報科学研究科博士課程修了。博士(情報科学)。同年, NTT コミュニケーション科学基礎研究所 研究員, 現在に至る。ユビキタスコンピューティングの研究・

開発に従事。日本データベース学会, 情報処理学会の各会員。

### 寺田 努 Tsutomu TERADA

1997 年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1999 年同大学院工学研究科博士前期課程修了。2000 年同大学院工学研究科博士後期課程退学。同年より大阪大学サイバーメディアセンター助手。2005 年より同講師。2007 年神戸大学大学院工学研究科准教授。現在に至る。2002 年より大阪大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻助手, 2005 年より同講師を併任。この間, NEC インターネットシステム研究所, 英国ランカスター大学, ATR 客員研究員を兼務。博士(工学)。アクティブデータベース, ウェアラブルコンピューティング, ユビキタスコンピューティングの研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会, 日本データベース学会, ヒューマンインタフェース学会の各会員。

### 西尾 章治郎 Shojiro NISHIO

1975 年京都大学工学部数理工学科卒業。1980 年同大学院工学研究科博士後期課程修了。工学博士。京都大学工学部助手, 大阪大学基礎工学部および情報処理教育センター助教授, 大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻教授を経て, 2002 年より大阪大学大学院情報科学研究科マルチメディア工学専攻教授となり, 現在に至る。2000 年より大阪大学サイバーメディアセンター長, 2003 年より大阪大学大学院情報科学研究科長, その後 2007 年より大阪大学理事・副学長に就任。この間, カナダ・ウォータールー大学, ビクトリア大学客員。データベース, マルチメディアシステムの研究に従事。現在, Data & Knowledge Engineering 等の論文誌編集委員。本会理事を歴任。電子情報通信学会フェローを含め, ACM, IEEE 等 8 学会の各会員。