

目的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

田中 宏平[†] 寺田 努[†] 山口 喜久^{††} 中川 隆志^{††} 西尾章治郎[†]

[†] 大阪大学大学院情報科学研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

^{††} 三菱電機(株) 〒661-8661 尼崎市塚口本町 8-1-1

E-mail: †{tanaka.kohei, tsutomu, nishio}@ist.osaka-u.ac.jp,

††{Yamaguchi.Yoshihisa@dp, Nakagawa.Takashi@dy}.MitsubishiElectric.co.jp

あらまし 現在のカーナビゲーションシステムは、目的地の入力が手間であったり、経路案内が不必要であるため日常の運転ではほとんど利用されていない。そこで、筆者らの研究グループでは目的地や運転目的に関連した情報を自動的に提示する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。本研究はその中でもユーザの運転状況を考慮した目的地の予測手法の実現を目的とする。提案手法では、これまでに筆者らの研究グループで提案した道路リンクを基本単位とした予測手法を拡張し、日時や車両情報、大きなエリア情報を用いたベイジアンネットワークによる予測と従来手法を合成して用いる。提案手法を用いることで、道路単位では区別できない目的地の予測が可能になり、さらに正しい目的地が目的地候補から外れにくくなるため、目的予測型ナビゲーションシステムがより便利に利用できるようになる。

キーワード 目的地予測, カーナビゲーション, ベイジアンネットワーク

A Destination Prediction Method Considering Driving Context for a Car Navigation System that Predicts User Purpose

Kohei TANAKA[†], Tsutomu TERADA[†], Yoshihisa YAMAGUCHI^{††}, Takashi NAKAGAWA^{††}, and Shojiro NISHIO[†]

[†] Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University 1-5 Yamadaoka, Suita-shi, Osaka 565-0871, Japan

^{††} Mitsubishi Electric Corp. Tsukaguchihonmati 8-1-1, Amagasaki-shi, Hyogo 661-8661, Japan

E-mail: †{tanaka.kohei, tsutomu, nishio}@ist.osaka-u.ac.jp,

††{Yamaguchi.Yoshihisa@dp, Nakagawa.Takashi@dy}.MitsubishiElectric.co.jp

Abstract Current car navigation systems are not used in daily driving since the required operation to input the destination costs so much and users do not need navigation in daily driving. Therefore, our research group has been investigating a new car navigation system that predicts user purpose and show valuable information for users. In this paper, we concentrate to propose a new destination prediction method considering driving context, which is a core part of the system. Our method predicts user destination with date, time, number of passengers, size of baggage, and area intergradations in addition to the road-link based destination prediction method. Our method can detect the destination that is not extracted only using the road-link based method, and the correct destination is kept on displaying in whole driving. Thus, a car navigation system that predicts user propose becomes more useful.

Key words Destination Prediction, Car Navigation, Bayesian Network

1. はじめに

近年、コンピュータの高性能化に伴いカーナビゲーションシステムを利用することが一般的なものとなりつつある。現在普及しているカーナビゲーションシステムは、運転開始時にユーザが目的地を入力することで、最適な経路を計算し目的地までの経路案内を行うことを主な機能としている。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、これらの運転では経路が既知であることから、経路案内は不要でありカーナビゲーションシステムはほとんど使用されていない。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、道案内ではなく目的地や目的に関連した情報を提示すれば、日常の運転で有効なカーナビゲーションシステムを実現できると考え、目的地や目的を自動的に予測し、それ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 [1]。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 A 駅へ送迎のために運転している場合、過去のユーザの行動履歴と現在地情報、運転状況から送迎のために A 駅へ向かっていることを予測し、到着時刻付近の時刻表を提示したり、経路上や駅周辺の渋滞情報を提示したりする。

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 [2] では、車載の GPS と地図情報から得られた道路通過履歴を用いて目的地を予測するため、わき道にそれたり、抜け道を使用した際に予測結果が大きく変動したり、多くの目的地で利用する幹線道路を通過した際、どの目的地候補の予測確率も低く、提示に向かないという問題があった。そこで本研究では、エリアという大きな領域の遷移を用いて道路通過による予測結果を平滑化し、曜日・時間帯、乗員数などの運転状況を考慮することで、道路通過履歴だけでは判断できない状況でも提示に適した結果を出力できる目的地予測手法を提案する。

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 章で既存手法について述べる。4 章で提案手法について説明する。5 章では実装について述べ、6 章で評価、7 章で考察を行い、最後に 8 章でまとめる。

2. 目的予測型カーナビゲーションシステム

研究グループで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。要素の意味は以下の通りである。

- 行動履歴 DB

車両の位置、速度、乗員数、荷物重量、ガソリン残量、目的地などのデータを車載のセンサを用いて取得し蓄積したデータベースである。

- 関連情報 DB

目的地までの経路や店の情報、VICS やインターネットを通じて得られる交通情報や時事情報などを格納したデータベースである。

- 目的地予測部

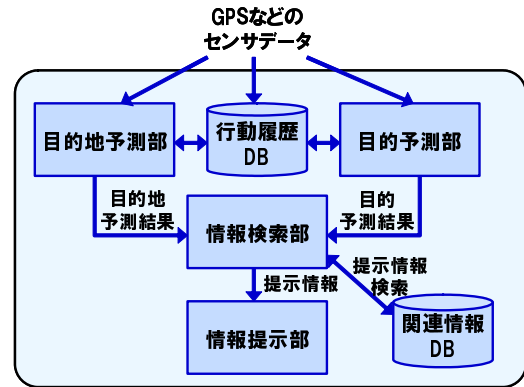


図 1 目的予測型カーナビゲーションシステムの構成



図 2 システムの表示例

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、3 章、4 章で詳細に述べる。

- 目的予測部

車載のセンサから現在の車両状況、運転状況を取得し、行動履歴 DB と比較することで運転の目的を予測する。

- 情報検索部

目的・目的地予測の結果を用いて、ユーザに提示すべき関連情報を検索・生成する。現在では、目的地予測の結果の順位と確率を用いて、一定確率以上で上位である目的地に関する情報を提示する。また、確率に応じて提示する情報の詳細度を変化させることなどを考えている。

- 情報提示部

情報検索部において生成された情報を、ユーザに安全に見やすく提示する方法を決定する [3] [4]。

図 2 に目的予測型カーナビゲーションシステムの表示例を示す。提案している目的予測型カーナビゲーションシステムでは、エージェントがユーザに関連情報を案内するという仕組みを想定している。これは目的・目的地を予測ということから、確実な予測結果を出力するとは限らず、複数の候補をわかりやすく提示する必要があるためである。

3. 従来手法

本章では、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について説明する。研究グループでこれまでに用いていた目的地予測手法は、過去の GPS の軌跡とユーザの出発地点

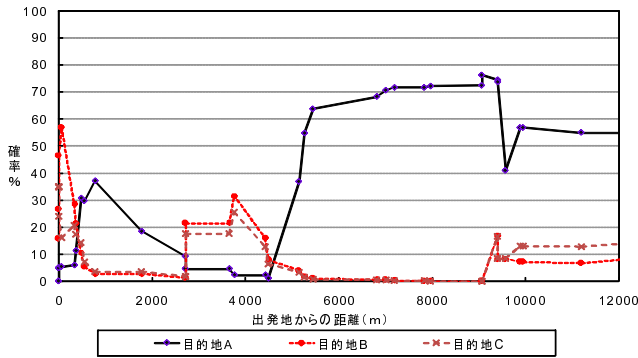


図3 従来手法の予測結果

からの軌跡を比較し、その一致度から目的地を推測する。

まずGPSの点列データから経路を抽出する。経路とは、ユーザの移動履歴における分岐から分岐までの一辺のことを示す。すなわち、1つの経路を通過中に新たな道路に分岐すると従来の経路を2つに分割し、計3つの経路が生成される。それぞれの経路に、その経路を用いて行った目的地の回数を記録する。

このようにして経路に蓄積したデータを用いて目的地を予測する。出発地から*i*番目の経路に差し掛かったときの目的地*j*に行く確率は、式1を用いて算出する。

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

N_i は今までに経路*i*を通った回数、 N_{ij} は経路*i*を通して目的地*j*に行った回数、 α 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。式を用いて新しい経路に入るたびに、すべての目的地への確率を算出する。

従来手法を用いて、予測を行った例を図3に示す。なお予測では $\alpha = 0.5$ を用いた。図はある出発地から、目的地Aに向かったときの主要な目的地の確率遷移を示す。グラフの右側、すなわち目的地周辺では目的地Aの確率がもっとも高く、かつ高い確率を算出しているため、システムは目的地Aに関する情報を出力できる。一方、グラフの左側、すなわち出発地付近では、出発直後目的地Aの確率が上昇しているものの、以降しばらくの間は大幅に確率が減少し、他の目的地の確率の方が高くなっている。これは、ユーザが別の目的地に使用した抜け道を使用したことで、発生した現象である。

この場合システムは、出発直後は本来の目的地Aに関する情報が出力するが、途中で確率順位が変動し、目的地Aに関する情報を提示しなくなるという問題が発生する。

4. 提案手法

提案手法では、わき道や抜け道を使用した際の確率変動に対応するため、道路に依存しない大きなエリア遷移を考慮する。また、幹線道路や出発地付近など目的地候補が多数存在するときに候補を絞りこむため、時間帯、曜日、天気、乗員数、荷物重量といった運転状況を考慮する。提案手法では、これらの要素から考えられる目的地を取得するため、ユーザの行動予測モデルとして多用されているベイジアンネットワークを用いる。

さらに提案するエリア遷移と運転状況を用いた手法は、運転

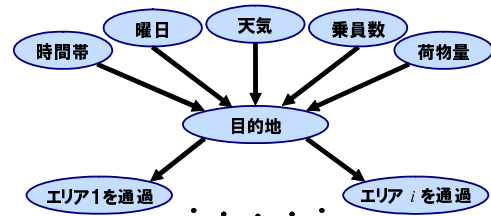


図4 構築したベイジアンネットワーク

開始時から一定の精度で目的地予測が可能である一方、運転が経過しても目的地の絞り込みがエリア遷移のみに依存するため、目的地周辺でも確率が上昇しにくいという特徴がある。そのため、経路を基本単位とした従来手法と合成することで、目的地予測型ナビゲーションシステムに適した予測結果とする。

4.1 ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークは、確率変数間の定性的な依存関係をグラフ構造で表し、定量的な依存関係を条件付確率によって表現する[5]。確率変数間の因果関係の強度を示す条件付確率は、十分なデータが集まれば確率変数の各状態の頻度を算出できるが、データが不足している間は、予め仮定した確率分布に沿うように観測データを用いて条件付確率を予測し計算を行う。

本研究では、ベイジアンネットワークの各確率変数に運転状況やエリア遷移を用いる。考慮する運転状況を以下に示す。

- 時間帯
- 曜日
- 天気
- 乗員数
- 荷物重量

これらの情報を実際に車から取得する方法については、5章で述べる。各確率変数のクラスタリングは、時間は1時間ごと、曜日は各曜日ごと、天気は晴と雨、荷物重量は重い、中程度、軽いの3段階で分類する。またエリアは、緯度経度を一辺3kmの矩形に切り分けた領域を示し、領域に入ってきた向きを4方向で判断する。提案手法では、これらの運転状況、エリア遷移および目的地に対する定性的な依存関係から図4のようにモデルを構築し、計算・学習を行う。

4.1.1 ベイジアンネットワークの学習

提案手法では、表1に示すような、すべての運転状況における目的地訪問回数を作成しこれらを目的地到着時に更新することで、条件付き確率を更新する。目的地訪問回数表は、初期確率分布が一様分布となるように予め値を入力している。

更新は、該当する運転状況における目的地訪問回数を増加させることで行う。例えば、晴れた月曜日の18時に1人で少ない荷物で帰宅した際には(18時, 月, 晴, 1人, 少)という運転状況における自宅の訪問回数を増加させる。

またエリア遷移も同様に観測回数をもとにした学習を行う。表2に示す目的地別エリア遷移回数表をエリアとその遷移方向ごとに作成し、目的地到着時に、通過したエリアのtrueの回数を増加させる。

表 1 目的地訪問回数表

運転状況 (時間帯, 曜日, 天気, 乗員数, 荷物重量)	目的地 A	目的地 B	...	目的地 Z
(0時, 日, 晴, 1人, 少)	1	2	...	1
(0時, 日, 晴, 1人, 中)	1	4	...	1
(0時, 日, 晴, 1人, 多)	1	2	...	1
:			...	
(23時, 土, 雨, 5人, 中)	1	3	...	7
(23時, 土, 晴, 1人, 多)	1	2	...	5

表 2 目的地別エリア遷移回数表

目的地	true	false
目的地 A	1	5
目的地 B	20	5
:	:	:
目的地 Z	3	10

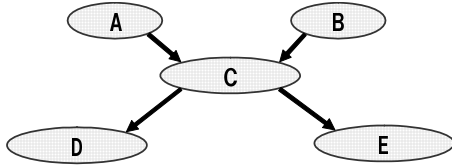


図 5 ベイジアンネットワーク例

4.1.2 ベイジアンネットワークの計算

ベイジアンネットワークは, 図 5 に示すようなモデルが与えられた場合, その結合確率は,

$$P(A, B, C, D, E) = P(A)P(B)P(C|A, B)P(D|C)P(E|C)$$

を計算することで求まることから, 事後確率 $P(C = c)$ は,

$$P(C = c) = \sum_A \sum_B \sum_D \sum_E P(A)P(B)P(C|A, B)P(D|C)P(E|C)$$

となる. また, 確率変数 $A = a, B = b, D = d$ が観測された場合, $C = c$ となる確率 $P(C = c|A = a, B = b, D = d)$ は,

$$\begin{aligned} P(C = c|A = a, B = b, D = d) &= \frac{P(A, B, C, D)}{P(A, B, D)} \\ &= \frac{P(C = c|A = a, B = b)P(D = d|C = c)}{\sum_C P(C|A, B)P(D|C)} \end{aligned}$$

で算出できる.

つまり提案手法の場合, A, B が運転状況, D, E がエリア遷移による確率変数となり, それらが既知のときの目的地が X である確率は,

$$\begin{aligned} P(\text{目的地} = X | \text{運転状況 } A, \text{エリア } 1 = \text{true}) &= \frac{P(X | \text{運転状況 } A)P(1 = \text{true}|X)}{\sum_{\text{目的地 } \ni C} P(C|A)P(1 = \text{true}|C)} \end{aligned}$$

を算出すれば求まる.

ここで $P(\text{目的地 } X | \text{運転状況 } A)$ は, 運転状況 A であるときに目的地 X を訪問する確率であり, 前節の目的地訪問回数表より導出したものを用いる. また, $P(\text{エリア } 1 = \text{true} | \text{目的地 } X)$ も同様に, 前節の目的地別エリア遷移回数表より導出し, 式に代入する.

4.2 従来の予測手法との合成

ベイジアンネットワークを用いた手法にも従来の道路通過履歴を用いた手法にもそれぞれ利点と欠点がある. そこで, それらの特徴を生かすための合成手法について述べる. 以下に 2 つの手法の特徴をまとめる.

従来手法

- 道路依存度が大きいため, 普段使用しない道を使用すると, その道を使用して行った目的地の確率が著しく上昇する.
- 出発地点付近や幹線道路では目的地が絞り込めない.
- 多くの場合目的地周辺で, 精度が高い.

運転状況を考慮した手法

- 運転開始時から一定の精度が見込める.
- 目的地付近でも複数候補がある可能性が高く絞り込みが難しい.
- エリア遷移時にしか確率が変化しない.

これらの特徴から, 一方の手法の精度が低い際にもう一方の手法を用いることが有効と考え, 式 (2) に示す式で合成する.

$$P_j^{total} = (1 - \beta)P_j^{link} + \beta P_j^{context} \quad (2)$$

P_j^{total} は, 目的地 j に対する合成後の確率, P_j^{link} は従来の道路通過履歴による予測によって求まる目的地 j への確率, $P_j^{context}$ は本研究で用いた運転状況を考慮した予測によって求まる目的地 j への確率を示し, パラメータ β は提案手法を重視する度合いを示す.

目的地を予測する上で位置は非常に重要となると考えられるため, 目的地周辺では細かな位置を考慮できる道路通過履歴による予測が有効であると考え, 出発地点を含むエリアから目的地が存在するエリアの距離の残り割合を β とする. すなわち

$$\beta = \frac{Distance(A_{now}, A_{dest})}{Distance(A_{start}, A_{dest})} \quad \beta \leq 1$$

として, 算出する. なお, A_{now} は現在車両のいるエリア, A_{dest} は目的地の存在するエリア, A_{start} は出発地点を含むエリアを示し, $Distance(A, B)$ によってエリア A とエリア B の距離を示す. エリアの距離とは, エリア A からエリア B に到達するまでの最小の遷移回数のことである.

また, 車両が所属するエリアと目的地が存在するエリアの距離が出発エリアから目的地が存在するエリアの距離を超えてしまった際 ($\beta > 1$) には, 運転状況を考慮した手法のみを適用させた上で, その目的地から離れる方向へ進んでいると考えられるため, 距離に応じてさらに確率を下げる. 出発エリアに目的地が存在するエリアを含む場合には, $\beta = 0$ として道路通過履歴を用いた予測を適用させる. なお目的地ごとに異なる β を用いるため, 確率の総和が 1 とならないので最後に正規化を行う.



図 6 プロトタイプシステム

5. 実装

目的予測型カーナビゲーションシステムのプロトタイプを Sony VAIO type U VGN-U71P (PentiumM 1.1Gz, メモリ 512MByte) 上に Microsoft VisualC++.NET を用いて実装した。このシステムは提案手法の有効性を確認するためのログ再生システムであり、GPGGA 形式で記録している GPS ログデータを読み込むことで動作する。

GPS ログは、GARMIN 社 etrex VISTA C を用いて取得し、乗員数はシートベルトの有無、シートの加重をセンシングすることで取得し、天気はワイパーの動作状況、荷物重量はトランクの加重をセンシングすることで3段階で取得するものとする。現状では、自動的に取得できなかった情報には走行後に手動で運転状況を記録している。

また、ベイジアンネットワークの初期条件付確率分布を一様分布とするため、目的地訪問回数表および目的地別エリア遷移回数表にはすべてに 1 を代入して初期化した。代入する数字は、小さな値にすれば 1 回の訪問での学習量が大きくなり、極端な結果となりやすい。逆に大きな値ほど 1 回の学習での影響が小さくなるため、極端にはなりにくいが収束が遅くなる。適切な値については検討する必要があると考えているが、学習を重ねることで影響はなくなると考えられる。

図 6 に実装したプロトタイプシステムの画面を示す。目的地予測結果の上位の候補地について、エージェントがユーザに情報を通知していることが分かる。

また、提案手法をカーナビゲーション用に拡張した Java2 Platform Micro Edition を用いて実装し、三菱電機のカーナビゲーションシステム CU-H9000VP に組み込み、実際に車内での動作を確認をした。なお、CU-H9000VP では現在センサ入力を増やせないため、運転状況を用いた手法には、時間、曜日、エリア遷移についてのみ実装を行った。

1ヶ月のデータを学習させ動作させるところ、提案手法の計算負荷は大きくなくリアルタイムで問題なく動作した。

6. 評価

提案手法の有効性を確認するため、目的地の確率遷移に関する評価実験および提案手法で用いたエリアの大きさを変化させた際の予測精度に関する評価実験を行った。

評価に用いた走行データは、2人のユーザののべ10ヶ月間、

表 3 被験者

	ユーザ A	ユーザ B
職業	学生	主婦
総走行回数	63 回	109 回
期間	4カ月	6カ月
総目的地数	11ヶ所	23ヶ所

計 172 回の走行データであり、それぞれの内訳を表 3 に示す。ユーザ A は学生であり、毎日の通学に車を使用するわけではないが、車を運転する機会のは多くは雨の日や休日の大学への通学であり、帰宅時に買い物へ行ったり、曜日によっては、習い事へ行ったりする。ユーザ B は専業主婦であり、通学や通勤といった毎日訪問する決まった目的地があるわけではないが、定期的に習い事や買い物に行くといった特徴がある。

6.1 利用状況を想定した目的地の確率遷移に関する評価

本評価ではユーザ A の走行データのうち以下に示す特徴的な利用状況について、目的地に対する確率遷移を調べた。

- 状況 1 別の目的地への訪問頻度の多い道の一部走行して行く。
- 状況 2 よく行く目的地に通常行かない時間帯に行く。

ユーザ A の走行データのうち、抽出したデータ以外の 62 回を用いて学習を行った上で評価を行った。

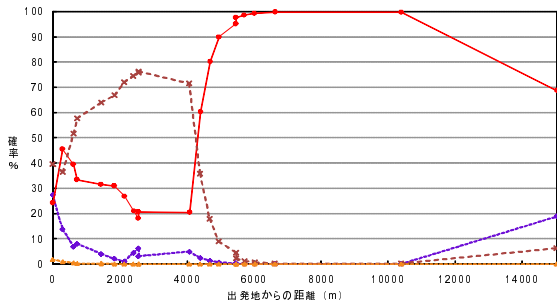
状況 1：別の目的地への訪問頻度の多い道の一部走行

習い事に行く際に、幹線道路や抜け道の使用により一部に大学によく使用する道を用いて行ったときの確率推移を図 7 に示す。道路通過履歴を用いた手法では、道路通過回数に依存するため、訪問回数の少ない目的地の予測は非常に困難であり、図の例でも、大学の確率が非常に高い。このグラフにおける本来の目的地である習い事は大学への経路の延長上にあり、大学への分岐点を通るまでは大学の確率が大きくなってしまっている。一方でエリア遷移と運転状況を考慮した手法では、習い事へは決まった曜日・時間帯に行くことから、習い事が運転の初期から予測できていることがわかる。合成手法では道路通過履歴の結果に影響され、一部で大学の確率が予測の 1 位となっているが、道路通過履歴を用いるだけの場合と比較して、本来の目的地が常に高く、確率も単調に増加しているため、情報提示を考えた際には、不快感につながる要素は少ないといえる。

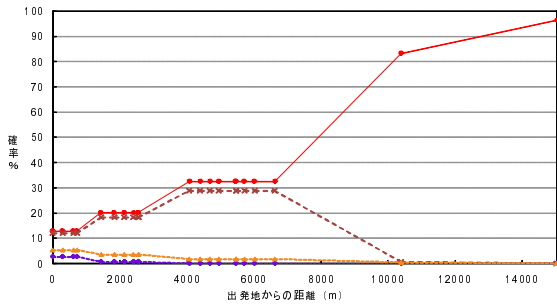
状況 2：よく行く目的地に通常行かない時間帯に走行

よく行く目的地に通常行かない時間帯に走行した際の確率遷移を図 8 に示す。走行経路は、訪問頻度の高い「自宅」へ行く際の経路であるが、通常とは違う時間帯に「自宅」へ帰宅した際の経路であり、以前に一度、同じ運転状況で「薬局」を訪問している例である。

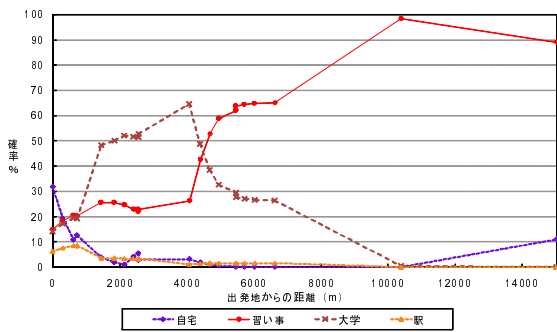
道路通過履歴を用いた手法では「自宅」へ向かう際によく用いる道を通っているため、運転の初期から高い確率で予測できている。一方、以前の運転状況に自宅は合致せず、この運転状況では薬局を目的地として走行した記録があるため、エリア遷移と運転状況を考慮した手法では、正しい目的地が運転初期から薬局より訪問確率が低い状態である。情報提示を考えた際、目的地に近付くほど単調に確率が上昇している点では良い結果



(a) 道路通過履歴

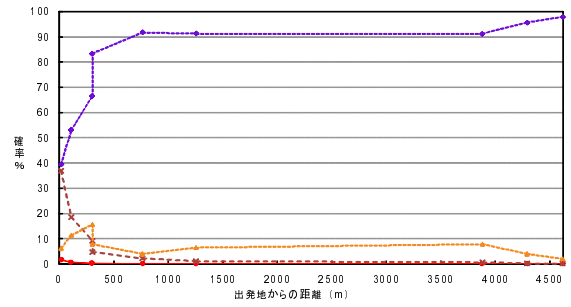


(b) エリア遷移と運転状況を考慮

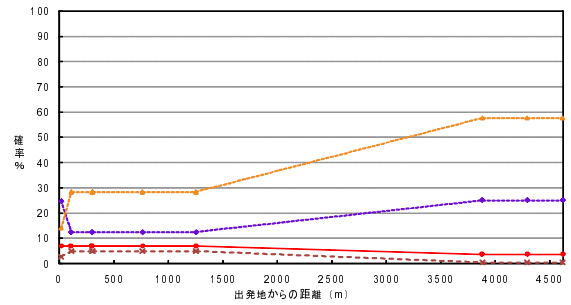


(c) 合成手法

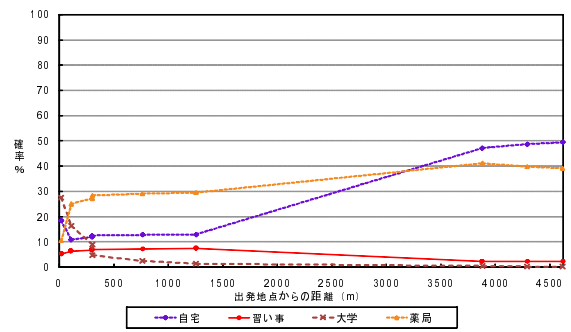
図 7 別の目的地への訪問頻度の多い道を一部走行するケース



(a) 道路通過履歴



(b) エリア遷移と運転状況を考慮



(c) 合成手法

図 8 よく行く目的地に通常行かない時間帯に走行するケース

であるが、正しい目的地の確率が目的地周辺でも薬局より低い状態となり、情報を提示できない可能性がある。

提案手法では、経路の中盤で自宅の予測結果が薬局と同じ確率となり、自宅に関する情報も提示できる。

6.2 エリアサイズを変化させた評価

エリア遷移と運転状況を考慮した手法では、エリア遷移が発生することに目的地を決定する証拠が多くなる。そのためエリアを細かく分割すれば、ベイジアンネットワークを用いた手法の確率が上昇しやすくなると考えられる。しかし、エリアを細かく分割すると抜け道を使用した際にも、エリア遷移が発生するようになり広域な移動を考慮している効果が薄れる。そのためエリア分割サイズを変動させ、その際に情報提示に適した予測を行えるかを評価する。

また、情報提示に適した予測結果を出力できるかどうかは、以下の項目を用いて評価する。

- (1) 正しい目的地が上位3位に入っている割合
- (2) 正しい目的地に対する確率の低下の発生回数

前者の評価は、正しい目的地が表示されているかを調べるためのものである。提案するカーナビゲーションシステムでは、

上位数個の目的地に関する情報が提示されるため、正しい目的地が常に上位数個に入っていることが重要である。後者の評価は確率変動による表示の問題が起こる頻度の評価である。提案するカーナビゲーションシステムでは提示情報の詳細度を目的地の確率に応じて制御しているため、いったん高くなった確率がある地点で大きく低下すると情報提示に問題が生じてしまう。

評価では、ユーザ A, B の走行データの総走行回数の半分をランダムに抽出して学習を行い、残り半分の走行データを用いて評価を行った。なお、ユーザ A は学習を行った際、含まれていた目的地は7ヶ所であり、ユーザ B は16ヶ所であった。評価中に初めて訪問する目的地は、評価から除外した。

各ユーザの総走行履歴の1走行あたりの平均エリア遷移回数は、ユーザ A, B どちらでも一番細かな700mの分割で、約4回、一番大きな12kmの分割で約1.3回と生活圏の広さに、大きな差はなかった。

正しい目的地が上位3位に入る割合

正しい目的地が上位3位に入っているかどうかの割合を図10、図11に示す。図はすべて横軸にエリア分割サイズ、縦軸

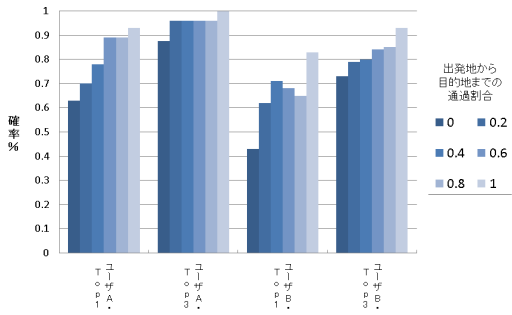
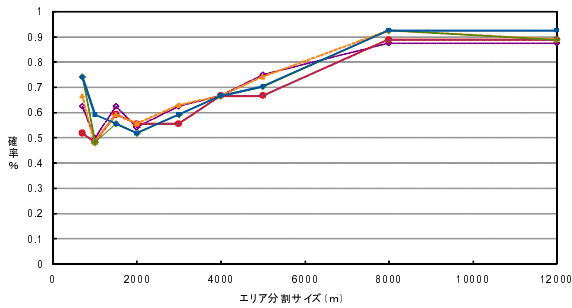
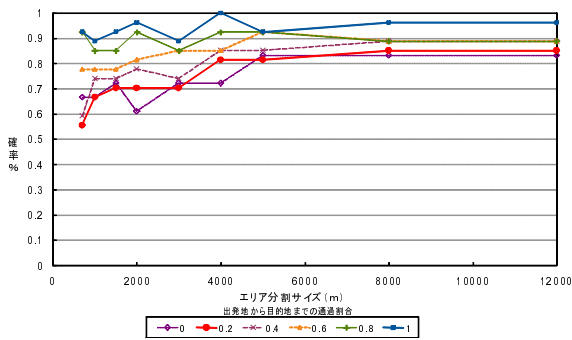


図 9 道路通過履歴を用いた手法の上位に含まれる割合



(a) エリア遷移と運転状況を考慮



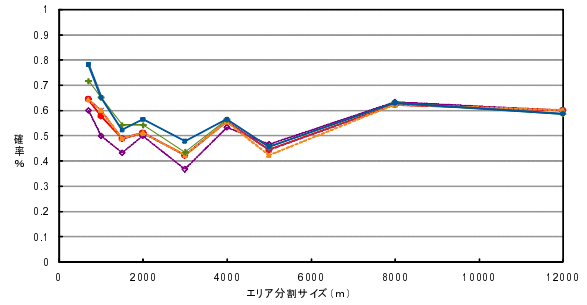
(b) 合成手法

図 10 正しい目的地が含まれる割合 (ユーザ A)

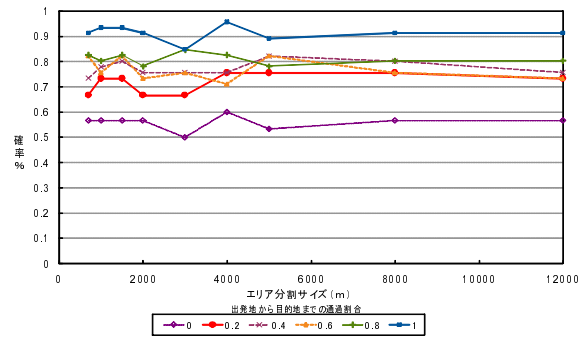
には目的地までの距離の通過割合を 20%ごとに区切った際の、上位 3 位に入った割合を示している。なお、比較のために道路通過履歴を用いた手法の結果を、図 9 に示す。

エリア遷移と運転状況を考慮した手法では、図 10 に示す通り、ユーザ A の場合エリア分割サイズが小さいと、目的地に近付くにつれ予測確率が高くなるが、目的地到着時でも 75%程度と道路通過履歴には劣っている。またエリア分割サイズを大きくするにつれ、正しい目的地が上位に含まれる可能性が高くなっている。エリア分割サイズが大きくなると 1 つのエリアに含まれる目的地の個数が増え、平均エリア遷移回数も減るため、エリア分割の目的地予測に対する影響が弱くなり、運転状況の影響が強くなる。そのため、ユーザ A の走行データに関しては、目的地予測精度を向上させるための要素としてはエリア分割の効果が薄く、逆に運転状況のみを用いることで高い確率で予測できる可能性が高いと考えられる。

ユーザ B の結果を図 11 に示す。エリア分割サイズが大きくなり 1 走行あたりの平均エリア遷移回数が増った場合でも、



(a) エリア遷移と運転状況を考慮



(b) 合成手法

図 11 正しい目的地が含まれる割合 (ユーザ B)

ユーザ A とは異なり予測精度に大きな変化はなく、全体的に精度が低い。これはユーザ B の目的地が集中して存在し、分割が小さいと 1 つのエリアに含まれる目的地が減り予想しやすくなり、分割が広がるとエリア遷移が発生しても予測が変化しないためであると考えられる。図 10 と図 11 を比較すると、ユーザ B の方が全体的に確率が低くユーザ B にとって運転状況はそれほど有効でないことがわかる。これは、決まった時間に決まった目的地に行くことのできる学生の方が、さまざまな時間に多くの目的地に行く主婦との違いを示しているといえる。

さらに、道路通過履歴とエリアと運転状況を考慮した手法の 2 手法を合成した提案手法では、ユーザ A の場合でも、ユーザ B の場合でもエリアの分割サイズに大きな差はないことがわかる。出発直後はエリアと運転状況を考慮した手法を重視しているため運転状況によって目的地の決まりにくいユーザ B の場合、55%程度の割合となっているが、経路の 2 割を通過した辺りから、どちらのユーザの場合でも、7 割の確率で上位 3 位に正しい目的地が含まれることがわかる。

正しい目的地に対する確率の低下の発生回数

また、正しい目的地に対する確率低下の発生回数を表 4、表 5 に示す。どちらのユーザにおいても、従来の道路通過履歴による予測手法では、細かな道路単位で目的地予測を行うため正しい目的地の確率変化が非常に多く、同時に 10%以上の大きな予測確率の減少も多く発生している。エリア遷移と運転状況を考慮した手法では、変化のあまり発生しない広域なエリア遷移情報と運転開始時から一定の運転状況を用いて予測しているため、確率変化回数が少なくなっている。さらに、ペジアンネットワークには予め一様分布を与えていることから、走行回数の少ないエリアや運転状況における推測でも大きな変化を起

表 4 正しい目的地の予測確率減少回数 (ユーザ A)

手法 (分割サイズ)	変化総数	減少回数	10%以上減少
道路通過履歴	291	94	24
エリアと運転状況 (0.7km)	174	43	5
2 手法の合成手法 (0.7km)	310	79	13
エリアと運転状況 (1.5km)	115	19	2
2 手法の合成手法 (1.5km)	294	68	6
エリアと運転状況 (3km)	66	16	1
2 手法の合成手法 (3km)	288	73	6
エリアと運転状況 (5km)	51	11	1
2 手法の合成手法 (5km)	285	80	22
エリアと運転状況 (12km)	33	4	0
2 手法の合成手法 (12km)	297	97	20

表 5 正しい目的地の予測確率減少回数 (ユーザ B)

手法 (分割サイズ)	変化総数	減少回数	10%以上減少
道路通過履歴	369	137	36
エリアと運転状況 (0.7km)	178	35	5
2 手法の合成手法 (0.7km)	379	104	20
エリアと運転状況 (1.5km)	154	29	2
2 手法の合成手法 (1.5km)	372	91	18
エリアと運転状況 (3km)	93	25	0
2 手法の合成手法 (3km)	365	82	17
エリアと運転状況 (5km)	73	11	0
2 手法の合成手法 (5km)	369	98	22
エリアと運転状況 (12km)	61	5	0
2 手法の合成手法 (12km)	370	113	27

こさない。なお、エリア分割サイズを広くするほど、確率変化の発生回数が少なくなり 10%以上の確率減少回数が少なく抑えられているが、確率変化の回数も少なくなり、長い距離を走行しなければ提示される情報が変化しなくなるため、ユーザが道を分岐してもなかなか表示が変わらない可能性がある。

このエリア遷移と運転状況を考慮した手法を道路通過履歴と合成することで、提案手法でも道路通過履歴による手法とほぼ同じ回数の確率変化が発生しているが、10%以上の確率減少回数が大きく減っている。どちらのユーザの場合もエリア分割サイズが狭い場合には、エリア遷移が道路通過履歴を用いた手法の確率変化回数に近づくため、合成した場合でも 10%以上の確率減少回数を大きくは減らせていない。またエリア分割サイズが大きい場合にも、10%以上の大きな確率減少回数を減らせておらず、これはエリア分割サイズが大きい場合には 2 手法を合成する際の重みが急変するため、大きな確率変化が生じるものと考えられる。そのため大きな確率減少回数を減らすためには、ユーザ A, B の場合は、1.5km ~ 3km 程度の大きさを分割することが適切であると考えられる。

7. 考 察

7.1 ベイジアンネットワーク

提案手法では、運転状況やエリア遷移を用いて予測を行うためにベイジアンネットワークを用いた。ベイジアンネットワークを用いる際の課題には、確率変数に何をを用いるのか、どのよ

うなクラスタリングを行うか、グラフ構造をどのように構築するか、データが少ない際にどのように確率分布を取得するかといったものがある。

確率変数に何をを用いるかは、取得可能で目的地に影響のありそうな運転状況を考えたところ、運転手の所持金や服装、スケジュールなども影響を与えると考えられるが、取得が困難であり、推測することも困難であるため、時間、曜日、天気、荷物、乗員を用いた。今後、使用しなかった要素についても検討する。

初期確率分布に関しては一様分布を用いたが、学習を重ねることで初期確率分布に依存せず本来の確率分布に収束することが知られているため、大きな問題とはならない。しかし、初期確率分布が本来の確率分布と大きく差がある場合、収束に時間がかかるため、一般的に説明のつく確率分布に関しては、予めその確率分布を入力しておく必要がある。

7.2 長期的な使用

ユーザが長期的に提案手法を利用した場合、条件付確率はある一定の確率分布に収束するため、予測精度は向上すると考えられる。一方、長期的な利用によりユーザの生活モデルが変化しうる可能性がある。提案手法では、学習結果を破棄することを考えていないため、生活モデルが変化した場合、ベイジアンネットワークが新たなモデルに順応するまでに時間がかかる。

そのため、ユーザの生活モデルが変化していない際の、提案手法の収束時間、生活モデルが変化した場合の順応までの時間等の評価を行う必要がある。評価結果から収束時間より生活モデルの変化周期が大きい場合、ユーザの生活モデルの変化を検知し、収束を早める工夫を行う必要がある。

8. ま と め

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エリア遷移や運転状況を考慮した目的地予測手法を提案し、実装や評価を行った。車載のセンサから運転状況を取得し、従来手法では予測が困難であった状況でも高い精度で予測できることを明らかにした。今後は、ユーザの生活モデルに合わせたベイジアンネットワークの動的な構築や最適な初期確率分布の決定、および実機でのユーザ評価を行う予定である。

文 献

- [1] T. Terada, M. Miyamae, Y. Kishino, K. Tanaka, S. Nishio, T. Nakagawa, and Y. Yamaguchi, "Design of a car navigation system that predicts user destination," in *Proc. of Int'l Workshop on Tools and Applications on Mobile Contents (TAMC 2006)*, pp. 54-59 (May 2006).
- [2] 宮前雅一, 岸野泰恵, 寺田 努, 中川隆志, 山口喜久, 西尾章治郎, "目的予測型カーナビゲーションシステムにおける目的地推定手法," 電子情報通信学会 2006 年総合大会, p. 312 (Mar. 2006).
- [3] 宮下浩一, 岸野泰恵, 寺田 努, 宮前雅一, 西尾章治郎, "目的予測型カーナビゲーションシステムにおける情報提示手法," 電子情報通信学会 2006 年総合大会, p. 313 (Mar. 2006).
- [4] 田中宏平, 寺田 努, 西尾章治郎, "目的予測型カーナビゲーションシステムにおける情報配置手法," 電子情報通信学会 2006 年総合大会, p. 314 (Mar. 2006).
- [5] 本村 陽一, "ベイジアンネットワーク," 電子情報通信学会技術研究報告 NC, Vol 103, No 228, pp.25-30 (Jul. 2003).