

カーナビ利用時の選択経路を考慮した 運転者意図推定に基づく経路推薦手法

濱田 恵輔[†] 須下 善隆[†] 中島 伸介[†] 北山 大輔^{††} 角谷 和俊^{†††}

[†] 京都産業大学 コンピュータ理工学部 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 工学院大学 情報学部 〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1 丁目 24-2

^{†††} 兵庫県立大学 環境人間学部 〒670-0092 兵庫県姫路市新在家本町 1 丁目 1-12

E-mail: [†]{g1044903,g0946777,nakajima}@cse.kyoto-su.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp,
^{†††}sumiya@shse.u-hyogo.ac.jp

あらまし 自動車に搭載されたカーナビは非常に利便性の高いものであるが、必ずしも運転者の意図を反映した経路推薦を行うことはできていない。例えば、カーナビの推薦経路から意図的に別の経路を走行した場合、カーナビが元の推薦経路に戻るような経路を再推薦することがあるが、これは運転者の意図を反映したものとはいえない。我々は、カーナビの推薦経路と運転者の選択経路の比較によって推定した意図に基づいた経路推薦手法を提案した。ただし、考慮できるコスト（距離など）が1つのみであり、複数のコスト（距離、道幅、信号数など）を考慮することができていなかった。そこで本稿では、複数のコストの考慮が可能とし、さらに各運転者が重要視するコストの学習が可能な手法の提案を行う。

キーワード 情報推薦, 経路探索, 差異増幅アルゴリズム, カーナビゲーション

Route Recommendation Method Based on Driver's Intention Estimation Considering the Route Selection When Using the Car Navigation

Keisuke HAMADA[†], Yoshitaka SUSHITA[†], Shinsuke NAKAJIMA[†], Daisuke KITAYAMA^{††}, and
Kazutoshi SUMIYA^{†††}

[†] Faculty of Computer Science and Engineering, Kyoto Sangyo University Motoyama, Kamigamo,
Kita-Ku, Kyoto-City, Kyoto, 603-8555 Japan

^{††} Faculty of Informatics, Kogakuin University 1-24-2 Nishi-Shinjuku, Shinjuku-Ku, Tokyo, 163-8677
Japan

^{†††} Faculty of Human Science and Environment, University of Hyogo 1-1-12 Shinzaike-Honcho,
Himeji-City, Hyogo, 670-0092 Japan

E-mail: [†]{g1044903,g0946777,nakajima}@cse.kyoto-su.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp,
^{†††}sumiya@shse.u-hyogo.ac.jp

Abstract Nowadays, car navigation systems are widely used in cars to aid drivers by providing directions to a destination. However, these systems do not always recommend a route that perfectly matches the driver's intent. Even when drivers intentionally select a route that is different from the recommended one, the system leads them back to the original route. Such recommendations do not adequately reflect the driver's intent. We have proposed a route recommendation method based on estimated driver's intent for compare the route selected by driver and the route recommended by the car navigation system. However, the method can take into account only one cost, it can't take into account several costs. This study proposes a method that can consider several costs and learn the important cost for each driver.

Key words recommendation, route search, difference amplification, car navigation

1. はじめに

近年、カーナビゲーションは年間 5300 万台を超える出荷 [1] が行われるほど広く普及している。また、これに併せて技術の高度化が進み、渋滞や道路の種類による推薦経路の変更や経路記憶 (よく通る道を覚える) のように、運転者にとって利便性の高いナビゲートが可能となっている。カーナビゲーションシステムに関する研究としては、特に経路探索手法について数多く行われており [2], ダイクストラ法 [3] や A * アルゴリズム [4], 遺伝的アルゴリズム [5] を始めとする様々なアルゴリズムを用いた手法が提案されている。すなわち、運転者が設定した出発地点、目的地に対して、実距離、時間距離、渋滞の有無、高速道路の有無など、様々な要因に基づき、ユーザに最短経路を提示することが可能になってきている。さらに運転者が推薦経路から外れた場合でも、あらかじめ設定された基準に基づき経路を再探索し、提示することが可能である。

しかしながら、利便性が向上した現在のカーナビゲーションシステムでも、必ずしも運転者の意図を反映した経路推薦が十分に行えているわけではない。例えば、運転技術に不安があり、カーナビゲーションシステムが提案する経路よりも広い道路を選ぶという場合である。この時、従来のカーナビゲーションシステムは、運転者の「広い道路を走りたい」という意図とは関係なく、あらかじめ設定された最短経路の基準に従って経路の再探索を行う。このため、運転者は広い道路を走り続ける場合、カーナビゲーションシステムを参考に走行することが困難となる。また、カーナビの推薦経路から意図的に別の経路を走行した場合、カーナビが元の推薦経路に戻るような経路を再推薦することがあるが、これは運転者の意図を反映したものとはいえない。

運転者はカーナビが推薦する経路に不満を持ち、意図的に異なる経路を選ぶ事があるが、その要因は様々である。表 1 は、事前調査として 900 人の被験者にカーナビに関するアンケートを行った際の『推奨ルートから外れた道を選択する時、主にどのような理由があるか?』という設問の回答をまとめたものである。この結果から、推奨ルートに従わない理由の多くは、カーナビゲーションシステムが推定しにくい理由であることが分かる。

以上の結果より、我々は運転者の経路選択意図を自動的に判断して、その意図に応じた最適経路を設定するアルゴリズムの開発を行った。カーナビゲーションシステムの推薦する経路とは異なる経路を運転者が選択した時の、推薦経路と選択経路の差異、およびその交差点におけるその他の経路と選択経路の差異に運転者の経路選択意図が含まれると考え、その差異を増幅して経路探索コストにフィードバックすることで、最適な経路を設定するアルゴリズムを開発した (図 1)。なお、この時の運転者の意図推定手法としては、差異増幅アルゴリズム [6] を適用する。差異増幅アルゴリズムとは、ユーザが“選択したもの”と“選択しなかったもの”の特徴的な差異を比較し、これを増幅することで、本来ユーザが求めていたものを推定しようとする手法である。この手法に関して、既に評価実験に基づい

表 1 推奨ルートに従わない理由

経路変更理由	人数
抜け道を知っていたから	343
慣れた道を通りたかったから	315
近道だったから	250
渋滞を避けられるから	232
交通量が少ない方がいいから	209
曲がりきれなかった	190
寄り道したい所があった	166
幅が広い道を通りたい	117
いつもと違う道を通りたい	59
その他	137

て有効性を確認している [10] [11]。

以上の手法ではコストが一種類がある場合でのみ対応している。しかし実際には、運転者のほとんどが距離や道幅等の様々な道路情報に基づいて経路の選択を行なっている。そのため、距離だけでなく、道幅や信号数等の複数のコストを考慮しなければならない。そこで、複数のコストの考慮が可能とし、さらに各運転者が重要視するコストの学習が可能な手法の提案を行う。

2. 関連研究

狩野ら [7] は、動的にコストを変動させるアルゴリズムを用いて、数分毎に道路のコストデータを更新し、渋滞回避を可能にする手法の研究を行っている。しかし、このシミュレータでは渋滞や事故、工事等の情報のみ考慮しているため、運転者の意図を考慮するには不十分である。また、明示された交通情報のみ適応可能であるため、突発的な渋滞や事故に対応出来ない。これに対し、我々の差異増幅アルゴリズムによる経路推薦手法では、運転者の意図に影響する情報の種類については特に制限はなく、結果としてどの経路を重要視したのかという意図を推定しようとするものである。

根笹ら [8] は、運転者の提示する条件に合わせて経路推薦を行うアルゴリズムの研究を行っている。しかしながら運転者が提示する条件は、立寄地や道路の種類・大きさなどに限られている。また、稲垣ら [9] は遺伝的アルゴリズムを用いて重複しない複数の経路を表示させる手法の研究を行っており、運転者の意図に応じた経路を選出できる手法を提案している。

しかし、これらの研究で提案している手法では、いずれも運転者が発車前に設定することを求めており、走行中に状況が変わるような場面には対処することができない。これに対して我々の手法は動的にコストを変化させるものであり、走行中であつても柔軟に対処する事が可能である。

3. 差異増幅に基づく経路推薦手法

本節では、本研究のコア技術である差異増幅アルゴリズムを用いた、経路推薦手法についての説明を行う。また、評価実験に用いたシステムの概要、及び結果の報告を行う。なお、具体的な実験方法に関しては文献 [10] [11] にて述べているので割愛する。

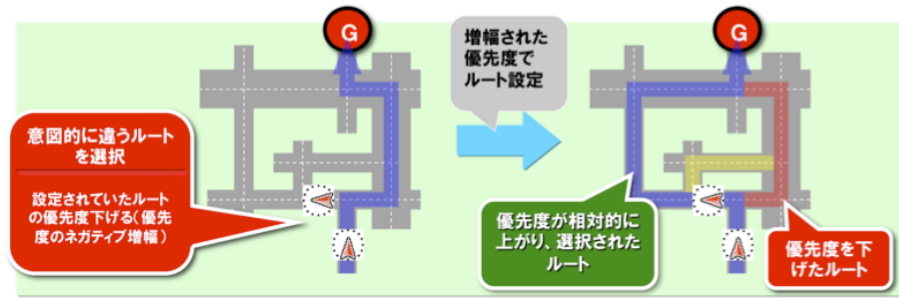


図 1 運転者の意図を用いた最適経路設定アルゴリズムの概要

3.1 差異増幅アルゴリズムを用いた経路推薦手法

差異増幅アルゴリズム [6] を採用し、運転者がカーナビゲーションシステムの推薦経路から意図的に外れた際に、その時の意図を推定して、これに応じた経路推薦を行う手法の説明を行う。なお、目的地は一定であることを前提とする。これは、カーナビゲーションの経路推薦機能を用いる際、運転者の目的地が変わる事は殆どないためである。このことは表 1 より、運転者がカーナビが推薦した経路から変更を行った理由に目的地の変更が挙げられていないことから推測できる。差異増幅アルゴリズムとは、ユーザが

“選択したもの”と“選択しなかったもの”の特徴的な差異を比較し、これを増幅することで、本来ユーザが求めていたものを推定しようとする手法である。

そこで、

“カーナビの推薦ルートに反して、選択したルート”と“カーナビの推薦ルートではあるが選択しなかったルート”のコストの差異に注目し、これを増幅処理することで、ルートのコストを再計算し、ユーザの意図に合致した最適経路の推薦を目指している。

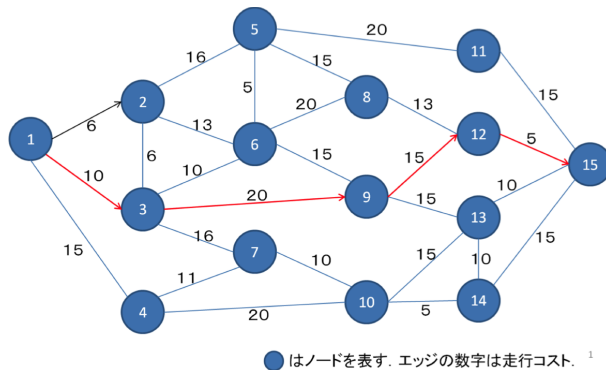


図 2 経路のコストと推奨ルートの例

以下、図 2 に示した、経路のコストと推奨ルートの例を用いて、差異増幅アルゴリズムによる経路推薦手法の説明を行う。図 2 中のノードは交差点、エッジは交差点を結ぶルートであり、エッジ上の数字は走行コストを表している。赤いルート (1 → 3 → 9 → 12 → 15) は、ノード 1 からノード 15 へ移動する際の最短経路である。

ここで、ノード 1 からノード 15 へ移動する運転者が、推薦ルートに反して、(1 → 2) のルートを選択したとする。このよ

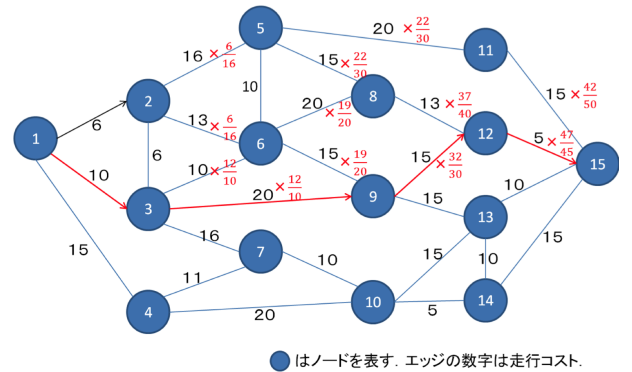


図 3 カーナビ推奨経路に反してノード 2 へ移動した際の仮想走行コストの例

うなケースでは、従来のカーナビゲーションシステムは、ノード 2 からノード 15 への最短ルートを再計算して、運転者に提示することが多いが、ノード 2 からノード 15 への最短経路は、(2 → 3 → 9 → 12 → 15) であり、この運転者に対しては (2 → 3) のルートを推薦することになる。しかしながら、ノード 3 に移動するのであれば、(1 → 2 → 3) と進むことはなく、最初から (1 → 3) のルートを選択するのが自然である。したがって、ある意図を持って運転者が (1 → 2) のルートを選択した場合は、(2 → 3) のルートを推薦するのは適切とはいえない。

そこで、選択したルートと選択しなかったルートの差異に着目して、仮想的なコスト計算を行うことで、運転者の意図に合致した経路推薦を行うことを目指す。以下に、ノード s からノード x への走行をカーナビゲーションに推奨されたが、この推奨ルートには従わずノード s からノード y に走行した場合のノード i から先の“仮想”走行コスト $C'_{i \rightarrow ?}$ の算出式を示す。“仮想”走行コストとは、運転者の意図に基づいて算出されるコストであり、通りたくないと推定される経路のコストは大きく、通りたいと推定される経路のコストは小さく算出される。

$$C'_{i \rightarrow ?} = \left(\frac{C_{s \rightarrow y \rightarrow i}}{C_{s \rightarrow x \rightarrow i}} \right)^\alpha \cdot C_{i \rightarrow ?} \quad (1)$$

ただし、

$C_{a \rightarrow b \rightarrow c}$: ノード a から b を経由して c まで辿った時の経路の走行コスト

$C_{i \rightarrow ?}$: ノード i から 1 ホップ先の経路の走行コスト

$C'_{i \rightarrow ?}$: ノード i から 1 ホップ先の経路の“仮想”走行コスト

α : 増幅係数
である。

図3に示した例に基づいて説明する。図3は、(1 → 3)の推奨ルートを(1 → 2)と進んだ場合の以降の経路の仮想走行コストの計算例を示したものである。ただし、この例では増幅係数 α は、1としている。

まず、経路(3 → 9)に注目する。この経路の元々のコストは20である。(コストの種類は特に制限はないが、例えば仮に所要時間を想定してもらっても差し支えない) この経路を走行するためには、元々の推奨ルートの場合(1 → 3)(コスト10)を辿ることになる。(1 → 2)と進んだ後にこの経路を走行するためには、(1 → 2 → 3)(コスト12)と辿ることになる。すなわち、推奨ルートに逆らって(1 → 2)と進んだ運転者の行動により、経路(3 → 9)への到達コストが $\frac{12}{10}$ 倍になる。運転者が経路(3 → 9)を走行したければ、推奨ルートの通り(1 → 3)と進んでいたと考えられるため、ここでは仮想走行コストを元々の20の $\frac{12}{10}$ 倍と設定する。これが差異増幅アルゴリズムに基づく仮想走行コストの算出方法である。

次に、経路(2 → 5)に注目する。この経路の元々のコストは16である。この経路を走行するためには、元々の推奨ルート(1 → 3)から辿る場合は、(1 → 3 → 2)(コスト16)と辿ることになる。実際に運転者が進んだことにより(1 → 2)(コスト6)となる。すなわち、推奨ルートに逆らって(1 → 2)と進んだ運転者の行動により、経路(2 → 5)への到達コストが $\frac{6}{16}$ 倍になる。運転者が経路(2 → 5)を走行したくなければ、推奨ルートの通り(1 → 3)と進んでいたと考えられるため、ここでは仮想走行コストを元々の16の $\frac{6}{16}$ 倍と設定する。

このようにして各経路(エッジ)の仮想走行コストを、 $\frac{C_{s \rightarrow y \rightarrow i}}{C_{s \rightarrow x \rightarrow i}}$ に基づいて計算することができる。なお、この時の増幅係数は α により調整することが可能である。 $0 < \alpha < 1$ の時、増幅を小さく、 $1 < \alpha$ の時、増幅を大きく設定することができる。

この結果、図3に示した各経路の仮想走行コストに基づき、ノード2から15への最短経路の再計算を行うと、元々の最短経路である、(2 → 3 → 9 → 12 → 15)はコスト46からコスト51.22になり、(2 → 5 → 11 → 15)はコスト51だったものが32.67となる(再計算後の最短経路)。このように最短経路の再計算を行うことで、運転者が意図的にカーナビ推奨ルートから別のルートを選択した場合でも、無理に元のルートに戻らせるようなことはせず、運転者の意図に応じた経路推薦を行うことが可能になると考えている。

3.2 シミュレータの開発および評価実験

差異増幅アルゴリズムによる経路推薦手法の有効性を確かめるため、評価実験を行った。実験に際し、評価実験にはC#で開発したシミュレータを用いた(図4, 図5)。

表示に関して右の画面にはGoogleのストリートビュー、左の画面にはGoogle Mapsを用いている。GoogleMapはよって車内のカーナビゲーションシステムを模しており、ストリートビューは車内から見たフロントガラス越しの風景を模している。内部においてはOpen Street Mapのデータにある道路情報を示す< way >タグや< way >タグを結び付ける< node >

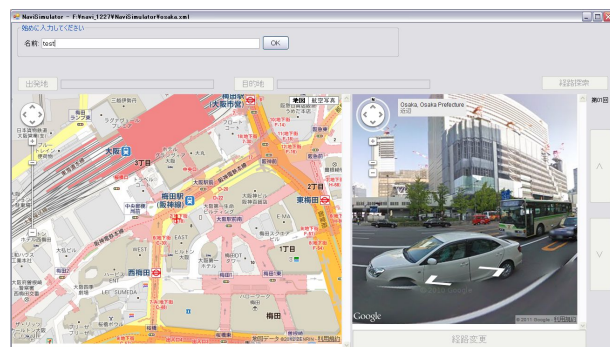


図4 シミュレータ(起動時)



図5 シミュレータ(経路変更後)

タグ等を道路ネットワーク情報として読み込み、経路推薦の処理を行う。最短距離の求め方は最短経路問題に有効とされているダイクストラ法を用いている。

現在地を表示するアイコンの前進と後退はストリートビュー右の上下のボタンを押すことで行える。ストリートビューは自動的に進行方向を向くように制御される。ユーザは自由にストリートビューを操作し、進みたい道を選ぶための視覚的情報を得ることができる。また、アイコンはストリートビューの操作に合わせて回転するようになっている。

シミュレータには被験者のデータのログを残す機能を備えている。名前入力用のテキストフォームに新たな名前を入力するとその被験者用のログ用ファイルが作られる。ログの記録タイミングは経路変更点が指定された時、ストリートビューまたは経路変更用マーカーを操作した時、アンケート入力を行った時の三パターン。またログの記録に合わせてシミュレータのスクリーンショットを撮る。このスクリーンショット画像を用いる事で被験者の経路変更の動機推定に役立てる。記録内容はユーザID、操作日時、出発点座標、終点座標、経路変更点座標、SV水平方向角度、SV垂直方向角度、SV進行後座標、赤経路の通常コスト計、赤経路の再計算後コスト計、青経路の通常コスト計、青経路の再計算後コスト計、選択経路(赤/青)、自由記述メモ、スクリーンショットファイル名である。

シミュレーションを行う地域は東京23区、京都市中心部、大阪市中心部、名古屋市中心部、横浜市中心部、福岡市中心部、広島市中心部、札幌市中心部の八カ所である。

差異増幅アルゴリズムの増幅係数 α は3とした。 α の値を必

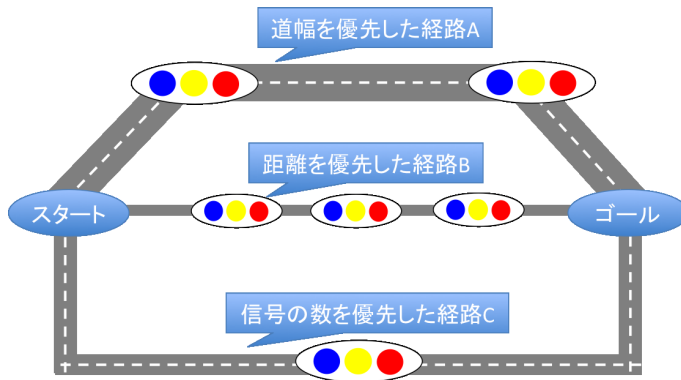


図 6 目的地までの経路の例

表 2 図 6 に示した経路における各コストの値

	距離 (m)	道幅 (m)	信号数 (個)
経路 A	440	12	2
経路 B	340	7	3
経路 C	470	10	1

表 3 図 6 における各コストの偏差値を用いた正規化スコア

	距離スコア	道幅スコア	信号数スコア
経路 A	54	39	50
経路 B	36	63	62
経路 C	60	48	38

要以上に少なくすると既存手法と変わらない推薦が行われる頻度が多くなり、必要以上に大きくすると初期の推薦経路から大きく迂回してしまう。複数経路で検証を行い、ほどよい経路を選ぶ事が多かった 3 を増幅係数 α の値に選んだ。

なお、開発したシミュレータを用いた評価実験の結果、差異増幅アルゴリズムによる経路推薦手法による運転者の意図との合致率は 82.3% となった [10] [11]。

4. 複数コストを考慮した差異増幅に基づく経路推薦手法

本節では、これまでに提案した差異増幅アルゴリズムに基づく経路推薦手法において、複数のコストを考慮する手法を説明する。提案手法にて複数のコストを考慮するためには、2つの課題を克服する必要がある。1つ目の課題は、単位が異なる各コストを如何に統合するかというものである。したがって、何らかの正規化を行うことでコストの統合を可能にする必要がある。2つ目の課題は、運転者によって各コストに対する重み（重要視する比率）が異なることを踏まえて、如何に各運転者の好みに合うように学習するかというものである。

したがって、4.1 節にて“複数コストの統合方法”，4.2 節にて“運転者毎の各コストに対する重みの学習方法”について述べる。

4.1 複数コストの統合方法

考慮するコストとして「距離」「道幅」「信号数」を考慮する。これは事前アンケートより、運転者が経路選択をする際に決め手となる要因の大きいものを選んだ。

なお、本研究における各経路のコストは、交差点と交差点の

間の一区間を最小単位経路として、この最小単位経路毎に各コスト情報を付与している。経路推薦時に考慮する、出発点から終点までのコストをトータルコストと呼ぶ。このトータルコストは、その区間（出発点から終点）に含まれる最小単位経路のコストを合計することで求めることができる。

以下に各コストについて簡単に説明する。

• 距離コスト

距離コストは、単位区間の経路の長さ (m) をそのコストとしている。

• 道幅コスト

道幅コストは、“想定最大道幅－道幅”をコストとし、今回は $21m$ を想定最大道幅とした。これは、一般道における幅の大きい道の平均車線数が 3 であり、1つの車線の幅の最大値が $3.5m$ である [12] ことに基づき、対向車線を考慮して $21m$ としている。

• 信号数コスト

信号数コストは、経路間の信号数 1 つにつき、コストの値を 1 とする。経路と経路の間（交差点）の信号も 1 と数える。

ここで複数の異なるコストを統合する手法について説明を行う。具体的には、各種コスト毎にトータルコスト（出発点から終点までのコスト）を算出し、これを正規化した後に統合する。正規化の手法としては、各種コスト毎の分散を考慮した偏差値を用いる。

以下、図 6 に示した例を用いて説明する。出発点から終点まで 3 通りの道がある状況で、運転者にいずれかの経路を推薦する。各経路のコストを表 2 に示す。これらの値を、各種コスト毎に偏差値を用いた正規化を行う（表 3）。

正規化されたスコアの統合は以下の式に基づいて行う。

$$S_T = \alpha \cdot S_R + \beta \cdot S_W + \gamma \cdot S_S \quad (2)$$

S_T ：統合スコア

S_R ：距離スコア

S_W ：道幅スコア

S_S ：信号数スコア

α, β, γ ：運転者の距離・道幅・信号数に対する重み

ただし $\alpha + \beta + \gamma = 1$

α, β, γ はそれぞれのコストに対する重みである。これらの重みは運転者の価値観に応じて随時学習され、運転者毎に異なる値となる。

仮に、 α, β, γ の値が $1/3$ と等しい場合、経路 A のスコアは 47.6、経路 B のスコアは 53.8、経路 C のスコアは 48.6 となり、最もスコアの低い経路 A が推薦される。

次に、 $\alpha = 0.5, \beta = 0.2, \gamma = 0.3$ と、距離コストに大きな重みを置いた（終点まで距離が短い道を好む）運転者のケースを考える。この場合、経路 A のスコアは 49.8、経路 B のスコアは 49.4、経路 C のスコアは 50.8 となり、最もスコアの低い（終点まで距離が短い）経路 B が推薦される。

以上より、各運転者の各種コストに対する価値観（重み）に

応じた経路推薦が可能となる。なお、実際の経路に適用する場合、出発点から終点を結ぶ経路は数多く存在するため、各種コスト毎に上位数件の経路をピックアップし、これらの経路における偏差値を算出することで、上述の統合スコアの算出を行う。次節にて、この重みの学習方法について説明する。

4.2 運転者毎の各種コストに対する重みの学習方法

運転者毎の各種コストに対する重みの学習方法を説明する。カーナビが推薦した経路通りに運転者が走行した場合には、運転者はその時の重みに不満はないと考えられるため、重みの学習は行わない。すなわち、カーナビの推薦経路とは別の経路を走行して、目的地に到達した場合に、その運転者の各種コストに対する重みの学習を行う。

この重みの学習方法についても、図6で示した経路を用いて説明する。ここで、カーナビが経路Aを推薦したが、運転者は経路Bを走行して目的地へ到達した場合を考える。

求める重みは大きく分けて、“学習によって値を上げる重み”と“学習によって値が下がる重み”があるが、それぞれ求め方が異なる。

どちらの重みに属するかを判定する方法として、“運転者の選択経路”に対する“カーナビによる推薦経路”のコスト比を用いる。コスト比が1以上であれば、“学習によって値を上げる重み”とし、1未満であれば“学習によって値が下がる重み”とする。

距離コスト比であれば、以下の式を用いる。

$$R_L = \frac{C_{L1}}{C_{L2}} \quad (3)$$

C_{L1} ：カーナビによる推薦経路の距離コスト

C_{L2} ：運転者の選択経路の距離コスト

R_L ：推薦経路と選択経路、2つの距離コストの比

上記算出式より、距離コスト比 $R_L = 1.294$ 、道幅コスト比 $R_W = 0.643$ 、信号数コスト比 $R_S = 0.75$ となる。よって、“学習によって値を上げるべき重み”は距離コストに対する重みであり、“学習によって値を下げるべき重み”は道幅コストと信号数コストに対する重みとなる。

始めに“学習によって値を上げるべき重み”の算出方法から説明する。“学習によって値を上げるべき重み”を求める式は以下の通りである。

$$\alpha' = \alpha \cdot \left(\frac{C_{L1}}{C_{L2}} \right)^k \quad (4)$$

α' ：距離コストに対する、学習後の重み

α ：距離コストに対する、学習前の重み

C_{L1} ：カーナビによる推薦経路の距離コスト

C_{L2} ：運転者の選択経路の距離コスト

k ：学習係数

学習前の各コストに対する重みを、 $\alpha = 0.5, \beta = 0.2, \gamma = 0.3$

とする。学習後の距離コストに対する重みは、式(3)より $\alpha' = 0.647$ と算出できる。

次に、“学習によって値が下がる重み”の算出方法を説明する。

$\alpha + \beta + \gamma = 1$ より重みの総和は1にしなければならない。そこで、重み α の重みの増加分を R_W と R_S の比で分配する。

よって、道幅コストに対する学習後の重み β' を求める式は以下になる。

$$\beta' = \beta - \Delta\alpha \cdot \left(\frac{R_W}{\Sigma R} \right) \quad (5)$$

β' ：道幅コストに対する、学習後の重み

β ：道幅コストに対する、学習前の重み

$\Delta\alpha$ ：学習前と学習後の α の変化量、 $\Delta\alpha = \alpha' - \alpha$

ΣR ：重みを下げるコストのコスト比の和

(例では $\Sigma R = R_W + R_S$ 、 R_S は信号数コスト比。)

式(5)により、 $\beta' = 0.132$ となる。同様の方法で求めると、信号数のコストに対する重みは $\gamma' = 0.221$ となる。

学習によって、距離コストに対する重みが大きくなり、道幅コストに対する重みと信号数コストに対する重みが下がった。よって、次の経路推薦時には、この運転者の実際の価値観に近づいた経路を算出できる。

4.3 簡易実験による手法の検証

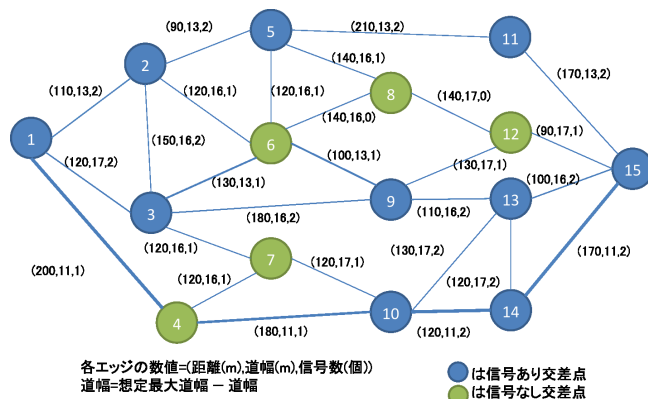


図7 経路 1

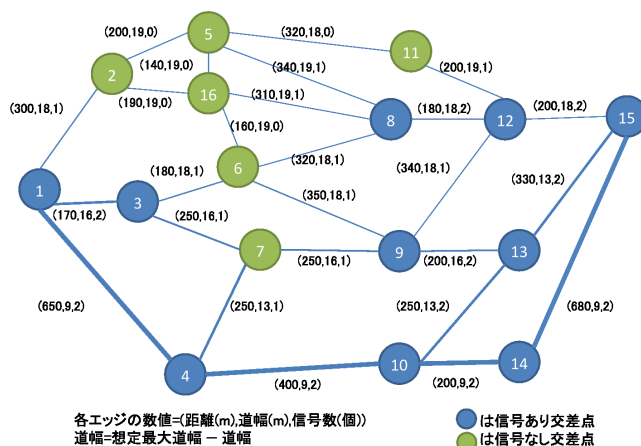


図8 経路 2

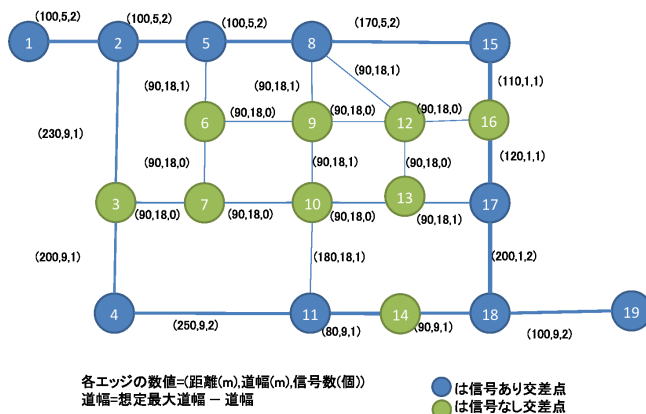


図9 経路 3

4.1 節と 4.2 節にて説明を行った“異なるコストの統合方法”と“運転者毎の各種コストに対する重みの学習方法”を検証するための実験を行った。

三つの簡易的な地図を用いて、実際の運転を想定した経路推薦を行う。地図は図 7, 図 8, 図 9 に示しているものを用いた。エッジには、距離・道幅・信号数コストが割り振られている。図の中で、青色のノードは信号がある交差点、緑色のノードは信号のない交差点を示す。また、エッジの長さは距離を、太さは道幅を表す。各種コストに対する重みの初期値の比率は（距離：道幅：信号数）=（1：1：1）とする。実際の重みの数値は、重みの総和が 1 であることと比率から距離=0.3333, 道幅=0.3333, 信号数=0.3333 とする。

本実験では、道幅に重みを置いた運転者と距離に重みを置いた運転者を想定した。また、それぞれの運転者で、学習係数 k が 1 のときと 0.5 の時の学習を行った。

次に、実験の流れを説明する。はじめに図 7 を用いる。4.1 節で示したコスト統合方法を用いて、推薦経路を求める。その経路が運転者の意図にそぐわない場合、運転者には経路変更を行なってもらう。経路変更が行われた場合、4.2 節で説明した学習方法で各種コストに対する重みの学習を行う。続けて、経路 2, 経路 3 でも同様に行う。経路 1~経路 3 までの流れを一セットとし、一セットを何度か繰り返す。

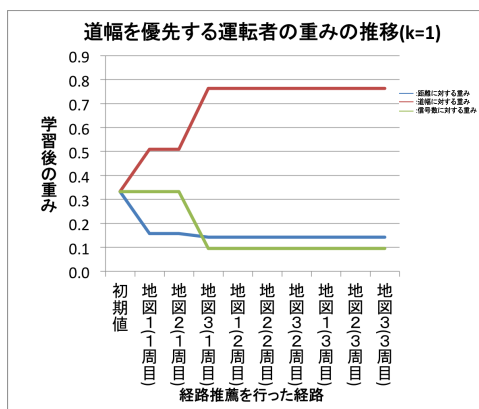


図 10 道幅を優先する運転者の重みの推移 ($k = 1$)

実験の結果として、各種コストに対する重みの推移をグラフ

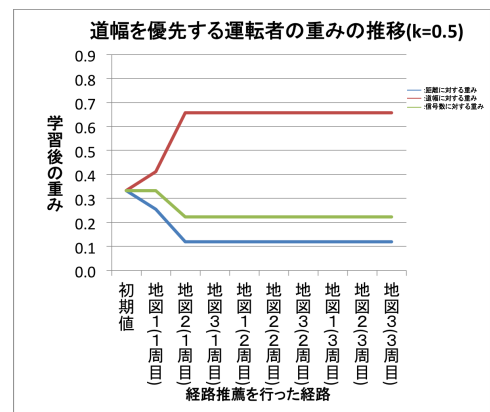


図 11 道幅を優先する運転者の重みの推移 ($k = 0.5$)

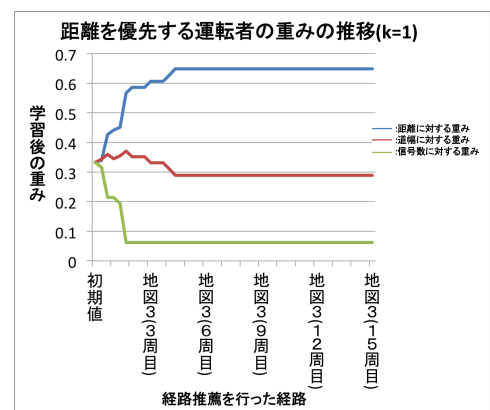


図 12 距離を優先する運転者の重みの推移 ($k = 1$)

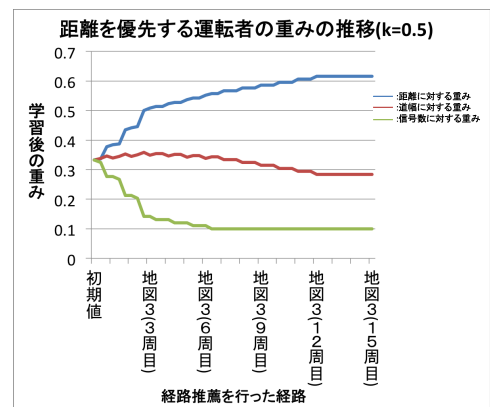


図 13 距離を優先する運転者の重みの推移 ($k = 0.5$)

表 4 重みの収束値

	学習係数	距離に対する重みの収束値	道幅に対する重みの収束値	信号数に対する重みの収束値
道幅を重視する運転者	$k = 1$	0.1420	0.7630	0.0950
	$k = 0.5$	0.1190	0.6580	0.2230
距離を重視する運転者	$k = 1$	0.6490	0.2890	0.0622
	$k = 0.5$	0.6160	0.2840	0.1000

にまとめた。道幅を優先する運転者の、 $k = 1$ の時の結果を図 10, $k = 0.5$ の時の結果を図 11 に示す。また、距離を優先する運転者の、 $k = 1$ の時の結果を図 12, $k = 0.5$ の時の結果を図 13 に示す。各パターンにおける、各種コストに対する重みの収束値を表 4 に示す。

学習係数が $k = 1$ の場合では、各種コストに対する重みが学習により大きく変わるため、ゆるやかな学習が行われる $k = 0.5$ の場合よりも、各種コストに対する重みの収束値の幅が大きくなった。学習係数 k は運転者の価値観にあった各種コストに対する重みを早く見つけられるような値にすべきだが、大きすぎると過学習をしてしまう可能性がある。今後実験を通し、最適な値を求める必要がある。今後、シミュレータとして実装を行い、実際の地図を用いた被験者実験を通じて確認する必要がある。

5. おわりに

カーナビ利用時の選択経路を考慮した運転者意図推定に基づく経路推薦手法を提案した。

既に提案を行った差異増幅アルゴリズムに基づく経路推薦手法には、一種類のコストしか扱えない課題があった。そのため、複数のコストの考慮が可能とし、さらに、各運転者が重要視するコストの学習が可能な手法の提案を行った。また、この手法の検証を行い経路推薦を行うことができた。

今後、以上の手法をシミュレータとして実装を行い、評価実験を通して有効性を確認する。また、運転者が運転する道を間違えた等の理由で意図しない経路変更をした場合と、意図的に経路変更をした場合によって、異なった経路推薦を行えるような対策を考慮する。

謝 辞

本研究の一部は、株式会社ミックウェアとの共同研究「運転者の意図を用いた最適ルート設定手法の研究」による。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] 国土交通省道路局『カーナビ・VICS の出荷台数』2012 年 9 月末時点
- [2] 独立行政法人 工業所有権情報・研修館『カーナビ経路探索技術』, 2005
- [3] E. W. Dijkstra, “A note on two problems in connexion with graphs,” *Numerische Mathematik*, vol. 1, no. 1, pp. 269–271, Dec. 1959.
- [4] P. Hart, N. Nilsson, and B. Raphael, “A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths,” *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, vol. 4, no. 2, pp. 100–107, 1968.
- [5] David E. Goldberg, genetic algorithms in search optimization and machine learning, addison-Wesley, 1989
- [6] 中島伸介, 木下真一, 田中克己. 差異増幅型適合フィードバックに基づく画像データベース検索. 電子情報通信学会論文誌 (データ工学特集号) VOL.J87-D1 No.2, pp.164-174, 2004.
- [7] 狩野均, 小塚英城, CA 法による広域道路交通シミュレータを用いた経路案内方式の評価, 情報処理学会, ITS 研究会, 2002.
- [8] 根笹 賢一, 宮岡 伸一郎, カーナビ経路探索における運転者希望経路の反映, 情報処理学会研究報告.MBL 2007.
- [9] 稲垣潤, 長谷山美紀, 北島秀夫, 遺伝的アルゴリズムを用いた経路探索における複数経路候補の決定法, 電子情報通信学会論文誌, 1999.
- [10] 須下 善隆, 中島 伸介, 北山 大輔, カーナビ利用時の運転者の意図推定に基づく経路推薦手法, DEIM2012, 2012.
- [11] Shinsuke Nakajima, Daisuke Kitayama, Yoshitaka Sushita, Kazutoshi Sumiya, Naiwala P. Chandrasiri and Kazunari

Nawa. “Route Recommendation Method for Car Navigation System based on Estimation of Driver’s Intent”. Proc. of the 2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2012), pp.318-323, Istanbul, Turkey, July 24-27, 2012

- [12] 内閣府, 道路構造法,
<http://law.e-gov.go.jp/htmldata/S45/S45SE320.html>
1970(最終改定:2011 年).