

M-007

車両の走行データ解析による経路推定に関する研究 Study on Route Prediction by Analysing Vehicle Data

堀口 賢司[†] 栗原 慶典[†] 三宮 千尋[†] 那和 一成[†]
Kenji Horiguchi Keisuke Kurihara Chihiro Sannomiya Kazunari Nawa

1. はじめに

今や自動車は人間生活を快適にする上で無くてはならない存在となっている。近年、より安全でより快適な自動車社会の実現のために、自動車運転を支援するシステムの導入が進められている。既に、車両には多くの運転支援システムが搭載されている。ABS(アンチロック・ブレーキ・システム)、VSC(車両安定制御システム)、ACC(車間距離制御装置)、LKA(車線維持補助装置)などのシステムがその例である。車両側の運転支援システムの他に、データセンターと車両との間の通信を利用したドライバ支援・情報提供サービスも実現されている。例えば、車両とデータセンター間での高域帯通信の実現に伴い、トヨタ自動車株式会社の T-Connect、本田技研工業株式会社の Internavi、日産自動車株式会社の CARWINGS などが運用されて既に久しい。今後は、車載センサーから計測されるデータをデータセンターに送信する情報通信基盤の更なる発達に伴い、より革新的な次世代型の運転支援サービスやインフォテイメントを実現することも可能である。このことは、運転をより安全に、より快適に、より楽しくするために、適切な情報を、適切なタイミングに、適切な方法でドライバに伝達するための枠組みを創造することを意味する。

車両から収集可能なデータは様々あるが、本論文では、車両のエンジンを ON にしてから、OFF にするまでの間に走行した経路を取り上げることとする。こういった走行データの収集と活用例を図 1 に示す。車両から収集した走行データを走行履歴として蓄積、解析し、解析モデルを算出する。さらに、車両からの問合せに対して、車両の現在位置と解析モデルを元に、ドライバにとって、有用なコンテンツを検索し、適切な情報を提供する。このように、走行履歴を解析することは、新規なアプリケーションを創出するために重要であると考え、我々は走行履歴に基づく目的地・経路推定技術の研究を行い、ある一定以上の精度で予測できることを報告した[1]。

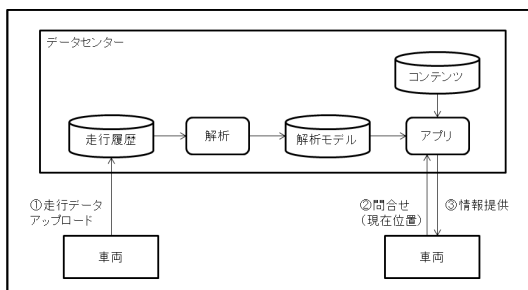


図 1 走行データの収集と活用例

[†]株式会社トヨタ IT 開発センター, ITC

ドライバが自動車で日常的に行動する範囲を生活圏として表現する場合、Yanagihara[1]らによる、目的地・経路推定技術は対象とする車両の走行履歴のみを用いるため、生活圏外のような、車両の走行履歴が少ない地域における推定が難しい。広くサービスを提供するためには、該当車両の走行履歴がない地域においても、経路を推定できることが望ましい。加えて、車両の現在位置が生活圏外であることを判定するためには、前処理として生活圏の抽出が必要である。生活圏外における経路推定を活用した情報提供の一例を図 2 に示す。

本研究では、ドライバの生活圏抽出手法と、生活圏外における経路推定手法を提案する。また、提案手法について、実データを用いて評価した結果について報告する。

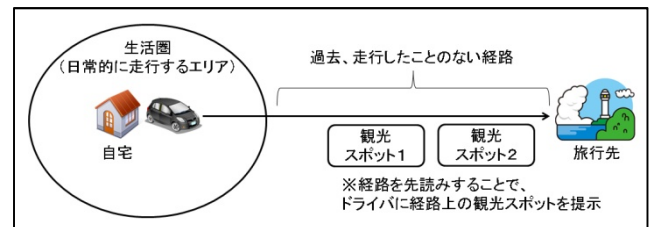


図 2 生活圏外における情報提供の一例

2. 提案手法

2.1 生活圏抽出手法

本研究が提案する生活圏抽出手法には、以下に述べる道路リンクデータベースが必要となる。道路を任意の単位で分割したものを道路リンクと呼び、個々の道路リンクは道路リンク ID により、識別される。道路リンクはリンク両端の緯度経度と、道路リンクの長さを属性として持つ。走行データの経路は道路リンク ID の列(以下、道路リンク列)として表現される。本研究では、道路リンク列に Geohash を適用することで、ドライバの生活圏を抽出することを試みた。

Geohash は、Gustavo Niemeyer が 2008 年に開発した緯度経度に基づくジオコーディング方法の 1 つである。Geohash は緯度経度を階層的な空間データ構造を持つ文字列(以下、Geohash 文字列)に変換する。元の緯度経度に対する変換後の Geohash 文字列の精度は、文字列の長さと同比例する。

本手法によって、抽出される生活圏の例を図 3 に示す。生活圏の抽出手順を以下に述べる。(1) 走行履歴から走行データの道路リンク列を取得する。(2) 各道路リンク両端の緯度経度から Geohash 文字列を生成し、エリア ID とする。(3) エリア ID 単位に頻度をカウントする。(4) 頻度が一定回数(以下、通過頻度パラメータ)以上のエリアを抽出する。(5) 抽出した各エリアの周囲 1 マスの範囲に、他の抽出されたエリアがなければ、隣接エリアとして該当エ

リアのエリア ID を取得する。(6) (4) と (5) で抽出されたエリアを生活圏とする。

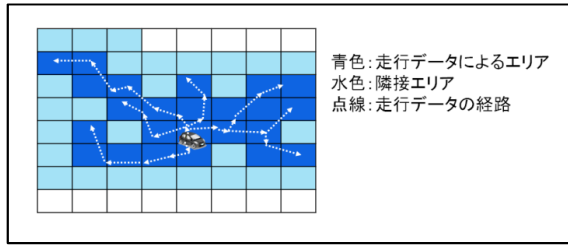


図 3 抽出された生活圏の例

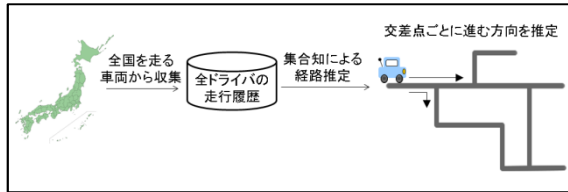


図 4 経路推定手法の概要

2.2 経路推定手法

本研究で提案する経路推定手法の概要を図 4 に示し、具体的な経路推定手法を図 5 に示す。図 5 は、道路リンク列を元に共起頻度テーブルを生成する処理と、共起頻度テーブルを元に構築される経路学習モデルの例を示したものである。具体的には、道路リンク ID が 1,2,3 と並ぶ道路リンク列がある場合、隣接する道路リンクのペア（以下、隣接リンク）を抽出し、1,2 と 2,3 を出力する。このような隣接リンクを元に、ある道路リンクから、次の道路リンクに移動した動きを学習する手法である。

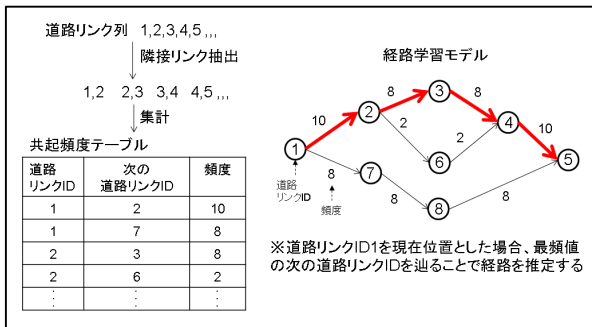


図 5 共起頻度テーブル生成と経路学習モデル

3. 評価

評価にはトヨタ自動車株式会社が提供するテレマティクスサービスにより、2013 年 5-10 月に収集された 32GB の実データを用いた。

3.1 生活圏手法の妥当性評価

本研究では、Geohash 文字列の長さは 5 文字とした。生活圏として抽出する通過頻度パラメータを 1 回以上から 5 回以上まで、1 ずつ増加させた場合の、生活圏の変化を図 6 に示す。通過頻度パラメータに比例して、車両がより頻繁に通るエリアのみが生活圏として抽出された。また、隣

接エリアを設けたことで、生活圏を漏れなくカバーすることができた。

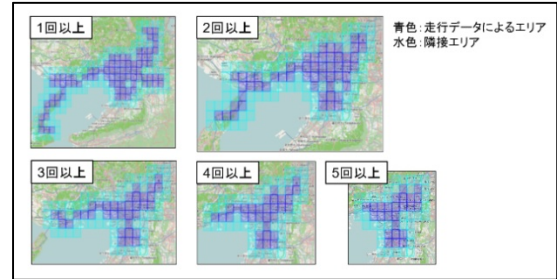


図 6 通過頻度パラメータによる生活圏の変化

3.2 経路推定の評価

2013 年 5-7 月のデータを学習データ、2013 年 8-10 月のデータを評価データとして用いた。本経路推定は生活圏外で用いることを想定しているため、評価データは生活圏外を走行した経路に限定した。道路リンクの属性には国道や、住宅街のような細街路を区別する種別が存在するが、本実験では、道路リンク種別を高速道路、国道、県道に限定、ならびに道路リンク列の長さを 10 以上の経路に限定することとした。

同じ道路リンク ID を起点とした場合に、推定された道路リンク列と、評価データの道路リンク列が一致する割合を正解率として評価した。道路リンクの長さを用いることで、一致した道路リンクの総距離を算出できるが、これを利用して、一致した総距離が 5km 以上の正解率を都道府県ごとに評価した結果の例を図 7 に示す。上位には岩手などの東北の県が並び、下位には東京などの都市部が集まる傾向があることが判明した。本経路推定は次のリンクを最大頻度で選択するため、交差点で不正解となる傾向があり、交差点の多い都市部が下位となっていると考えられる。

順位	都道府県	正解率
1	岩手	75%
2	秋田	72%
3	青森	70%
...
45	神奈川	31%
46	大阪	27%
47	東京	15%

図 7 都道府県ごとの経路推定の正解率

4. おわりに

本論文では、走行履歴を元に生活圏抽出と、生活圏外における経路推定手法の提案を行った。実データを元に、ドライバーが日常的に通るエリアを生活圏として抽出できることを確認した。加えて、岩手、秋田、青森の東北 3 県では、70% 以上の正解率で、生活圏外における経路が推定できることを確認した。一方、都市部での正解率が低いため、交差点における推定精度向上が今後の課題である。

参考文献

- [1] Tadashi Yanagihara, Ryosuke Namiki, Kazunari Nawa, David Weir, Kentaro Oguchi, "Combining prediction methods with cyber information for proactive route recommendation", IEEE 3rd Annual International Conference on Cyber Technology in Automation, Control and Intelligent Systems (IEEE CYBER 2013).