

運転行動データからの多種粒子ZRPの推定

大廻 佳代, 山崎 啓介

産業技術総合研究所 人工知能研究センター

概要

最適速度関数は車両間の相互作用を表現し多数の車両のシミュレーションに有用であるが、運転者の主観的な知覚や判断によって定められる関数のため運転行動の特徴づけにも有効と考えられる。本研究では多種粒子ZRPの推定に従来のような時空図データではなく、車載センサによる運転行動データを用いる方法を提案する。さらに最適速度関数による道路領域のグループ分けが可能であることを示す。

Estimation of Multi-Species ZRP from Driver Behavior Data

Kayo Osako, Keisuke Yamazaki

AI Research Center, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

Abstract

The optimal velocity function reflects subjective recognition and decision of a driver and will be useful for characterization of driver behavior while it is applied to simulate multi-vehicle situation based on the defined interaction between vehicles. In this study, we propose a method to optimize the multi-species zero range process from vehicle sensor data instead of the spatio-temporal data. Moreover, we show that grouping of road sections is available according to the estimated optimal velocity functions.

1 はじめに

交通流を表現するモデルとして Totally Asymmetric Simple Exclusion Process (TASEP) や Zero Range Process (ZRP) などのセルオートマトンが提案され流れの分析が行われている [1, 2]。近年では統計的推定を用いたこれらのオートマトンのパラメータ推定が提案されており [3]、人工サーキットや高速道路での走行記録からモデルの最適化が実現された [4][6]。パラメータ推定では車両位置の時間経過を時空図としてデータから抽出し必要な特徴量を計算する。

近年では運転補助システムや自動運転システムの開発のため多様なセンサーが車両に搭載されており、運転行動を記録することが可能になっている。こうしたシステムでは運転者の行動を理解し予測するこ

とが重要となるためドライバモデリングが様々なアプローチにより行われている。運転行動は運転者や車両の特性、道路の状況や周囲の車両などの環境に強く依存するため、汎用なモデルを決定するのが困難である。一方で個々の状況に応じてモデルを作成すると必要なデータ数が増大しモデルの信頼性を確保するのが容易ではない。よって精緻なモデルを構築するには運転行動を何らかの形で特徴づけ、行動や状況をグループ化する必要がある。

本研究では最適速度関数に着目し車載センサーデータからZRPを推定する。最適速度関数は運転者の個性の表れと捉えられるばかりでなく、制限速度や道路形状など周囲の環境を反映すると考えられるため、運転行動を特徴づける定量的指標となることが期待できる。そこで車載センサーデータより多種粒子ZRPを最適化し道路区間のグループ分けを行う

ことで、指標としての特性を調べる。これまでのパラメータ推定は時空図上の複数車両の挙動を基に行われていた。本研究ではセンサーデータによる車間距離や速度、位置情報などからパラメータ推定を行う手法を提案する。

2 運転行動データと最適速度関数の推定

本研究では運転行動データベース [5] の車載センサーデータを用いる。対象とするデータはある運転者が指定された 30 分ほどの運転コースを走行したものである。今回は、道路の状況に加え運転者の個性による最適速度関数の変化の可能性も考慮するため、2人の運転者のデータを使用した。今回使用したデータの運転コースは、見通しのよい直線道路や道路幅が狭くカーブが多い道路などが含まれているため、環境の変化における最適速度関数の影響を考察することが可能である。

コース始点から終点までの1回の走行を1トリップと呼ぶ。センサーデータ項目として GPS 位置情報、速度、前方車との車間距離を用いた。センサーの時間分解能は 30[Hz] であった。また道路データに付随する地点 ID 間を結んだ線分を、道路区間の最小単位とした。2人の運転者の情報と分析データの概要を表 1 に示す。

ZRP における最適速度関数は車間距離に対する前進確率によって表現される。本研究では車間距離を3つの領域に分割し離散化し、前進確率をある速度 $v_{th}[\text{km}/\text{h}]$ に対する割合として近似した。今回のデータでは車間距離の領域は 0[m] から 10[m] までを1番目の領域 a_1 、10[m] から 20[m] までを2番目の領域 a_2 、20[m] から 30[m] を3番目の領域 a_3 とし、 $v_{th} = 80$ とした。速度の割合が1を超えるもの、つまり $80[\text{km}/\text{h}]$ となる場合は割合を1とした。よってセンサーデータにある車間距離は3つの領域 a_1, a_2, a_3 のうちのいずれかに離散化され ($d \in \{a_1, a_2, a_3\}$)、速度 $v[\text{km}/\text{h}]$ は v_{th} に対する割合 $r = \min\{v/v_{th}, 1\}$ に変換される。

表 1: 運転者の情報と分析データ概要

Subject	性別	年齢	種別	トリップ数
1	男性	25	一般	15
2	男性	43	指導員	10

同一の道路区間内では同じ最適速度関数を有すると仮定すると、車間距離と速度割合の組 (d, r) から ZRP における前進確率を推定することが可能である。推定には単純に平均値を用いた。つまり以下のように車間距離の j 番目の領域内にある速度割合の平均値を p_j とした。

$$p_j = \frac{1}{\#S_j} \sum_{i \in S_j} r_i. \quad (1)$$

ただし S_j は領域 a_j に d の値を持つ組のインデックス集合である。

3 多種粒子 ZRP によるグループ分け

ZRP のパラメータ推定によって各道路区間における前進確率 (p_1, p_2, p_3) が算出される。これは離散化された最適速度関数を3次元のパラメータで表現している。本研究では運転者が同一のトリップを扱うため、最適速度関数の変化は道路などの環境によるものと考えられる。道路区間のグループ分けを多種粒子 ZRP を用いて行う。

多種粒子 ZRP はグループ（種類）ごとに異なる最適速度関数を有する粒子を想定するが、本研究ではセルによって異なる最適速度関数を有する粒子を考えている。厳密には両者は同一の定式化にはならないが、道路ごとに異なる粒子が存在するとみなすことにより多種粒子 ZRP として粒子（ここでは道路区間に応じ）のグループ化を行う。

多種粒子 ZRP のグループ化、つまり粒子の種類の推定はセルオートマトンの統計的表現を用いて行う手法が提案されている [6]。ここでは道路区間の前進確率ベクトルを3次元空間上の1点とみなし、その点群をグループ分けする。グループ分けには様々なアルゴリズムが存在するが Kmeans 法を用いる。この方法は統計的表現を用いる手法と比較して精度が劣ることが知られているが、アルゴリズムが単純で計算時間が大幅に短いという利点を持つ。

実際のデータでは地点 ID は数メートルから数十メートル毎に割り振られており、短い区間では前進確率の3つ全てを計算できる十分なデータが存在しない場合がある。そこで5個の区間をひとつにまとめ式(1)により前進確率を計算した。この統合によって3つの前進確率が全て算出できたのは Subject: 1において 60 区間中、53 区間、Subject: 2において 60 区間中、57 区間であった。Subject: 1 における

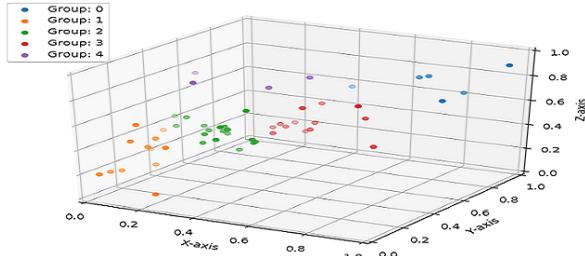


図 1: 3 つの前進確率が算出できた区間の散布図とグループ分けの結果

データを図 1 に示す。x 軸, y 軸, z 軸がそれぞれ p_1, p_2, p_3 である。

グループ分けを行う Kmeans 法はグループ数を指定する必要があるため、今回はグループ数を 5 とした。Kmeans 法のアルゴリズムの概要は以下の通りである：

1. グループの中心点となる Centroid を指定されたグループ数準備し、座標を初期化する。
2. 各データ点に対し、最も距離が近い Centroid を決定する。
3. 各 Centroid をそれに近いと判定されたデータ点の平均座標へ移動する。
4. 全ての Centroid において座標の更新が行われなくなったら終了、それ以外は 2. から繰り返す。

5 つのグループに区間を分け、グループごとの最適速度関数を算出した結果を、Subject:1, 2 それぞれ図 2, 3 に示す。今回提案したモデルでは、運転者別にグループ分けを行うため、運転者間でグループの対応は無い。概ね前進確率が小さいものから大きいものへグループ分けがなされていることがわかる。Subject: 1 における、Group: 0 と Group: 4 は車間距離が a_3 の領域ではほぼ同じ値をとるが、距離が短い領域 a_1, a_2 で異なる。 a_3 の領域では Group: 0, Group: 4 共に前進確率が大きいが、 a_1, a_2 の領域において、Group: 0 は a_3 と同様の大きい前進確率であるが、Group: 4 は前進確率が段階的に小さい値となる。Subject: 2 については、前進確率が小さいものから大きいものまで概ね均等にグループ分けされており、全体的に前進確率の変化が緩やかである。

各グループに属する区画が地図上でどのように分布しているかを、Subject: 1, 2 それぞれの運転データにおいて図 4, 5 に示す。棒グラフの色がグループを示しており、その対応は図 2, 3 と同様である。運転者ごとに、グループの継続距離や切り替え方に差

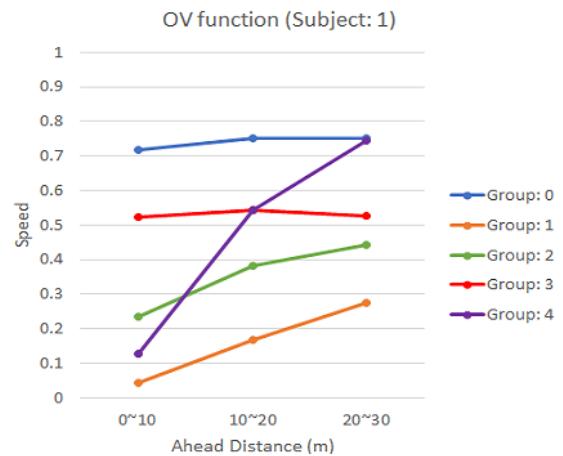


図 2: Subject: 1 におけるグループごとの最適速度関数 (ZRP における前進確率)

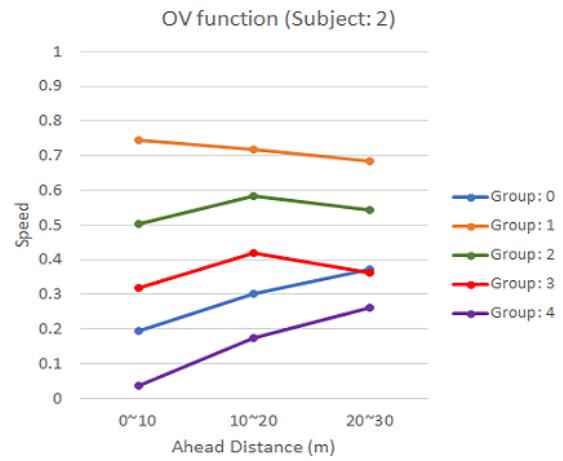


図 3: Subject: 2 におけるグループごとの最適速度関数 (ZRP における前進確率)

がある区間と、比較的共通している区間があることが分かる。前進確率を計算する際、距離の短い区間や車間距離が一定で走行された区間は 3 つの領域全ての確率を算出できない。グループ分けではそのような区間は排除しており、図示していない。つまりグループのラベルが決定できていない区間がある。

4 考察とまとめ

図 4, 5 の (a) 道幅の広いバイパス道路において、運転者 2 人とも前進確率が大きい状態を長時間保っている。これにより、最適速度関数から道路の特性を推定できる可能性が示唆された。また、(b) 道幅の狭い住宅街にある道路においては、運転者間で最適速度関数の切り替え方に差があり、Subject: 1 はこ

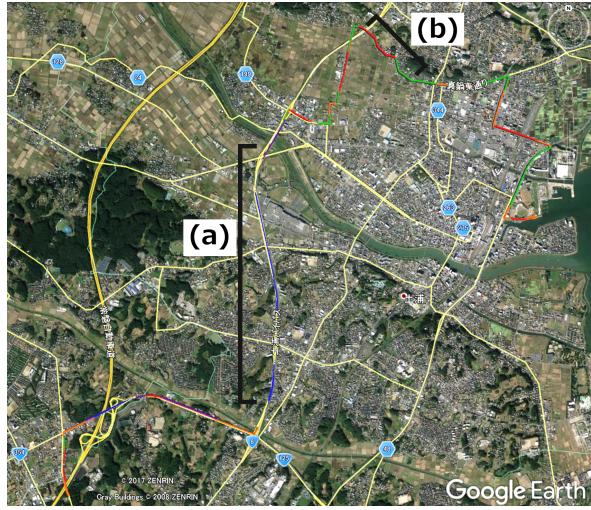


図 4: Subject: 1 におけるグループ分けの結果の地図上表示.

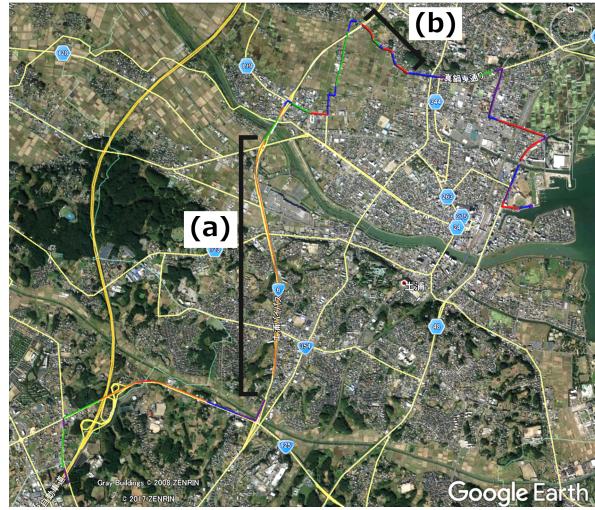


図 5: Subject: 2 におけるグループ分けの結果の地図上表示.

の区間内で、2種類の最適速度関数を1度切り替えただけであるのに対し、Subject: 2 は3種類の最適速度関数を5度切り替えている。また、最適速度関数の形状を比較すると、Subject: 1 は前方車との距離に応じて前進確率が大きく変化するグループ(Group: 4)が存在するのに対し、Subject: 2 は全体的に前進確率の変化が緩やかであるため、Subject: 2 は前方車との車間距離に自車が影響されづらく、前進確率を保っていることが分かる。これらにより、最適速度関数から運転者の特性を推定できる可能性が示唆された。

本研究では運転行動データにおけるセンサー情報から多種粒子 ZRP のパラメータ推定を行う手法を提案し、最適速度関数によって運転行動を特徴づけることを試みた。さらにその運転行動特徴によって道路区間をグループ化した。今後は道路情報を用いた区間の統合の仕方や、各区間での運転特徴をより詳細に反映可能な集約の仕方を検討する。また、より多くの運転者のデータを比較・分析し運転者の特徴づけの具体化を検討する。

謝辞 本研究の成果は科研費(15K00299)の助成、および国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託業務の結果得られたものである。

参考文献

- [1] B. Derrida, M.R. Evans, V. Hakim, and V. Pasquier, “Exact solution of a 1D asymmetric exclusion model using a matrix formulation,” *Journal of Physics A: Mathematical and General*, vol.26, no.7, pp.1493–1517, April 1993. <http://stacks.iop.org/0305-4470/26/i=7/a=011>
- [2] M.R. Evans and T. Hanney, “Nonequilibrium statistical mechanics of the zero-range process and related models,” *Journal of Physics A: Mathematical and General*, vol.38, no.19, pp.R195–R240, May 2005.
- [3] 山崎 啓介, “多種粒子 TASEP を表現する混合分布モデルと統計的粒子クラスタリングについて(応用),” *日本応用数理学会論文誌*, vol.24, no.4, pp.357–372, Dec. 2014.
- [4] 中村文士, 山崎啓介, “交通流映像からの速度決定則のモデル化とグループ分け,” *信学技報*, 第114卷, pp.155–160, ITS2014-53, 北海道, 2月 2015.
- [5] 人間生活工学研究センター, “運転行動データベース”. <https://www.hql.jp/database/drive/>
- [6] 山崎啓介, “統計的モデル選択による TASEP と ZRP の比較,” 第21回交通流と自己駆動粒子系のシンポジウム予稿, vol.21, pp.35–38, 2015.