

交通流映像に基づく運転支援システムのためのドライバモデリング手法の確立

Driver Modeling for Driver-Assistance Systems Based on Video Data of Traffic Flow



山崎 啓介 (Keisuke YAMAZAKI, Ph. D.)

産業技術総合研究所 主任研究員

(National Institute of Advanced Industrial Science and Technology)

受賞：日本神経回路学会奨励賞(2004) IEEE Computational Intelligence Society Japan Chapter, Young Researcher Award (2010)

リバネス研究費 AZAPA 賞 (2015)

著書：ナイーブベイズモデル, 人工知能大辞典, 共立出版 (2017)

研究専門分野: 交通流の数理統計 ベイズ統計 潜在変数モデリング シミュレータにおける機械学習

あらまし 近年、高度道路交通システムの推進に伴い、交通管理や安全運転のための情報処理技術が急速な発展をみせている。中でも、運転支援システムでは、ドライバの意思決定とそれに対する運転行動をシステム自身が認識する必要があり、ドライバモデルの構築が重要な課題である。

従来、ドライバモデルは、車載センサーから得られる情報を基に構築されてきた。しかしながら、データの取得にはテストドライバらによる複数回の実車走行が必要であり、データ取得に多くの時間と費用を要することが問題である。

そこで本研究では、センサーデータに一切頼らない全く新しいドライバモデリング手法の確立を目的とする。用いるデータは、定点カメラにより撮影された道路を走行する車両群の映像である。交通流映像からの情報と計算モデルを用いて、ドライバの意思決定規則を推定する。計算モデルに確率セルオートマトンを用いることにより、モデル最適化アルゴリズムを考案する。これにより、ドライバの運転規則のグループ化や車間距離が運転行動に与える影響などを、統計的に判定することが可能となった。

1. 研究目的・狙い

近年、高度道路交通システム (ITS) の推進に伴い、交通管理や安全運転のための情報処理技術が急速な発展をみせている。中でも、運転支援システムはドライバの運転負荷を軽減するものであり、需要急増による運輸業の激務化やドライバの高齢化に対処するための技術として注目を集めている。こうしたシステムでは、ドライバの意思決定とそれに対する運転行動（加速・減速や車線変更など）をシステム自身が認識する必要があり、ドライバモデルの構築が重要な課題である。

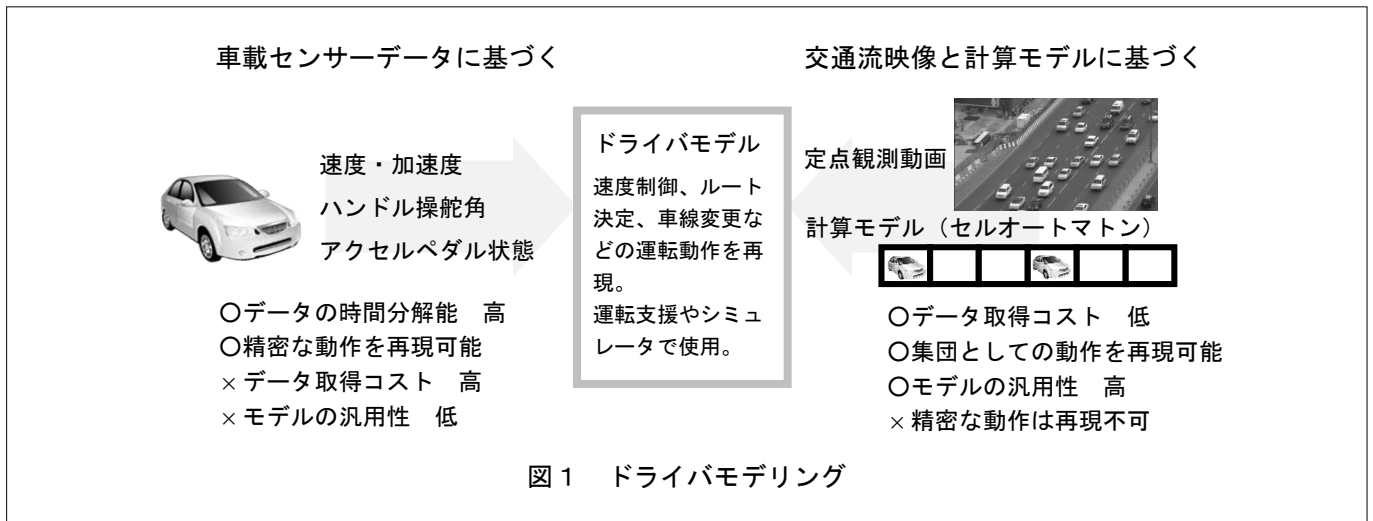
従来、ドライバモデルは、車載センサーから得られる速度、加速度、ハンドル操舵角やエンジン回転数などのデータを基に構築されてきた。こうしたセンサーデータは、ドライバの一举手一投足を記録するため、得られたドライバモデルによって精密な運転行動の再現が可能となる。しかしながら、データの取得にはテストドライバらによる複数回の実車走行が必要である。ドライバ毎に異なる運転個性や道路状況の多様性に適応できる汎用なモデルを構成するには、多様性をカバーできる大量のデータが不可欠であり、データ取得に多くの時間と費用を要することが問題である(図1左)。

そこで本研究では、センサーデータに一切頼らない全く新しいドライバモデリング手法の確立を目的とする。用いるデータは、定点カメラにより撮影された道路を走行する車両群の映像である。これを「交通流映像」と呼ぶ。交通流映像より車間距離、速度変化、車線変更などの情報が得られる。これらの情報と計算モデルを用いて、ドライバの状態（意思決定規則）を推定する(図1右)。本研究では、速度決定を行うドライバモデルに焦点をあてる。従来法が車内で観測される情報を基にしたモデルであるのに対し、本研究の提案法では、車外で観測される情報を基にしたモデルである。センサーデータは、ハンドル操作やブレーキ操作などドライバの運動制御のモデリングに適しており、ドライバの状態は車両の状態から間接的に推定される。これに対して、交通流映像は周囲の車両との相互作用を記録するため、加速・減速などドライバの速度決定のモデリングを直接的に行うことが可能である。

交通流映像は撮影コストが低く、道路の混み具合、天候や道路形状など、多様な状況のデータを容易に取

交通流映像に基づく運転支援システムのためのドライバモデリング手法の確立

Driver Modeling for Driver-Assistance Systems Based on Video Data of Traffic Flow



得することができる。さらに、1つの交通流映像に複数のドライバの行動が記録されるため、運転個性の分類や比較に困難をとまなわない。このように、交通流映像に基づくモデリングは、従来法が有する「データ取得コスト」と「モデル汎用性」の問題を解決し、道路状況の多様性に適応したモデル構築を可能にすることが期待できる。

モデル最適化の方法として、これまでTotally Asymmetric Simple Exclusion Process (TASEP) や Stochastic Optimal Velocity (SOV) モデルといったセルオートマトンの最適化方法を提案されている[1,2など]。こうしたセルオートマトンは、パラメータを有しており、パラメータを調節することで所望の交通流を再現する。本研究では、このようなパラメータ推定やモデル比較を用いることで、セルオートマトンを最適化し、ドライバモデルを構築する。

車載センサーによるドライバモデルは、様々な大学や企業により研究・開発が進められている。実際の車両走行によるセンサーデータが収集、販売されている[3]。数は少ないが、同じ経路を複数のドライバが走行するなど、網羅的なデータが準備されている。こうした公開データによって、センサーデータによる従来のモデリングも、より大きく進展していくと予想される。

セルオートマトンを利用した都市交通シミュレータは、欧米や日本国内で盛んに開発されており[4,5,6など]、シミュレーション結果は道路計画や都市開発に積極的に用いられている。シミュレータの評価方法など

が定められている[7]が、交通量やボトルネック容量など巨視的な指標に基づくものであり、各車両の動きなどのドライバモデルに必要な微視的な指標に基づく評価は行われていない。セルオートマトンの交通流としての性質は、「自己駆動型粒子の統計物理」として研究されている[8,9など]が、実データからセルオートマトンを最適化するアプローチは本研究独自のものである。

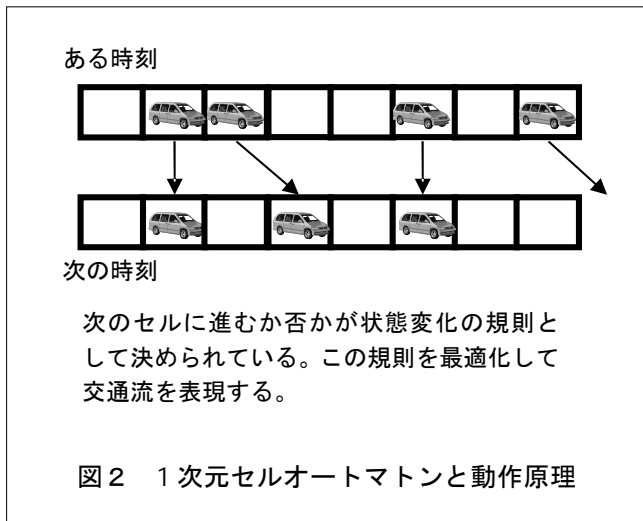
2. 研究方法・結果・意義・見解

本研究は、従来のドライバモデリングの欠点である「データ取得の困難」を克服するため、センサーデータではなく、全く異なる交通流映像をデータとする。この交通流映像からのモデリングを可能にする鍵となるのが、ドライバの意思決定を表現する「計算モデル」である。交通流映像中の車両の動きに対し、計算モデルを最適化することで速度制御のための意思決定の方策を抽出し、ドライバモデルを構成する。この計算モデルの最適化は、これまでのパラメータ推定方法[研究実績欄[10,11]を基に発展させる。

本研究では、計算モデルにセルオートマトンを用いる。セルオートマトンとは、単純な振る舞いをするセルを並べ、全体で複雑な計算を行う系のひとつである。交通流を扱う際には、セルを一行に並べ道路とみなし、車両の有無をセルの状態として表現する(図2)。各セルは、自分と近傍のセルの状態を参照し、次時刻の状態を決定する「規則」を持つ。この規則を適切に設定することにより、道路上の車の流れを再現できる。

交通流映像に基づく運転支援システムのためのドライバモデリング手法の確立

Driver Modeling for Driver-Assistance Systems Based on Video Data of Traffic Flow



交通流を表すセルオートマトンとして、Zero Range Process (ZRP) と TASEP に着目する。ZRP は、前方方向の空のセル数に応じて前進する頻度が異なる規則を有する。前進する頻度は、前進確率として表現され、これは速度に対応する。一般的に、前方の車間距離が大きければ目標走行速度は高く、車間距離が小さければ目標速度は低い。よって、ZRP の OV 関数の横軸は離散化されたセル数、縦軸が前進確率となる。TASEP、は車間距離によらない前進確率をもつ。これらの計算モデルにおけるパラメータは、各車間距離での前進確率 (TASEP の場合は、すべての車間で共通の確率) となる。また、OV 関数によってグループ化を行う場合は、同じグループに属する車両は共通の OV 関数を持つとし、グループに属する割合をパラメータとして加える。数理統計のアルゴリズムを用いることで、走行データからのパラメータ推定やグループ分けが可能になる。

本研究では、高速道路の映像を記録し (図 3)、走行している車両の動きを抽出することで、各時刻における車両の位置を表す時空図を作成した。この時空図から、セルオートマトンのパラメータ推定およびグループ化を行った。グループの数は、未知のため推定する必要がある。グループ化は、数理統計ではクラスタリングと呼ばれ、ベイズクラスタリングは、不必要な冗長グループを削減する働きがあることが知られている。本研究では、ベイズクラスタリングを用いてグループの数とパラメータを推定するアルゴリズムを提案した [12]。高速道路映像では、多くの場合で走行速度が低

速・高速・中速の 3 つのグループとなることが分かった。さらに、TASEP と ZRP のどちらが与えられたデータに適するかを検証するためのアルゴリズムを提案した [13]。ZRP が優位であれば、車間距離が運転行動に与える影響が大きく、TASEP が優位であれば、同じ速度を保つ運転規則であることがわかる。高速道路映像では、撮影区間での混雑が少なかったため、TASEP が優位であった。円状サーキットを高密度で走行する実験データ [14] で比較を行ったところ、ZRP が優位であった。このことから、セルオートマトンの最適化を行うことで運転規則の推定が可能であることが示唆された。

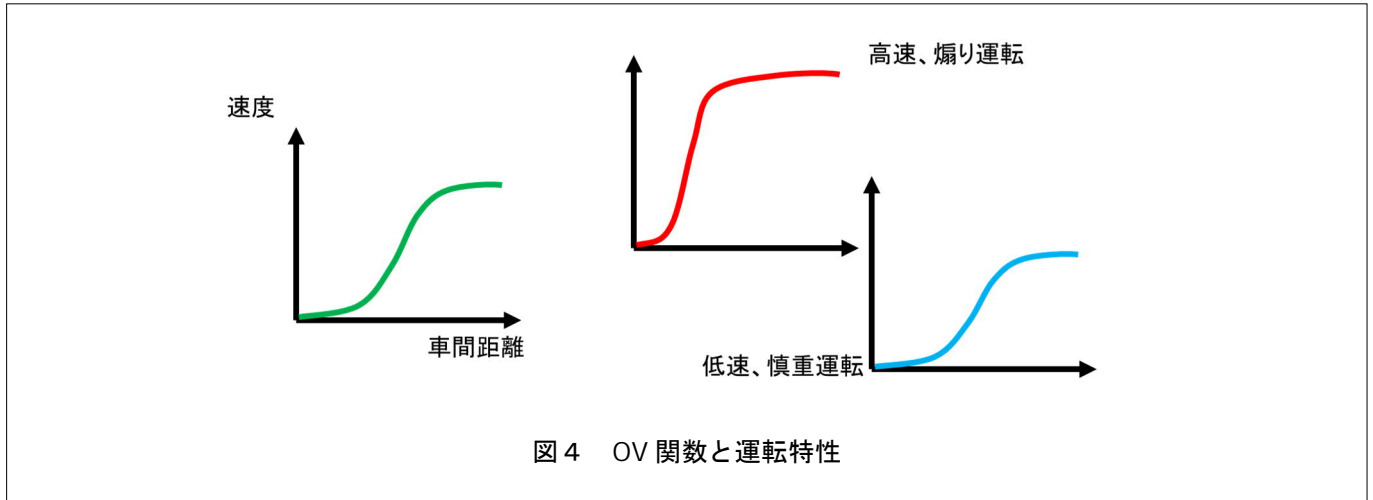


図3 高速道路撮影区間

OV 関数は、ドライバの運転特性を表す。例えば、車間距離の増加とともに速度は増加するが、ある距離よりも大きくなると、速度の増加がなく一定になる (図 4)。これがドライバの目標速度である。また、目標速度になるまでに必要な車間距離も特性を表す。例えば、目標速度が高くかつ必要な車間距離が小さい場合、OV 関数は急峻な勾配をもつシグモイド型の関数となる。これは、高速走行を好み車間距離を詰める (煽り運転をする) ドライバと解釈できる。反対に、目標速度が低く、それに必要な車間距離が大きいドライバは、慎重な運転をしているとみなせる。このように、OV 関数の形状により運転特性を推し量ることが可能であるため、本研究で提案した ZRP によるグループ分けでは、ドライバの特性によるグループの抽出が統計的に行われている。

交通流映像に基づく運転支援システムのためのドライバモデリング手法の確立

Driver Modeling for Driver-Assistance Systems Based on Video Data of Traffic Flow



3. 今後の展望

本研究では、手法は定点カメラで撮影された交通流から個々のドライバの運転特性を推定するアルゴリズムを提案した。運転特性を表す指標のひとつであるOV関数は、車間距離と速度の関係であり、これらの量は車載センサーから計測が可能である。これは、セルオートマトンのパラメータ推定に車載センサーの情報が利用できることを意味する。本研究では、車載センサーデータの欠点を補う目的で、交通流からのドライバモデリング手法を構築した。近年では、自動運転システムの開発が進み、車載センサーデータの収集コストは低くなりつつある。今後は、車載センサーという車内データと定点観測から得られる車外データを融合することが、より精緻なドライバモデルの構築には必要不可欠であると思われる。

また、本研究では、比較的単純な道路形状を対象としたが、撮影範囲を広げることで、運転特性や行動履歴を埋め込むような運転行動地図を作成することも重要と考える。地図データには制限速度や道路形状、勾配などの情報が含まれるため、これらが運転に与える影響の解明や道路交通事故情報と照らし合わせることにより、事故発生メカニズムを運転行動から分析し、事故の予防に役立てるなど多くの応用が考えられる。

参考文献

- [1] 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", 日本応用数理学会論文誌, 24(4), 2014
- [2] 小林浩一、山崎啓介, "基本図の線形性に基づくSOVモデルのパラメータ推定", 日本応用数理学会論文誌, 22(4), pp.287-300, 2012
- [3] 運転行動データベース 人間生活工学研究センター <http://www.hql.jp/database/drive/>
- [4] TRansportation ANalysis and SIMulation System (TRANSIMS) <http://www.fhwa.dot.gov/planning/tmip/transims/>
- [5] 交通流シミュレーションシステム TRAFFICSS <http://www.hitachi.co.jp/rd/trafficss/>
- [6] 街路網交通流シミュレーションシステム AVENUE <http://www.i-transportlab.jp/products/avenue/>
- [7] 交通シミュレーションクリアリングハウス <http://www.jste.or.jp/sim/>
- [8] 杉山 雄規, 計算と社会 第5章 交通流, 岩波講座 計算科学第6巻, 岩波書店
- [9] R. Haberman, 交通流の数学モデル, 現代数学社
- [10] Fumito Nakamura, Keisuke Yamazaki, "Two Statistical Methods for Grouping Vehicles in Traffic Flow Based on Probabilistic Cellular Automata", Proc. of SCIS-ISIS 2014

交通流映像に基づく運転支援システムのためのドライバモデリング手法の確立

Driver Modeling for Driver-Assistance Systems Based on Video Data of Traffic Flow

- [11] 金井政宏、山崎啓介, "2 種粒子 TASEP における有効データ長分布からのパラメータ推定について", 第 18 回交通流のシミュレーションシンポジウム, 9-12, 2012
- [12] 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", 電子情報通信学会 ITS 研究会, ITS2014-53, 155-160, 2015.
- [13] 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, 2015.
- [14] Y. Sugiyama, M. Fukui, M. Kikuchi, K. Hasebe, A. Nakayama, K. Nishinari, S. Tadaki, and S. Yukawa. Traffic jams without bottlenecks-experimental evidence for the physical mechanism of the formation of a jam. *New Journal of Physics*, Vol. 10, No. 3, 033001, 2008.
- [7] 柳澤大地, 山崎啓介, "退出過程における強引なエージェントの識別方法", 数理社会学会大会, 2016.
- [8] 中村文士, 山崎啓介, "変分ベイズ法による多種粒子 ZRP の統計的推測について", 日本応用数理学会論文誌, 26(3), pp.268-85, 2016

関連文献

- [1] 山崎啓介, "LDA を用いたセルオートマトンによる交通流の分析", 電子情報通信学会 IBISML 研究会, IBISML2015-57, 33-37, 2015.
- [2] 梶大介, 山崎啓介, "セルオートマトンを用いた自律的な車線変更モデルによる交通流最適化の研究", 電子情報通信学会 IBISML 研究会, IBISML2015-58, 39-43, 2015.
- [3] 山崎啓介, 本村陽一, "運転行動におけるタスクモデリング", 日本行動計量学会第 44 回大会, 大会予稿集, 412-413, 2016.
- [4] 山崎啓介, "三次元確率セルオートマトンによるドローン交通流モデル", IBIS2016 ワークショップ, 2016.
- [5] 須貝将士, 山崎啓介, "車載センサーデータを用いた運転タスクラベリング", IBIS2016 ワークショップ, 2016.
- [6] 山崎啓介, 本村陽一, "運転支援システムのための形式文法による運転行動のタスクラベリング", 人工知能学会社会における AI 研究会, 2016.

この研究は、平成 26 年度 S C A T 研究助成の対象として採用され、平成 27 ~ 28 年度に実施されたものです。