

## Bag of Systems を用いた運転行動解析 Analysis of Driving Behaviors by using Bag of Systems

柏倉 俊樹<sup>†</sup> 三宮 千尋<sup>†</sup> 田中 雄介<sup>†</sup> 栗原 慶典<sup>†</sup> 那和 一成<sup>†</sup>

Toshiki Kashiwakura Chihiro Sannomiya Yusuke Tanaka Keisuke Kurihara Kazunari Nawa

### 1. はじめに

クルマから収集されるセンサデータに基づき様々なサービスが生み出されるようになってきている。例としてカーナビにリアルタイムで渋滞情報を提供する VICS[1]が挙げられる。

しかし、現在提供されているサービスはユーザー側からの要求を受けてシステム側から情報が提供されるという受動的なものとなっている。

過去の運転行動データを用いることにより、将来の運転行動を予測することができれば、予測に合わせたサービスが能動的に提供可能になると考えられる。

クルマのセンサから取得される時系列信号の解析手法として、画像解析分野における[2][3]の論文に記載された Bag of Systems (BoS) という手法に着目した。これらの論文において BoS はフレームの連続した変動を特徴量として、動画の時系列挙動である多次元時系列データを解析する効果的な手法として利用されている。クルマにおける動的挙動信号(例:速度、加速度、ヨーレート)は多次元時系列データであると考えられるため、画像解析に用いられる BoS はクルマの動的挙動の解析にも有効と予測される。

本論文においてはこの手法を用い、過去に蓄積された運転行動データを解析し類型化することにより、これから起こりそうな運転行動を予測し、最適な運転行動を促す手法について提案を行う。

### 2. 提案手法

#### 2.1 提案手法の全体像

本節において、道路をセグメントに区切った場合、そのセグメントにおける運転行動を分類する手法を提案する。提案手法は BoS を運転行動に対応するために拡張したものである。

BoS は、画像解析手法で良く知られている Bag of Features を起源とし、運転行動におけるセンサ情報を入力信号として、特徴量の出現頻度をヒストグラムで表現する手法である。一般的な画像解析手法と本提案手法における違いを図1に示す。

提案手法は3段階で構成されている。1段階目により、極短時間における車両挙動を示す時系列データを記号化する。これは、極短時間の車両挙動はドライバの意図にそれほど影響を受けず、直前の挙動が関与しているであろうという考え方に起因する。

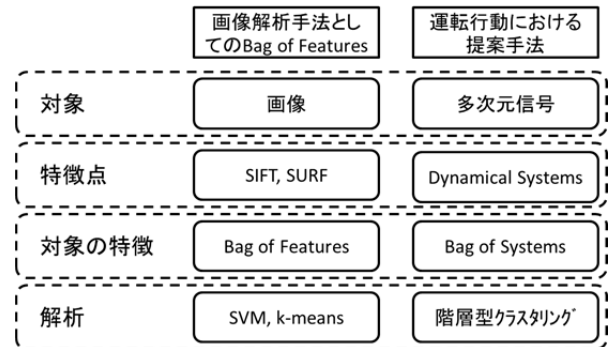


図1 画像解析と運転行動解析の比較

一般的に、車両から得られた時系列信号を、そのままの形で従来のデータマイニング手法を用いて取り扱うのは困難である。そこで、データのいくつかの特徴量を記号化することにより解析を容易にすることを試みた。この方法により得られる車両挙動を示す記号を Dynamical System ID (DSid) とした。

2段階目では、少し長い時間枠を設定し、その時間枠内に出現する上記 DSid をヒストグラム化することにより、その時間枠内に走った道路セグメントのコード化を行う。このセグメントにおけるコードを BoS コードと呼ぶこととする。BoS コードは車両挙動よりドライバの意思を含んだ運転行動を表現できていると考えられる。得られた BoS コードは例えば、「緩やかな右転回」や「高速運転にさらに加速」といった少し長めの運転行動を表現できる。

3段階目において、道路を一定区間単位に区切り、その区間を過去に走行したクルマの BoS コード分布をクラスタリングから求めることにより、その道路区間で起きやすい運転行動を推定する。

#### 2.2 線形システムを用いた特徴量計算

着目した論文[2]において、動画の単片画像の動きを線形システムとして表現していた点に着目し、我々は車両データに適用するため、極短時間の車両挙動を解析する以下のようなモデルに変更した。

$$x_{n+1} = Ax_n + b + v_n$$

$x_n$  は  $n$  番目の時系列スライディングウィンドウ (2秒枠、矩形) における信号ベクトル、 $A$  は複数次元信号間の関係を表す行列、 $b$  は定数ベクトル、 $v_n$  は観測ノイズを示す。

この方程式は線形システムの離散時間型線形写像の一種とみなすことができる。即ち線形システムの特徴は係数  $A$  と  $b$  により表現できる。

係数  $A$  と  $b$  は車両挙動のみならず、ドライバの意思による影響も加味される。例えば、ドライバが一定速度で走り

<sup>†</sup> (株) トヨタ IT 開発センター, Toyota InfoTechnology Center

※ 本研究の一部は IEEE Intelligent Vehicle 2014 において発表済み[4]。

たい場合、速度が低下すると加速度を上げるという反応が係数に表現される。

このモデルを利用することにより、セグメントは変数  $\theta = [A, b]$  という少数のクラスタに分類される。このクラスタリングには EM アルゴリズムに類似した非階層型クラスタリング手法を使用した。

第 1 段階目として、実測信号とモデル間の誤差を以下の式により導出した。

$$E^{(i)}_t = \left( \sum_{s=t+1}^{t+\tau-1} \|x_s - A^{(i)}x_{s-1} - b^{(i)}\|_2^2 \right)^{1/2} + \alpha \|x_t - m_0\|_2$$

$A^{(i)}$  と  $b^{(i)}$  は  $i$  番目のクラスタの変数、 $E^{(i)}_t$  は  $i$  番目のクラスタと時間  $t$  におけるセグメントの誤差、 $\tau$  はセグメントの長さ、 $m_0$  は窓枠  $x_s$  の初期ベクトルを示す。

第 2 段階目は、記号化である。以下のよう  $t$  で始まるセグメントに対しては、 $d_t$  という記号化を行う。

$$d_t = \arg \min_i E^{(i)}_t$$

第 3 段階目は、クラスタ数の削減である。各クラスタにおいて記号化されたセグメント数  $N^i$  を算出し、この  $N^i$  が閾値未満だった場合に、その  $i$  番目のクラスタを削除する。

第 4 段階目は、記号化されたセグメントに応じ、係数を更新する。

この 4 段階を反復回数の上限に達するか、または、前もって設定された総エラー数 ( $E^{(i)}_t$ ) に達するまで反復を行う。

また、本実験において入力信号は、車両の回転方向からヨー角速度 (ヨーレート)、進行方向から加速度、の二つの信号を採用したが、他の信号を利用することも可能である。

## 2.3 BoS 表現

センサ信号が DSid の配列に記号化されると、BoS 表現によって運転行動を特徴付けできる。

配列を重複する 4 秒窓のスライディングウィンドウにより複数のセグメントに分解する。この場合、BoS コードはそのセグメントの特徴を示し、BoS コードの配列に変換される。

BoS を用いることにより、各セグメントは DSid の確率分布として表現される。分布は k-means を用いることにより分類され、各クラスタは BoS コード数を用いて表現される。コードの最大数は前もって与えられるものとし、クラスタリングは上記最大回数に達するまで反復される。 $i$  番目のクラスタのセグメント数  $N_i$  を算出し、DSid の学習段階と同様、各反復において  $N_i$  が閾値未満であった場合、 $i$  番目のクラスタを削除する。

クラスタリングにおいて、分布  $p$  と  $q \in [0,1]^{N+1}$  間の距離は Bhattacharyya 距離 ( $Dist_B$ ) を採用した。

$$Dist_B(p, q) = -\ln \sum_{i=0}^N \sqrt{p(i)q(i)}$$

これにより、各セグメントは一番近いクラスタ番号に記号化される。よって DSid 配列は BoS クラスタ番号 (BoS コード) 配列に記号化される。

## 2.4 連続する BoS コードのクラスタリング

各道路セグメントにおける特徴を解析するのが最後の段階である。各トリップの各地点における運転行動が、BoS コードで表現される。クルマは同じ道を何度も走ることができるが、同じ道路セグメントにおいても走行時の状況に応じて違う BoS コードが生成される。道路セグメントの特徴は対応するコードを用いて解析できる。

道路セグメントを開始時点から 30m 間隔単位に分割し、それに対応した BoS コード列をクラスタリングする。この段階においてはセグメントに対応した BoS コードの出現頻度を用いた。

一般的に BoS コードの構成率は、そのセグメントの環境による静的な要因と、クルマの状況による動的な要因の両方に対応した特徴により決まる。環境による静的な要因とは、道路幅、道路形状や坂などを示し、これらは実験を通して変化しない。しかし、動的な要因、例えば、先行車、信号や歩行者などは、各トリップにおいて状況が異なる。従って、セグメント単位に、主に環境による静的な要因を示す特定の BoS コードが示され、また何らかの動的な要因が大きい場合は、いくつかの種類の BoS コードが示される。

セグメントにおける特徴ベクトルは、BoS コードの出現比率と行程距離により構築した。ベクトルの計算式を以下に示す。

$$v_k = (aD^k, r^k_1, r^k_2, \dots, r^k_M), \quad r^k_i = n^k_i / \sum_j N^k_j$$

$v_k$  はセグメント  $k$  における特徴ベクトル、 $a$  は地理空間上の近さの効果を制御する重み、 $D^k$  は正規化された行程距離、 $r^k_i$  は BoS コード  $i$  の比率を示す。

行程距離  $D^k$  は、クラスタの変動を抑えるために加えた。一般的に、運転は連続的な行動であることから、クラスタは地理空間上も連続的であるべきである。地理的な連続性を考慮しない場合には、BoS コードが不連続となり、複雑な結果となる。そのような結果を避けるため、地理的な効果を示す重み  $a$  を最適化することが必要となる。本実験の解析においては、 $a=1$  を暫定的に採用した。

また、本実験においては階層型クラスタリングを採用し、分布における距離の算出にはユークリッド距離を用いた。

## 3. 実データによる解析

### 3.1 実験データの走行コースと車両

東京都港区赤坂近辺における走行コースと実験環境を図 2 に示す。走行軌跡の描画には OpenStreetMap[5] を利用した。

この実験では、車両移動データ (緯度、経度、出発地点からの行程距離) と行動データ (速度、加速度等) を使用した。

車両移動データのサンプリングレートは非常に高い (約 100S/s) ため、平滑化フィルタを用いて約 10S/s までダウンサンプリング処理を行ったものを入力信号とした。

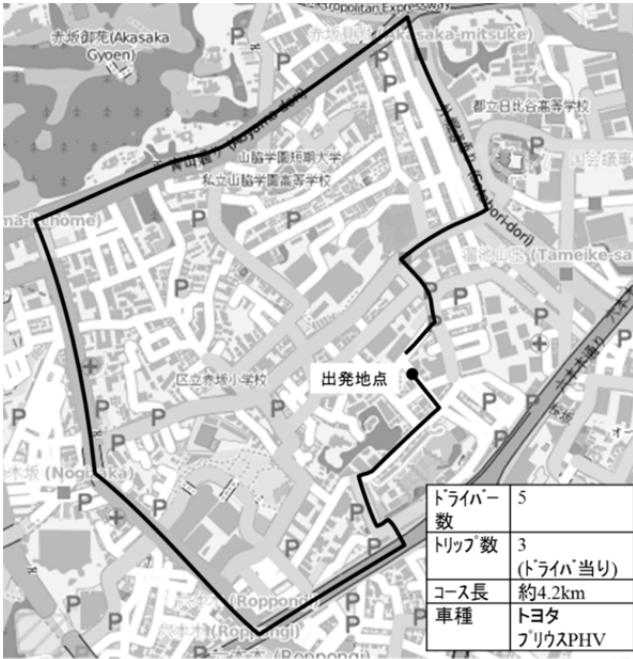


図2 運転コースと実験条件

3.2 各トリップにおける BoS コード表現

乱数選択したトリップから生成した DSid と BoS コードのコードブックを、それぞれ図3、4に示す。データ解析の最初の取り組みとして、線形システムの入力にヨーレートと加速度を選択した。これらは車両挙動の連続性よりも、ドライバの運転に対する意思の影響を受けると考えたからである。ヨーレートはドライバのハンドルの切り方と相関があり、加速度はドライバのアクセルの踏み方、またはブレーキの踏み方に相関がある。

図3の太い青線は DSid に対応したヨーレート信号(正方向が時計回りを示す)の平均値、太い緑線は加速度の平均値、薄青線は DSid に対応した線から乱数選択した実際のヨーレートの代表曲線、薄緑線は加速度の代表曲線を示す。

図3に示した線形システムの意味を明確に理解するのは、一般的に難しい。その理由は、教師なし学習で生成されているモデルであるためである。しかし、いくつかのコードにおいては意味が理解できるものもある。例えば、DSid#2 はヨーレートが左側に表現されるクラスターであるため、「左転回」を示すシステムで、DSid#15 は減速しているシステムのため、「ブレーキ」を示すことがわかる。

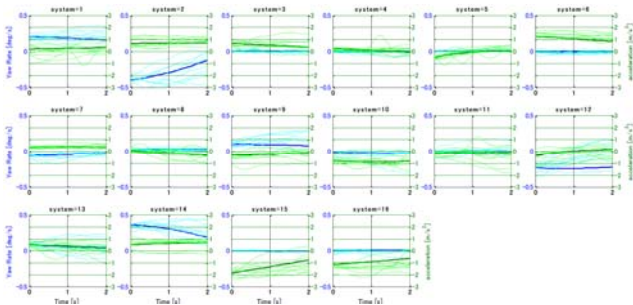


図3 線形システム(DSid)のコードブック

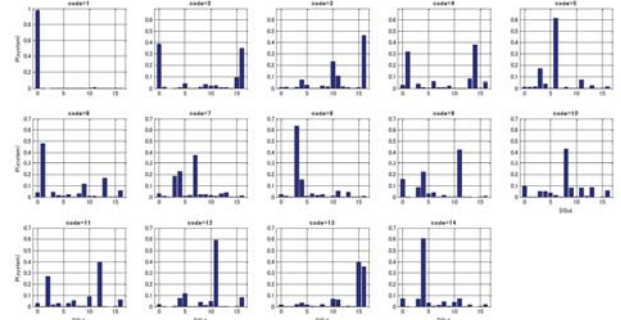


図4 BoS のコードブック

図4で示す BoS のコードブックは、図3で示した線形システムを用いて、ヒストグラムで表現したものである。X軸は DSid の番号を示し、Y軸はその各 DSid の出現確率を示す。この図において、BoS コード#11 は、図3の「反時計回りの転回」を表す DSid#2 と#12 を多く含むことから、「左折」を意味すると考えられる。また、BoS コード#5 は、DSid#3 と#6 を多く含むことから、同様の理由で「加速」を示すと考えられる。

これらのコードブックを使って、時系列データを BoS コード列に変換した軌跡を図5に示す。BoS コード列はコード別に色分けを行い、全トリップ分を描写した。

この図において、広い交差点(例:A地点)における右折行動は各トリップにおいて、おおよそ同じである。しかし、場所(例:B地点)によっては BoS コードが違って表現されていることがわかる。

本実験において、我々の手法により、似た運転行動は同じ BoS コードで表現できる可能性を見出した。

BoS コードの種類は、主に各トリップにおける動的な状況要因に影響を受ける。これらのセグメントにおいて、運転行動に影響を与えるいくつかの要因が存在する。例えば、B地点のような狭い路地においては、歩行者や対向車、路上駐車など様々な動的要因が運転行動に影響を与えるため、このようなセグメントにおいては様々な BoS コードが出現すると考えられる。

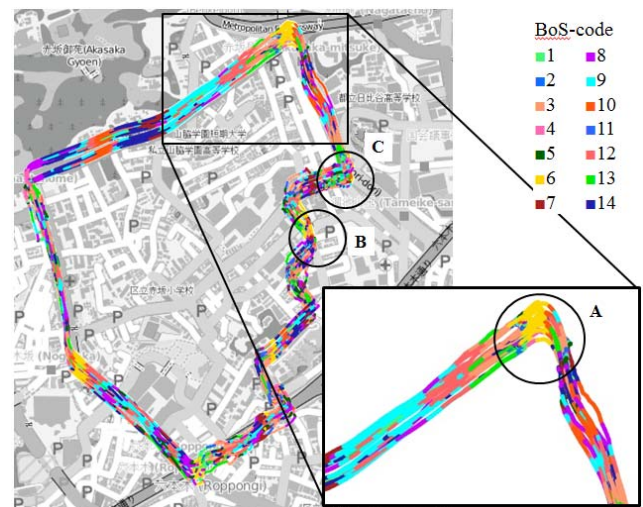


図5 BoS コードにより色分けした軌跡



### 3.3 BoS コードによるデータマイニング

この結果に基づき、2.4節で記載した提案手法である第3段階目のクラスタリングを行った。この手法では BoS コードと地理的条件の両方を採用した。さらに、実際にこのコースを走行して取得した道路状況や運転状況も合わせて記載する。

図6にクラスタリング結果を示す。ピンはそのセグメントに対するクラスタ番号を示す。同色、同番号が同じ意味を持つクラスタである。

解析の結果、黄色の#2クラスタは全体的に分布しており、特徴の少ない安定した運転行動が発生しやすい地点と捉えることができる。この解析結果は、実際にコースを走行して得られた情報と一致する。

また、他の運転行動は次のような特徴を有すると考えられる。

例えば、赤色のクラスタ#1と緑色のクラスタ#4は右折時に現れる(図6中の①と②)。クラスタ#1は、広い道路のコーナーにおける右折を意味する BoS コード#6(図5における黄色線)に特徴づけられるため、このクラスタは簡易な右折を意味すると考えられる。

図6中の②に現れるクラスタ#4は、主として BoS コード#4(図5におけるピンク線; 加速を伴う右折)に特徴づけられている。しかし、この地点の運転行動は、図5中のC地点に示した通り、他の複数の BoS コードにも関連しており、周回毎に異なる。従って、このクラスタは右折を意味するものの、何らかの要因により、ドライバに加速が求められる状況が多い場所であると考えられる。実際にこの地点を走行した結果、5車線分をまたぐ右折である上に、対向車線に左折専用レーンがあるため、信号が切り替わった後、すぐに加速して右折しなければならぬことが判明した。

また、水色のクラスタ#5が出現する場所が1箇所存在する(図6中の③)が、BoS コードを分析しても、車両挙動を理解することが困難であった。しかしながら、この地点は、走行コースの出発地点であり、駐車場から道路に出るまでの複雑な移動を示していると推測される。

これらのクラスタリング結果を用いて、道路形状と運転行動の分類を行い、一部の情報に関して BoS コードとの関連を見出すことができた。従って、前述のとおり、目的に応じ様々なデータマイニング手法が適用できると考えられる。

## 4. まとめ

本論文において、車両挙動を記号化して解析する手法について提案を行った。BoS による表現方法を車両センサから得られる信号に適合するように拡張を試みた。

線形動的システムの変形版を用い、車両挙動は時系列に DSid によって記号化されたシステムにより表現を行った。

記号化された車両挙動(DSid)を特徴量として、Bag of Systems を適用することにより、ドライバの意思を含む運転行動を BoS コード列で表現した。

最終段階として、道路セグメント単位に階層型クラスタリングアルゴリズムを適用した。セグメントにおける BoS コードの分布と出発地点からの距離を特徴ベクトルとして用い、各セグメントの特徴を分類した。この実験により、

いくつかの特徴点を特定のクラスタで表現することに成功した。

記号化手法の適用は階層型クラスタリングに限られてはおらず、多次元信号を BoS コード列に変換できれば、他の多数のデータマイニング手法を用い、複雑な運転行動や道路特徴など様々な解析に適応が可能であると考えられる。

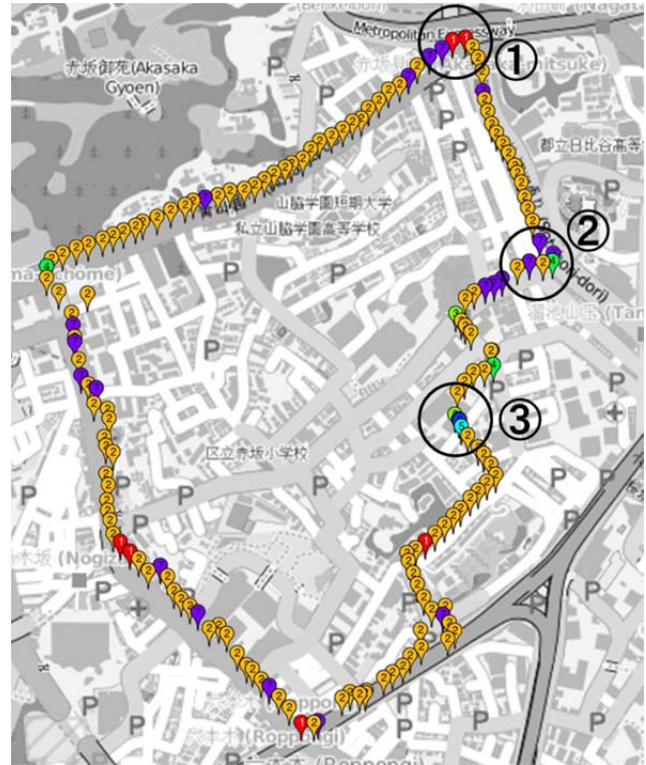


図6 クラスタリング結果

### 謝辞

この研究の礎となった、以前の共同研究先である京都大学の川嶋宏彰先生に厚く感謝申し上げます。

### 参考文献

- [1] Vehicle Information and Communication System (VICS), <http://www.vics.or.jp/english/vics/>
- [2] A Ravichandran, R Chaudhry and R Vidal, "View-Invariant Dynamic Texture Recognition using a Bag of Dynamical Systems", IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (2009).
- [3] E. Coviello, A. Mumtaz, A. B. Chan, and G. R. G. Lanckriet, "Growing a bag of systems tree for fast and accurate classification", IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1979-1986, (2012)
- [4] Chihiro Sannomiya, Keisuke Kurihara, Yusuke Tanaka, Toshiki Kashiwakura and Kazunari Nawa, "Analysis of Temporal Vehicle Behaviors using Bag of Dynamical Systems", IEEE Int. Conf. Intelligent Vehicles Symposium (2014), pp. 1396-1401
- [5] OpenStreetMap, <http://www.openstreetmap.org/>