

運転行動の時系列性を考慮した SAX による車両挙動分析手法の検討

横山達也^{†1,a)} 花田智^{†2,b)} 白石陽^{†1,c)}

概要: 本研究ではドライバーの快適な運転支援のための交通状況の予測を目的として車両挙動の分析を行う。ドライバーは走行経路上の交通状況によって快適な運転を妨げられることがある。例えば右折待ちをしている車列が走行経路上に存在する場合、その車列の後続車両は非効率な減速や車線変更を強いられると考えられる。このような状況を回避するには、ドライバーが走行経路上の交通状況を把握し、事前に走行する車線を判断する必要があると考える。そこで本研究では、交通状況を形成する車群の挙動を把握するために車両挙動の分析手法を提案する。ここで車両挙動を、ドライバーの運転行動の時系列から構成されるものとする。例えば右折の挙動は、車道の右側へ車を寄せ、減速し、ハンドルを右へ切るといった一連の運転行動の時系列の結果として成り立つと考える。このような運転行動の時系列性から車両挙動を分析することは、車群の挙動の把握に有用であると考えられる。また、減速などの各運転行動を行うタイミングは、異なるドライバー間、また同一のドライバーにおいても差があると考えられる。そのため運転行動の時系列性から車両挙動を分析するには、運転行動のタイミングの差を考慮する必要があると考える。本研究では、車載スマートフォンで収集したセンサデータに SAX(Symbolic Aggregate Approximation)を適用し、自然言語処理を用いることで、運転行動の時系列性と、運転行動のタイミング差を考慮した車両挙動の分析を行う。

1. はじめに

近年、車が持つセンサ情報を、ネットワークを介して共有することにより、生活に役立つ情報を作り出すことを目的としたプローブ情報システムが実用化されている[1]。その背景として、車の大部分がコンピュータによって制御されており、プローブ情報と呼ばれる無数のセンサ情報を車から収集できるようになってきていることが挙げられる。プローブ情報システムの例としては、VICS(Vehicle Information and Communication System)が挙げられる。VICSとは、道路交通における渋滞情報や規制情報などのデータを各車両へリアルタイムに配信を行う情報通信システムのことである。ドライバーは、VICS を利用したカーナビゲーションシステムを用いることで渋滞を避けた走行経路を選択し、快適な運転を行うことができると考えられる。

一方、渋滞していない走行経路を選択した場合でも、快適な運転を妨げられてしまうことがある。例えば右折待ちをしている車列や、停車中のバスが走行経路上に存在する交通状況が挙げられる(以下、小規模な渋滞と呼ぶ)。この場合、後続車のドライバーは非効率な減速や車線変更を強いられることがある。小規模な渋滞を回避するには、事前に走行する車線を判断する必要があると考える。そのためには、走行経路上の交通状況を把握することが有効である。しかし、現在のプローブ情報システムでは、小規模な渋滞に関する交通状況の把握は難しいと考える。

本研究において、交通状況を複数の車両挙動により形成される車群の挙動と定義する。また、車両挙動をドライバーの運転行動の時系列と定義する。例えば、右折の挙動は図 1

のように、車道の右側へ車を寄せ、減速し、右折するという一連の運転行動の時系列の結果として成り立つ車両挙動と考える。このような運転行動の時系列性を考慮して車両挙動を分析することは、車群の挙動の把握に活用できると考える。また、ペダル操作による加減速やハンドル操作による右左折といった運転行動のタイミングは、異なるドライバー間、また同一のドライバーにおいても差があると考えられる。そのため運転行動の時系列性を考慮して車両挙動を分析する際には、運転行動のタイミングに差がある場合でも同一の車両挙動と認識することが必要であると考えられる。

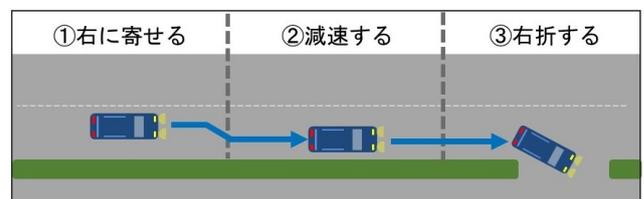


図 1 運転行動の時系列 (右折の車両挙動)

本研究では、交通状況を形成する車群の挙動の把握のために、複数の車両から、センサデータを収集することを想定する。本稿では、センサデータとして、車載スマートフォンから収集した3軸加速度データ、3軸角速度データ、3軸地磁気データを用いる。次に、収集したセンサデータに対して、時系列データを文字列化する SAX(Symbolic Aggregate Approximation)[2]を適用し、N-gramやBoW(Bag of Words)モデルといった自然言語処理を用いることで、運転行動の時系列性と運転行動のタイミング差を考慮した車両挙動の分析を行う。そして、分析結果の集合知により、車群の挙動を把握し、小規模な渋滞に関する交通状況の予測を行う。最終的に予測結果をドライバーに提示することで、快適な運転を支援することを目的とする。

†1 公立はこだて未来大学システム情報科学部
School of Systems Information Science, Future University Hakodate.

†2 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate.

a) b1013253@fun.ac.jp
b) g2115023@fun.ac.jp
c) siraisi@fun.ac.jp

2. 関連研究

本章では、まず 2.1 節で車載カメラや測域センサを用いた交通状況把握に関する研究について述べる。次に 2.2 節で車載センサを用いた車両挙動、運転行動の分析について述べる。最後に 2.3 節で関連研究を踏まえた本研究の位置付けについて述べる。

2.1 交通状況把握に関する研究

交通状況把握に関する研究として、伊藤ら[3]は車載カメラの撮影映像の共有による交通状況把握を行っている。位置情報や撮影時の方角、撮影時刻を車載カメラで撮影した動画と共に記録し車々間通信や広域無線通信を介して共有する。そして、ドライバが指定した地点の情報を動画または、静止画像で提供し、ドライバの交通状況把握を実現している。次に、藤田ら[4]は測域センサ情報の共有により、自車の前方広範囲の車群の位置関係の把握を行っている。測域センサにより検出した周辺車両への相対距離と、方向の情報を車々間通信により共有することで、自車両の前方に存在する車両群の交通状況を把握している。

2.2 車載センサによる車両挙動、運転行動の分析

車載センサによる車両挙動の推定に関する研究として、Chen ら[5]は、車載スマートフォンによって加速度や角速度を収集し、極値の数や操舵角を算出して特徴量とすることで、右左折、車線変更、カーブ走行などの車両挙動を推定している。また、根山ら[6]は、自車センサから収集した車速、操舵角、加速度、ヨー角速度を特徴量として、車線変更、車線維持といった車両挙動の推定を行っている。次に、運転行動の推定に関する研究として、Chaovalit ら[7]は、まず車載スマートフォンで収集した加速度や地磁気に SAX を適用し、センサデータの文字列化を行っている。そして、文字列照合を行うことで、急な加減速を検出している。この研究では SAX の利点として、メモリ消費や実行時間の削減、センサデータに含まれるノイズの除去、センサデータの容量の削減が挙げられている。

2.3 まとめ

まず交通状況把握に関して、本研究における交通状況を把握するためには、車載カメラや測域センサを用いている文献[3][4]では、車載カメラの外界に対するロバスト性や設置コスト、そして測域センサの検出範囲が問題となる。そこで本研究では、文献[5][6][7]のように車載センサを用いて車両挙動に関するセンサデータを収集し、分析することで交通状況を把握する。次に車載センサによる車両挙動、運転行動の分析として、文献[5][6]では、車両挙動を運転行動の時系列として扱っていない。また、文献[7]では、運転行動として加減速のみを対象とし、また運転行動と車両挙

動の関係については考慮されていない。よって本研究に、文献[5][6][7]の手法は適用できないと考える。

本研究では、運転行動の時系列性を考慮するために車両挙動の分析を、センサデータに SAX を適用して行う。文献[7]と比較して、加減速だけでなく、小規模な渋滞に関する車両挙動を構成する運転行動を対象にする。また、文字列照合以外の自然言語処理の適用が、運転行動の時系列性を考慮した車両挙動の分析に有用性が高いと考える。

3. 提案手法

本章では、まず、3.1 節で本研究の目的と、課題を解決するためのアプローチを述べる。次に、3.2 節以降で提案手法の詳細について述べる。

3.1 研究目的とアプローチ

本研究の最終目的は、快適な運転支援のための小規模な渋滞に関する交通状況の予測である。本稿では、交通状況を形成する車群の挙動の把握のために、要素技術として小規模な渋滞に関する車両挙動の分析を行う。文献[3][4]で問題として挙げた車載カメラの外界に対するロバスト性や設置コスト、測域センサの検出範囲を考慮し、文献[5][6][7]で用いられている車載センサによる、参加型センシングのアプローチを取る。参加型センシングは、スマートフォンなどに搭載されているセンサから生成されるデータを大規模に収集・共有する方法である[8]。複数の車両からセンサデータを収集して車両挙動を分析し、その分析結果の集合知により車群の挙動を把握することで、関連研究の問題を解決できると考える。本稿ではスマートフォンを車載し、センサデータを収集する。車両挙動の分析は、センサデータに対して SAX を適用し、自然言語処理を用いる。自然言語処理によって運転行動の時系列性と運転行動のタイミング差を考慮できると考える。

3.2 プローブ情報の収集項目

車両挙動の分析には、ペダル操作による加減速といった前後方向の運転行動に関する情報と、ハンドル操作による右左折といった左右方向の運転行動に関する情報が必要であると考えられる。本稿は、車載スマートフォンから収集した 3 軸加速度データ、3 軸角速度データ、3 軸地磁気データのセンサデータを用いる。運転行動の時系列による車両挙動の分析には、複数のセンサデータ間における値の変動の関係性に注目することが必要と考える。例えば右折時に、ドライバが減速して右へ曲がる際には、減速による値の変動が加速度データに現れ、その後、右へ曲がることによる値の変動が角速度データに現れると考える。

3.3 SAX による車両挙動の分析

本節では、SAX による車両挙動の分析について述べる。

まず 3.3.1 項では SAX によるセンサデータの文字列化について述べる。次に 3.3.2 項では自然言語処理による車両挙動の特徴抽出について述べる。最後に 3.3.3 項では特徴の分析について述べる。

3.3.1 SAX によるセンサデータの文字列化

SAX とは、時系列データを文字列化する手法である。

SAX の手順を以下に示す。また、イメージを図 2 に示す。

- (1) 時系列データの正規化を行い、時間軸に対して等間隔で区分する。
- (2) 区間ごとで時系列データの平均値を算出する。
- (3) 正規分布に従って、文字を割り振り、正規分布の各面積が等しくなるような境界を定める。
- (4) 算出した平均値を境界に基づき、文字に変換する。

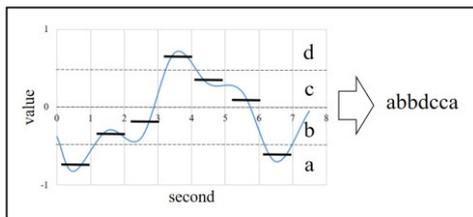


図 2 SAX による時系列データの文字列化

SAX を適用することで、自然言語処理による分析が可能となる。また、文献[7]と同様に、センサデータに含まれるノイズの除去、センサデータの容量の削減を図ることができる。一定区間の時系列データに対して平均値を算出し、文字への変換を行うことで、ノイズなど突発的に発生するデータの変動を受けにくいと考える。また、変換前よりデータ長が短く、センサデータの容量の削減になると考える。

3.3.2 自然言語処理による車両挙動の特徴抽出

SAX によって得られた文字列に対して、以下の手順に沿って各自然言語処理を適用し、車両挙動の特徴抽出を行う。

- (1) 文字列のランレングス符号化と、文字列の抽出
- (2) N-gram による部分文字列の抽出
- (3) BoW モデルによる車両挙動の表現

まず図 3 のように、SAX で変換した文字列に対し、ランレングス符号化を行い、連続出現回数を表す数値部分を除去する[9]。手順(1)~(3)により、異なるドライバ間、また同一のドライバにおける運転行動のタイミング差を除去し、センサデータにおける値の変動部分を抽出することで、同一の車両挙動と認識できると考える。次に、車両挙動に関する文字列に対して N-gram を適用し、部分文字列を抽出する。N-gram とは、N 文字で構成される部分文字列を文字列から抽出する処理である。車両挙動に関する文字列から抽出した部分文字列で、運転行動を表現することができると考える。最後に、抽出した部分文字列を図 4 に示す BoW

モデルを用いて、車両挙動として表現する。BoW モデルは、文章に含まれる各単語の出現回数により、文章を表現する。BoW モデルを用いることで、各車両挙動を、運転行動を表す部分文字列の出現頻度により表現できると考える。

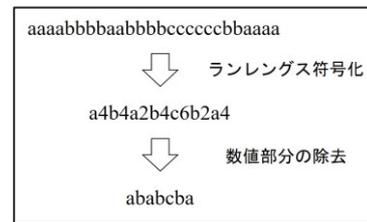


図 3 ランレングス符号化による車両挙動の抽出

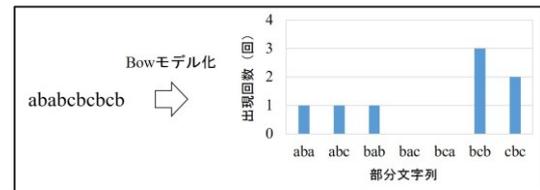


図 4 BoW モデルによる車両挙動の表現

3.3.3 運転行動を表す部分文字列の特徴分析

N-gram で抽出した、運転行動を表すと考えられる部分文字列が、各車両挙動を構成する運転行動を表現できているかを分析する。各車両挙動を BoW モデルによって表現し、センサデータ収集時に記録した運転行動を行うタイミングに見られる文字列と、BoW モデルに見られる部分文字列を比較し、部分文字列が運転行動を示しているか分析する。

4. 予備実験および考察

本章では、車両挙動の特徴抽出の予備実験について述べる。まず 4.1 節では特徴抽出に用いるセンサデータの収集について述べる。次に 4.2 節では車両挙動の特徴抽出の実験と結果について述べる。最後に 4.3 節では考察を述べる。

4.1 センサデータの収集

センサデータを、スマートフォンを車内に設置して、スマートフォン内蔵のセンサにより、3 軸加速度データ、3 軸角速度データ、3 軸地磁気データを位置情報、時刻印と共にサンプリングレート 50Hz にて収集した。分析対象とする車両挙動は、小規模な渋滞に関する交通状況を構成する車両挙動を検討し、直進、右折、左折、右への車線変更、左への車線変更の 5 種類とした。実験環境として、直線道路を利用し、時速 60km/h で車両が 100m の区間内を走行した際のセンサデータを、各車両挙動 10 回分収集した。また、ペダル操作による加減速や、ハンドル操作による右左折といった運転行動が行われた時刻を記録するアプリケーションをタブレット端末上に実装し、そのアプリケーションを同乗者に利用してもらうことで記録した。

4.2 車両挙動の特徴抽出

4.2.1 センサデータの値の変動の傾向分析

車両挙動の特徴抽出を行うにあたり、各車両挙動時に特徴的な値の変動が起こるセンサデータを分析した。各車両挙動を分析する上で重要となるのは、ペダル操作による加減速といった前後方向の運転行動、そしてハンドル操作による右左折といった左右方向の運転行動であると考えられる。

まずペダル操作による減速について、右左折時のZ軸加速度に特徴的な値の変動が見られた。図5に右折時のZ軸加速度を示す。

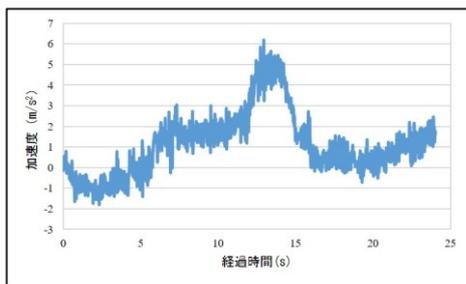


図5 右折時のZ軸加速度

次に、ハンドル操作による右左折については、X軸加速度、Y軸角速度、X軸地磁気の特徴的な値の変動が見られた。図6に右折時のY軸角速度を示す。

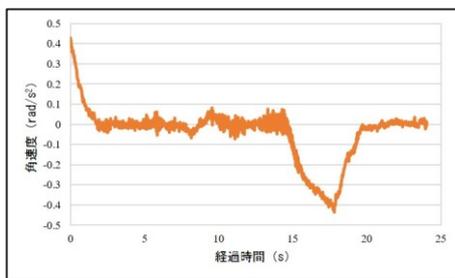


図6 右折時のY軸角速度

本稿では、車両挙動の分析を行うにあたって、前後方向の運転行動をZ軸加速度、左右方向の運転行動をY軸角速度に着目する。

また、複数のセンサデータ間における値の変動の関係性を分析した。図7にZ軸加速度とY軸角速度のセンサデータの値の変動の関係を示す。右折の車両挙動時には、ペダル操作による減速の影響によって、センサデータの値の変動がZ軸加速度に見られた。その後、ハンドル操作による右折の影響によって、センサデータの値の変動がX軸加速度、Y軸角速度、X軸地磁気に見られた。よって、複数のセンサデータ間において、値の変動に関係性が存在することが示唆されたと考える。

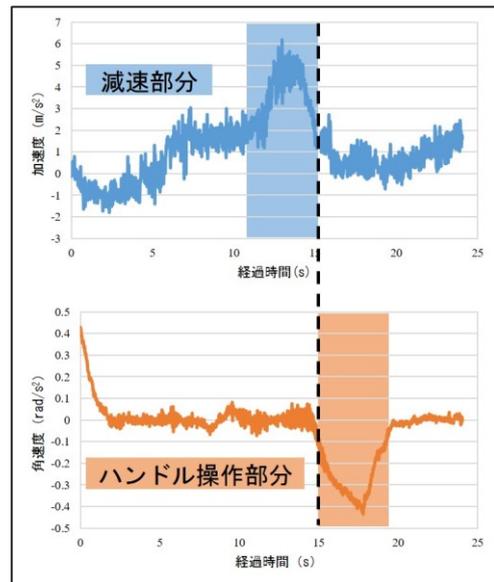


図7 センサデータ間における値の変動の関係性

4.2.2 車両挙動を表す文字列への変換

収集したセンサデータに対してSAXを適用し、文字列化を行った。本稿では、SAXのパラメータとして、変換後の文字列の長さ L_{after} と、変換する前の時系列データの長さを L_{before} としたときの L_{after}/L_{before} と、変換する際に割り当てられる文字の種類 W を用いた。それぞれのパラメータを $L_{after}/L_{before} = 1/5$ 、 $W = 4$ と設定した。ここで、 $L_{after}/L_{before} = 1/5$ は、5つのセンサデータごとで平均値を算出し、文字に変換を行うことを意味する。50Hzで収集したセンサデータを用いるので、1文字が0.1秒間のセンサデータを表す。また、 $W = 4$ は $\{a, b, c, d\}$ から、変換後の文字の割り当てを行うことを意味する。本稿では5種類の各車両挙動で3軸加速度データ、3軸角速度データ、3軸地磁気データのセンサデータを収集した。よって各車両挙動で9つの文字列が存在し、それぞれ10回分のセンサデータが存在するので、合計450個の文字列を作成した。

4.2.3 運転行動を表す部分文字列の抽出

4.2.2項で作成した文字列から、運転行動を表すと考えられる部分文字列の抽出を行った。まず、各文字列に対してランレングス符号化を行い、連続出現回数を表す数値部分を除去した。そして、 $N = 3$ としてN-gramを適用し、3文字で構成される部分文字列の抽出を行った。 $N = 3$ とすることで、センサデータの増減の変動を部分文字列として抽出できると考える。

4.2.4 BoWモデルによる車両挙動の表現

4.2.3項で抽出した部分文字列を用いて、各車両挙動のBoWモデルを作成した。各車両挙動10回分のデータにおける各部分文字列の出現頻度の合計を用いて、BoWモデルを作成した。5種類の車両挙動ごとで、9種類のセンサデー

タに対する BoW モデルを作成し、合計 45 個のモデルを作成した。

4.3 BoW モデルによる車両挙動の分析

4.3.1 Z 軸加速度の BoW モデル

Z 軸加速度は、車両の進行方向に対する加速度を示す。図 8 に直進時の BoW モデルを示す。直進時は、ほぼ bcb と cbc の部分文字列から構成されていることがわかる。直進時には、ペダル操作による加減速といった前後方向の運転行動は行っていない。また、SAX によって 4 種類の文字への変換を行うため、a と d が割り当てられた場合にはセンサーデータの大きな変動が現れたことになる。直進時の BoW モデルに a と d がほとんど表れていないことは、直進時の特徴を捉えることができていると考える。

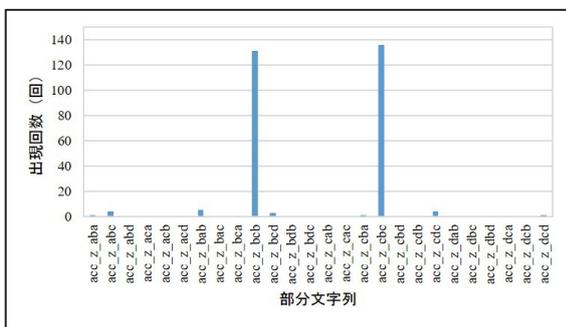


図 8 直進時の Z 軸加速度による BoW モデル

次に、右左折時において bab と cdc といったセンサーデータの大きな変動を示すと考えられる部分文字列が見られた。右折時と左折時を比較すると、類似した BoW モデルになっていると考える。図 9 に右折時、左折時の BoW モデルの比較を示す。直進時の BoW モデルから、bcb と cbc の部分文字列は、大きな値の変動が無いことを示すと考えられる。よって、大きな値の変動を示す文字列の傾向を分析するために、図 9 からは bcb と cbc の出現回数を除いている。最後に、車線変更時は、直進時と同様にペダル操作による加減速といった前後方向の運転行動は行っていないが、右左折時と同様な bab と cdc といったセンサーデータの大きな変動を示すと考えられる部分文字列が見られた。

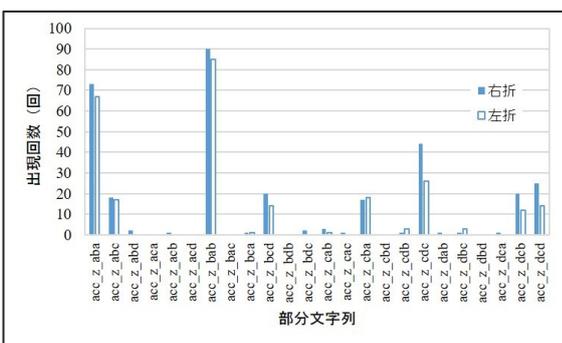


図 9 右左折時の Z 軸加速度による BoW モデル

4.3.2 Y 軸角速度の BoW モデル

Y 軸角速度は、車両の鉛直方向に対する角速度を示す。図 10 に直進時の BoW モデルを示す。直進時は、bcb と cbc の部分文字列のみで構成されていることがわかる。直進時には、ハンドル操作による右左折といった左右方向の運転行動は行っていない。また、Z 軸加速度と同様に SAX によって 4 種類の文字への変換を行うため、a と d が割り当てられた場合にはセンサーデータの大きな変動が現れたことになる。よって、直進時の BoW モデルに a と d が表れていないことは、直進時の特徴を捉えることができていると考える。

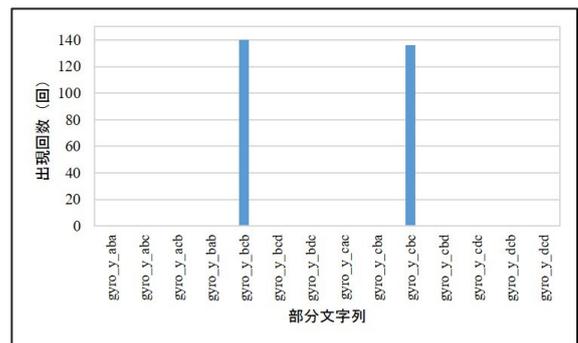


図 10 直進時の Y 軸角速度による BoW モデル

次に、右折時と左折時を比較すると、右折時は abc, bab, cba といった a が含まれている部分文字列が多くみられる傾向にあった。左折時は bcd, cdc, dcb, dcd といった d が含まれている部分文字列が多く見られる傾向にあった。図 11 に左折時の BoW モデルを示す。Z 軸加速度と同様に、大きな値の変動を示す文字列の傾向を分析するため、bcb と cbc の出現回数を除いている。最後に、車線変更時は、右左折時と同様な bab と cdc といったセンサーデータの大きな変動を示すと考えられる部分文字列が見られた。また右への車線変更時には、a が含まれている部分文字列、左への車線変更時には、d が含まれている部分文字列が多い傾向が見られた。

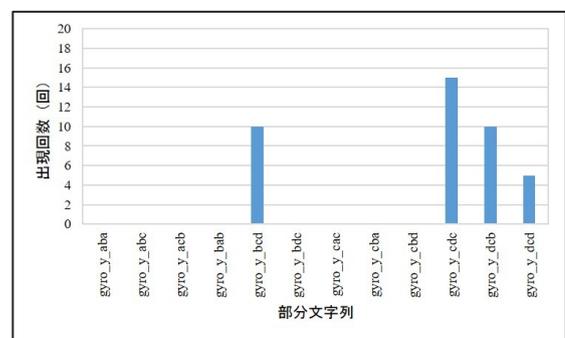


図 11 左折時の Y 軸角速度の BoW モデル

4.4 考察

4.3 節の結果から、本稿で対象とした直進という車両挙動は、Z 軸加速度、Y 軸角速度において共に、*bc* と *cb* といった部分文字列から構成されていた。前述したように、SAX によって 4 種類の文字への変換を行ったため、*a* と *d* が割り当てられた場合にはセンサデータの大きな変動が現れたことになる。よって大部分が *b* と *c* のみで部分文字列が構成されることから、直進時には大きなセンサデータの変動は見られないことがわかる。よって、今後、車両挙動を分析していく上で、直進時の文字列を基準に、他の車両挙動のセンサデータの大きな変動により現れる文字列の傾向が掴みやすくなると考える。

4.3.1 項で分析した Z 軸加速度については、右左折時にはセンサデータを収集する際にそれぞれ 1 回、ペダル操作による減速を行っている。このことから図 9 のように、右折と左折の BoW モデルは似た傾向になると考える。しかし、4.1 節で行った運転行動のラベル付けの結果から、減速部分を表すと考えられる部分文字列 *cdc* が、10 回以上出現した。これは各車両挙動の収集回数を超えており、ペダル操作による減速が影響したセンサデータの変動以外の部分を、減速と同様な運転行動と扱っていると考えられる。よって、今回の実験条件では減速という運転行動を部分文字列で抽出することができていないと考える。また、減速を行っていない車線変更時に、*bab* と *cdc* といったセンサデータの大きな変動を示すと考えられる部分文字列が出現していた。よって、車線変更時には、ペダル操作による加減速といった運転行動以外に何らかのセンサデータの変動の存在が示唆された。

4.3.2 項で分析した Y 軸角速度については、右左折時には、*bab* と *cdc* といったセンサデータの大きな変動を示すと考えられる部分文字列がそれぞれで約 10 回ずつ出現した。これは、ハンドル操作による右左折のみを、*bab* と *cdc* といった文字列で表現できていると考えられ、今回の実験条件で右左折の運転行動がほぼ抽出できていると考える。車線変更時において、右への車線変更時には、*a* が含まれている部分文字列、左への車線変更時には、*d* が含まれている部分文字列がそれぞれ多い傾向が見られた。これは、各車線変更時の運転行動の特徴を捉えることができていると考える。しかし、いずれにおいても各部分文字列が 10 回以上出現しており、今回の実験条件では、車線変更時の運転行動の抽出はできていないと考える。

今後は、各車両挙動を構成する運転行動を部分文字列として抽出可能な、N-gram で抽出する部分文字列の長さ、SAX 変換時の文字の種類といった各種パラメータを変化させ、車両挙動の分析を進める。そして、運転行動を抽出した部分文字列による BoW モデルによって教師あり学習を行い、車両挙動推定の検証を行う。また、精度向上を見込んで、プローブ情報として、車載ネットワークによる車

両挙動に関する情報を利用することも、今後検討していく。

5. まとめ

本研究の最終目的は、快適な運転支援のための小規模な渋滞に関する交通状況の予測である。そのための要素技術として、車載センサのセンサデータを用いて運転行動の時系列性を考慮した、小規模な渋滞に関する車両挙動の分析を行う。関連研究における問題として挙げた、外界に対するロバスト性や設置コスト、検出範囲を考慮して、車両挙動の分析には、参加型センシングを想定し、車載スマートフォンから収集した 3 軸加速度データ、3 軸角速度データ、3 軸地磁気データを用いる。そして、収集したデータに SAX を適用し、自然言語処理を用いることで運転行動の時系列性を考慮した車両挙動の分析を行う手法を提案した。今回は、収集したデータで BoW モデルを作成し、Z 軸加速度、Y 軸角速度による車両挙動間の違いを分析した。

今後は、運転行動の部分文字列を抽出可能な SAX や N-gram の文字数などの調査を行う。そして、各車両挙動を、機械学習を用いることで、分類し評価を行う。

参考文献

- [1] 植原啓介, プローブ情報システム: 車載センサを活用した環境情報の取得, 情報処理, Vol.51, No.9, pp.1144-1149(2010).
- [2] Jessica Lin, Eamonn Keogh, Stefano Lonardi, Bill Chiu, A Symbolic Representation of Time Series, with Implications for Streaming Algorithms, SIGMOD Workshop, pp.2-11(2003).
- [3] 伊藤亮輔, 石原進, 車載カメラ撮影映像提供システムにおける位置指定要求に対する映像選択方法, 情報処理学会研究報告, Vol.2016-ITS-64, No.10, pp.1-8(2016).
- [4] 藤田敦, 山口弘純, 東野輝夫, 高井峰生, 車車間通信を用いた測域センサ情報の共有にもとづく前方車両群の相対位置把握, 第 24 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, Vol.2016, pp.31-39(2016).
- [5] Dongyao Chen, Kyong-Tak Cho and Sihui Han, Invisible Sensing of Vehicle Steering with Smartphones, Proc. of ACM MobiSys, ACM, pp.1-13(2015).
- [6] 根山亮, 福島真太郎, 宮崎勝彦, 那和一成, 一般道実走行における自車センサ情報を用いた車線変更の検出, 情報処理学会, 第 8 回 Web とデータベースに関するフォーラム論文集, Vol. 2015, pp.110-117(2015).
- [7] Pimwadee Chaovalit, Chalernpol Saiprasert and Thunyasit Pholprasit, A method for driving event detection using SAX with resource usage exploration on smartphone platform, EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, Vol.2014, No.1, pp.1-11(2014).
- [8] 原隆浩, ビッグデータとのつきあい方 - ビッグデータ活用のための技術と応用基盤 -, 情報処理, Vol.55, No.11, pp.1275-1280(2014).
- [9] 宮城優里, 大西正輝, 渡辺知恵美, 伊藤貴之, 文字列化による人流データの圧縮と可視化, DEIM Forum 2015, F8-5(2015).