

交通状況把握のための 運転行動の時系列性を考慮した車両挙動分析手法

横山達也^{†1} 白石陽^{†2}

概要: 本研究では、ドライバの快適な運転支援に向けた交通状況の把握を目的とした車両挙動の分析を行う。ドライバ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ことがある。このような状況を回避するには、ドライバが走行予定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、こうした交通状況を形成する車群の挙動を把握するための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。例えば右折の車両挙動は、車道の右側へ車を寄せ、減速し、ハンドルを右へ切るという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。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) を適用することで、文字列への抽象化を行う。そして、自然言語処理技術である N-gram により、車両挙動を表す文字列から運転行動を部分文字列として抽出し、運転行動の時系列性を考慮した車両挙動の分析を行う。分析結果から、車両挙動を構成する特徴的な運転行動の抽出に適した、センサデータの抽象度を決定する文字の種類と、運転行動として抽出される部分文字列の長さの検討を行った。

A Method for Analyzing Vehicle Behaviors Considering a Sequence of Driving Actions towards Grasping Traffic Situations

TATSUYA YOKOYAMA^{†1} YOH SHIRAISHI^{†2}

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]。代表的なプローブ情報システムとして VICS(Vehicle Information and Communication System)[2]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。VICS を利用したカーナビゲーションシステムを利用することによって、ドライバは交通状況を事前に把握し、渋滞していない走行経路を選択できると考えられる。しかし、渋滞していない走行経路を選択した場合においても、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が走行経路上に存在する交通状況（以下、小規模な渋滞）が挙げられ、後続車のドライバは非効率な減速や車線変更を強いられてしまうことがある。こうした小規模な渋滞をドライバが回避するには、走行予定経路上の交通状況を形成する車群の挙動を、車線単位で把握し、事前に走行する車線を判断する必要があると考える。しかし、現在のカーナビゲーションシステムで

は、ドライバが小規模な渋滞に関する交通状況を把握する上で、右折待ちをしている車列が存在するといった十分な情報を提供できないと考える。

交通状況把握に関する研究として、まず位置情報による交通状況把握に関する研究[3][4][5]が行われている。これらの手法では、車両から収集した位置情報や車速を用いて交通量を推定することで、交通状況把握を行っている。しかし、小規模な渋滞に関する交通状況の把握を想定すると、交通量だけでは、小規模な渋滞を形成する各車両の挙動情報を収集できないため、どのように右折待ちが発生しているのかといった詳細な交通状況を把握できないと考えられる。次に、カメラによる交通状況把握に関する研究[6][7]が行われている。これらの手法では、車載カメラや車載スマートフォンを用いて取得した動画像により、車両の存在をドライバ間で共有することで、交通状況把握を行っている。しかし、これらの手法では、夜間や逆光時などに対して、カメラの外界に対するロバスト性が低いことが問題であると考えられる。また、車載カメラを用いる研究[6]では、導入コストの高さが、動画像の共有を想定する際に問題になると考える。

一方で、車載センサ情報を用いて車両挙動の分析を行っている研究[8][9][10][11][12][13]がある。ここで車載センサ情報とは、車載したスマートフォンから収集した加速度や角速度といったセンサ情報や、OBD2(On Board Diagnosis

^{†1} 公立はこだて未来大学システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate

^{†2} 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

second generation)コネクタにより車載ネットワークから収集したアクセル開度、ブレーキ圧といった情報のことを指す。これらの研究では、右/左折、車線変更、Uターンといった車両挙動の推定やパターンの抽出が行われている。また、文献[8]では、抽出したパターンのクラスタリング結果を、位置情報を基にして、道路の一定区間と対応付けることで、過去に行われた車両挙動から、将来の車両挙動を予測することを試みている。

そこで本研究では、交通状況を形成する複数の車両から収集した車載センサ情報により推定した車両挙動を用いて、小規模な渋滞に関する交通状況の把握を行うことを最終目的とする。本稿では交通状況を形成する車群の挙動把握に向けて、車載センサからセンサデータを収集し、各車両挙動の分析を行う。車両挙動の例として、直進、停止、右/左折、車線変更などが挙げられる。本研究における車両挙動は、ペダル操作による加減速や、ハンドル操作による右/左折といったドライバーの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。運転行動の時系列性を考慮し車両挙動分析を行うことは、より詳細な車群の挙動把握に有効であると考えられる。また、各運転行動を行うタイミングは、ドライバ間において差があると考えられる。本研究では、交通状況把握に向けて、多数の車両から車載センサ情報を収集するプローブ情報システムとして提案手法を構成する。そして、車載センサ情報から車両挙動を推定し、その推定結果を集合知として活用することを想定している。したがって、複数車両の車載センサ情報を用いた車両挙動分析では、運転行動のタイミング差を吸収し、同一の車両挙動として扱う必要があると考えられる。そこで、車載スマートフォンで収集したプローブ情報に SAX(Symbolic Aggregate Approximation)[14]を適用して文字列化を行い、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分析を行う。

2. 関連研究

本章では、まず 2.1 節で交通状況把握に関する研究について述べる。次に 2.2 節では、車載センサによる車両挙動の分析に関する研究について述べる。

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、車両から収集した位置情報に基づいて交通状況把握を行う研究がある[3][4][5]。これらの研究では、プローブ車両から収集した位置情報や速度を用いている。文献[3]では、Kinematic Wave 理論による 2 台のプローブ車両間の交通状態の補完により、2 台の車両間に存在する車両の台数を推定している。文献[4]では、道路をリンクと呼ばれる単位で区切り、収集した車速と過去のデータより取得した k-v 曲線より、各リンク上のプロ

ーブ車両通過時刻における交通量をベイズ理論により推定している。文献[5]では、車速、位置情報とともに信号パラメータも用いており、交差点内で赤信号の経過時間から到着する車両数、青信号の経過時間から交差点の交通容量の推定を行い、各交差点の関係性を考慮することでリンク交通量の推定を行っている。しかし、小規模な渋滞に関する交通状況の把握を想定すると、これらの手法による交通量だけでは、小規模な渋滞を形成する各車両の挙動に関する情報が不足すると考えられる。よって交通状況把握に用いる情報としては不十分である。

次に、カメラを用いた交通状況把握に関する研究がある[6][7]。文献[6]では、車載カメラで撮影した動画を、ドライバ間で共有することで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ことで、ドライバの交通状況把握を実現している。文献[7]では、車載スマートフォンで撮影した動画を、ドライバ間で共有することで渋滞に関する交通状況把握を行っている。スマートフォンから取得した位置情報から算出した車速に基づき、渋滞区間を検出することで、渋滞に関する動画を収集し、共有を行っている。しかし、これらの手法では、夜間や逆光時などに対して、カメラの外界に対するロバスト性が低いことが問題であると考えられる。また、車載カメラを用いる場合、導入コストが高いことがプローブ情報システムを想定する際に問題になると考える。

2.2 車載センサによる車両挙動の分析に関する研究

車載センサから収集した車載センサ情報を用いて車両挙動の分析を行っている研究として、車両挙動のパターン抽出に関する研究[8][9][10]、車両挙動の推定に関する研究[11][12][13]がある。

まず、車両挙動のパターン抽出に関する研究[8][9][10]では、車両挙動によるセンサデータの変動を記号化し、ドライバの運転時に見られる車両挙動をパターンとして抽出している。文献[8]では、車載センサ情報に、画像解析分野で用いられる手法である BoS(Bag of Systems)を適用することで、車両挙動のパターンを抽出している。この手法では、「緩やかな右転回」といった少し長めのドライバの意図が反映された車両挙動を抽出している。また、道路の一定区間ごとで、抽出したパターンの分布をクラスタリングにより求めることで、その道路区間で起きやすい車両挙動を推定している。文献[9]では、車載センサ情報に対して、二重分節解析を行うことで運転行動パターンを抽出し、センサデータ上の運転行動を意味のあるパターンに分割している。ドライバの運転意図を抽出することで一連の運転挙動を特定することが、運転支援や車の知能化の視点から重要と考え、ドライバの運転行動に二重分節構造の存在を仮定し、二重分節解析を行っている。文献[10]では、車載センサ情

報に対して、DTW(Dynamic Time Warping)を用いて、クラスタリングを行い、運転特性パターン抽出を行っている。個人や運転経路によって頻出する運転挙動パターンが異なる傾向が、実験により示されている。

これらの手法で抽出されたパターンは、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まで扱っている。そのため、車両挙動を運転行動の時系列として分析しており、抽出されたパターンにドライバの意図が考慮されていると考える。しかし、これらの手法では、抽出されたパターンの意味の理解が課題とされており、抽出されたパターンの交通状況把握への応用は難しいと考える。

次に、車両挙動の推定に関する研究[11][12][13]では、ドライバの運転時に見られる特定の車両挙動を対象として、車載センサ情報を収集し、機械学習や閾値による判別を適用することで車両挙動の推定を行っている。文献[11]では、車載センサ情報に対して、アンサンブル学習であるRandom Forestを適用することで、車線変更、車線維持の推定を高い正解率で行っている。車線変更中は、車線維持中と比較して、車速が維持されやすいこと、操舵角が特徴的な変化をしやすいことに着目している。文献[12]では、車載センサ情報に対して、閾値による判別を適用することで、右/左折、Uターン、右/左車線変更、カーブ走行といった車両挙動の推定を高い正解率で行っている。角速度に見られる極値の数、角速度の変位、加速度と角速度から算出した水平方向の移動距離に対して、閾値による判別を行っている。文献[13]では、車載センサ情報に対して、SAX(Symbolic Aggregate Approximation)[14]を適用してセンサデータの文字列への抽象化を行い、車両挙動を文字列のパターンとして扱い、閾値を用いた文字列照合を行うことで急な加減速、右/左折、Uターン、右/左車線変更といった運転行動、車両挙動の検出を行っている。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が、提案手法の正解率は車両挙動によってばらつきがある。

これらの手法では、推定結果となる車両挙動が明確であり、車両挙動のパターン抽出に関する手法で抽出されたパターンに比べて、交通状況把握への応用が容易であると考えられる。しかし、これらの手法では、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を考慮していない。そのため、車両挙動を運転行動の時系列として分析しておらず、推定した車両挙動にドライバの意図が含まれていないと考える。そのため小規模な渋滞に関する交通状況の把握に、これらの手法を適用することは、不十分であると考えられる。

3. 提案手法

本章では、まず3.1節で本研究の研究目的について述べる。次に、3.2節では本研究における交通状況に関する定義について述べる。そして、3.3節では本研究の研究課題とアプローチについて述べる。その後、3.4節では提案手法の流れについて述べ、3.5節以降では提案手法の詳細について述べる。

3.1 研究目的

本研究では、小規模な渋滞に関する交通状況の把握を行うことを最終目的とする。

交通状況把握の手法として、位置情報を用いる手法では、交通量を推定することで定量的に渋滞の度合いを表現できると考えられる。しかし、交通量の推定による交通状況把握では、本研究が対象とする小規模な渋滞の把握には車両挙動に関する情報が不十分である。また、カメラを用いる手法では、車載カメラや車載スマートフォンの動画を共有することで交通状況の把握を行っている。しかし、外界に対するロバスト性の低さや、車載カメラの導入コストの高さが問題になると考える。

そこで、本研究では交通状況把握に向けて、車載センサ情報による車両挙動分析を行う。現在普及しているスマートフォンや車載ネットワークを用いたプローブ情報システムを想定することで、カメラを用いた手法の導入コストと、外界に対するロバスト性の課題を解決できると考える。本研究では、車両挙動は、ペダル操作による加減速や、ハンドル操作による右/左折といったドライバの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。運転行動の時系列性を考慮して車両挙動分析を行うことで、ドライバの意図が反映された車両挙動を抽出し、車両挙動の推定を行う。そして、推定結果の集合知により、交通状況を形成する車群の挙動を把握し、小規模な渋滞に関する交通状況の把握を行う。本稿では、運転行動の時系列性を考慮した車両挙動の推定に向けた車両挙動分析を行う。

3.2 交通状況に関する定義

本研究では、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。道路上には、直進する車両、右/左折する車両といった様々な挙動を行う車両が存在していると考えられる。本研究が想定する小規模な渋滞に関する交通状況は、小規模な渋滞を形成する車両群と、それを回避する車両群によって形成されていると考える。図1に小規模な渋滞に関する交通状況の様子を示す。また、車両挙動をドライバの運転行動の時系列と定義する。例えば、右折の車両挙動は図2のように、車道の右側へ車を寄せ(以下、右寄せ)、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と考える。

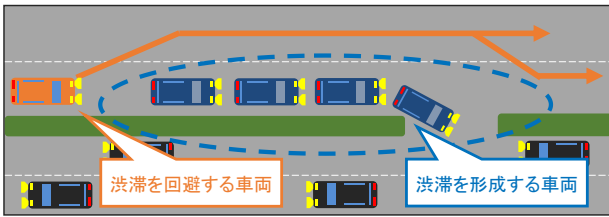


図 1 小規模な渋滞に関する交通状況

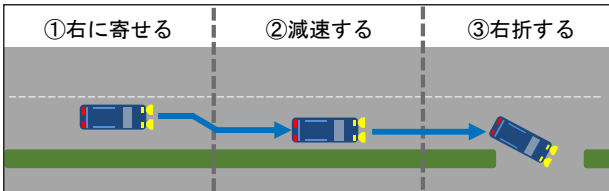


図 2 右折時の運転行動の時系列

右折待ちの車列が、周囲の車両のドライバーに影響を及ぼす範囲は右折する地点ではなく、車道の右側へ車を寄せる地点から始まっていると考えられる。そのため右折という車両挙動を推定するだけでは、どの地点から右折待ちが発生しているかという交通状況を把握する際に、ドライバーへ提供する情報として不十分であると考えられる。そこで、右折を運転行動の時系列として扱うことで、ドライバーの右寄せを始めた地点や減速を始めた地点といった情報を考慮することができる。ドライバーが右寄せを始めた地点には個人差があり、ドライバーの意図が反映されていると考えられるため、より詳細な交通状況の把握が可能であると考えられる。

3.3 研究課題とアプローチ

本稿では、小規模な渋滞に関する交通状況把握の要素技術として、車両挙動の推定に向けた車両挙動分析手法を提案する。研究課題を以下に示す。

- 課題 1. 導入コストの削減
- 課題 2. 運転行動の時系列性の考慮
- 課題 3. 運転行動のタイミング差の考慮

課題 1 について、本研究ではプローブ情報システムを想定しており、より多くのドライバーからプローブ情報を収集するためには、導入コストが低いことが望ましい。そこで、課題 1 に対するアプローチとして、現在普及しているスマートフォンや車載ネットワークを利用してプローブ情報を収集する。スマートフォンには、加速度センサ、角速度センサなど多くのセンサが搭載されている。また近年、車両には車載ネットワークが搭載されていて、車載ネットワーク上には、アクセル開度やブレーキ圧といった情報が流れている。よって、車両挙動分析に必要な情報を収集する手段として、車載したスマートフォンや車載ネットワーク上から情報を収集する OBD2 コネクタといった車載センサの

利用が有効であると考えられる。本稿では、車載スマートフォンから収集したセンサデータを分析対象とする。

課題 2 について、本研究における車両挙動分析では、ドライバーの意図が反映されている車両挙動の抽出を行うことが必要であると考えられる。そこで課題 2 に対するアプローチとして、収集したセンサデータに SAX(Symbolic Aggregate Approximation)[14]を適用してセンサデータを文字列へ変換することで抽象化を行う。そして、文字列に対して、部分文字列を抽出する自然言語処理技術である N-gram を適用する。ここで抽出された部分文字列は、運転行動によるセンサデータの変動を示すと考えられる。よって、SAX により抽象化された車両挙動に関する文字列から、車両挙動を構成する運転行動を部分文字列として抽出し、それらの時系列的な順序を考慮することで、車両挙動を運転行動の時系列として表現できると考える。

課題 3 について、プローブ情報システムによるプローブ情報の収集を想定する際には、異なるドライバー間、また同一のドライバー内でも、運転行動を行うタイミングに差があることを考慮して、車両挙動分析を行う必要がある。運転行動には、ペダル操作による加減速や、ハンドル操作による右/左折といったものが挙げられる。例えばドライバーによって、緩やかにブレーキをする傾向や、急ブレーキをする傾向に分かれると考えられる。そのため、同様な車両挙動に関するデータを複数のドライバーから収集した場合、センサデータ値が変動するタイミングが同じになるとは限らない。例えばペダル操作による減速において、緩やかに減速する場合は、センサデータ値への影響が長く出現すると考えられる。一方、急に減速する場合は、センサデータ値への影響が短く出現すると考えられる。しかし、両者のセンサデータ値に影響が出現する時間幅の差を吸収して、同じ減速として扱うことが、本研究における車両挙動分析では必要と考える。そこで課題 3 に対するアプローチとして、課題 2 に対するアプローチと同様にセンサデータの文字列への抽象化を行い、ランレングス符号化を行った文字列から数値部分を除去する。文献[15]では、屋内における人の位置をカメラで取得した座標を、SAX を拡張した手法である Universal SAX を用いて文字列化し、ランレングス符号化と、数値部分の除去をすることで、人が移動した座標の軌跡を抽出している。本研究においてランレングス符号化の結果から数値部分を除去することは、車両挙動に関するセンサデータにおける値の変動部分を抽出することとなり、異なるドライバー間、また同一のドライバーにおける運転行動のタイミング差を吸収することが期待できる。

3.4 提案手法の流れ

提案手法は、データ収集フェーズと車両挙動分析フェーズから構成される。

データ収集フェーズでは、交通状況を形成する車群の挙動の把握に向けて、車載スマートフォンや OBD2 コネクタを用いて、車載センサ情報の収集を行う。詳細は、3.5 節で述べる。

車両挙動分析フェーズでは、交通状況把握の要素技術として、車両挙動の推定に向けた車両挙動分析を行う。車両挙動分析の手順として SAX を、収集した車載センサ情報に対して適用し、文字列への抽象化を行う。詳細は、3.6 節で述べる。そして、変換した文字列に自然言語処理を適用することで、車両挙動の推定に有効であると考えられる特徴的な部分文字列の抽出を行う。詳細は、3.7 節で述べる。

3.5 車両挙動に関するデータの収集

本研究では、スマートフォンを車両のダッシュボード上に設置し、車両走行時のセンサデータを収集する。スマートフォンに搭載された加速度センサ、角速度センサからセンサデータを取得する。収集するセンサデータは、3 軸加速度センサ値、3 軸角速度センサ値、緯度、経度であり、タイムスタンプと共に記録する。スマートフォンの加速度センサ、角速度センサの X 軸が車両の左右方向、Y 軸が鉛直方向、Z 軸が進行方向となるように設置し、センサデータを収集する (図 3)。



図 3 スマートフォンの設置環境とセンサの各軸の向き

3.6 SAX によるデータの抽象化

SAX とは、時系列データを文字列に変換することで、データの抽象化を行う手法である[14].

SAX の手順を以下に示す。

- (I) 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。
- (II) 正規分布に従って、正規分布の各面積が等しくなるような境界を定め、文字を割り振る。
- (III) 区間ごとに時系列データの平均値を算出する。
- (IV) 算出した平均値を境界に基づき、文字に変換する。

SAX のパラメータとして、変換率 C と文字の種類 W を用いた。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 L_{before} により、 $C = L_{after}/L_{before}$ として表わされる。例えば、 $C = 1/5$ は、連続する 5 つのセンサデータで平均値を算出し、1 文字に変換を行うことを意味する。また、 $W = 4$ の時は、 $\{a, b, c, d\}$ の 4 種類の文字を利用して、センサデータを文字列に変換することを意味する。SAX は、 W を増減させることで、時系列データの抽象度を変化させることができる。 W が小さいほど、センサデータの抽象度は高くなり、 W が大きいほど、センサデータの抽象度は低くなる。図 4 に SAX による抽象化の一例を示す。図 4 では、各種パラメータを $L_{after} = 1$ 、 $L_{before} = 1$ 秒間に取得できるセンサデータ数、 $W = 4$ とした場合である。文字の種類 W を変化させることで、割り当てられる文字の種類も変化するため、センサデータを抽象化した文字列も変化する。SAX を適用し、センサデータを文字へ抽象化することで、自然言語処理による分析が可能となる。

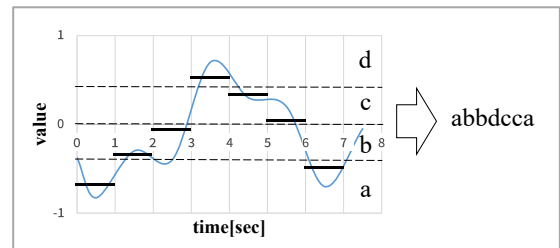


図 4 SAX による抽象化の一例

3.7 特徴的な部分文字列の抽出

3.6 節で述べた手順で SAX を適用することで、車両挙動に関するセンサデータを文字列に変換して抽象化を行う。本研究では、センサデータを抽象化した文字列 (以下、センサデータ文字列) に対して、自然言語処理技術を適用して、車両挙動の推定に有効と考えられる特徴的な部分文字列の抽出を行う。

特徴的な部分文字列の抽出は以下の手順で行う。3.7.1 項以降で、各手順について述べていく。

- (I) ランレングス符号化による変動部分の抽出
- (II) N-gram による部分文字列の抽出
- (III) BoW(Bag of Words)モデルを用いた車両挙動の表現
- (IV) 特徴部分文字列の抽出

3.7.1 ランレングス符号化による変動部分の抽出

センサデータ文字列に対して、ランレングス符号化を行い、数値部分を除去することでセンサデータの変動部分の抽出を行う。センサデータ文字列に対するランレングス符号化とランレングス符号の数値部分の除去による運転行動のタイミング差の吸収の様子を図 5 に示す。

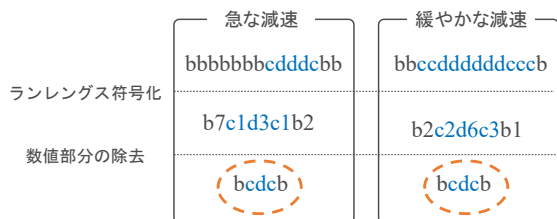


図 5 センサデータの変動部分の抽出

図 5 のようにセンサデータ値の変動部分を抽出することで、運転行動のタイミングが異なる減速を同様な運転行動として扱うことができると考える。センサデータ文字列からセンサデータ値の変動部分を抽出したものを以降、センサデータ変動文字列とする。一方、センサデータ変動文字列は、センサデータ文字列から時間の情報が欠落した文字列でもある。よって車両挙動分析では、センサデータ文字列とセンサデータ変動文字列を比較することで、車両挙動によるセンサデータ値の変動部分を特定する。

3.7.2 N-gram による運転行動の抽出

車両挙動を運転行動の時系列として表現するために、センサデータ変動文字列に対して N-gram を適用することで、車両挙動における各運転行動を部分文字列として抽出する。N-gram とは、N 文字で構成される部分文字列を元の文字列から抽出する処理である。N-gram のパラメータとして、抽出する部分文字列の長さ N が存在する。N-gram によって抽出した部分文字列は、局所的なセンサデータと対応していると考えられる。そのため、各車両挙動のセンサデータから、各運転行動を抽出できると考える。提案手法では、3.6 節における SAX によるセンサデータの抽象化の段階で、車両挙動を構成する運転行動をセンサデータ文字列上に表現することが求められる。

3.7.3 BoW(Bag of Words)を用いた車両挙動の表現

N-gram によって抽出した部分文字列を用いて、各車両挙動に対する BoW モデルを作成する。BoW モデルとは、文章に含まれる各単語の出現回数により、文章を表現するという自然言語処理で用いられるモデルである。BoW モデルを用いることで、文書を数値によって表現できる。本研究では 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。各車両挙動において特徴的な運転行動を部分文字列として表現できているか、各車両挙動の BoW モデルを比較することで分析できると考える。また、将来的には、BoW モデルによって抽象化した文字列を出現回数によって数値化して機械学習を適用することで、車両挙動を推定することを検討している。

3.7.4 特徴部分文字列の抽出

各車両挙動の BoW モデルから、車両挙動の推定に有効と考えられる特徴的な部分文字列の抽出を行う。以下の条件 C1、条件 C2 を満たした部分文字列を特徴部分文字列として抽出する。また、特徴部分文字列の条件 C1 を満たすが、条件 C2 を満たさない部分文字列を準特徴部分文字列とする。

特徴部分文字列の条件

条件 C1 各車両挙動のセンサデータの 8 割以上で出現する。

条件 C2 他の車両挙動のセンサデータでは、出現しない。

まず、条件 C1 に関して、実環境を想定すると、同一の車両挙動でもセンサ値の変動が異なる場合が考えられる。そこで、本研究では、8 割以上で出現する部分文字列は、その車両挙動において特徴的な部分文字列として扱うこととする。次に、車両挙動の推定には、特定の車両挙動にのみ出現する部分文字列が有効であると考えられる。そこで、特徴部分文字列の条件 C2 を、以上のように定義した。一方で、特定の車両挙動にのみ出現するわけではないが、各車両挙動の特徴を表している可能性がある部分文字列も、車両挙動の推定に有用性が高いと考える。そこで、それらの文字列を準特徴部分文字列として定義した。

4. 実験および考察

本章では、まず 4.1 節でデータ収集時の実験条件について述べる。次に 4.2 節では、提案手法による分析の前に、予備実験として、センサデータ上における運転行動の時系列性に関する分析、SAX による抽象度に関する分析を行った結果について述べる。最後に 4.3 節では、提案手法による特徴的な部分文字列の抽出の結果について述べる。

4.1 センサデータの収集

図 3 に示すようにスマートフォンを設置し、センサデータを収集した。本研究では、道路を一定間隔で区切った区間ごとで、交通状況把握を行うことを想定している。そこで、本稿では 100m の区間内で各車両挙動を行った際のセンサデータを収集した。データ収集時の加速度センサ、角速度センサのサンプリングレートは 50Hz と設定した。本稿では、収集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、右車線変更、左車線変更の 5 種類とした。センサデータは、時速 60km/h で車両が 100m 走行した際のセンサデータを、各車両挙動について 20 回分収集した。実験条件を表 1 に示す。

表 1 センサデータ収集時の実験条件

使用センサ	加速度, 角速度, GPS
サンプリングレート (加速度, 角速度)	50Hz
サンプリングレート (GPS)	1Hz
対象とする車両挙動	直進, 右折, 左折 右車線変更, 左車線変更
各車両挙動の収集回数	20回
収集時の速度	60km/h
収集時の走行距離	100m

実環境に近いデータを収集するために、一般道においての最高速度である時速 60km/h 時から各車両挙動を行った際のセンサデータを収集した。実験環境として、直進、右／左への車線変更は直線道路、右／左折は T 字路でセンサデータの収集を行った。

4.2 予備実験

本節では、提案手法による車両挙動分析の事前準備として行った予備実験について述べる。4.2.1 項では、3.2 節で定義した本研究における車両挙動の定義が、センサデータに傾向として見られるか分析した結果を述べる。4.2.2 項では、3.6 節で述べた SAX によるセンサデータの抽象度について分析した結果を述べる。

4.2.1 運転行動の時系列性に関する分析

提案手法による車両挙動分析を行うにあたって、車両挙動がドライバの運転行動の時系列として成り立つか、センサデータの傾向を分析した。各車両挙動は、前後方向と左右方向の運転行動によって成り立つと考える。そこで表 1 の各車両挙動で収集した、前後方向の運転行動の影響が現れた Z 軸加速度 (Acceleration) と、左右方向の運転行動の影響が現れた Y 軸角速度 (Angular velocity) のセンサデータをグラフ化した。グラフから値の変動の関係性を分析することで、運転行動の時系列性が、複数のセンサデータ上で成り立つかを分析した。

本稿では、右折時の分析結果を述べる。右折時は、車道の右側へ車を寄せ (以下、右寄せ)、減速し、右折という運転行動を行った。収集したセンサデータを図 6 に示す。

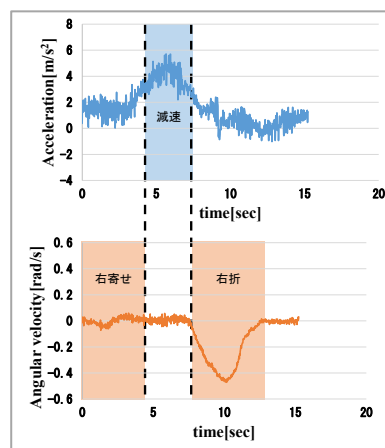


図 6 右折時のセンサデータの変動の関係性

まず右寄せによる影響が Y 軸角速度に見られた。次に減速による影響が Z 軸加速度に見られ、最後に右折による影響が Y 軸角速度に見られた。他の車両挙動においても、各運転行動による影響が複数のセンサデータ上に時系列順で表れたことから、車両挙動が運転行動の時系列から成り立つことが示唆されたと考える。

4.2.2 SAX による抽象度に関する分析

まず、SAX のパラメータである文字の種類 W を変化させた際に、各文字が割り当てられる境界値がどのように変化するか確認するために、境界値を算出した。図 7、図 8 に各パラメータ値の際の境界値を、右折時の Y 軸角速度 (Angular velocity) のセンサデータ値とともに示す。図 7、図 8 から、 W を増加させることで、センサデータ値の抽象度が下がり、より細かなセンサデータの変動が捉えられることがわかる。SAX は、正規分布に従って各文字の境界値を算出している。そのため、センサデータ値の中央値付近に割り当てられる文字の境界値が示す範囲ほど、範囲が狭くなる傾向がある。この傾向は、右／左寄せ、右／左への車線変更といったセンサデータの変動が小さい運転行動の抽出に有用であると考えられる。

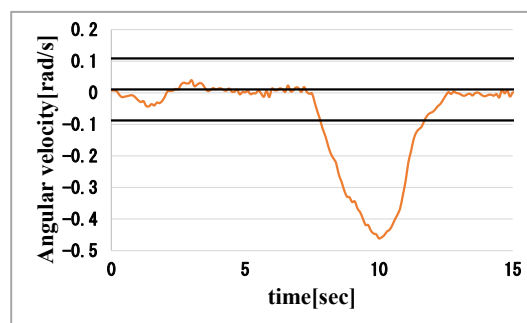


図 7 右折時の Y 軸角速度と SAX における境界値 ($W=4$)

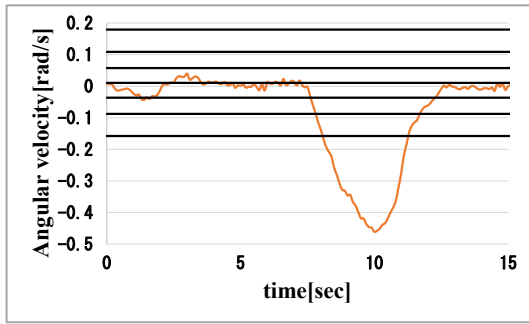


図 8 右折時の Y 軸角速度と SAX における境界値 ($W=8$)

次に、算出した境界値と、各運転行動時のセンサデータの変動範囲から、各運転行動時のセンサデータに割り当てられる文字を算出した。本研究におけるセンサデータ値の変動範囲は、各運転行動時のセンサデータ値の最小値を下限値、最大値を上限値としたセンサデータ値の範囲とする。結果として、運転行動を示す部分文字列は、文字の種類 W が多いほど、多くの種類の文字で構成される傾向にあることが示唆された。

4.3 特徴的な部分文字列の抽出に関する実験

本節では、車両挙動の推定に有効と考えられる特徴的な部分文字列の抽出に関する分析について述べる。

提案手法を各車両挙動時 20 回分のセンサデータに適用し、各パラメータ値を設定した際の BoW モデルを作成した。SAX の変換率 C は、本稿では $C = 1/5$ とした。パラメータとして、SAX における文字の種類 W (以下、 W)、N-gram における部分文字列の長さ N (以下、 N) をそれぞれ変化させ、各パラメータ値において 3.7.4 項で定義した特徴部分文字列、準特徴部分文字列の抽出を行った。抽出結果から車両挙動の推定に有効なパラメータ値を検討した。本稿では、文字の種類 W は、 $W = 4, 8, 16$ の 3 パターン適用した。また、N-gram における部分文字列の長さ N は、 $N = 1, 2, 3, 4, 5$ の 5 パターン適用した。今回、適用する各種パラメータ値を表 2 に示す。本稿では、右/左折などの左右方向に関する運転行動の影響が見られた Y 軸角速度に関する分析結果を述べる。まず 4.3.1 項では SAX における文字の種類 W に着目した分析について述べる。次に 4.3.2 項では、N-gram における部分文字列の長さ N に着目した分析について述べる。

表 2 提案手法における各種パラメータ

SAX のパラメータ	
変換率 C	1/5
文字の種類 W	4,8,16
N-gram のパラメータ	
部分文字列の長さ N	1,2,3,4,5

4.3.1 SAX における文字の種類 W に着目した分析

N-gram における部分文字列の長さ N の値を固定し、文字の種類 W の値を変化させた際に、各車両挙動の特徴的な部分文字列を抽出した結果を分析した。抽出結果として、特徴部分文字列は、右折時と左折時のみ出現し、 W が多いほど増加する傾向にあった。しかし、 $W = 4$ の場合は右折時においても、特徴部分文字列を抽出することができなかった。一方、準特徴部分文字列は、全ての車両挙動において、 $N = 1, 2, 3$ の際には、 W が多いほど増加する傾向にあったが、 $N = 4, 5$ の際には、 W が多いほど、減少する、又は変化しない傾向が一部で見られた。 $N = 3, 4$ の際の抽出結果を、それぞれ表 3、表 4 に示す。

表 3 各車両挙動の特徴的な部分文字列 ($N=3$)

車両挙動	特徴部分文字列数 (準特徴部分文字列数)		
	$W=4(a\sim d)$	$W=8(a\sim h)$	$W=16(a\sim p)$
直進	0 (2)	0 (2)	0 (5)
右折	右寄せ 0 (2)	0 (4)	0 (4)
	右折 0 (4)	3 (5)	5 (7)
左折	左寄せ 0 (2)	0 (2)	0 (6)
	左折 3 (2)	5 (4)	8 (5)
右車線変更	0 (2)	0 (5)	0 (7)
左車線変更	0 (2)	0 (5)	0 (8)

表 4 各車両挙動の特徴的な部分文字列 ($N=4$)

車両挙動	特徴部分文字列数 (準特徴部分文字列数)		
	$W=4(a\sim d)$	$W=8(a\sim h)$	$W=16(a\sim p)$
直進	0 (2)	0 (2)	0 (6)
右折	右寄せ 0 (2)	0 (4)	0 (1)
	右折 0 (4)	4 (4)	5 (6)
左折	左寄せ 0 (2)	0 (1)	0 (2)
	左折 2 (0)	3 (0)	6 (0)
右車線変更	0 (2)	0 (3)	0 (4)
左車線変更	0 (2)	0 (3)	0 (0)

表 3、表 4 より、文字の種類 W が多いほど、各車両挙動の特徴を部分文字列として抽出できる傾向が見られた。これは、文字の種類 W が増加するほど、センサデータ値の抽象度が下がり、より細かなセンサデータの変動が捉えられることが要因であると考えられる。例えば図 9 において、右寄せによるセンサ値の変動部分を、 $W = 4$ の場合には文字列上で表現できていない。一方、 $W = 16$ の場合にはピーク地点、ピーク地点への増加部分、ピーク地点の減少部分というように、細かなセンサデータの変動を文字列上で表現できていると考えられる。

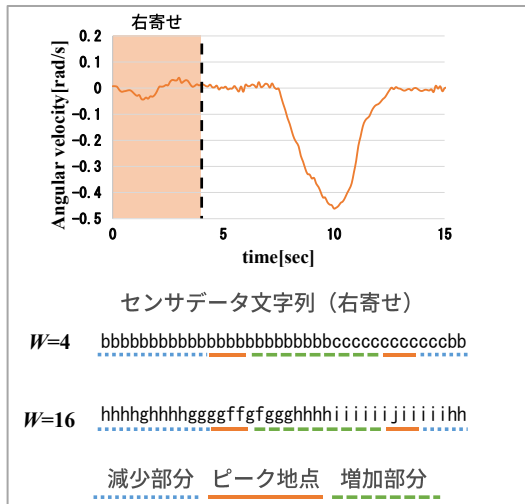


図 9 文字の種類 W によるセンサデータ文字列の変化

以上の結果から、文字の種類 W は、 $W = 4$ の場合に、センサ値の変動が大きい右折を特徴部分文字列として抽出できなかった。よって、今回対象とした車両挙動の特徴を、特徴部分文字列としてより多く抽出するには、今回の実験条件では $W = 8, 16$ が適していると考えられる。一方で、文字の種類 W に関わらず、右/左への車線変更、右寄せ、左寄せといったセンサ値の変動が小さい運転行動は、特徴部分文字列を抽出することができない傾向が見られた。そこで、右/左への車線変更、右寄せ、左寄せの際に抽出された準特徴部分文字列に着目すると、同様な部分文字列が、これら複数の車両挙動間で抽出されていることがわかった。このことから、文字の種類 W を変化させるだけでは、センサ値の変動が小さい車両挙動における運転行動を異なる部分文字列として抽出することは難しいと考える。

4.3.2 N-gram における部分文字列の長さ N に着目した分析

SAX における文字の種類 W の値を固定し、部分文字列の長さ N の値を変化させた際に、各車両挙動の特徴的な部分文字列を抽出した結果を分析した。抽出結果として、4.3.1 項と同様に、特徴部分文字列は、右折時、左折時にのみ出現した。傾向として、右折時は、 $W = 8, 16$ の場合で出現し、 $N = 1, 2, 3$ の値では一定数まで増加して、その後は変化しない傾向にあった。左折時は $W = 4, 8, 16$ の全ての場合で出現し、 $N = 1, 2, 3$ の際には、 N が多いほど増加し、 $N = 4, 5$ の際には、減少する傾向にあった。一方、準特徴部分文字列は、全ての車両挙動において、おおよそ $N = 1, 2, 3$ の値までは増加し、その後、減少する、又は変化しないという傾向を示した。また、 $N = 4, 5$ の際には、特徴部分文字列、準特徴部分文字列が 1 つも抽出できない傾向が一部で見られた。 $W = 4, 8$ の時の抽出結果を、それぞれ表 5、表 6 に示す。

表 5 各車両挙動の特徴的な部分文字列 ($W=4$)

車両挙動	特徴部分文字列数 (準特徴部分文字列数)					
	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	
直進	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (1)	
右折	右寄せ	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (1)
	右折	0 (3)	0 (4)	0 (4)	0 (4)	0 (4)
左折	左寄せ	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (1)
	左折	1 (2)	2 (2)	3 (2)	2 (0)	0 (0)
右車線変更	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (2)	
左車線変更	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (1)	

表 6 各車両挙動の特徴的な部分文字列 ($W=8$)

車両挙動	特徴部分文字列数 (準特徴部分文字列数)					
	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	
直進	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (1)	
右折	右寄せ	0 (3)	0 (4)	0 (4)	0 (4)	0 (2)
	右折	1 (4)	2 (6)	3 (5)	4 (4)	4 (4)
左折	左寄せ	0 (2)	0 (2)	0 (2)	0 (1)	0 (0)
	左折	2 (3)	4 (4)	5 (4)	3 (0)	2 (0)
右車線変更	0 (3)	0 (4)	0 (5)	0 (3)	0 (2)	
左車線変更	0 (4)	0 (6)	0 (5)	0 (3)	0 (0)	

表 5、表 6 より、 $N = 1, 2, 3$ の際には特徴部分文字列、準特徴部分文字列が基本的には増加傾向を示しており、 N が長いほど特徴的な部分文字列を抽出できる傾向にある。しかし、 $N = 4, 5$ の際には、特徴的な部分文字列、準特徴部分文字列が減少する傾向や、特徴的な部分文字列、準特徴部分文字列が抽出できない傾向が見られた。これは、 $N = 1, 2, 3$ の場合が、比較的、各車両挙動による局所的なセンサデータの変動を抽出しやすいことが考えられる。例えば、 $N = 1, 2, 3$ の場合は、図 10 のようにセンサ値の変動部分を、ピーク地点、ピーク地点への増加部分、ピーク地点の減少部分といった複数の部分文字列に分割して抽出を行っていると考えられる。一方で、 $N = 4, 5$ の場合は、センサ値の変動部分を 1 つの部分文字列として抽出していると考えられる。したがって、 $N = 1, 2, 3$ の場合の方が、特徴的な部分文字列を抽出できると考えられる。このことから、今回対象とした車両挙動の特徴を抽出するには、 $N = 1, 2, 3$ が適していると考えられる。

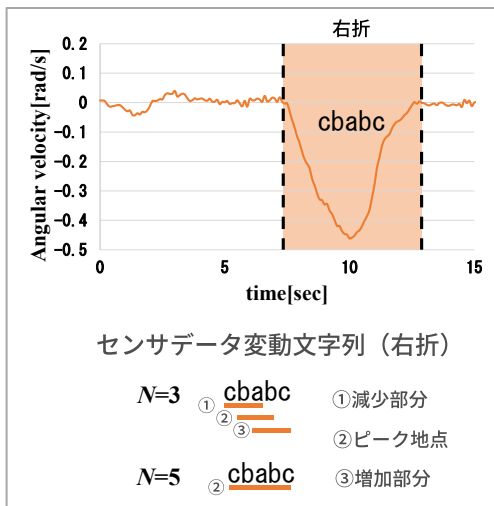


図 10 部分文字列の長さ N による部分文字列の変化

5. まとめ

本稿では、交通状況把握の要素技術として、運転行動の時系列と運転行動のタイミング差を考慮した小規模な渋滞に関する車両挙動分析手法を提案した。提案手法では、車載スマートフォンから収集したセンサデータに SAX を適用し、自然言語処理を用いることで、車両挙動の分析を行った。提案手法による車両挙動分析により、左右方向における運転行動を表す部分文字列の抽出には、今回の実験条件において SAX における文字の種類 W は $W = 8, 16$ 、N-gram における部分文字列の長さ N は $N = 1, 2, 3$ が適していることが示唆された。

今後の課題として、まず各車両挙動を構成する全ての運転行動を特徴的な部分文字列として抽出することが挙げられる。本稿で分析を行った複数のセンサデータにおける変動の関係性を用いることで、各運転行動の影響が出現するタイミングのセンサデータの位置を特定し、運転行動時に見られる部分文字列と類似してしまった部分文字列を除去することができる。次に、運転行動の時系列性を考慮した車両挙動の推定に向けて、今回抽出した部分文字列間関係を分析し、運転行動の時系列性を部分文字列間で表現する必要がある。そのためには、部分文字列の時系列的な出現の順序関係を利用することが、今後必要である。その他の課題として、実際に起こりうる道路環境を想定し、対象とする車両挙動を追加する必要があると考える。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP17K00128 の助成を受けたものである。

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] 一般財団法人道路交通情報通信システムセンター, “VICS|一般財団法人道路交通情報通信システムセンター”, 入手先 <<http://www.vics.or.jp/index1.html>>, (accessed 2017-1-18).

[3] 和田健太郎, 小林桂子, 桑原雅夫, プローブ車両軌跡データのみを用いた交通の量的把握, 生産研究, Vol.67, No.2, pp.143-147(2015).

[4] 三輪富生, 山本俊行, 竹下知範, 森川高行, プローブカーの速度情報を用いた動的 OD 交通量の推定可能性に関する研究, 土木学会論文集 D, Vol.63, No.2, pp.252-265(2008).

[5] 丹下智之, 廣森聡仁, 梅津高朗, 山口弘純, 東野輝夫, 一部の車両軌跡情報および信号パラメータを用いた OD 交通量の推定手法, 情報処理学会研究報告, Vol.2016-ITS-64, No.5, pp.1-8(2016).

[6] 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, 情報処理学会論文誌, Vol.58, No.1, pp.79-88(2017).

[7] 玉井森彦, 尾上佳久, 安本慶一, 福倉寿信, 岩井明史, 画像処理に基づいた効率のよい渋滞動画の収集・共有方式, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-MBL-65, No.36, pp.1-8(2013).

[8] 柏倉俊樹, 三宮千尋, 田中雄介, 栗原慶典, 那和一成, Bag of Systems を用いた運転行動解析, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.14, No.1, pp.159-162(2015).

[9] 谷口忠大, 山下元気, 長坂翔吾, 坂東誉司, 竹中一仁, 人見謙太郎, 運転時系列のベイズ二重分解によるチャンク抽出, 計測自動制御学会論文集, Vol.49, No.11, pp.1047-1056(2013).

[10] 岡田将吾, 人見謙太郎, ワイナイ P. チャンドラシリ, 呂有為, 新田克己, 車載センサログの時系列データマイニングに基づく運転挙動の分析, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.11, No.4, pp.387-390 (2012).

[11] 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転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).

[12] Dongyao Chen, Kyong-Tak Cho and Sihui Han, Invisible Sensing of Vehicle Steering with Smartphones, Proc. of ACM MobiSys, ACM, pp.1-13(2015).

[13] Pimwadee Chaovalit, Chalermopol 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).

[14] Jessica Lin, Eamonn Keogh, Stefano Lonardi, and Bill Chiu, A Symbolic Representation of Time Series, with Implications for Streaming Algorithms, In SIGMOD Workshop, pp.2-11(2003).

[15] 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).