

# 行動データの集約解析による 交通安全支援プラットフォームの設計開発

秋川 亮太<sup>1</sup> 内山 彰<sup>1</sup> 廣森 聡仁<sup>1</sup> 山口 弘純<sup>1</sup> 東野 輝夫<sup>1</sup> 鈴木 理基<sup>2</sup> 稗圃 泰彦<sup>2</sup> 北原 武<sup>2</sup>

**概要：**日本で発生する交通事故は減少傾向にあるが、現在でも年間約 40 万件の交通事故が発生している。このような事故が生じる場所や時間帯では、事故には至らないが、事故に繋がりにくい事象（ヒヤリハット）が頻繁に発生していると考えられる。したがって、事故の削減にはヒヤリハットの分析が効果的であるが、ヒヤリハットに関するデータを集めて分析する際にドライブレコーダを使う一般的な方法では、レコーダを搭載していない車両の情報を収集できないこと、レコーダには映らない歩行者の行動が把握できないこと、映像のマニュアル解析によるコストが高いこと、という 3 つの課題がある。そこで本研究では、行動データの集約解析による交通安全支援プラットフォームの設計開発を提案する。普及率の高いスマートフォンセンサを用いて歩行者および車両の行動情報を推定し、それらを位置、時刻情報を元に集約解析することで、歩行者および車両の複合的な危険交通状況を自動的に推定する。本項では、交通安全支援プラットフォームの設計を提案するとともに、データ収集アプリケーションおよび交通状況推定システムを開発し、評価した結果について述べる

## 1. はじめに

日本で発生する交通事故は減少傾向にあるが、現在でも年間約 40 万件の交通事故が発生している。このような事故が生じる場所や時間帯では、事故には至らないが、事故に繋がりにくい事象（ヒヤリハット）が頻繁に発生していると考えられる。これに対し、そのようなヒヤリハットのデータを収集・分析することで、運転マナー向上への啓蒙活動に活用したり、事故多発地点の交通標識の工夫や反射鏡の設置を行って事故発生防止に役立てる試みがなされている。例えば、多数のヒヤリハット情報が集約できれば、飛び出しが多い地点や急加速や急減速の多い地点を把握でき、問題解決に向けた道路設計見直しも効果的に行える。またヒヤリハット多発地点ではカーナビを介した警告発信なども実現できる。

現状のヒヤリハットデータベース [1] ではタクシーなどの事業用車両に搭載されたドライブレコーダーの加速度センサを用いて車両の急停止を検知し、その時刻の前後数秒間の動画を収集するケースが多い。収集された動画は作業者が目視でヒヤリハット状況の判断を行い、ヒヤリハットデータとして記録するが、収集動画のうち約 7 割がヒヤリハットに該当しない減速やバンプなどの偽陽性データであ

るとの報告もある。したがって、十分に意味のあるデータを得るためには、データの選別に人的資源を投入する必要がある。また、交通事故は、運転手の死角からの飛び出しや、複数の交通参加者による複合的な要因で発生することが多い。特に、歩行者の回避行動や車両の急停止といった異常行動には、それを誘因する交通状況が存在しており、その原因を捉えることが状況改善や事故発生の予兆検出には必須といえる。しかし、単独のドライブレコーダーでは搭載車両前方の限られた視覚情報しか得られず、真の要因である参加者の行動情報が取得できないことが多い。さらに、動画データの提供には大容量データ転送のための通信環境が提供者側に求められるため、ドライブレコーダーの爆発的普及にも関わらず、多数のユーザーの協力は得られにくいといった背景もある。

また、交通量が多い横断歩道を無理に横断したり、多数の児童が登下校する生活道路を頻繁に車両が通行するといった、潜在的リスクをもたらす交通状況もヒヤリハットに増して各所で発生していると考えられる。こういった危険交通状況を排除し、歩行者や車両にとって安全安心な交通環境を実現するためには、危険交通状況の検知と分析が不可欠である。しかし、交通参加者それぞれの行動を把握し、「何が起きているのか」を把握するためには、映像に頼らない状況検知と理解技術が求められる。

そこで、我々の先行研究 [2] では、スマートフォンを用

<sup>1</sup> 大阪大学 大学院情報科学研究科

<sup>2</sup> 株式会社 KDDI 総合研究所

いて、歩行者および車両の異常行動と思われるイベントをを集約し、地図情報と組み合わせることで、危険交通状況を推定するシステムの設計を行った。スマートフォンによる交通参加者の常時センシングを前提とし、個々の行動を統合し判定することで、これまで状況把握が容易でなかった様々な交通状況が把握できると考えられる。提案手法では、携帯電話網を介して各スマートフォン保持者の位置情報および慣性センサーデータを収集し、それらから異常行動を検知するとともに、それをトリガーとした周辺スマートフォンの情報も集約する。これらによりドライブレコーダーなどの視覚情報だけでは得ることのできない複数の交通参加者による連鎖的な状況の把握と理解が実現できる。さらに、信号のない横断歩道で多くの車両が歩行者を優先することなく通過するため、歩行者が危険を感知して横断を試みたような状況なども検知できると考えられる。従来では、こういった状況は事故につながる限り把握されることはなかったが、提案手法はこういった状況を含む、交通安全や交通マナーに関連する様々な交通状況の定量的理解を実現する可能性を有している。これまでの交通システムの統計データやその粒度を変える新しい社会システムとしても期待される。

本研究では、先行研究 [2] で設計したシステムを開発およびセンサデータ収集と性能評価を行った。その結果、3つの交通状況について F 値 0.91 で推定可能であることを示す。

## 2. 関連研究

### 2.1 事故統計およびヒヤリハットデータベース

交通事故の防止と被害軽減のために、道路に関わる様々な情報を収集する取組が実施されている。例えば、International Road Traffic and Accident Database (IR-TAD) [3] では、32 カ国から提供された車両衝突事故データを取りまとめデータベースとして提供している。また、米国運輸省道路交通安全局 National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA) [4] も死亡事故統計や事故の事例を公開している。一方、日本においては、交通事故総合分析センターが、国内で発生した交通事故とその要因等の解析を行っており、事故発生に至った経緯を把握することができる [5]。事故自体の事例だけでなく、ヒヤッと、ハッと危険事例をヒヤリハットデータベースとして取りまとめる事例もすすめられている。東京農工大では、スマートモビリティ研究拠点 (Smart Mobility Research Center) の中で、2005 年よりタクシーに搭載されたドライブレコーダーの解析とデータベース化を実施しており、現在 14 万件のデータを有している [1]。また、Honda の SAFETY MAP [6] プロジェクトでは、自社車両走行時の加速度データを収集して急ブレーキ多発地点を記録するとともに、ユーザーが危険を感じた地点を共有することで安全マップを作

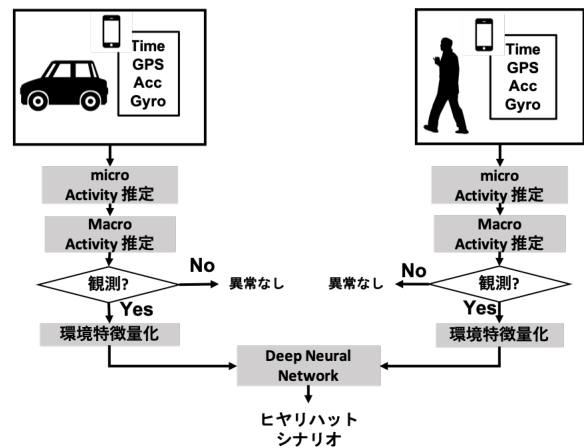


図 3 交通状況理解システムの概要

成する取り組みが行われている。

### 2.2 歩行者ならびに車両の異常行動の検知

事故に繋がる可能性がある異常行動を検知することで事故を未然に防ぐ取り組みもなされている。文献 [7] では、歩行者の軌跡をモデル化し、混雑した環境における異常行動を検知する統計的な枠組みを提案している。文献 [8] では、道路を横断する人の行動をカメラを用いて細かく分析することで衝突を回避する手法を提案している。この研究では道路を横断するまでに人が取りうる行動を細分化することで横断する前兆を検知している。なお、文献 [9] で指摘されているように、歩行者の行動は非常に複雑でその異常性を判断することは容易でない。したがって確率的なモデルを利用して異常性を判断することが一般的である。

文献 [10] では、プロのドライバーの運転から OBDII を用いて車の速度、エンジン回転数、ステアリングなどの情報を取得する。それらの値を元に運転挙動のモデルを構築し、モデルに基づく発生確率の低い動作を異常状態と判断する。文献 [11] では、車両に搭載したスマートフォンの加速度センサを利用して衝突事故の発生を検知してそれを近くの警察や病院などに通知することで初期対応を迅速にするための研究をしている。文献 [12] では、飛び出した歩行者に対して運転手がとる衝突回避のための減速行動をモデル化することで、運転手の危険回避行動を定量的に把握し、安全支援システムの開発に役立てることを目的としている。飛び出し歩行者に対する減速回避行動を認識、ペダル踏み替え、減速開始と停止フェーズに分類し、減速度波形を定量的に表現するモデルを構築している。

## 3. 交通状況理解手法の概要と設計

### 3.1 システム概要

提案する交通状況理解システムの概要を図 3 に示す。センサ情報を取得するためのデバイスとして、歩行者はスマートフォンを、車両はスマートフォンおよび利用可能で

あれば OBDII を想定する。なお、車両センシングも基本的にはスマートフォンを想定するが、車両操作情報を直接的に取得でき、かつ精度の高い OBDII が利用可能な場合はその利用も想定したシステムとしている。

スマートフォンからは位置情報ならびに慣性センサーデータ（3軸加速度および角速度）を取得し、携帯通信網を使用してクラウドサーバに収集する。OBDII からの取得データは Bluetooth を介してスマートフォンに送信し、同様にクラウドサーバに送信する。クラウドサーバ上に集約されたデータに対し、センサーデータの時系列解析を行うことで、歩行者あるいは車両単独での異常行動を検出する。このようにして検出された歩行者あるいは車両の異常行動イベントをトリガーとし、その発生時刻から数十秒以内に、発生場所の近隣領域で発生した行動を集約し、位置情報とともに訓練済の Deep Neural Network (DNN) に与えることで、交通状況の判別を行う。DNN を用いることで、人では判断できないような潜在的なヒヤリハットの検出を目指す。

### 3.2 異常行動判定のためのマイクロ/マクロ行動の定義

前述のように、歩行者や車両の「行動」や位置情報等を DNN に与え、交通状況の判別を行うためには、それらの行動を一定の特徴量として表現する必要がある。提案手法では短時間的な行動とその時系列から判断される異常行動をそれぞれ「マイクロ行動」(Micro Activity) および「マクロ行動」(Macro Activity) とよぶこととし、マイクロ行動からマクロ行動を推定することで歩行者および車両の行動コンテキストをより高レベルで推定する。これにより、DNN に与える入力のデータ量を削減するとともに、ヒヤリハットの検出に有用な特徴量の抽出を行う。

#### 3.2.1 ミクロ行動

マイクロ行動はスマートフォンセンサを用いて取得した歩行者および車両のセンサ情報を利用して推定する。マイクロ行動はマクロ行動の推定に必要な行動のみを推定する。

##### 歩行者のマイクロ行動

歩行者のマイクロ行動は「停止」、「歩行」、「走行」を想定している。これらの時系列的なパターンによりマクロ行動を推定する。

##### 車両のマイクロ行動

車両の前後方向、左右方向、速度の3つの分類それぞれについてマイクロ行動を推定する。前後方向は「急加速」、「安定」、「急減速」、左右方向は「左急転回」、「安定」、「右急転回」、速度は「停止」、「低速」、「高速」を推定する。車両は歩行者と異なり自由度が低く明確な進行方向が存在するため、車両の動きを前後方向、左右方向を分けて検出する。前後方向の通常の発進や停止、左右方向の通常の左折、右折は「安定」に属するものとする。さらに、走行状態を把握するため速度情報も利用する。

表 1 歩行者のマクロ行動

マクロ行動	過去 3 秒間のマイクロ行動時系列
停滞	全て「停止」
急に走り出す	「停止」、「歩行」が 66%以上、残り「走行」
走り続ける	全て「走行」
歩き続ける	全て「歩行」

表 2 車両のマクロ行動

マクロ行動	過去 4 秒間のマイクロ行動時系列
急停止	「急減速」が 1 回以上、後に「停止」が 1 回以上
障害物の急回避	「右/左急転回」が 1 回以上、後に「左/右急転回」が 1 回以上
継続的な低速走行	全て「低速」
継続的な高速走行	全て「高速」
停滞	全て「停止」

#### 3.2.2 マクロ行動

マクロ行動は過去数秒のマイクロ行動の時系列パターンから推定する。マクロ行動の推定に利用するマイクロ行動時系列のウィンドウサイズはマクロ行動毎に異なる値を設定した。ここではマクロ行動の定義のみを示すものとし、これらの行動を選択した詳細な理由については、先行研究 [2] を参照されたい。

##### 歩行者のマクロ行動

歩行者は「停滞」、「急に走り出す」、「走り続ける」、「歩き続ける」の4つのマクロ行動を想定している。

マクロ行動の判定の検出条件を表 1 に示す。マクロ行動の判定は、過去 3 秒間に観測されたマイクロ行動時系列を元に推定する。マイクロ行動判定のスライド幅は 1 秒のため、過去 3 秒間において3つのマイクロ行動が観測される。マクロ行動「停滞」、「走り続ける」、「歩き続ける」は過去 3 秒間全てにおいてマイクロ行動「停止」、「歩行」、「走行」が観測された場合に検出される。マクロ行動「急に走り出す」は 3 秒間の中で 2 秒以上マイクロ行動「歩行」、「停止」が検出され、1 秒以上走行が観測された場合に検出される。

##### 車両のマクロ行動

車両のマクロ行動は「急停止」、「障害物の急回避」、「継続的な低速走行」、「継続的な高速走行」、「停滞」を想定している。

マクロ行動の判定に使用するマイクロ行動時系列の検出範囲、ならびに検出条件を表 2 に示す。マクロ行動の判定は過去 4 秒間に観測されたマイクロ行動時系列を元に推定する。マイクロ行動判定のスライド幅は 1 秒のため、過去 4 秒間において4つのマイクロ行動が観測される。「急停止」は車両が「急減速」をした後に「停止」した場合、検出される。ここでは、「急減速」と「急停止」を明確に区別するために車両が「停止」状態になって初めて「急停止」と判定する。そうすることで、道路の凹凸の結果生じる加速度の

表 3 想定する危険交通状況シナリオ

危険交通状況シナリオ	
1	生活道路において車両が歩行者を回避する
2	交通量が多く、信号のない横断歩道を歩行者が横断できない
3	車両が交差点左折時に歩行者と接触しそうになる
4	生活道路で車両が歩行者の近くを危険な速度で通過する
5	停車中の車両の影から歩行者が道路を横断
6	生活道路で歩行者が車両の接近に気づかず道を塞いでいる
7	交差点で右折車両と直進車両がぶつかりそうになる
8	交差点で歩行者が飛び出し、車両が急停止する

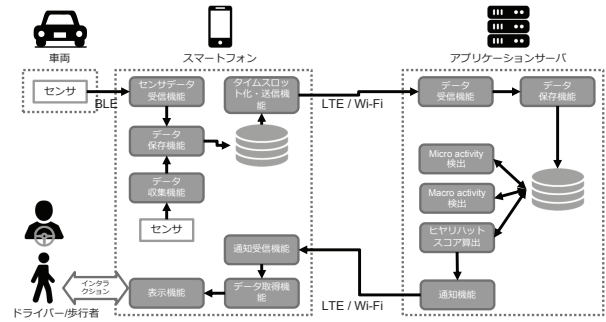


図 4 プロトタイプの機能配置

変化を「急停止」と誤検出することを防止する。「障害物の急回避」は過去 4 秒以内に、左右の急転回が順に生じた場合に検出される。1 回目と 2 回目の急転回間の時間を指定することで、関連性の薄い連続した転回が「障害物の急回避」として検出されることを防止する。「継続的な低速走行」、「継続的な高速走行」、「停滞」は過去 4 秒間全てにおいてそれぞれ対応するマイクロ行動が観測された場合に検出される。

### 3.3 Deep Neural Network による交通状況理解

歩行者あるいは車両の異常行動がマクロ行動として検出された場合、それをトリガーとした一定の時空間内の歩行者および車両の行動情報を集約し、交通状況を理解する。具体的には、ある交通参加者からマクロ行動が検出された場合、同一時刻、周辺で発生した他の交通参加者によるマクロ行動の情報および検出位置の地理情報、交通参加者のプロフィール情報を集約する。そして、集約した情報を DNN に入力することで交通状況を理解する。

現在検討している「危険交通状況シナリオ」の一部を表 3 に示す。ここで、生活道路は「歩道と車道が明確に分離されていない道路」として定義している。以下では、表 3 の中でも生活道路上に歩行者が存在するという空間的特性や、車両が障害物を回避するという時系列的特性の推定を必要とするシナリオ 1 を対象とし、手法の説明を行う。

シナリオ 1 では歩道と車道が明確に分離されていない生活道路を車両が走行する際に、目の前に歩行者が存在し、道幅が狭いため歩行者を回避しなければ進めないような状況を想定している。この場合、車両は左右どちらかに移動して歩行者を避け、横を通り過ぎた後に、元の車線に戻るという一連の動作を行う必要がある。これを本手法では車両が「右/左に転回」して歩行者を避け、十分な距離前に進んだあと、元の車線に戻るために「左/右に転回」というマイクロ行動の系列に分解し、その時系列的なパターンからマクロ行動「障害物の急回避」を検出する。そして周辺の交通参加者のマクロ行動の情報、地図情報などを集約して、周辺に「生活道路を歩く歩行者が存在していた」という情報も合わせることでシナリオ 1 の発生を推定する。

## 4. 交通状況理解システムのプロトタイプ実装

### 4.1 機能配置

図 4 にプロトタイプの機能配置を示す。プロトタイプシステムはスマートフォンアプリ、サーバアプリケーションから構成される。各ソフトウェアのパラメータは評価実験の結果に応じてチューニングが必要であるが、以下の想定で実装を進める。

### 4.2 スマートフォンアプリ

#### センサ情報の取得

歩行者および車両のセンサ情報はスマートフォンによって取得する。プロトタイプシステムでは、Android スマートフォンを使用し、これに搭載されたセンサを用いて、加速度、角速度、地磁気、方位角、GPS、端末環境を取得する。

車両のセンサ情報を取得する場合、スマートフォンで取得するセンサ情報に加え、専用デバイスを用いた OBD-II インタフェースを介したセンサ情報の取得も想定している。ただし、本稿ではスマートフォンの利用は必須ではあるが、専用デバイスの使用は必須ではない。プロトタイプシステムでは、freematics ONE [13] デバイスを介してデータ取得を行い、Bluetooth を介してスマートフォンにデータを送信する。取得する項目は取得時刻、走行距離、室内温度、冷却液温度、エンジン負荷、エンジン回転数、車両速度、スロットル開度、吸気圧力、吸気温度、燃圧、燃費 (km/L)、GPS 推定緯度、GPS 推定経度、GPS 推定高度、GPS 推定精度、指向方向、であるが、車種によって取得できない項目もあるので、その場合は欠損データとして収集する。スマートフォンは取得データを JSON フォーマットに変換し、サーバへ送信する。

#### 観測データのタイムスロット化

いずれの観測データについても、センサごとに取得周期は独立であるため、必ずしも同じ時刻に全ての観測値が得られるとは限らない。プロトタイプにおいては、図 5 に示すようにタイムスロットに分割し、各スロットごとに観測値平均値を求め、代表値とする。



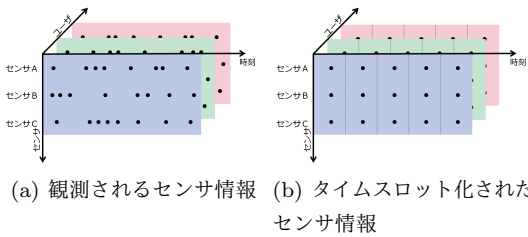


図 5 センサ情報のタイムスロット化

### 4.3 サーバアプリケーション

将来的にはクラウド、エッジクラウドの利用も想定しているが、プロトタイプでは汎用サーバマシン (ubuntu16.04) 上にソフトウェアを実装した。図 4 に示すように、サーバアプリケーションはセンサ情報蓄積機能、マイクロ行動検出機能、マクロ行動検出機能、ヒヤリハットスコア算出機能によって構成される。

#### センサ情報蓄積

スマートフォンから送信されるセンサ情報は nginx/1.14.2 で受信し、Fluentd (td-agent 1.3.3) に引き渡す。Fluentd で受け取ったセンサ情報は、逐次 MySQL(mysql Ver. 8.0.14) のデータベースに格納される。

#### マイクロ行動の検出

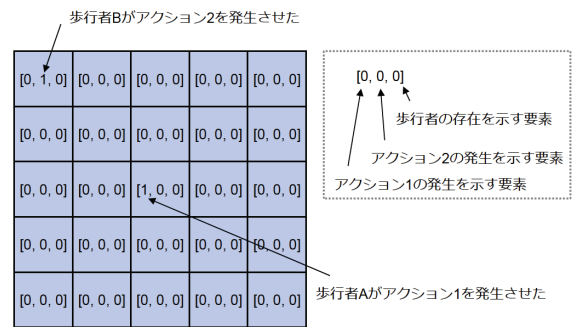
歩行者のマイクロ行動は停止、歩行、走行を想定している。観測された時系列のセンサ情報はクラスタ数を 3 とした k-means を用いて、いずれかのマイクロ行動へ分類される。ウィンドウ幅を 4 秒として、特徴量は 3 軸加速度の極大値、極小値、区間平均、区間分散とした。一方、車両のマイクロ行動は前後方向 (急加速、安定、急減速)、左右方向 (左急転回、安定、右急転回)、速度 (停止、低速、高速) それぞれ独立に状態を判定する。前後方向は加速度センサ、左右方向はジャイロセンサ、速度は加速度の積分および GPS 速度の観測データを対象として、歩行者の場合と同様、クラスタリングアルゴリズムを適用する。

#### マクロ行動の検出

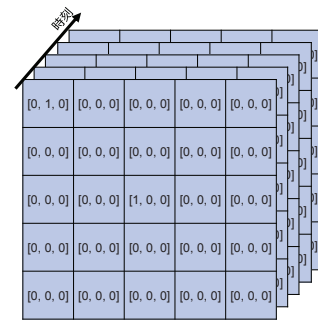
マクロ行動はマイクロ行動の時系列パターンで表現される。観測データを受信するごとに、事前に定義したパターンとの比較を逐次行い、条件を満たした場合に、そのマクロ行動が発生したことをデータベースに記録し、同時に交通状況異常度の算出処理を実行する。

#### 交通状況異常度の算出

マクロ行動の検出をトリガーとして交通状況異常度の算出を行う。図 6(a) に示すように、周辺空間のマクロ行動の発生状況を多次元配列で表現するため、当該マクロ行動を中心とした周辺 50m 四方を 5x5 の格子状のセルに分割する。各セルは  $n$  個のマクロ行動の発生を示す要素と 1 個の歩行者の存在を示す、合計  $n + 1$  個の要素を持つ配列を持つ。図 6(a) の例では、歩行者 A のアクション 1 が検出された場合、そのアクションを中心とした周辺で検出されたマクロ行動をデータベースから抽出し、歩行者 A から見た



(a) 周辺空間のマクロ行動の表現



(b) 周辺空間のマクロ行動の時系列表現

図 6 マクロ行動の表現

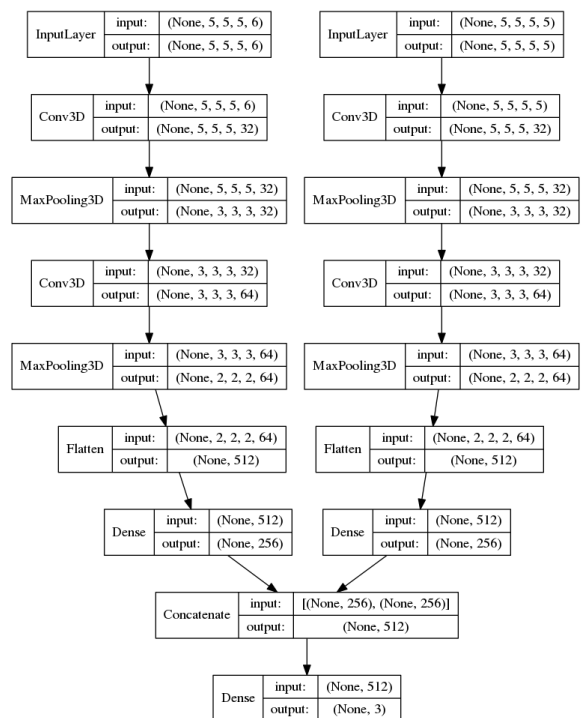


図 7 DNN のモデル

北東方向のセルにおいて、歩行者 B のアクション 2 が検出されている。図 6(b) に示すように、周辺空間のマクロ行動を表現する多次元配列を時間方向に並べ、マクロ行動の発生状況の時間推移を表現する。

以上のプロセスによって生成される多次元配列を図 7 のモデルの DNN に入力することで、softmax 関数によって

観測データと事前に定義した危険交通状況シナリオとの尤度を算出し、尤度が最も高いクラスに該当する交通状況と判定する。ライブラリには Cuda 9.0, cuDNN 7.3.0 を用いる。

### ヒヤリハットの通知

以上の処理を経て危険な交通状況が検出された際に、関連する歩行者およびドライバーに対して通知を行う。事前に通知が届いた場合には、該当者に注意喚起を促すことを目的とし、事後であれば、実際に起こったイベントが本当に危険な交通状況であったか否かの確認に用いる。

以上のシステムを用いて、評価実験を進める。

## 5. 評価実験

### 5.1 実験環境

神戸港湾教育訓練協会 [14] の協力を得て、自動車運転練習コースを貸切にして評価実験を行った。評価実験では、歩行者の持つスマートフォンは、端末上部を下に向け、スクリーンを体の外側に向けた状態で右ポケットに入れてデータを収集し、車両は運転席と助手席の間にスマートフォンを固定してセンサ情報を収集した。車両から取得したセンサ情報は加速度、地磁気情報から重力方向を元に水平補正を行い、センサ取得軸を端末座標系から回転させ、車両の進行方向に Y 軸の正の方向、車両の右方向に X 軸の正の方向、車両の天井方向に Z 軸が向くように変更した。そして、図 9 のように実際の交通状況を再現して実験を行った。マクロ行動や危険交通状況の発生時刻の真値は動画を元に人の目で判断する。危険交通状況の発生時刻は、歩行者および車両両方の関連するマクロ行動が観測された直後として判断し、その時刻を真値として使用する。提案手法では以上のようにして、ラベル付けされた危険交通状況の発生時刻の 5 秒前までのセンサ情報を MySQL サーバから取得し、ミクロ、マクロ行動の判定や DNN による危険交通状況の学習および推定を行う。

### 5.2 データ収集アプリケーション

データ収集実験を実施するにあたり、データ収集アプリを作成した。このアプリでは、まず始めに図 8(a) のホーム画面から歩行者、車両の情報を登録する。個人 ID 毎に歩行者と車両の年齢、性別、運転歴などの情報を登録した後、歩車どちらのセンサ情報を収集するかを選択する。歩行者を選択し、実施する実験シナリオの番号等を指定すると、図 8(b) のようにデータ収集画面に遷移して、Android スマートフォンセンサからデータを取得することができる。また、車両のセンサ情報を収集する際は、実験前にセンサ取得軸の補正を行う。図 8(c) のように、車両の進行方向に端末軸を一つ合わせ、水平補正を行うことでセンサ取得軸を変更することが可能である。OBD のセンサも同様に水平補正が可能である。収集したセンサ情報は、逐次



(a) ホーム画面 (b) 歩行者のセンサ情報収集画面 (c) スマートフォンセンサ取得軸の補正

図 8 データ収集アプリケーション

MySQL サーバに送信し、複数のユーザーが同時にデータ収集を開始することで、各試行毎に複数人のデータをまとめて収集し、データベースに送信することが可能である。

### 5.3 検出対象とする交通状況

本手法では歩行者および車両それぞれの異常に関連する行動を認識し、周囲の他の交通参加者の行動や地図、プロフィール情報などと組み合わせることで複合的な危険交通状況の発生を検出する。そこで、歩行者および車両が単独でマクロ行動を起こしているが、複合的な危険交通状況が発生していない場合と、歩車両方がマクロ行動を起こし、複合的な危険交通状況が発生している場合それぞれについて実験を行い、提案手法を評価する。本稿では、危険交通状況を伴わない単独のマクロ行動として、歩行者の「急に走り出す」、車両の「継続的な高速走行」を、歩車両方のマクロ行動を行い、危険交通状況が発生する状況として、シナリオ 8「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」を選択し、3 クラスに分類する DNN を学習し、評価した。以降では、検出対象とする交通状況を再現した実験概要を示す。

#### 5.3.1 歩行者単独のマクロ行動「急に走り出す」

歩行者がマクロ行動「急に走り出す」を行う状況を再現し、132 試行分のセンサ情報を収集した。歩行者は横断歩道において周囲に車両が存在しないことを確認した上でマクロ行動「急に走り出す」を行う。歩行者は最初歩道に存在し、横断歩道に向かって通常の歩行を開始する。そして横断歩道に差し掛かった際にマクロ行動「急に走り出す」を行う。その後、横断歩道を渡り終えた段階でマクロ行動を終了して通常の歩行を開始し、しばらくして試行を終了する。一連の試行において、周囲に車両は存在せず、複合的な危険交通状況は発生しない。

#### 5.3.2 車両単独のマクロ行動「継続的な高速走行」

車両がマクロ行動「継続的な高速走行」を行う状況を再現し、120 試行分のセンサ情報を取得した。車両は周囲に歩行者が存在しない状況を確認した上で時速 30km を超え



(a) 歩行者が飛び出し、車両が急停止する



(b) 運転手視点の歩行者の飛び出し

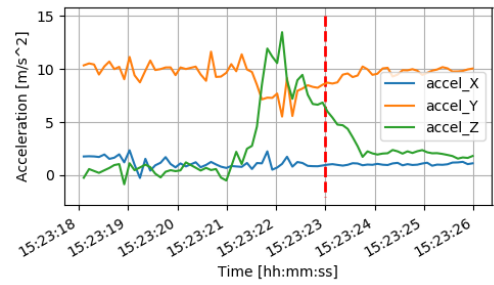
図 9 シナリオ 8 - 実験風景

る速度で走行し続け、マクロ行動「継続的な高速走行」を行う。そのようにして収集したセンサデータを 120 試行分のラベルデータに分割し、使用した。一連の試行において周囲に歩行者は存在せず、複合的な危険交通状況は発生しない。

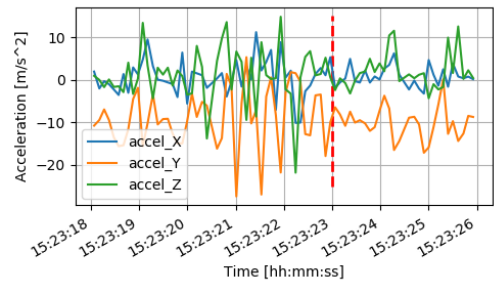
### 5.3.3 シナリオ 8「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」

シナリオ 8「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」の状況を再現し、214 試行分のセンサ情報を収集した。歩行者は図 9 のように車両から見て対向車線側の歩道から横断歩道の存在しない車道に向かって歩き始め、車道に差し掛かった段階でマクロ行動「急に走り出す」を開始して車道に進入し、道路を横断しようとする。しかし、歩行者は車両が接近していることに気づき、車道の中央線付近でマクロ行動を終了して停止する。一方で、車両は歩行者が飛び出して来たことに気づき、マクロ行動「急停止」を行い、一度完全に停止する。その後、歩行者は車両が停止したことを確認して車道を横断し、車両は歩行者の横断を確認した後に、再び走行を開始する。一連の試行において歩行者および車両それぞれがマクロ行動を行った結果として、シナリオ 8 の複合的な危険交通状況「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」が発生する。

シナリオ 8 発生時に歩行者および車両から観測された加速度情報を図 10 に示す。図 10(b) 中の accel\_X, accel\_Y, accel\_Z はそれぞれ第 5.1 節で示した軸に基づいた歩行者および車両の加速度を示している。また、危険交通状況の発生時刻は、図 10 中の赤い破線で示した 15 時 23 分 23 秒頃である。歩行者は 15 時 23 分 21 秒頃に飛び出しを開始し、図 10(b) では加速度に大きな変化が現れ、加速度の XYZ 軸全ての標準偏差が高くなり、特に体の軸に沿った方向の



(a) 車両の加速度



(b) 歩行者の加速度

図 10 シナリオ 8 発生時の歩行者および車両の加速度

Y 軸方向の加速度に大きな影響を与えている事がわかる。また、歩行者の飛び出しに反応した車両は 15 時 23 分 22 秒頃に急停止を開始し、図 10(a) の Y 軸、Z 軸方向の加速度において大きな変化が現れている。車両は、減速の際に車両の進行方向に沿った Y 軸方向の加速度に約  $-1.0G$  程度の加速度が生じる。そして、この際に車両は急停止しており、減速後に完全に停止するため、急停止した反動で車体全体が揺れ、Z 軸方向の加速度に  $1.0G$  以上の加速度が生じている。このように歩行者の「急に走り出す」、車両の「急停止」発生時には加速度に特徴が現れるため、それらを元に判定したマイクロ/マクロ行動の時系列および位置情報からシナリオ 8 の発生を検出する。

## 5.4 評価

以上のように各シナリオについて収集したデータを元に提案手法の評価を行った。シナリオ 8「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」、車両単独のマクロ行動「急停止」、歩行者単独のマクロ行動「急に走り出す」について合計 466 試行のデータを収集し、そのうちの 80 % を学習データ、残りの 20 % をテストデータとして DNN を学習し、シナリオ判定の評価を行った。その結果、図 11 のようになり、F 値は 0.917 となった。図 11 中のラベル 0, 1, 2 はそれぞれシナリオ 8「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」、歩行者単独のマクロ行動「急に走り出す」、車両単独のマクロ行動「継続的な高速走行」である。歩行者の「急に走り出す」や車両の「継続的な高速走行」は正確に判定することができた。一方で、「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」シナリオを歩行者単独のマクロ行動「急に走り出



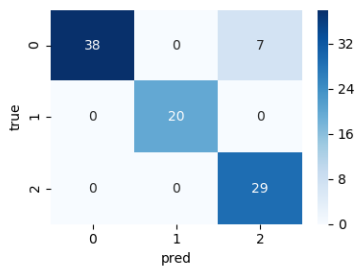


図 11 DNN によるシナリオ判定結果 - Confusion Matrix  
 0: 「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」  
 1: 「継続的な高速走行」 2: 「急に走り出す」

す」であると誤認するケースが 7 例見られた。提案手法では、DNN の評価時にテスト用のラベルデータとして危険交通状況の発生時刻の情報を入力し、その時刻の 5 秒前からのセンサ情報を元に危険交通状況が発生しているかどうかを推定する。そのため、5 秒以内に発生した歩行者および車両それぞれのマクロ行動を関連付けることに失敗している、あるいは、そもそも車両のマクロ行動情報をセンサ情報から正しく推定できていない可能性が考えられる。歩行者と車両の関連付けに失敗した理由としては、実験開始時に GPS を取得し始めた場合、正確な位置を捕捉するまでに時間がかかり、GPS 誤差が発生したことが考えられる。その結果、「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」の特徴的な要素の 1 つである車両のマクロ行動情報の把握に失敗し、歩行者の「急に走り出す」として判定されたことが推測される。しかし、84.4%の精度で「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」状況を判定することができ、一定範囲内に存在する歩行者および車両のマクロ行動情報を元に、十分な精度で複合的な危険交通状況を判定可能であることを示した。

歩行者の「急に走り出す」や車両の「継続的な高速走行」については、非常に高い精度で判定可能であることが図 11 からわかる。この理由として、これら 2 つのシナリオに登場する交通参加者が歩行者あるいは車両のどちらかしか存在しないことが、精度に大きく影響していることが考えられる。そのため、今回 DNN のクラス分類の対象とした 3 つの交通状況の分類が、歩行者だけが存在する場合、車両だけが存在する場合、歩車両方が存在する場合の 3 クラス分類に限定されてしまった可能性がある。よって今後は、対象とするシナリオの種類を増やし、網羅性を高めることで、より正確で実環境に即した評価を行う必要がある。

以上の結果より、歩行者のマクロ行動「急に走り出す」や車両のマクロ行動「急停止」、「継続的な高速走行」を推定可能であることを示し、また、「歩行者が飛び出し、車両が急停止する」のような複合的な危険交通状況も一定の精度で検出可能であることがわかった。また、我々の先行研究 [2] では、車両のマクロ行動「障害物の急回避」を高精度で推定可能であることを示した。よって、これらを組み

合わせることで表 3 の他のシナリオについても十分に推定可能であることが期待される。

## 6. まとめと今後の課題

本研究では、普及が著しいスマートフォンの GPS、加速度センサならびに角速度センサを活用して、歩行者および車両の異常状態を検知し、それらを集約することで交通状況の異常度を算出し、ヒヤリハット検出のためのデータをより多くの時間・空間で収集し、発生状況を推定する手法を提案した。提案手法では、歩行者および車両のスマートフォンにおいて異常行動と思われるイベントを常時検知するとともに、車両の異常行動が発生した時刻と場所をキーとして周囲の複数の歩行者および車両の異常行動の情報を特定することで、特定の交通状況の発生を推定し、地図情報等を組み合わせることで要因ならびに発生に至った状況を推測する。また、各スマートフォン保持者が異常行動を収集し、それらの情報を組み合わせることでドライブレコーダーなどの視覚情報だけでは得ることのできないような複数の交通参加者による連鎖的なヒヤリハットのデータ収集が期待できる。さらに、特定の場所や交通状況で発生している危険な交通実態も把握できる可能性があり、これまでの交通システムの統計データや粒度を変えることが期待される。評価実験では、実際の車両の異常行動時の加速度、角速度センサ情報をスマートフォンを用いて収集し、提案手法を適用した結果、3 つのシナリオについて F 値 0.92 で検知できることを示した。

今後の課題としては、実環境の多様な状況に対処可能な危険交通状況判定を実施するため、歩車両方がマクロ行動を行うシナリオの再現実験を実施し、判定対象のシナリオの種類を増やす必要がある。また、各シナリオにおける予兆を発見できるような学習モデルをスマートフォンに搭載することで、リアルタイムに事故発生を未然に検知し、ユーザーに通知する取組を検討している。

## 謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP16KT0106 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 東京農工大学スマートモビリティ研究拠点. Smart mobility research center - research. <http://web.tuat.ac.jp/~smrc/drcenter.html>, 2017. (参照 2018-01-29).
- [2] 秋川亮太, 内山彰, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫, 鈴木理基, 稗園泰彦, 北原武. スマートフォンによる歩行者と車両の交通状況理解システムの設計と評価. Technical Report 33, feb 2019.
- [3] International Traffic Safety Forum. International road traffic and accident database. <https://www.itf-oecd.org/IRTAD>. (Online accessed 2018-5-14).
- [4] National Highway Traffic Safety Administration



- (NHTSA). National highway traffic safety administration (nhtsa). <https://www.nhtsa.gov/>. (Online accessed 2018-05-14).
- [5] 交通事故総合分析センター. 交通事故発生状況. <http://www.itarda.or.jp/>, 1992. (参照 2018-05-14).
- [6] Honda. みんなでつくる安全マップ. <https://www.honda.co.jp/safetymap/>. (参照 2019-01-29).
- [7] Shifu Zhou, Wei Shen, Dan Zeng, and Zhijiang Zhang. Unusual Event Detection in Crowded Scenes by Trajectory Analysis. In *Proceedings of Acoustics 2015 IEEE International Conference on Speech and Signal (ICASSP)*, pp. 1300–1304, 2015.
- [8] Amir Rasouli, Iuliia Kotseruba and John K. Tsotsos. Understanding Pedestrian Behavior in Complex Traffic Scenes. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Vol. PP, No. 99, pp. 1–10, 2017.
- [9] Weixin Li, Vijay Mahadevan, and Nuno Vasconcelos. Anomaly Detection and Localization in Crowded Scenes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 36, No. 1, pp. 18–32, 2014.
- [10] Mingming Zhang, Chao Chen, Tianyu Wo, Tao Xie, Md Zakirul Alam Bhuiyan and Xuelian Lin. SafeDrive: Online Driving Anomaly Detection From Large-Scale Vehicle Data. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 13, No. 4, pp. 2087–2096, 2017.
- [11] Fadi Aloul, Imran Zualkernan, Ruba Abu-Salma, Humaid Al-Ali and May Al-Merri. iBump: Smartphone Application to Detect Car Accidents. In *Proceedings of 2014 International Conference on Industrial Automation, Information and Communications Technology*, pp. 52–56, 2014.
- [12] 今長久, 岩城亮, 山口伊織, 内田信行. 単路部における飛び出し歩行者回避行動の特性分析. *JARI Research Journal*, pp. 1–7, 2016.
- [13] Freematics. Freematics one. <https://freematics.com/pages/products/freematics-one/>, 2016. (Online accessed 2019-01-22).
- [14] 神戸港湾訓練協会. 港湾を支える人を育む. <http://kunrenhp.server-shared.com/>. (参照 2019-01-30).