

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

秋川亮太^{1,a)} 内山 彰¹ 廣森 聡仁¹ 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹ 鈴木 理基² 稗圃 泰彦² 北原 武²

概要: 日本では年間約 50 万件の交通事故が発生しているが、その裏では、事故に繋がりにくいヒヤリハット事象がより多く発生している。加えて、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、危険な交通状況も数多く発生している。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。例えばヒヤリハットに関するデータ収集・分析にはドライブレコーダの急加減速度をトリガーとした映像記録が有効であるものの、レコーダからの常時映像データ収集は協力者数や通信コストの観点から容易でない問題がある。そこで本研究では、歩行者およびドライバ双方の普及率が高いスマートフォンを活用した交通状況理解システムを提案する。スマートフォンの常時モーションセンシングにより、専用デバイスを必要とせず、より多くの交通参加者の情報を収集できると期待できる。提案手法では、スマートフォンの「異常行動」をトリガーとし、周辺歩車の慣性センサーの時系列データを収集するとともに、歩車のプロフィール情報や位置・道路地図情報を統合することで、危険交通状況の正確なコンテキストを推定する。収集解析システムのプロトタイプを設計開発し、実車両および歩行者からのデータ収集実験に基づく評価を行った結果を述べる。

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 50 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、事故多発時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減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パンク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

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

² 株式会社 KDDI 総合研究所
KDDI Research, Inc.

a) r-akikawa@ist.osaka-u.ac.jp

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利用して歩行者および車両の「通常ではない行動」（以下では誤解を生じることなく「異常行動」とよぶことにする）を検知し、それをトリガーとして周辺車両や歩行者の行動データを集約・解析することで、潜在的危険交通状況の発生とその内容を推定する手法を提案する。ここで、「異常行動」とは、例えば横断歩道でない場所での急な横断や歩行者の飛び出しに相当する「急な走り出し」、「車両の急停止」、路上障害物の回避などによる「急転回（急ハンドル）」など、通常の運転・歩行行動にはみられない行動を指す。なお、歩行者の行動は自由度が極めて高いため、慣性センサによる異常行動検出は高い偽陽性につながる可能性がある。これに対し提案手法では、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、異常行動が発生した時刻と場所をトリガーとして、周囲の複数の歩行者および車両の行動情報を集約し、地図情報、およびそれらの交通参加者のプロフィールと組み合わせることで、危険交通状況を推定するアプローチを採用する。

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。例えば歩行者が飛び出しを行ったためにトラックなどの大型車両が急停止し、ドライブレコーダーを搭載した後続車両が急停止した場合、ドライブレコーダーの画像のみでは、大型車両による視界遮蔽で急停止の直接の原因となった飛び出しが検知できない可能性もある。これに対し提案手法では、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、歩行者が危険を承知で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らない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。

スマートフォンからのセンサーデータ収集解析システムのプロトタイプを設計開発し、実車両および歩行者からの

データ収集実験に基づく評価を行った。その結果、車両の障害物の回避行動を94.7%の精度で検出する事ができた。

2. 関連研究

本研究では、スマートフォンを活用して歩行者および車両の異常行動を把握し、交通状況を理解する事で、ヒヤリハットおよびそれに類するデータを収集し、事故の発生予防に役立てることを目標としている。よって本章では、本稿に関連して、事故統計およびヒヤリハットデータベース、車両対歩行者の事故防止に関する研究、歩行者ならびに車両の異常行動検知に関する研究事例を調査した結果について紹介する。

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、道路交通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) [2] 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) [3] 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 [4]。事故自体の事例だけでなく、ヒヤッと、ハッとした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 [5] 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成する取組が行われている。

2.2 車両対歩行者の事故防止に関する研究

国土交通省が実施する第5期先進安全自動車 (ASV) 推進計画 [6] では、見通しの悪い交差点等で発生する対歩行者事故を削減するために、歩車間通信システムの基本設計の策定がなされており、ミリ波レーダや赤外線レーザ、光学カメラなど機械の目で歩行者を捉えることによる危機回避行動を目指している。文献 [7] では、ビーコンと指向性アンテナで歩行者と車両の位置関係を取得し衝突を未然に防ぐ手法を提案している。文献 [8] では、車車間通信に用いられる DSRC の電波帯を歩車間通信システムに応用することで、衝突を回避する手法を提案している。文献 [9] では、歩行者と車両は歩車間通信システム用の専用端末を

所持することを前提とし、専用端末同士で移動体無線アドホックネットワークを構築し、GPS から得た位置情報を共有することで、車両と歩行者の位置関係を取得し衝突の危険性を算出している。文献 [10] では、クラウドベースのコンピューティングを前提としたシステムを構築しており、歩行者が保持する端末と車載端末は定期的に歩行者と車両の情報を管理するサーバと通信を行う。

一方、歩車間の連携に頼らずに事故を防止するための取り組みもなされている。文献 [11] では、車が走行している際に発生するタイヤと道路との摩擦音をスマートフォンのマイクを用いて検知することで車の接近を警告するシステムを提案している。また、文献 [12] では、スマートフォンの背面カメラを使用してユーザーに接近している車両を検知し注意を促すアプリケーションを開発している。このアプリケーションでは機械学習に基づいて作成した検出器により車両の前面と背面を識別することで潜在的に危険な状況を音と振動でユーザーに警告する。

2.3 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 [13] 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 [14] 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。例えば、横断する前に左右を見回したり、運転手にアイコンタクトやハンドサインをするなどの行動の意味を細かく分析している。また、道路幅や接近車両の速度がどの程度歩行者に影響を与えるかも示している。文献 [15, 16] では、道路を通る歩行者を映像から検出することで、一般歩行者がどのような経路を通るのかをトラジェクトリーを用いて表現する。そして多くの人を通るルートと正常と判断して、そのトラジェクトリーを通らないような歩行者が現れた場合にそれを異常として検出する。なお、文献 [16] 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 [17] 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 [18] 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 [19] では、道路を上からカメラで撮影することで、その道路上でトラジェクトリー

(軌跡)を作成し、車両行動を分析する。同手法ではトラジェクトリーに対してスペクトラルクラスタリング [20] を用いてクラスタリングすることでその精度を向上させるとともに、クラスタリングにより得られたルートと比較することで異常度を判定する。文献 [21] では、ナンバープレート認識システムから得られたデータを用いて車両の異常行動を機械学習によって検出する。中国の無錫市に設置されたナンバープレート認識システムから得られた 2 ヶ月間のデータセットを使用して提案手法を評価し、特に気象条件が悪い状況において、既存手法よりも優れた性能を発揮することを明らかにしている。文献 [22] 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。

2.4 本研究の位置付け

本研究ではスマートフォンセンサを用いて歩行者および車両それぞれについての異常状態を検知し、それらが組み合わさって生じる複合的な交通状況を理解することを目標としている。我々の先行研究 [23] では、スマートフォンから取得したセンサ情報に対して One Class SVM [24] を用いて歩行者および車両の異常状態を検出する手法を提案したが、本提案手法ではそれらの異常行動発生時の交通参加者の行動の時系列性を用いることで、瞬間的な異常だけではなく、時系列的に意味を持った行動を把握する。既存の代表的な車両ヒヤリハット記録システムとしてヒヤリハットデータベース [1] が知られている。このシステムは協力型の集約システムであり、ドライブレコーダーを用いて運転中の動画を撮影し、同時に OBDII を用いて加速度を計測する。急ブレーキが検出された場合にその時刻の動画を人が確認し、実際にヒヤリハットが発生しているかを判定する。関係者の努力で大量のヒヤリハットが記録され、貴重なデータとなっている。このように動画はすべての事象を記録できる一方で、容量や情報量が大きく、自動化へのハードルが大きい。また、個々の歩行者や自転車が危険な行動に至った理由の動きの把握も動画からだけでは容易でないことも多い。我々はこの点に着目し、歩行者や運転者をスマートフォンで常時センシングすることで「異常状態」を把握し、複数データの組み合わせと地理情報、交通参加者のプロフィール情報の併用でそういった検出を自動化したいと考えている。スマートフォンのメーカーや通信会社などの協力を得たアプリのプリインストールの他、例えば児童の登下校見守りといった付加価値も与えることで大きく普及を図れる可能性もある。スマートフォンに行動把握アプリを搭載することで、車両と歩行者それぞれの情

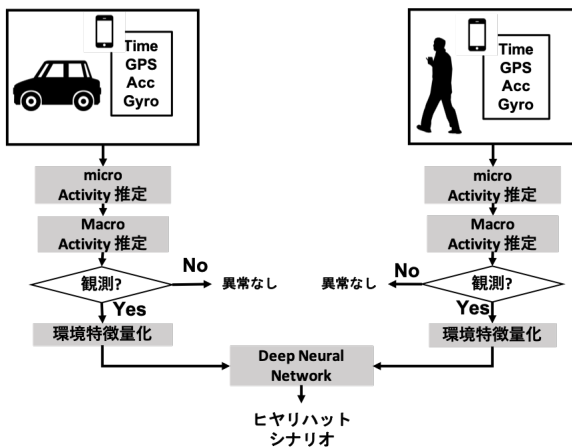


図 1 交通状況理解システムの概要

報を連携させたヒヤリハット情報のみならず、交通マナーの数値化、安全な登下校のサポートなど、将来的にはスマートフォンによる包括的な行動統計と安全支援を目指している。

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 1 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。

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。我々の先行研究 [23] ではスマートフォンを利用して歩行者および車両のセンサ情報を取得し、One Class SVM を用いることで異常行動を検知する手法を提案している。これを用いること

で、歩行者の「飛び出し行動」や、車両の「急停止」など、短時間内に発生する異常行動を把握できる可能性を示している。一方で、これらの短時間異常行動のみを DNN に与えて高度なコンテキストの判断を行わせることは、個々の異常行動の粒度が微細であることから、正しい判定を行える DNN を構築するためには大量の訓練データを要すると想定される。しかし、サービス開始前にそういった大量のデータを収集することは一般に困難であることから、提案手法では、それらの短時間発生的な異常行動の時系列データによる連続的な異常行動を定義し、それをヒューリスティックに判断する手法を提案する。

提案手法では前述の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。例えば、マイクロ行動は歩行者の「歩行」や車両の「低速走行」、「右急転回」といった瞬時あるいはそれに近い短時間で行われるものであり、マクロ行動は歩行者の「急に走り出した」行動や、車両が「障害物を回避した」行動などが相当する。マイクロ行動の判定に関しては、我々が文献 [23] で提案したような One Class SVM や k-means のようなクラスタリングアルゴリズム、あるいは閾値判定等で実現可能である。マクロ行動は過去数秒分のマイクロ行動の時系列によりルールベースで定義する。歩行者および車両のマイクロおよびマクロ行動の詳細を以下で述べる。

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。

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

表 1 歩行者のマクロ行動

マクロ行動	検出範囲	検出条件
停滞	過去 30 秒	「停止」が 20 秒以上
急に走り出す	過去 15 秒	「停止」, 「歩行」が 10 秒以上, 後に「走行」が 2 秒以上
走り続ける	過去 30 秒	「走行」が 20 秒以上
歩き続ける	過去 30 秒	「歩行」が 20 秒以上

した。

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。「急に走り出す」や「走り続ける」行動を検出することで、歩行者の急な接近に車両が気づかず衝突あるいは急停止する状況を推定可能となる。「走り続ける」歩行者は交差点付近に存在する場合、車両がその接近に気づかずヒヤリハットに繋がる恐れがあるが、歩道であればランニング中の歩行者が検出された可能性が高く、危険性は低い。そのため、「急に走り出す」と「走り続ける」それぞれの状態を区別して推定する。一方で、「停滞」はそれ単体では異常とはいえないが、例えば交通量が多く信号のない横断歩道を歩行者が渡ることができない状況において、歩行者が「停滞」している場合、車両の流れに少し切れ目が発生した際に無理に横断する恐れがある。この場合、無理に横断をする以前の段階で危険性が高まっていることが想定されるため、歩行者の「停滞」情報および地図情報を用いて、危険性を評価する必要がある。

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 1 に示す。「停滞」, 「走り続ける」, 「歩き続ける」は対応するマイクロ行動が 20 秒以上観測された場合検出される。「急に走り出す」は走行していなかった歩行者が急に走行を始めたことを検出するため、過去 15 秒以内に「停止」, 「歩行」が 10 秒以上続いた後に「走行」が 2 秒以上続いた場合検出される。

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。運転手にヒヤリハットが発生した場合、「急停止」をする可能性が非常に高く、これを検出することで多くのヒヤリハットを検出することが可能である。また、路上障害物に気づかなかった場合、あるいは物陰から歩行者が飛び出してきた場合は車両が「急停止」ではなく回避行動をとる場合がある。そのようなヒヤリハットを検出するために「障害物の急回避」を検出する。また、生活道路において車両が高速で走行する危険なケース、あるいは大量の歩行者で車両通行が阻害され、例えば児童などの歩行者に潜在的危険が発生するケースなどの検出のため、「継続的な高速走行」および「継続的な低速走行」を定義する。

表 2 車両のマクロ行動

マクロ行動	検出範囲	検出条件
急停止	過去 10 秒	「急減速」が 1 回以上, 後に「停止」が 1 秒以上
障害物の急回避	過去 20 秒	「右/左急転回」が 1 回以上, 後の 5 秒以内に「左/右急転回」が 1 回以上
継続的な低速走行	過去 30 秒	「低速」が 20 回以上
継続的な高速走行	過去 30 秒	「高速」が 20 回以上
停滞	過去 30 秒	「停止」が 20 回以上

表 3 想定する交通状況

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

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。「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 20 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 回目の急転回の間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」はそれぞれ対応するマイクロ行動が一定以上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「交通状況」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。

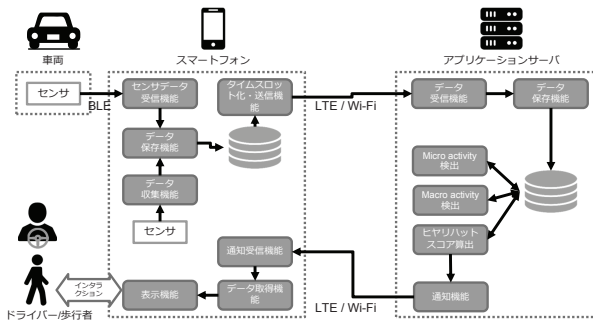


図 2 プロトタイプの機能配置

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 2 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 [25] 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

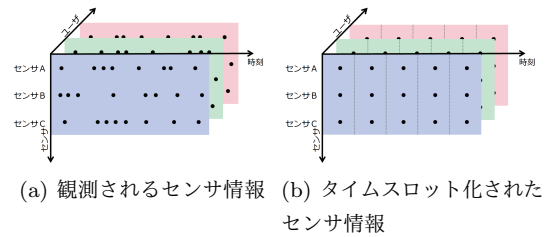


図 3 センサ情報のタイムスロット化

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 3 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。

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 2 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

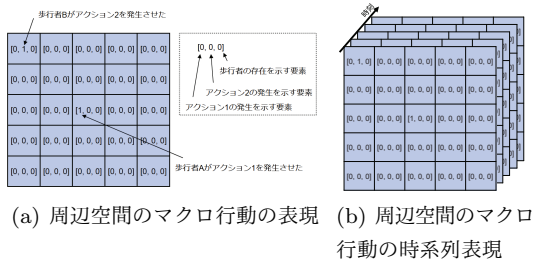


図 4 マクロ行動の表現

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 4(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 4(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 4(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 DNN に入力することで、観測データと事前に定義したシナリオとの尤度を算出し、尤度が一定以上の場合に該当する交通状況と判定する。その閾値はヒューリスティックに決定する。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

提案手法の評価のためのフィールド実験を実施した。特に本稿では、シナリオ 1「生活道路において車両が歩行者を回避する」に関して評価を行った結果を述べる。

5.1 実験環境

神戸港湾教育訓練協会 [26] 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。図 5 のようにシナリオ 1 を 19 回試行しスマートフォンを用いてデータを



(a) 車両が歩行者を避ける動作

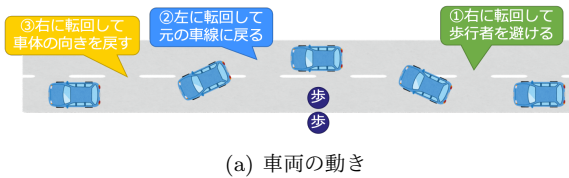


(b) 車両が元の車線に戻る動作

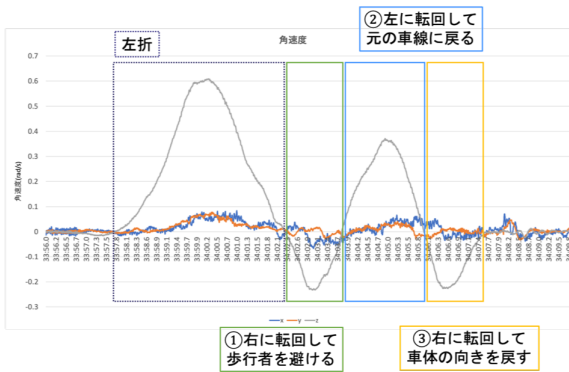
図 5 シナリオ 1「車両が歩行者を回避する」の評価実験の様子

収集した。評価実験では、車両の右方向に x 軸の正の方向が向くように、スクリーンを上に向けた状態で車両の運転席と助手席の間にスマートフォンを固定して、男性 1 名の運転に関してデータを収集した。シナリオ 1 を試行した際の車両の動きと、実際にスマートフォンから取得された角速度センサ情報の波形を図 6 に示す。このように、車両が右左折、あるいは急転回をした際には、直進している時と比べ、角速度の波形に特徴的な値が検出される事がわかる。図 6(b) に示す波形で観測されている左折時の角速度は、実験環境の道路構造上発生したものであり、今回のシナリオ 1 に直接の関係はないものとする。シナリオ 1 では各試行において約 1 分程度のセンサ情報を収集し、「障害物の急回避」は高々 8 秒間ほどで一連の動作が完了した。

提案手法では、歩行者および車両の異常行動を検知し、周辺の情報を集約して DNN を用いてシナリオを判定する設計を検討したが、現状では DNN の訓練に資する十分なヒヤリハットデータを収集できていないため、今回は異常行動検知についてのみ評価を行った。すなわち、シナリオ 1 発生時に観測される車両のマクロ行動「障害物の急回避」の検出精度について評価した。なお、提案手法では車両のマクロ行動の検出にはクラスタリング手法の適用を想定しているが、今回の評価実験ではヒューリスティックに閾値を設定して検出を行っている。図 6(b) 中で観測される左折は「左急転回」ではなく通常の左折であり、「安定」のマクロ行動として検出される。



(a) 車両の動き



(b) スマートフォンで取得した角速度

図 6 シナリオ 1 の車両の動きと角速度と対応

5.2 障害物回避の検出性能

収集したデータに提案手法を適用した結果、19 試行のうち 18 試行について車両の障害物回避を検出することができ、精度は 94.7%であった。検出に失敗した 1 回の試行では、障害物回避時の角速度の値が小さく、マイクロ行動として「急転回」が観測されなかったため、結果として「障害物回避」を検出することができなかった。これについては、マイクロ行動判定の手法を見直し、今後、k-means を使用してマイクロ行動を判定する場合においても大量のデータを収集し、学習に使用するデータを慎重に精査する事で最適なパラメータに調整する必要があると考える。一方で、そのような角速度の値が小さい障害物回避については、「急転回」とはいえず異常行動ではない可能性が高いとも考えられる。しかし、交通事故やヒヤリハットの検出については、推定手法における偽陽性の低さより再現率の高さが重要であるため、それらのトレードオフを考慮した上での改善が必要である。

5.3 車両データ利用時の偽陽性率

提案手法の偽陽性率を評価するために、実環境において男性 1 名の 2 時間分の通常走行時のデータを収集した。実験環境と同様にスマートフォンのセンサ情報を収集し、ドライブレコーダで撮影した動画を真値として使用した。その結果、2 時間の走行中に「障害物の急回避」は確認されなかったが、4 つの誤検出が発生した。駐車場のよう狭い空間において短い間隔で右左折を繰り返した結果、それらの時系列を障害物回避として誤認識してしまうケースが 3 件見られた。また、同様の理由から短い間隔で連続して 2 つの交差点を右左折した場合にも 1 件の誤検出が発生した。これらについては、センサ情報から取得できる情報の

みで「障害物の急回避」と区別することは難しく、地図情報を利用することで、駐車場の存在や 2 つ連続した交差点の存在を認識できれば、後の交通状況理解において、いずれのシナリオにも該当しないと判断し、除外することが可能であると考えられる。

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、「障害物の急回避」の異常状態を 94.7%で検知できることを示した。

今後の課題としては、本システムを実装して実際にデータを収集し、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。また、歩行者は自由度が高く、センサ情報だけでは異常行動と通常行動を区別する事が難しいため、位置情報を活用することで、車道の歩行時のみに異常行動検知を行う方法も検討している。

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, , available from (<http://web.tuat.ac.jp/smrc/drcenter.html>) (accessed 2018-01-29).
- [2] Forum, I. T. S.: International Road Traffic and Accident Database, , available from (<https://www.itf-oecd.org/IRTAD>) (accessed 2018-5-14).

- [3] (NHTSA), N. H. T. S. A.: National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA), , available from <https://www.nhtsa.gov/> (accessed 2018-05-14).
- [4] 交通事故総合分析センター：交通事故発生状況, , 入手先 <http://www.itarda.or.jp/> (参照 2018-05-14).
- [5] Honda: みんなでつくる安全マップ, , 入手先 <https://www.honda.co.jp/safetymap/> (参照 2019-01-29).
- [6] 国土交通省：先進安全自動車 (ASV) について, , 入手先 <http://www.mlit.go.jp/jidosha/anzen/01asv/aboutasv.html> (参照 2018-02-14).
- [7] 木谷 友哉, 澤 悠太, 柴田 直樹, 安本 慶一, 伊藤実: 運転者に対する交通安全支援のための指向性アンテナおよび車車間通信を用いた歩行者の位置推定手法, 情報処理学会論文誌数理モデル化と応用 (TOM), Vol. 7, No. 2, pp. 74–85 (2014).
- [8] Xinzhou Wu, Radovan Miucic, Sichao Yang, Samir Al-Stouhi, James Misener, Sue Bai and Wai-hoi Chan: Cars Talk to Phones: A DSRC Based Vehicle-Pedestrian Safety System, *Proceedings of 2014 IEEE 80th Vehicular Technology Conference (VTC2014-Fall)*, pp. 1–7 (2014).
- [9] 金子 富, 浜口 雅春: 歩車間通信システムの開発, *Oki テクニカルレビュー*, Vol. 78, pp. 72–77 (2011).
- [10] 鈴木 結香子, 松本 江里加, 島田 秀輝, 佐藤健哉: 歩車間通信を利用した歩行者状況に基づく歩行者安全支援システム, *マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集*, pp. 717–722 (2013).
- [11] Sugang Li, Xiaoran Fan, Yanyong Zhang, Wade Trappe, Janne Lindqvist, and Richard Howard: Auto++: Detecting Cars Using Embedded Microphones in Real-Time, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, pp. 70:1–70:20 (2017).
- [12] Tianyu Wang, Giuseppe Cardone, Antonio Corradi, Lorenzo Torresani, and Andrew Campbell: WalkSafe: A Pedestrian Safety App for Mobile Phone Users Who Walk and Talk While Crossing Roads, *Proceedings of the 12th Workshop on Mobile Computing Systems & Applications*, pp. 5:1–5:6 (2012).
- [13] Shifu Zhou, Wei Shen, Dan Zeng, and Zhijiang Zhang: Unusual Event Detection in Crowded Scenes by Trajectory Analysis, *Proceedings of Acoustics 2015 IEEE International Conference on Speech and Signal (ICASSP)*, pp. 1300–1304 (2015).
- [14] 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).
- [15] Arslan Basharat, Alexei Gritai and Mubarak Shah: Learning Object Motion Patterns for Anomaly Detection and Improved Object Detection, *Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8 (2008).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] Fadi Aloul, Imran Zualkernan, Ruba Abu-Salma, Humaid Al-Ali and May Al-Merri: iBump: Smartphone Application to Detect Car Accidents, *Proceedings of 2014 International Conference on Industrial Automation, Information and Communications Technology*, pp. 52–56 (2014).
- [19] Zhouyu Fu, Weiming Hu and Tieniu Tan: Similarity Based Vehicle Trajectory Clustering and Anomaly Detection, *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing 2005*, pp. II-602–5 (2005).
- [20] Andrew Ng, Michael Jordan, and Yair Weiss: On Spectral Clustering: Analysis and An Algorithm, *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 2002)*, pp. 849–856 (2002).
- [21] Yuyan Sun, Hongsong Zhu, Yong Liao, and Limin Sun: Vehicle Anomaly Detection Based on Trajectory Data of ANPR System, *Proceedings of 2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pp. 1–6 (2015).
- [22] 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).
- [23] 秋川亮太, 内山 彰, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫, 鈴木理基, 稗圃泰彦, 北原 武: スマートフォンを活用した歩行者および車両のリアルタイム行動検知に関する検討, *マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2018) シンポジウム論文集*, pp. 1252–1261 (2018).
- [24] Schölkopf, B., Platt, J. C., Shawe-Taylor, J., Smola, A. J. and Williamson, R. C.: Estimating The Support of A High-Dimensional Distribution, *Neural Computation*, Vol. 13, No. 7, pp. 1443–1471 (2001).
- [25] Freematics: Freematics ONE, , available from <https://freematics.com/pages/products/freematics-one/> (accessed 2019-01-22).
- [26] 神戸港湾訓練協会: 港湾を支える人を育む, 公益社団法人神戸港湾教育訓練協会 (オンライン), 入手先 <http://kunrenhp.server-shared.com/> (参照 2019-01-30).