

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

秋川 亮太¹ 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）が複数発生していると考えられる。そのようなヒヤリハットのデータを集めて分析する試みが各所でなされているものの、ドライブレコーダーのマニュアル解析などコスト面での課題から大規模な収集が困難であること、ならびに歩行者や自転車の行動情報が少ないことなどの課題がある。そこで本研究では、スマートフォンと車載センサーを活用して歩行者および車両の「非通常状態」を検知し、周辺で同時帯に発生した情報を携帯電話網で集約するとともに、地図情報等を併用することで発生状況を推定し、より詳細なヒヤリハットを多くの時空間で自動収集する手法を提案する。本稿では、まず想定されるヒヤリハットシナリオを整理し、歩行者および車両から取得すべきデータとヒヤリハット判定条件を検討する。また、歩行者やドライバーが保持するスマートフォンの加速度や角速度情報、車載センサーが利用可能であればそれも活用して歩行者および車両の非通常行動を検知する方法を述べるとともに、複数の歩行者および車両の非通常行動情報と地図、位置情報を組み合わせて状況を推測する手法について述べる。実際の歩行者および車両の通常行動時ならびに非通常行動時の加速度、角加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、それぞれの非通常状態を高精度で検知できることが確認できた。

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集めて分析することで、その後の事故の発生を未然に防ぐための努力が各所でなされている。ヒヤリハットの発生を検出することで飛び出しが発生しやすい地点や急加速や急減速の多い地点を把握することができる。それらの情報をもとに交通道路の形状の問題点を改善することや、飛び出しの多い地点では運転手に警告を与えるなどの事後の解析に役立てることができる。

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。収集された動画を 1 つ 1 つ作業者が確認することでヒヤリハットの状況判断を行い、それをヒヤリハットデータとして記録する。しかし、

収集された動画のうち約 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ため、十分に意味のあるデータを得るためには、データの選別に大きな労力を要する。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も多いが、ドライブレコーダー単独では、搭載車両前方の限られた視覚情報しか得られないため、歩行者や自転車などの行動情報が取得できない場合も多い。さらに、動画データの提供には大容量データを転送する環境整備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課題もある。

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活用して歩行者および車両の非通常状態を検知し、それらを集約することで、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する。ここで、非通常状態とは横断歩道でない場所での急な横断、死角からの飛び出しや方向転換、車両の急停止など、個々の交通参加者の通常状態に見られない状態のことをさす。ここで、歩行者の行動は自由度が極めて高いため、慣性センサによる非通常状態は多くの偽陽性データを含むと考えられる。

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科

² 株式会社 KDDI 総合研究所

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非通常行動と思われるイベントを常時検知するとともに、車両の非通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非通常行動の情報を特定することで、ヒヤリハットの発生を推定し、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、個々の異常状態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、各スマートフォン保持者が非通常行動を収集し、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、例えば信号のない横断歩道で交通量が多く、多くの車両が歩行者を優先することなく通過するために歩行者が長い時間待たなければならず、危険を承知で車流の短い途切れを狙って横断を開始しなければならなかったような状況も検知でき、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可能性も有している。

また、このようにして歩行者および車両の交通実態に関する様々なセンサ情報を大量に収集することで、それらの状況が発生する際の潜在的な予兆を検出する。そして、最終的には事後解析を行うだけでなく、その予兆を学習したモデルをスマートフォンに搭載し、リアルタイムでセンサ情報を解析することで、事故の予兆を検出して、発生を未然に防ぐための手助けとすることを目標とする。

実際の歩行者および車両の通常行動時ならびに非通常行動時の加速度、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、それぞれの非通常状態を高精度で検知できることが確認できた。

2. 関連研究

2.1 事故統計およびヒヤリハットデータ

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]。

2.2 自動車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 [5] 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 [6] 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 [7] 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 [8] 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 [9] 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 [10] 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 歩行者の非通常行動の検知

本節では、歩行者の非通常行動の検知に関する研究について述べる。文献 [11] では、歩行者の軌跡をモデル化し、混雑した環境における非通常行動を検知する統計的な枠組みを提案している。文献 [12] 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 [13, 14] 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。そして多くの人が通るルートを正常と判断して、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 [14] 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非通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。

2.4 車両の非通常行動の検知

事故に繋がる可能性がある非通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 [15] 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 [16] では、スマートフォンの加速度センサを利用して交通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 [17] 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 [18] を用い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 [19] 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非通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 [20] 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。

2.5 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非通常状態を検知する。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、歩行者や運転者の「非通常状態」をスマートフォンで把握し、複数データの組み合わせと地理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. 歩車間インタラクションの推定

3.1 方式概要

本研究では、スマートフォンを用いて歩行者および車両の行動を認識することで、両者の衝突事故の発生の予兆を検知し、リアルタイムで衝突を回避することを目標としている。しかし、歩行者の動きは非常に複雑なため、衝突事故の発生の予兆を適切に検知することは難しい。そこで本研究では、歩行者および車両の様々なインタラクション発生時の両者のセンサ情報を大量に収集することで、各シナリオにおけるセンサ情報の変化を事後分析し予兆を検出する。最終的には、予兆を学習したモデルをスマートフォンに搭載することで、リアルタイムでセンサ情報を解析し、衝突事故の予兆を検出する。

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 OBDII を使用する。取得したデータは、スマートフォンを起点としたセルラーネットワークを使用してクラウドサーバに収集する。OBDII から取得したデータは Bluetooth を介してスマートフォンに送信した後、スマートフォンで取得したデータとともにクラウドサーバに送信する。このようにデータを集約し、クラウドサーバ上で機械学習を適用することで事後分析を行い、コンテキスト推定を行うことで、非通常行動を検出する。クラウドサーバでは、検出された非通常行動のなかで、その位置時刻情報を用いて、数十秒

表 1 想定シナリオ例

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	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
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	日頃から危険な兆候があるドライバーが生活道路を走行する
6	人の飛び出しによる衝突の予兆検知（リアルタイム検出）
7	歩行者がガードレールを超える
8	小走りで道路を横切る
9	車両が左折時に歩行者を巻き込みかける
10	歩行者が歩道からはみ出す
11	渋滞で停止中の車両の隙間を通して歩行者が道路を横断する

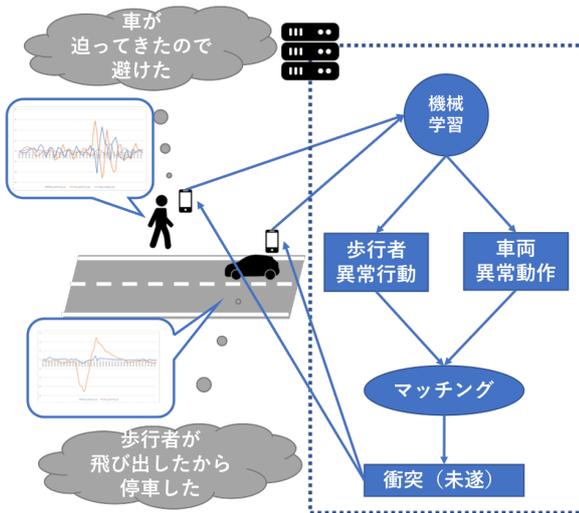


図 3 歩行者の飛び出しに対して車両が急停止する例

以内に同地点で発生した歩行者および車両の非通常行動を特定する。必要に応じてそれらの当事者に対し、その位置時刻の前後のセンサ情報を要求することで、同時刻、同一時点での歩行者および車両の非通常状態のデータを収集することができる。これらのデータを用いてどのようなヒヤリハットが生じたかを分析する。

具体例として、図3のように歩行者が飛び出して車両が急停止をした場合について考える。歩行者および車両についてスマートフォンおよびOBDIIからセンサ情報を収集し、サーバ上で機械学習を適用する。このシナリオにおいて、歩行車のセンサ情報では、飛び出しによって加速度や歩行状態（歩行、走行、停止などの歩行者の状態）に変化がみられる。車両のセンサ情報では、急停止によって加速度や速度に大きな変化がみられる。それらの対象として機械学習を用いてコンテキストを推定し、非通常行動を検出する。そして、個別に検出された歩行者および車両の非通常行動を、位置情報や時間をもとにマッチングすることで、衝突あるいは衝突未遂が発生したことを検出する。さらに、それらヒヤリハットのデータに共通する潜在的な予兆を検出する。最終的には、予兆を学習した機械学習のモデルをスマートフォンに搭載することで、リアルタイムで異常を検知して、警告を行う。

3.2 対象とするシナリオ

歩行者および車両について収集したデータに対してコンテキスト推定を行うことで、実際の歩行者および車両の非通常行動を検知する。ヒヤリハットのように事故を寸前で回避したものだけでなく、もう少し一般的な歩車間のインタラクションも検出の対象としている。想定しているシナリオの一部を表1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。

表1の各シナリオにおける歩行者および車両の状態を、5W1HのHowとWhyのみ1つにまとめた5つの項目、

表 2 シナリオの要素分解

No	Where	Who	How/Why	What
2	横断歩道	複数車両	・歩行者に気付かず	走行
	横断歩道	歩行者	・横断歩道の手前で	停止
3	生活道路	車両	・歩行者の後ろで ・歩行者と同速度で	走行
	生活道路	歩行者	・車両の手前で ・後ろの車両に気付かず	歩行

When, Where, Who, How/Why, What に分けて表現する。歩行者や車両のセンサ情報から非通常状態が検知された際に、上記の5項目についてコンテキスト推定を行うことにより、どのようなヒヤリハットが発生したのか、詳細に分析することができる。例えば、表1のシナリオ2とシナリオ3については、表2のように表現できる。なお、Whenについては、これらのシナリオの場合は特に依存しないため、省略している。

シナリオ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”

歩行者のWhen, Whereから、歩行者が一定時間以上横断歩道の手前で停止していることを、車両のWhen, Whereから、同一時間に同一地点にどの程度車両が走行していたのかを把握する。その結果、その横断歩道が存在する車道を複数の車両が走行していたことを検出することができる。横断歩道の情報、ならびに信号の有無は地図情報から把握する。それらの情報を組み合わせることでシナリオ2の状況が検出できる。なお、この場合の検出トリガは歩行者の（当該箇所での）停止であることが望ましい。

シナリオ3”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”

この場合も同様に、スマートフォンの日時、位置情報からWhen, Whereを推定することで、歩行者および車両がある時刻に生活道路上にいることを推定する。可能であれ

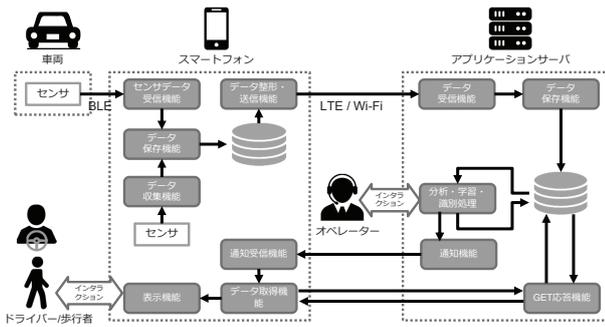


図 4 システム構成と機能配置

ば、歩行者および車両の位置情報からそれぞれの位置関係を推定し、歩行者が車両の前方にいることを推定する。スマートフォンあるいはOBDIIを用いて歩行者および車両の速度を検出することで、車両が歩行者と同程度の速度で走行しているあるいは制限速度より非常に低い速度で走行していることを検出する。その結果、シナリオ3の”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”状況を検出する。

3.3 予兆の検出

5W1Hにおける、How/Why以外の項目は現象として、センサ情報を元に推定することができる。しかし、How/Whyについては、現象として検出することができる要素とそうでない要素がある。例えば、歩行者が車両の前をゆっくり歩いている状態は、GPS位置情報の精度に課題はあるが、現象として検出することは可能である。しかし、車両が歩行者に気付かず走行している例については、視線情報を使わずにスマートフォンの9軸センサなどから推定することは難しい。これに対して、本研究では各シナリオにおけるセンサ情報を大量に集めることによって、潜在的な予兆検出を実現することを目指している。最終的には、それらの予兆検出モデルを端末に搭載し、リアルタイムで監視することで危険なシナリオの発生を未然に防止することを目指す。

3.4 システム構成

車両、歩行者およびドライバーが所持するスマートフォン、サーバで構成されるシステムの構成を図4に示す。スマートフォンは加速度、角速度などのセンサ情報を取得し、OBDIIを搭載する車両はエンジンの回転数の変化なども活用する。歩行者の場合はスマートフォンから、車両の場合はスマートフォンとOBDIIからセンサデータを取得し、逐次スマートフォン上のデータベースに格納する。センサデータは逐次あるいは周期的にデータ整形機能によってフォーマットを変換し、送信機能によってサーバへ送信する。サーバへの通信はセルラーあるいはWi-Fiを想定する。サーバは、受信したセンサデータをデータベースに格

表 3 推定対象の行動

歩行者	車両
歩行	走行
走行	停止
停止	右折(左折)
方向転換	車線変更

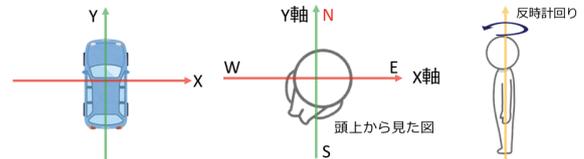


図 5 車両及び歩行者を中心とした座標系

納する。複数の車両および歩行者から収集されたデータは逐次、周期的あるいは分析者による任意のタイミングで後続の処理を行う。ここで、後続の処理とは機械学習による通常/非通常の判定に限らず、一般的な集計処理や分析処理を含む。処理結果は再びサーバ上のデータベースに格納され、逐次あるいは周期的にスマートフォンに通知され、スマートフォンは必要に応じてサーバから当該データをダウンロードし処理を行う。3.3節で述べた通り、学習および判定をどのノードが実施するかでノード間で送受信されるデータは異なる。スマートフォンが判定処理を行う場合は判定に必要なモデルの情報が通知され、サーバが判定処理を行う場合は判定結果が通知されるが、いずれの場合も機能配置やデータフローは同じである。

4. 歩行者および車両の状態推定

4.1 What の推定

本研究では、表3の行動を推定の対象とする。歩行者の行動は、加速度、角速度を用いて推定する。スマートフォンの保持状態に応じて加速度や角速度の軸の向きが異なるため、センサデータが歩行者を中心として図5に示す東西南北を軸とした座標系になるよう、静止時に観測される重力加速度に基づき変換する。また、地磁気に基づき、加速度データを東西南北の方角に合わせて補正する。補正した加速度、角速度を用いて、一定時間内のステップ数や振り向いた角度などを計算し、行動の推定に用いる。ただし、歩く速さには個人差があるため、一定時間内のステップ数を元に個人個人の歩行を学習し、歩行・走行の状態を推定する。

一方、車両の行動は、OBDIIとスマートフォンの情報を利用して、速度や加速度、角速度の情報を取得し、推定する。車両のスマートフォンは固定されるものとし、スマートフォンの向きに応じて、図5に示すように座標系を補正する。加速度は、通常走行時は前後方向、左右方向どちらも高々 $1m/s^2$ 程度の加速度しか発生せず、発進時や、停止

表 4 歩行者に関するセンサ情報

データ項目	単位
東西方向の加速度 (東方向に正)	m/s^2
南北方向の加速度 (北方向に正)	m/s^2
歩行者の体を軸にした角加速度	rad/s

表 5 車両に関するセンサ情報

データ項目	単位
進行方向の加速度	m/s^2
左右方向の加速度	m/s^2

時に大きな加速度が発生する。また、角速度から右左折を検知することが可能である。これらを検知することで、車両の走行状態を把握することができる。さらに、GPS 速度情報を併用することでより詳細な把握が可能となる。

4.2 When/Where/Who の取得

When はスマートフォンのタイムスタンプを利用する。Where はスマートフォンの位置情報および道路ネットワークを利用して、その場所の道路構造を推定する。道路構造とは、交差点、車道、横断歩道などのことを示している。道路ネットワークとは、道路や交差点、建物をリンクやノードなどのメッシュ構造で表したもので、各地点における道路の道幅や制限速度などの情報をデータベース化している。これは、カーナビゲーションシステムにも利用されている。また、全国の都市の主要部においては歩行者が通ることのできる道路を同様に表現した歩行者ネットワークを利用することも可能である。これらを利用することで、歩行者および車両の存在する道路構造を推定する。Who の検出（車両と歩行者の区別）については、車両に搭載された OBDII とスマートフォン間で Bluetooth による通信の有無を判断することで、容易に実現可能である。

5. 非通常状態検出手法

提案手法では、ヒヤリハットの詳細な分析を行うため、歩行者および車両における非通常状態を検出する必要がある。そこで、本章では加速度と角速度を用いて非通常状態を検出する手法について述べる。非通常状態は通常状態に対する外れ値を検出することで実現する。

5.1 One Class SVM による外れ値の検出

歩行者および車両から収集したセンサ情報から外れ値を検出するために、One Class SVM [21] を用いた。One Class SVM は、異常検知などの分野でよく使われる機械学習手法の一つである。One Class SVM は、教師なし機械学習であり、ラベル付けを行うことが困難なデータに対しても適用することができる。One Class SVM では、入力として得られた多次元データを多次元空間にデータ点と

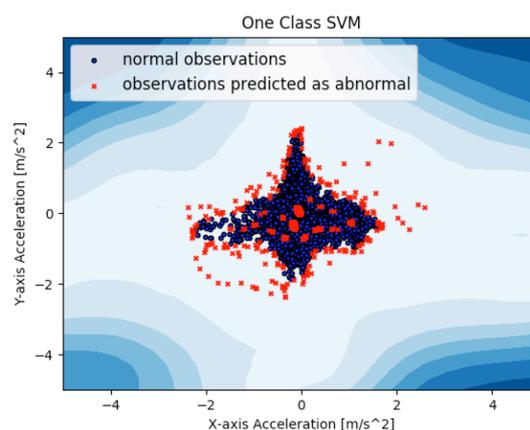


図 6 車両からのセンサ情報に対する One Class SVM の外れ値検出

して配置し、与えられたデータを統計的に多く存在するような通常のデータとし、他とは特徴の異なる外れ値として分類する。また、外れ値として検出するデータ数の上限を設定することができ、外れ値を検出する際の再現率や適合率のトレードオフに応じて、パラメータ nu を $0 \leq nu \leq 1$ の範囲で設定することができる。このとき、(外れ値の数) = (データ数) $\times nu$ となる。歩行者および車両のスマートフォンから取得したセンサ情報を One Class SVM に入力として与えることで、センサ情報から非通常行動の候補となるような外れ値を検出する。歩行者の加速度の値や運転手の運転時の加速度の傾向は個人差が大きく影響することが知られており [22]、One Class SVM を用いることで、各個人に応じた非通常行動の検出を実現できる。まず、歩行者の場合は、表 4 に示す東西方向、南北方向の 2 軸の加速度情報と歩行者の体を軸にした角速度を合わせた 3 次元データを、車両の場合は、表 5 に示す、車の進行方向と左右方向の 2 軸の加速度の 2 次元データを取得する。これらの継続して得られるセンサ情報に対し、0.1 秒毎に移動平均を計算するとともに、加速度及び角速度の軸で標準化し、過去 30 秒のタイムウィンドウを One Class SVM に入力として与え、外れ値を検出する。

30 分間運転した際に車両から計測されたセンサ情報を One Class SVM により外れ値を検出した結果を図 6 に示す。横軸は左右方向の車両加速度を、縦軸を進行方向の車両加速度を示す。また、図中の青い点は通常であると判断されたデータを、赤い点は外れ値と判断されたデータを示す。この場合、データ集合が密集している中心部から離れているデータが主に外れ値として検出されていることがわかる。このように、One Class SVM を用いることで外れ値を検出することはできるが、その時刻にどのような非通常状態が発生しているのかをわからない。また、外れ値はノイズの影響も受けてしまうため、この外れ値が一定ウィンドウ内に連続して発生した時刻に”非通常フラグ”を設定し、その非通常フラグが検出された時刻から前後数秒のセ

ンサ情報に基づき、どのような非通常状態が発生したのかを検知する。

5.2 非通常状態の分類

5.2.1 車両に対する非通常状態の検知

車両のセンサ情報から非通常フラグが検出された場合、その時刻から前後合わせて 10 秒間のセンサ情報を抽出する。進行方向と左右方向の加速度の 2 つの波形に対して、動的時間伸縮法 (Dynamic Time Warping : 以降 DTW) を用いてモデル波形との類似度を比較することで、非通常状態の検知を行う。DTW では 2 つの波形に対して周期や時間的長さに関係なく、どの程度類似しているのかを数値化することができる。急ブレーキや急ハンドルなどの非通常状態に観測される波形をあらかじめモデル波形として収集しておき、センサ情報と類似度を比較することで、該当する非通常状態を判定することができる。本研究では、急ブレーキや急ハンドルを非通常状態とし、それぞれの非通常状態、及び車両の進行方向と左右方向の加速度に対し、計 4 つの波形モデルとして利用する。

5.2.2 歩行者に対する非通常状態の検知

歩行者のセンサ情報から非通常フラグが検出された場合、その時刻から前後合わせて 3 秒間のセンサ情報を抽出する。歩行者の非通常行動としては、飛び出しと急な方向転換が想定され、加速度及び角速度の値を数値積分し、ウィンドウ内の歩行者の速度の変化と方向転換の角度を求めた。加速度に関しては水平方向の加速度の合成ベクトルの大きさを計算した。方向転換した角度は実際に移動した角度の合計を表しており、右に 30 度方向転換した後、左に 60 度方向転換した場合、左に 30 度動いたと判断するのではなく、合計 90 度方向転換したと判断している。速度が閾値以上に上昇した場合には飛び出し、120 度以上方向転換を行った場合には急な方向転換と判断できる。これらは並列に実施され、加速度に基づく飛び出しの判断と、角速度に基づく急な方向転換の判断を組み合わせた計 4 つの状態に分類され、そのうち 3 つの状態が非通常状態、1 つの状態が通常状態となる。

6. 評価実験

5 章で示した、スマートフォンから非通常状態を検知する方法に対し、評価実験を実施した。歩行者及び車両のセンサ情報から非通常状態を検出した場合、それを契機に周囲の情報を取得し、どのようなヒヤリハットが生じたのかを検出することを目標としている。実際にヒヤリハットの状態を再現する実験を実施することが難しいため、今回の評価実験においては、歩行者と車両それぞれについて非通常状態が検知できるかを評価する。



(a) 車両が急停止した際の加速度の測定



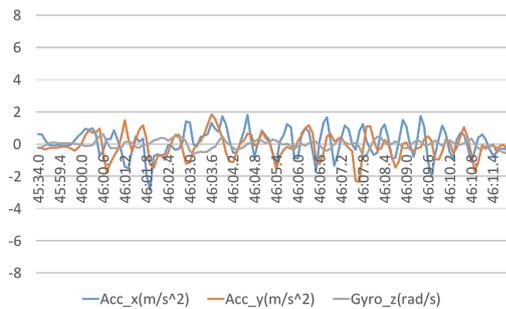
(b) 歩行者が飛び出した際の加速度及び角速度の測定

図 7 歩行者および車両の非通常状態検知の評価実験の様子

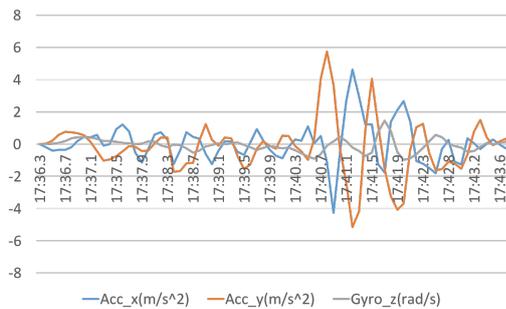
6.1 歩行者の非通常状態検知の評価

歩行者の非通常状態として、歩いている状態から突然走り出すような飛び出しや、急に停止して後ろに戻る動作を想定し、男性 2 名がスマートフォンを保持し、飛び出し行動を計 9 回、急な方向転換を伴う行動を計 18 回行い、その時のセンサ情報を収集した。得られたセンサ情報の波形を図 8 に示す。通常状態と非通常状態の x 軸方向の加速度と y 軸方向の加速度を図 8 にそれぞれ青色とオレンジ色で、歩行者の体軸周りの角速度を灰色で示す。通常行動時は、図 8(a) に示すように、加速度、角速度共に変化の小さいデータが得られた。一方、飛び出しと急な方向転換を行ったときは図 8(b), 8(c) に示すように、x 軸、y 軸方向の加速度の変化が大きいデータが得られた。

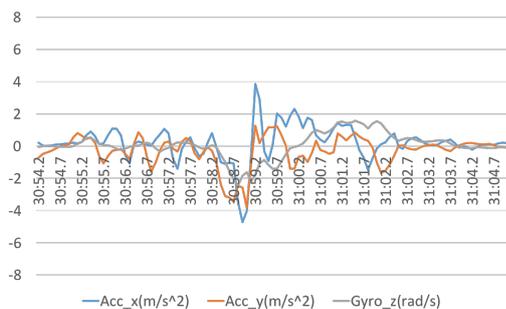
これらのデータに対し、提案方式を適応した結果、再現率と適合率が共に 100% で飛び出しを検出し、再現率が 77.8%、適合率が 100% で急な方向転換を検出することができ、高い精度で非通常状態を検出することがわかった。上記のうち、非通常行動の検出に失敗した行動は「歩行者が道路沿いの歩道を歩いている後方を確認せずに反対側の歩道に渡ろうとして車両にひかれてしまいそうになり、歩道に戻る」といった状況を想定したデータであった。厳密には飛び出しとは異なる状況ではあるが、歩道に戻るための回避行動をとる際に、大きな加速度や角速度が発生することを想定していたが、それほど大きなも



(a) 通常歩行

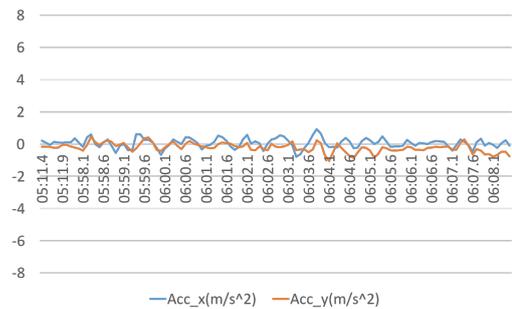


(b) 飛び出し

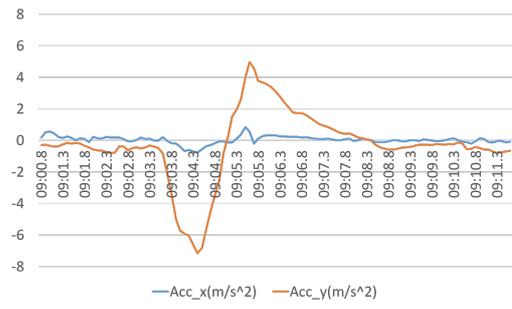


(c) 方向転換

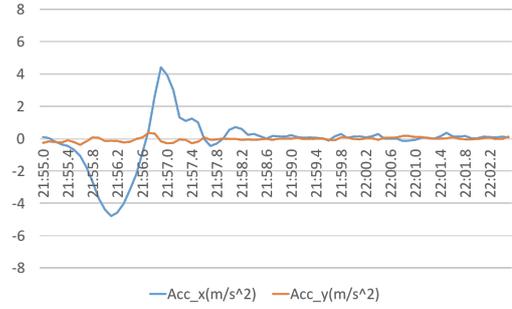
図 8 行動別の歩行者の加速度および角速度



(a) 通常走行



(b) 急停止



(c) 急ハンドル

図 9 行動別の車両加速度

のではなかった。

6.2 車両の非通常状態検知の評価

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た。車両の非通常状態として、通常のブレーキよりも制動力をあげたブレーキ操作（以降、急ブレーキとする）と車線から逸脱しない範囲での急なハンドル操作（以降、急ハンドルとする）を想定し、実環境において、急ブレーキの操作を 11 回、急ハンドルの操作を 12 回、急ブレーキかつ急ハンドルの操作を 1 回実施し、スマートフォンからセンサ情報を収集した。このセンサ情報のうち、急ブレーキと急ハンドルのそれぞれ一つの操作に関するセンサ情報を DTW のモデル波形として利用する。また、車両 3 台にスマートフォンを搭載し、通常状態のセンサ情報として、約 1 週間分のセンサ情報を収集した。通常状態と非通常状態の x 軸の加速度と y 軸の加速度を図 9(a) にそれぞれ青色とオレンジ色で示す。通常走

行時は、いずれの加速度の変化も小さいことがわかる。また、急ブレーキ操作時は、x 軸方向の加速度の変化が大きく、急ハンドル操作時は、y 軸方向の加速度の変化が大きいたことがわかる。これらのデータに対し、提案方式を適応した結果、再現率 81.8%、適合率 90.0% で急ブレーキ操作を検出し、再現率が 91.7%、適合率が 78.6% で急ハンドル操作を検出することができ、高い精度で非通常状態を検出することがわかった。同様に、一週間の実運転データに対して提案手法を適用し、提案方式による誤検出を評価した結果、通常状態にあるにも関わらず、非通常状態を判断された事例がいくつか存在した。急ブレーキ操作に関する誤検出については、比較的速い速度で走行している際に、少し強めにブレーキを踏んでしまったために、y 軸に大きな負の加速度が検出され、急ブレーキとして判断されることがわかった。また、急ハンドル操作における誤検出については、車が道路から歩道に乗り上げる際の段差で車体が揺れたため、x 軸に大きな加速度が観測されることがわかった。実際の道路での走行においては、道の凹

凸などの影響により、車体が大きく揺れてしまった結果、 x 軸と y 軸のいずれにも大きな加速度が観測され、DTW による分類が失敗する場合もあった。急なカーブを走行する際にも、車両の x 軸方向に約 0.2G の加速度が発生しているため、急ハンドル操作と判断されている。これらの誤検出については、車両の揺れに起因するものでも多く、 z 軸の加速度を追加することで車体の揺れを検知し、誤検知を判断する手法の導入を検討している。

7. 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非通常状態を検知し、それらを集約することで、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非通常行動と思われるイベントを常時検知するとともに、車両の非通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非通常行動の情報を特定することで、ヒヤリハットの発生を推定し、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非通常行動を収集し、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、実際の歩行者および車両の通常行動時ならびに非通常行動時の加速度、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、それぞれの非通常状態を高精度で検知できることが示した。

今後の課題としては、3章のモデルに基づきデータを収集し、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する取組を検討している。また、歩行者は非通常行動に類似する通常行動が多いため、位置情報を活用することで、道路の歩行時のみに非通常行動検知を行う方法も検討している。

参考文献

- [1] SMART MOBILITY RESEARCH CENTER - Research. <http://web.tuat.ac.jp/~smrc/drcenter.html>, 2017. [Online; accessed 29. Jan. 2018].
- [2] International road traffic and accident database. <https://www.itf-oecd.org/IRTAD>. Online; accessed 14 May. 2018.
- [3] National highway traffic safety administration (nhtsa). <https://www.nhtsa.gov/>. Online; accessed 14 May. 2018.
- [4] 交通事故総合分析センター. <http://www.itarda.or.jp/>, 1992. Online; accessed 14 May. 2018.
- [5] 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.
- [6] 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. In *Proceedings of 2014 IEEE 80th Vehicular Technology Conference (VTC2014-Fall)*, pp. 1–7, 2014.
- [7] 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.
- [8] 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, Vol. 2013, pp. 717–722, 2013.
- [9] Sugang Li, Xiaoran Fan, Yanyong Zhang, Wade Trappe, Janne Lindqvist, and Richard Howard. Auto++: Detecting Cars Using Embedded Microphones in Real-Time. In *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, pp. 70:1–70:20, 2017.
- [10] 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. In *Proceedings of the 12th Workshop on Mobile Computing Systems & Applications*, pp. 5:1–5:6, 2012.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Arslan Basharat, Alexei Gritai and Mubarak Shah. Learning Object Motion Patterns for Anomaly Detection and Improved Object Detection. In *Proceedings of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8, 2008.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Fadi Aloul, Imran Zuolkernan, 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.
- [17] Zhouyu Fu, Weiming Hu and Tieniu Tan. Similarity Based Vehicle Trajectory Clustering and Anomaly Detection. In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing 2005*, pp. II–602–5, 2005.
- [18] Andrew Ng, Michael Jordan, and Yair Weiss. On Spectral Clustering: Analysis and An Algorithm. In *Pro-*

ceedings of Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 2002), pp. 849–856, 2002.

- [19] Yuyan Sun, Hongsong Zhu, Yong Liao, and Limin Sun. Vehicle Anomaly Detection Based on Trajectory Data of ANPR System. In *Proceedings of 2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pp. 1–6, 2015.
- [20] 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.
- [21] Bernhard Schölkopf, John C Platt, John Shawe-Taylor, Alex J Smola, and Robert C Williamson. Estimating The Support of A High-Dimensional Distribution. *Neural Computation*, Vol. 13, No. 7, pp. 1443–1471, 2001.
- [22] 畠中 秀人, 平沢 隆之, 渡邊 寧. プローブデータを活用したヒヤリハット検出に関する検討. 交通工学研究発表会論文報告集, Vol. 27, pp. 137–140, 2007.