

# 眼鏡型デバイス搭載センサを用いた 歩行挙動分析

長谷川裕修<sup>1</sup>・今野迅人<sup>2</sup>・菊池光貴<sup>3</sup>・田村亨<sup>4</sup>

<sup>1</sup>正会員 博士 (工学) 秋田工業高等専門学校准教授 土木・建築系 (〒 011-8511 秋田市飯島文京町 1-1)

E-mail: hasegawa@akita-nct.ac.jp

<sup>2</sup>非会員 準学士 (工学) 秋田工業高等専門学校 専攻科 環境システム工学専攻 (〒 011-8511 秋田市飯島文京町 1-1)

<sup>3</sup>正会員 修士 (工学) エム・アール・アイ リサーチアソシエイツ株式会社 (〒 100-6105 東京都千代田区永田町二丁目 11 番 1 号 山王パークタワー 5 階)

<sup>4</sup>正会員 工学博士 北海商科大学教授 商学部 (〒 062-8607 札幌市豊平区豊平 6 条 6 丁目 10 番)

E-mail: tamura@hokkai.ac.jp

近年のセンサ技術の発展は、これまでの交通調査のあり方を変容させつつある。本研究は、眼鏡型ウェアラブルデバイスである JINS MEME に搭載されている加速度センサ・ジャイロセンサによって測定されたセンサデータから通学時の歩行挙動特性を把握することを目的とする。研究の成果は以下の 2 点である。1) 眼鏡型ウェアラブルデバイス搭載センサを用いて歩行挙動を把握する方法を提案した、2) 検証用データに対して全体精度で 0.994、平均精度で 0.902 と高い判別能力を示す歩行挙動判別モデルを構築した。

**Key Words:** *Pedestrian behavior analysis, head behavior, inertial measurement unit, sensor fusion*

## 1. はじめに

平成 24 年 4 月に京都府亀岡市で発生した登校中の児童らの列に自動車が入り込む事故を始め、登下校中の児童等が死傷する事故が連続して発生したことを受けて通学路の緊急合同点検が実施された。その後も定期的な合同点検の実施・対策立案・対策実施・対策効果の把握・対策の改善からなる通学路安全確保のための PDCA サイクルの推進が継続されている<sup>1)</sup>。また、平成 28 年 3 月には内閣府交通安全対策会議から第 10 次交通安全基本計画<sup>2)</sup> が示され、道路交通事故を減らすため重点的に対応する対象として、「高齢者と子供」「歩行者と自転車」「生活道路」が挙げられた。

一方、近年のセンサ技術・IOT 技術の発展により、スマートフォンやスマートウォッチなどの各種ウェアラブルデバイスが搭載するセンサの多様化・高度化が進み、人々の暮らしに溶け込んだ、より個別的で調査負荷の小さな交通調査の実施が可能になりつつある。その代表がプローブパーソン調査であり、GPS 機能付きの携帯電話・専用端末 BCALs・スマートフォンから収集される位置情報および加速度センサデータと Web ダイアリー調査とを組み合わせることで、従来のパーソントリップ調査では実現出来なかった調査項目の多様さ・データ精度の確保が可能となった<sup>3),4)</sup>。展開が進む ETC2.0 も含め、交通観測データの質的・量的充実によって、交通安全対策を含む交通計画の高度化が期待され

る。ETC2.0 で急ハンドル・急ブレーキといった運転挙動情報を含む経路情報の提供が予定<sup>5)</sup> されているように、自動車の運転挙動情報の蓄積が進んでいる一方、プローブパーソン調査においては手段と経路の判別に重点が置かれ、歩行者が「どのように移動しているのか」という観点から歩行挙動の分析を行った事例は多くない。

以上を踏まえて本研究は、センサ技術を活用して生活道路における歩行者挙動を把握することが利用者視点での道路環境・交通環境の現状把握に貢献し、ひいては効果的な交通安全対策の立案に貢献するとの動機づけのもと、眼鏡型ウェアラブルデバイスである JINS MEME に搭載されている加速度センサ・ジャイロセンサによって測定されたセンサデータから通学時の歩行挙動特性を把握することを目的とする。

## 2. 既往研究のレビューと本研究の位置付け

JINS MEME を開発した株式会社ジンズによって公開されているスマートフォン用公式アプリとして、JINS MEME RUN がある<sup>6)</sup>。このアプリでは、6 軸センサーによりランニングフォームをリアルタイムに可視化し、フォーム改善に繋げることを目的としている。

薄井らは JINS MEME が搭載する眼電位センサの値を入力に、上・下・左・右・前方の視線方向を出力として SVM (サポートベクターマシン) による判別モデルを構築し、誤分類率 8.4% と高精度の推定結果を報告し

ている<sup>7)</sup>。しかし、この研究では被験者が静止した状態で視線のみを動かしており、実行動環境での視線方向推定への適用可能性については課題が残る。

石丸らは JINS MEME の眼電位センサと加速度センサの測定値から特徴量を算出して入力とし、タイピング・読書・食事・会話の 4 つの行動を出力として  $k$  近傍法を用いた判別モデルを構築した<sup>8)</sup>。その結果、6 秒間のフレーム毎の識別では 70% の識別率であった。また、1 分間 (10 フレーム) の識別結果に対して投票処理を行い、最多の得票数を得た行動を最終的な識別結果とする後処理を加えることで、1 分間毎の識別で 100% の識別率を達成している。この研究も薄井らの研究<sup>7)</sup>と同様に着席した状態での行動認識への適用であり、実行動環境における行動認識への適用性については明らかでない。

JINS MEME 以外の眼鏡型のウェアラブルセンサを用いた研究として、木佐・堀内による頭部動作認識に関する研究がある<sup>9)</sup>。この研究では、眼鏡右側部に取り付けた 3 軸加速度センサで計測されたデータに対して主成分分析による次元削減を行い、この結果を入力として、うなづき・首を横に振る・首を傾げるの 3 種類の頭部動作を出力とする階層型ニューラルネットワークによる判別モデルを構築し、95.3% と優れた認識性能を示したことを報告している。この研究は着席中の頭部動作認識を目的とするものであり、歩行者挙動の分析にそのまま適用するのは難しい。

森本らはバス車両内において JINS MEME を含む様々なセンサーデバイスを用いて車両・運転手のセンシングを行い、車両・運転手の状態変化から危険予測を行うことを目的としたデータ基盤を構築している<sup>10)</sup>。しかし、実データの収集・蓄積およびその結果からの危険予測システムの構築には至っておらず、今後の進展報告が期待される。

塩見ら<sup>11),12)</sup>は、CAN データロガー、スマートフォン、心拍数計測機能付きスマートウォッチおよびスマートフォン用アプリケーションからなるモバイル型運転挙動計測システム (Mobile Measurement Tool for Driving Behavior, MMTDB) を開発し、高速道路におけるドライバーの運転挙動特性に内在する個人内変動と個人間の異質性について検討している。結果として、1) アクセルスロットル開度に大きな個人差があること、2) 追従時の車頭時間の個人内変動が大きな被験者がいること、3) 心拍数と体調、疲労度との間に有意な相関があること、4) 心拍数とアクセルスロットル開度の時間差分、車間時間、自由走行速度との間に有意な相関があること、などを報告している。

多田らは装着型の加速度センサ・ジャイロセンサを用いた運転挙動の把握と運転技能の自動評価に取り組

んでいる<sup>13),14),15)</sup>。

初期の研究では、両手首と両上腕部に装着したセンサから得られたデータを用いて初心運転者と熟練運転者の運転挙動の違いを検出するシステムを提案した<sup>13)</sup>。

2010 年には、安価に導入が可能な頭部装着センサによる頭部挙動データを用いて、高価なアイマークレコーダによる視線移動データの代替可能性を検討し、頭部挙動データによって「前方の視線移動 12.8%」「サイドミラー確認 81.1%」「車両周辺の安全確認 80.0%」「標識確認 13.0%」「その他 41.2%」の検出率で視線挙動データによる注視点遷移の生起を検出することに成功している。同研究では、頭部・右足に装着したセンサから得られたデータを用いて運転技能を自動評価するシステム *Objet* を開発し、タクシー運転手を対象とした実道路実験の結果、教習所指導員による評価とおおむね 80% 以上の精度で一致することも併せて報告している<sup>14)</sup>。

*Objet* を用いた講習は高齢者が免許更新時に受講する高齢者向け安全運転講習プログラムとして京都府公安委員会の認定を受け、2010 年から 2016 年までに 700 人以上の受講実績を積み重ねている。この講習で蓄積された高齢者 *Objet* データと非高齢者 *Objet* データの比較により、1) 高齢者群の運転技能は非高齢者群に比べて群内分散が大きく、高齢者群と一括りにして論じることが困難であること、そのため、2) 種々のセンサによって個々人の問題点を把握し、その人の問題点に合わせた対策を講じることが重要であると述べている。同研究では、高齢者の歩行時と自転車乗用時の行動特性に運転免許保有の有無が与える影響の把握も試みられている。具体的には、頭部にセンサとウェアラブルカメラを装着した状態で教習所コース内を歩行・走行し、コース上のチェックポイントでの行動に対して評価を行った。その結果、3) 歩行時・自転車乗用時ともに運転免許保有者群に比べて非保有者群の評価点は低く、安全確認行動の不足や道路中央寄りの走行といったリスクの高い行動を取っていることを示し、4) 運転免許非保有者に対する教育指導を集中的に実施することが重要だと指摘している<sup>15)</sup>。

渡辺・羽藤は GPS 搭載の携帯電話を用いたプローブパーソン調査によって得られたデータのうち、特に歩行速度に着目し、「通り」単位における歩行速度の変化をから「通り」の特徴を考察している<sup>16)</sup>。

以上のように、JINS MEME などの眼鏡型デバイス搭載センサを用いた行動認識に関する研究や、加速度・ジャイロセンサなどの種々のセンサ技術を用いた交通挙動特性の把握に関する研究は既に多く行われている。本研究もこれらの既往研究と同様に、眼鏡型デバイス搭載センサを用いて交通挙動特性の把握を試みるものであるが、本研究の新規性は以下の 3 点にある。



JINS MEME



vívoactive J HR



VIRB 360

図-1 測定装置

1. 生活道路における通学時の歩行挙動に着目したこと
2. 加速度・ジャイロセンサの測定値から算出される頭部姿勢角を用いて歩行挙動の把握を試みたこと
3. 行動における注意の有無に注目して歩行挙動を分類したこと

### 3. 歩行挙動の測定

#### (1) 測定装置

本研究では、JINS MEME, GARMIN vívoactive J HR, GARMIN VIRB 360 を使用し、測定を行った (図-1)。

##### a) JINS MEME

JINS MEME (以下、MEME と記す) はジンズ社が開発した重量約 36 g の眼鏡型ウェアラブルデバイスであり、加速度センサ・ジャイロセンサ・眼電位センサが搭載されている。このデバイスは装着者の行動を加速度センサ・ジャイロセンサによって測定し、視線の変動を三点式眼電位センサによって測定する。測定したデータは、Bluetooth 経由でコンピュータまたはスマートフォン上の記録用アプリケーションに蓄積される。加速度センサ・ジャイロセンサは、装置を基準とした三つの軸に対応した加速度・角速度の変化を検知する。装置を基準として左右方向に X 軸、前後方向に Y 軸、鉛直方向に Z 軸となっており、図-2 はそれぞれのセンサに対応した軸の関係を表したものである。

本研究では Windows 版の記録用アプリケーション JINS MEME Data Logger を使い、MEME のサンプリング周波数 50 Hz、加速度センサの計測レンジ  $range_{ACC} = 2G = 2 \times 9.8 \text{ m/s}^2$ 、ジャイロセンサの計測レンジ  $range_{GYRO} = 250 \text{ dps} = 250^\circ/\text{s}$ 、計測モードをフル

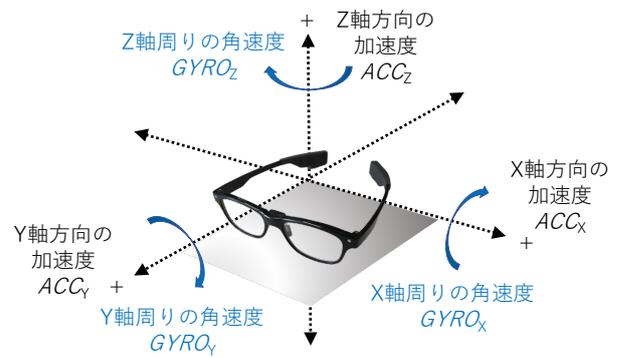


図-2 JINS MEME における軸方向と加速度・角速度

モードとして使用した。測定項目は測定時刻 (年月日時分秒, 秒は小数第 2 位まで), 加速度センサの測定値  $ACC_X$ ,  $ACC_Y$  および  $ACC_Z$ , ジャイロセンサの測定値  $GYRO_X$ ,  $GYRO_Y$  および  $GYRO_Z$ , 眼電位センサ電極左の値  $EOG_L$  および電極右の値  $EOG_R$ , 視線横移動の指標値  $EOG_H$ , 視線縦移動の指標値  $EOG_V$  である。

加速度センサの測定値  $ACC_X$ ,  $ACC_Y$  および  $ACC_Z$  は解像度 16 bit (=  $2^{16}$ ) で記録されるため、正負それぞれの領域を  $2^{15}$  で表現する。よって、

$$-2^{15} \leq ACC_X, ACC_Y, ACC_Z \leq 2^{15}$$

の値域で記録される。

ジャイロセンサの測定値  $GYRO_X$ ,  $GYRO_Y$  および  $GYRO_Z$  も加速度センサと同様に解像度 16 bit (=  $2^{16}$ ) で記録されるため、

$$-2^{15} \leq GYRO_X, GYRO_Y, GYRO_Z \leq 2^{15}$$

の値域で記録される。

三点式眼電位センサは、角膜の動きによって生じる電位の変化を鼻当て部の電極によって検知し、これを視線の変化として数値として表すものである。薄井ら<sup>7)</sup>の研究レビューで述べたように、実行動環境での適用性については課題が残っており、本研究では使用しない。

##### b) GARMIN vívoactive J HR

GARMIN vívoactive J HR (以下、VIVO と記す) は GARMIN 社製の活動量計であり、GPS 受信機、気圧高度計、電子コンパス、光学式心拍数計などが搭載されている。本研究ではサンプリング周波数 1 Hz に設定し、アクティビティ種別「ウォーク」で記録を行った。測定項目は、測定時刻 (年月日時分秒, 秒は整数秒), 累積移動距離 (m), 心拍数 (Hz), 経度 (degree), 緯度 (degree), 高度 (m) である。このうち、累積移動距離と緯度経度のみを分析に使用した。

塩見ら<sup>11)</sup>が報告したように、心拍数と交通挙動には心理状態を介して関係性があることが考えられる。しかし、本研究では歩行による肉体的負荷がかかる状況

での測定であることから、心理状態の影響のみを分離するのは困難であり、心拍数は使用しない。

### c) GARMIN VIRB 360

GARMIN VIRB 360 (以下、VIRB と記す) はカメラの前後 2 つのレンズを用いることで全方位 360° 撮影可能な GARMIN 社製アクションカメラである。本研究では徒歩での通学状況を撮影するために、チェストストラップマウントを用いてカメラを被験者胸部に固定し、フロントレンズのみを使用して 1080p (フルハイビジョン) の映像を撮影した。通学状況の映像は、MEME と VIVO によって得られたデータを基に算出した歩行特性値とともに歩行挙動の把握に用いる。

## (2) 測定対象と測定条件

本研究では、通学時における歩行挙動特性の把握を目的として測定を行った。被験者は土崎駅から秋田高専までを通学路としている学生 1 名を対象とした。測定区間は土崎駅から秋田高専までとし、移動経路は被験者が普段から通学路としている通い慣れた道を事前に確認し、測定に危険性がないことを確認した上でこの経路を用いることとした。測定は平成 30 年 1 月 22 日から 1 月 31 日までの平日に行い、そのうち測定装置の不具合によりデータが取得出来なかった 1 月 30 日を除いた 7 日分を分析に使用した。

本研究の対象地域である秋田高専周辺は住宅地であり、通学路の多くは「生活道路」であるため、「歩行者と自転車」が大部分を占める通学時の潜在的な危険性は高いと考えられる。

## (3) 歩行特性値の算出と可視化

本節では MEME と VIVO の 2 つの測定装置によって得られたセンサデータから歩行特性値を算出するとともに、結果の可視化を行う。

### a) 加速度センサ測定値の重力加速度単位への変換

MEME に搭載されている加速度センサの測定値を重力加速度単位 (G) に変換する。加速度センサの測定値  $ACC_X$ ,  $ACC_Y$  および  $ACC_Z$  を重力加速度単位に換算した値を  $A_X$ ,  $A_Y$  および  $A_Z$  とすると、計測レンジ  $range_{ACC} = 2G$  の場合の値域は、

$$-2 \leq A_X, A_Y, A_Z \leq 2$$

である。  $A_X = 2G$  のとき  $ACC_X = 2^{15}$  であるから、  $ACC_X$  と  $A_X$  には式 (1) の関係が成り立つ。

$$ACC_X = \frac{2^{15}}{2} A_X \quad (1)$$

同様に、  $ACC_Y$  と  $A_Y$  および  $ACC_Z$  と  $A_Z$  にはそれぞれ、式 (2) と式 (3) が成り立つ。

$$ACC_Y = \frac{2^{15}}{2} A_Y \quad (2)$$

$$ACC_Z = \frac{2^{15}}{2} A_Z \quad (3)$$

式 (1), (2), (3) をそれぞれ変形して、式 (4), (5), (6) を得る。

$$A_X = ACC_X \times \frac{2}{2^{15}} \quad (4)$$

$$A_Y = ACC_Y \times \frac{2}{2^{15}} \quad (5)$$

$$A_Z = ACC_Z \times \frac{2}{2^{15}} \quad (6)$$

### b) ジャイロセンサ測定値の角速度単位への変換

MEME に搭載されているジャイロセンサの測定値を角速度単位 (dps) に変換する。ジャイロセンサの測定値  $GYRO_X$ ,  $GYRO_Y$  および  $GYRO_Z$  を角速度 (dps) に換算した値を  $G_X$ ,  $G_Y$  および  $G_Z$  とすると、計測レンジ  $range_{GYRO} = 250$  dps の場合の値域は、

$$-250 \leq G_X, G_Y, G_Z \leq 250$$

となる。  $G_X = 250$  dps のとき  $GYRO_X = 2^{15}$  であるから、  $GYRO_X$  と  $G_X$  には式 (7) の関係が成り立つ。

$$GYRO_X = \frac{2^{15}}{2} G_X \quad (7)$$

同様に、  $GYRO_Y$  と  $G_Y$  および  $GYRO_Z$  と  $G_Z$  にはそれぞれ、式 (8) と式 (9) が成り立つ。

$$GYRO_Y = \frac{2^{15}}{2} G_Y \quad (8)$$

$$GYRO_Z = \frac{2^{15}}{2} G_Z \quad (9)$$

式 (7), (8), (9) をそれぞれ変形して、式 (10), (11), (12) を得る。

$$G_X = GYRO_X \times \frac{250}{2^{15}} \quad (10)$$

$$G_Y = GYRO_Y \times \frac{250}{2^{15}} \quad (11)$$

$$G_Z = GYRO_Z \times \frac{250}{2^{15}} \quad (12)$$

### c) 姿勢角の推定

MEME の加速度センサおよびジャイロセンサから得たデータにデータフュージョン技術である Madgwick フィルタ<sup>17),18)</sup> を適用して姿勢角を推定する。Madgwick フィルタは英国ブリストル大学の Madgwick によって開発され、IMU (Inertial Measurement Unit, 3 軸加速度・3 軸ジャイロセンサ) および MARG センサ (Magnetic, Angular Rate and Gravity, 3 軸加速度・3 軸ジャイロセンサ・3 軸地磁気センサ) の測定値から姿勢角を精度良く推定する手法であり、同様の目的で用いられるカルマンフィルタに比べて計算量が抑えられることからドロンの姿勢推定および制御への適用事例が多い。

本研究では回転軸の定義を右手系 (ZYX) とし、式 (4), (5), (6) により求めた加速度と式 (10), (11), (12) により求めた角速度を入力として、姿勢角をオイラー角 (X 軸周りの回転を表すピッチ角  $\phi$ , Y 軸周りの回転を表すロール角  $\theta$ , Z 軸周りの回転を表すヨー角  $\psi$ ) として推定した。なお、計算には R<sup>19)</sup> の RAHRS パッケージ<sup>20)</sup> に含まれる MadgwickIMU 関数を用いた。

得られた姿勢角を頭部動作として解釈すれば、それぞれ「 $\phi$ : うなづく・仰ぐ」「 $\psi$ : 首を横に振る」「 $\theta$ : 首を傾げる」の三種類の動作となる。

#### d) 歩行速度の算出

VIVO で測定された累積移動距離  $D$  (m) を用いて、歩行速度  $V$  (m/s) を算出した。

#### e) データの統合

それぞれのデバイスで測定時に記録された測定時刻をデータを統合する際の結合キーに用いる。MEME はデバイス単独での時刻設定は不可能であり、測定時に記録される測定時刻は記録用アプリケーションのプラットフォームに依存する。本研究では Windows 版の JINS MEME Data Logger を用いて測定を行ったため、Windows のシステム時刻に基づいて測定時刻が記録されている。一方、VIVO はデバイス単独で時刻設定が可能であり、測定時に記録される測定時刻もこの設定が使われる。このように、MEME と VIVO それぞれが記録する測定時刻にはズレがあるため、あらかじめそのズレを測定し、データ統合前に時刻の調整を行った。

データを統合する際の結合キーにはそれぞれのデバイスの測定時刻を用いるが、先述の通り MEME と VIVO のサンプリング周波数はそれぞれ 50 Hz, 1 Hz であり、単純に統合すると統合データ中の VIVO による測定項目に大量の欠損値が生じる。本研究では単純に、同一の測定時刻 (整数秒) における VIVO の測定値が同一であるという仮定を置いて、欠損値の補完を行った。

#### f) 歩行特性値の可視化

前項までで求めた歩行特性値のうち、歩行挙動の把握に有用と考えられる姿勢角  $\phi$ ,  $\psi$ ,  $\theta$ , 上下方向の加速度  $A_z$ , 歩行速度  $V_t$  の時系列変動をグラフ化し、同時に VIVO の GPS から得た緯度経度情報をもとに移動経路を可視化する。

結果の一例として、2018 年 1 月 31 日の登校時に秋田高専から土崎駅まで徒歩移動した例を図-3 に示す。左図の折れ線グラフの横軸は測定開始からの経過時間 (秒)、縦軸は上から順に「 $\phi$  (degree): うなづく・仰ぐ」「 $\psi$  (degree): 首を横に振る」「 $\theta$  (degree): 首を傾げる」「上下方向の加速度  $A_z$  (G)」「歩行速度  $V_t$  (m/s)」である。なお、 $A_z$  は重力の影響により、静止状態でおおよそ  $-1G$  の値を示す。右図は移動経路を可視化したものであり、VIVO から得た GPS の緯度経度情報を地

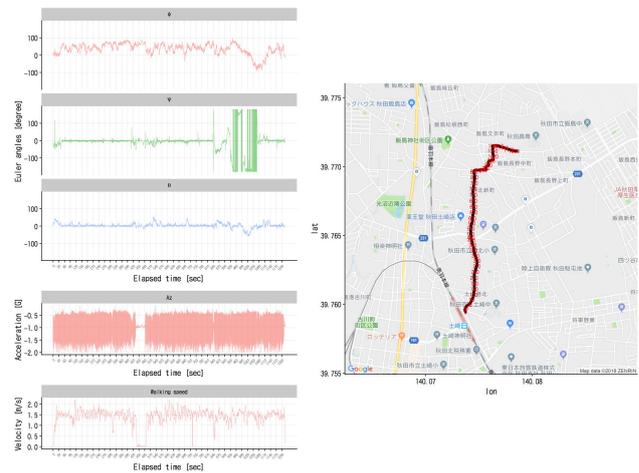


図-3 歩行特性値の時系列変動と移動経路

図上に黒でプロットし、出発からの経過時間 (秒) を赤文字で記入している。なお、地図の描画には R<sup>19)</sup> の ggmap パッケージ<sup>21)</sup> を用い、地図データは Google および ZENRIN のものである。

#### (4) 歩行特性値と映像による歩行挙動の把握

測定データ毎に図-3 と同様の図を作成し、この図と VIRB で撮影した映像を参照して、歩行挙動の抽出を試みた。その結果、以下の 4 つの歩行挙動が抽出された。

1. ただ歩いている
2. 注意しながら歩いている
3. ただ止まっている
4. 注意しながら止まっている

図-4 は被験者が 2018 年 1 月 31 日登校時にどのような歩行挙動をしているかを示した図である。図中の左図はそれぞれの歩行挙動において歩行特性値がどのような時系列パターンを示しているかを示しており、右図はその時の経路上の位置を示している。この図を例として、4 つの歩行挙動について説明する。

図-4 中の (1) および (3) は左図の「 $\psi$ : 首を横に振る」より左右確認など周囲の状況確認をしていないことがわかり、「上下方向の加速度  $A_z$  (G)」「歩行速度  $V_t$  (m/s)」から歩行中であることがわかる。また、右図および VIRB の撮影映像より、この区間は見通しが良い道路であり、交通状況もそれほど混雑はしていなかったことが確認された。以上より、(1) および (3) の区間での歩行挙動は「ただ歩いている」となる。

図-4 中の (2) は左図の「 $\psi$ : 首を横に振る」より左右確認など周囲の状況確認をそれほどしていないことがわかり、「上下方向の加速度  $A_z$  (G)」「歩行速度  $V_t$  (m/s)」から停止中であることがわかる。また、右図および VIRB の撮影映像より、この地点は全経路中唯一の信号交差点設置箇所であり、交通状況もそれほど混雑はしてい

なかったことが確認された。以上より、(2)の地点での歩行挙動は「ただ止まっている」となる。

図-4中の(4)は左図の「 $\psi$ :首を横に振る」より左右確認など周囲の状況確認をしていることがわかり、「上下方向の加速度  $A_z$  (G)」「歩行速度  $V_i$  (m/s)」から停止中であることがわかる。また、右図および VIRB の撮影映像より、この地点は見通しの悪い T 字路交差点の突き当たり手前であり、交差点進入前の左右確認が必要なことが確認された。以上より、(2)の地点での歩行挙動は「注意しながら止まっている」となる。

図-4中の(5)は左図の「 $\psi$ :首を横に振る」より左右確認など周囲の状況確認をしていることがわかり、「上下方向の加速度  $A_z$  (G)」「歩行速度  $V_i$  (m/s)」から歩行中であることがわかる。また、右図および VIRB の撮影映像より、この区間は見通しが悪い生活道路であり、自動車・自転車とのすれ違いや接触に注意が必要な状況であることが確認された。以上より、(5)の区間での歩行挙動は「注意しながら歩いている」となる。

#### 4. 歩行挙動判別モデルの構築

本章では、3.(3)で算定した歩行特性値と3.(4)で抽出した歩行挙動との関係をクラス判別問題として、ランダムフォレストによる歩行挙動判別モデルの構築と評価を行う。

ランダムフォレストは米国 UC バークレーの Breiman によって提案<sup>22)</sup>された多数の決定木を用いたアンサンブル学習の代表的手法であり、高い精度と過学習を起こしにくい特長から、多くの分野で用いられている。ランダムフォレストは回帰問題とクラス判別問題に適用可能であり、クラス判別問題では各決定木による多数決で最終的に属するクラスを決定する。ランダムフォレストのアルゴリズムを以下に示す。

1. 学習用データからランダムな復元抽出により N 組の訓練集合を作成する。なお、各訓練集合の抽出の際、元の学習用データの 1/3 は抽出対象から除外し、OOB (out-of-bag) データとして保存する
2. 個々の訓練集合を用いて枝刈りされていない最大の決定木を N 本作成する。このとき、各決定木の分岐のノードはランダムに選択された変数の中から OOB データを最も精度良く分類するものを選択する
3. 各決定木による N 通りの分類結果の中で最も多いものを最終的な結果として出力する

交通分野におけるランダムフォレストのクラス判別問題への適用事例としては、筆者らによるもの<sup>23),24),25),26)</sup>や中村ら<sup>4)</sup>によるものがある。

表-1 歩行挙動のクラス別・測定日別集計表

	1	2	3	4
2018-01-22	57250	300	350	150
2018-01-23	66086	200	2260	50
2018-01-24	61039	3239	100	3122
2018-01-25	53179	599	0	1572
2018-01-26	54304	1445	2501	300
2018-01-29	60738	962	1700	0
2018-01-31	57137	960	2461	250
計	409733	7705	9372	5444

1:ただ歩いている, 2:注意しながら歩いている,  
3:ただ止まっている, 4:注意しながら止まっている

##### (1) 歩行挙動ラベルの付値

3.(4)で述べた方法で歩行挙動を把握し、その結果を歩行挙動クラスラベルとしてデータに付値した。歩行挙動をクラス別・測定日別に集計した結果を表-1に示す。「1:ただ歩いている」が他の歩行挙動クラスと比較して圧倒的に多い不均衡データであることが分かる。

図-5は歩行挙動の空間分布を測定日別に示した図であり、図中の縦軸は緯度を、横軸は経度を表している。なお、表-1に示したようにデータ数が非常に多いため、同一地点で同一挙動のものが複数存在している場合、一つのみをプロットしている。この図より、「1:ただ歩いている」以外の歩行挙動クラスが測定される箇所は測定日毎の変化はあまりなく、出発直後の土崎駅周辺(北緯 39.760° 近辺)と秋田高専手前の住宅街で右左折を繰り返す生活道路(北緯 39.770° 近辺)に集中していることが分かる。ただし、1月24日は直進中(北緯 39.764° から 39.768°)でも周辺状況を確認しながら歩くことが多い。

##### (2) 学習用データと検証用データ

本章(1)節で歩行挙動クラスラベルを付置したデータのうち、半分を非復元ランダム抽出で抽出し、モデルの学習に用いる学習用データとする。また、残りの半分をモデルの評価に用いる検証用データとする。

##### (3) 歩行挙動判別モデルの構築

本節では、歩行特性値と歩行挙動との関係をクラス判別問題として、ランダムフォレストによる歩行挙動判別モデルの構築を行う。

入力には加速度  $A_x$ ,  $A_y$  および  $A_z$ , 角速度  $G_x$ ,  $G_y$  および  $G_z$ , 姿勢角  $\phi$ ,  $\psi$  および  $\theta$ , 歩行速度  $V$  の 10 変数からなる歩行特性値であり、出力は「1:ただ歩いている」「2:注意しながら歩いている」「3:ただ止まってい

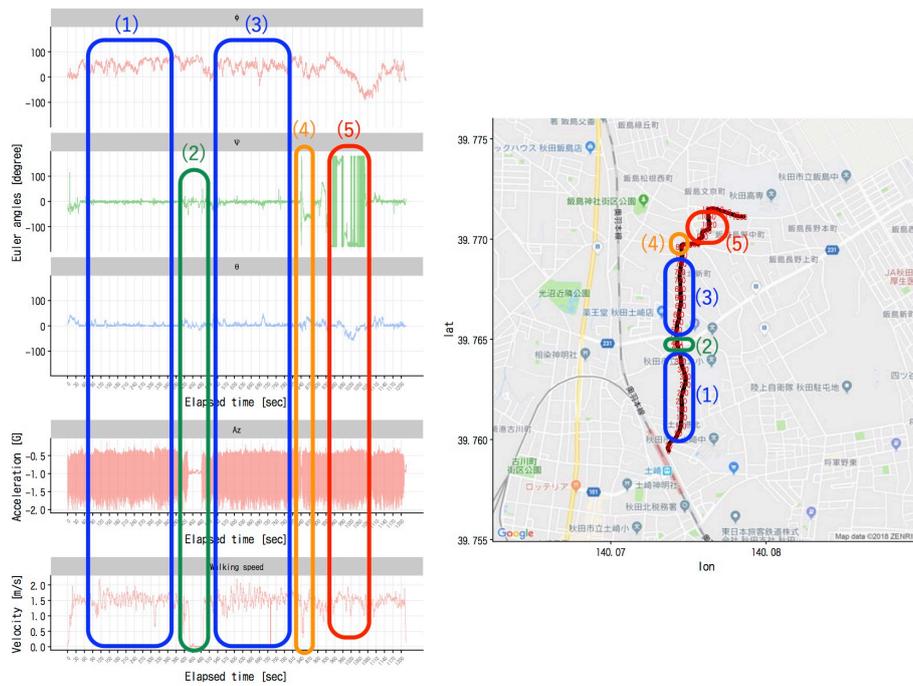
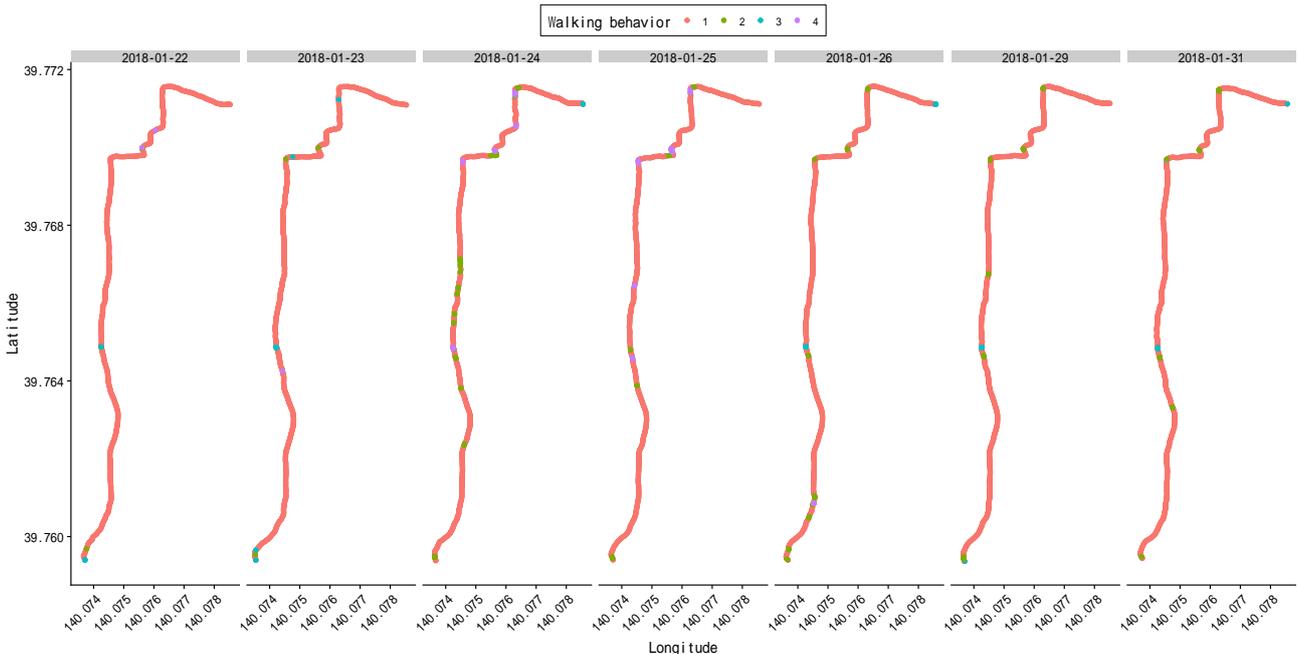


図-4 歩行挙動の把握



1：ただ歩いている，2：注意しながら歩いている，3：ただ止まっている，4：注意しながら止まっている

図-5 歩行挙動の日別空間分布状況

る」「4：注意しながら止まっている」の4種類の歩行挙動ラベルである。なお、計算には R<sup>19)</sup> の randomForest パッケージ<sup>27)</sup> に含まれる randomForest 関数を用い、パラメータは全て初期値のままとした。

図-6 に構築した RF モデルの変数重要度を示す。図中の mps は歩行速度を、theta・phi・psi はそれぞれ姿勢角  $\theta$ ・ $\phi$ ・ $\psi$  を表している。左図は OOB データを用いた予測結果から変数重要度を求めたもの、右図は決

定木作成時のノード分割におけるジニ係数の平均減少率から変数重要度を求めたものであり、どちらもグラフの点プロット位置が右側にあるほど判別精度に対する変数の重要度が高いことを表している。変数重要度の詳細は randomForest パッケージ<sup>27)</sup> のマニュアルまたは原論文<sup>22)</sup> を参照されたい。いずれも歩行速度が最も高い重要度を示し、Z 軸（鉛直）周りの角速度  $G_z$  や姿勢角がこれに続く結果となった。これは、歩いている

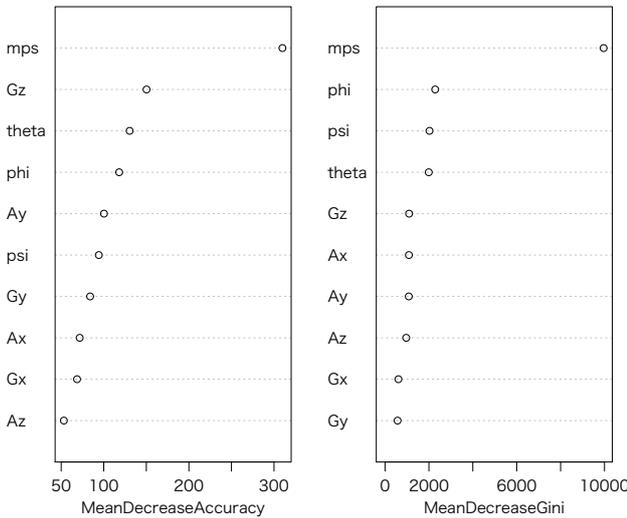


図-6 RF モデルの変数重要度

表-2 RF モデル混同行列 (検証用データ)

	観測			
	1	2	3	4
予測				
1	204782	919	1	394
2	7	2916	0	1
3	42	0	4647	34
4	3	1	0	2380

1:ただ歩いている, 2:注意しながら歩いている,  
3:ただ止まっている, 4:注意しながら止まっている

か止まっているかを判別するために歩行速度が, 注意しながらか否かを判別するために Z 軸 (鉛直) 周りの角速度  $G_z$  や姿勢角が重要であることを示すものと考えられる。

**(4) 歩行挙動判別モデルの評価**

本章 (3) 節で構築した歩行挙動判別モデルに, 学習に用いなかった検証用データ (歩行挙動クラスラベル以外) を入力し, 出力されたクラスラベルを判別結果とする。本節ではこの判別結果を用いてモデル全体に対する評価指標とクラス別評価指標を算出する。

**a) モデル全体に対する評価指標**

実際の観測結果を表す検証用データの歩行挙動クラスラベルと, モデルによる予測結果を表す判別結果をクロス集計した混同行列を表-2 に示す。表中の各要素はそれぞれ, 行番号がモデルによる予測結果の値, 列番号が観測結果の値であるケースの集計値となっている。対角要素はそれぞれの観測結果と RF モデルによる予測結果が一致したものであり, 正解である。対角要素

表-3 混同行列 (one versus all アプローチ)

	観測	
	正例	負例
予測		
正例	TP	FP
負例	FN	TN

の右方または上方の要素は, その要素の行に示されたラベルと予測されたものの, 実際にはその要素の列に示された観測結果に属するものであり, 不正解である。対角要素の左方または下方の要素は, その要素の行に示されたラベルと予測されたものの, 実際にはその要素の列に示された観測結果に属するものであり, 不正解である。

全体精度 (overall accuracy) は, 表-2 の対角要素の総和を全データ数で除して求められる。全データ数は列和の合計であるから, 次の計算により求められる。

$$\begin{aligned}
 \text{overall accuracy} &= \frac{204782 + 2916 + 4647 + 2380}{204834 + 3836 + 4648 + 2809} \\
 &= 0.994
 \end{aligned}$$

各クラスの精度の平均を取った平均精度 (average accuracy) は各クラスのデータ数の違いを考慮せず, 各クラスの精度を平等に扱った場合の全体の精度を表し, 次の計算により求められる。

$$\begin{aligned}
 \text{average accuracy} &= \frac{1}{4} \left( \frac{204782}{204834} + \frac{2916}{3836} + \frac{4647}{4648} + \frac{2380}{2809} \right) \\
 &= 0.902
 \end{aligned}$$

**b) クラス別評価指標**

クラス別の精度評価指標は”one versus all”アプローチにより算出する。 ”one versus all”アプローチとは, 表-2 に示したクラスラベルおよび判別結果をクラス別に「正例: そのクラスに属する」または「負例: 他のクラスに属する」という二値分類で再集計し, 各種の精度指標を計算する方法論である。 表-3 に”one versus all”アプローチにおける混同行列を示す。表中の TP は true positive (真陽性) の略記であり, 実際に正例であるものを正例と正しく予測した場合 (正解) を表している。 FP は false positive (偽陽性) の略記であり, 実際には負例であるものを正例と誤って予測した場合 (不正解) を表している。 FN は false negative (偽陰性) の略記であり, 実際には正例であるものを負例と誤って予測した場合 (不正解) を表している。 TN は true negative (真陰性) の略記であり, 実際に負例であるものを負例と正しく予測した場合 (正解) を表している。

表-4 歩行挙動クラス別評価指標

評価指標	観測			
	1	2	3	4
<i>Precision</i>	0.994	0.997	0.984	0.998
<i>Recall</i>	1.000	0.760	1.000	0.847
<i>F-measure</i>	0.997	0.863	0.992	0.917

表-4 に”one versus all”アプローチにより求めたクラス別の精度評価指標を示す。それぞれの指標の算出方法および用途は以下のとおりである。

適合率 (*Precision*, 式 (13)) は正例と予測したデータのうち、実際に正例であるものの割合であり、偽陽性 *FP* を低く抑えたい場合に用いる指標である。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

再現率 (*Recall*, 式 (14)) は実際に正例であるもののうち、正例であると予測されたものの割合であり、偽陰性 *FN* を低く抑えたい場合に用いる指標である。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

適合率と再現率は経験的にトレードオフの関係にあることが知られており、両方の値を高く保つことは困難である。このトレードオフの関係に対してそのバランスを見る値として *F* 値 (*F* 尺度, *F-measure*) があり、*Precision* と *Recall* の調和平均で定義される (式 (15))。

$$\frac{1}{F\text{-measure}} = \frac{1}{2} \left( \frac{1}{Recall} + \frac{1}{Precision} \right)$$

$$F\text{-measure} = \frac{2Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (15)$$

## (5) 考察

本節では前節で示した各評価指標を用いて、構築したモデルの評価を行う。

### a) モデル全体に対する評価

全体精度は *overall accuracy* = 0.994 と非常に高い。このような場合には一般に学習用データに対するモデルの過適合が疑われるが、評価には学習用データとは異なる検証用データを用いていることから、この疑いは退けられる。

ただし、本章 (1) 節で指摘したとおり、本研究で用いたデータセットは「1:ただ歩いている」クラスが圧倒的に多い不均衡データであるため、このクラスの判別に特化したモデルであっても全体精度は高くなりうる。そこでクラス間のデータ数の多寡を考慮しない平均精度に着目すると、*average accuracy* = 0.902 である。全体

精度と比較すれば低いが、十分に高い精度である。従って、構築したモデルは「1:ただ歩いている」クラスの判別に特化したモデルというわけではないといえる。

以上より、モデル全体に対する評価指標の観点からは、本研究で構築したモデルは非常に高い判別能力を示していることが明らかとなった。

### b) クラス別評価

適合率はいずれのクラスでも 0.98 を超えており、非常に高い。適合率が高いということは、偽陽性が相対的に低いということであり、実際には負例であるものを誤って正例と予測する確率が低いことを表している。従って、いずれのクラスにおいても、実際にはそのクラスに属さないものを誤ってそのクラスに属すると誤判別する確率は低い。

一方、再現率は「1:ただ歩いている」クラスと「3:ただ止まっている」クラスで 1.000 であり、「2:注意しながら歩いている」クラスでは 0.760 と最も低く、「4:注意しながら止まっている」クラスでは 0.847 だった。再現率が高いということは、偽陰性が相対的に低いということであり、実際には正例であるものを誤って負例と予測する確率が低いことを表している。従って、「1:ただ歩いている」クラスと「3:ただ止まっている」クラスでは、実際にはそのクラスに属さないものを誤ってそのクラスに属すると誤判別する恐れはほぼない。しかし、「2:注意しながら歩いている」クラスと「4:注意しながら止まっている」クラスではこのような誤判別をする可能性が残る。クラス別の再集計を行う前の表-2 の 1 行 2 列目と 1 行 4 列目の要素はそれぞれ、実際には「2:注意しながら歩いている」クラスであるものを誤って「1:ただ歩いている」クラスであると誤判別したものと、実際には「4:注意しながら止まっている」クラスであるものを誤って「1:ただ歩いている」クラスにおける誤判別の大半を占めている。以上より、このモデルには「注意しながら歩く・止まる」行動を「ただ歩いている」と誤って判別する傾向があることが明らかとなった。1. 章で述べたとおり、本研究は歩行者挙動を把握することが利用者視点での道路環境・交通環境の現状把握に貢献すべく行ったものであり、この「見過ごし」は改善が必要である。

先述の通り、適合率と再現率にはトレードオフの関係があり、そのバランスを表す指標が *F* 値である。いずれのクラスも適合率・再現率ともに高い水準でバランスが取れているといえるが、「2:注意しながら歩いている」クラスでは 0.863 と他のクラスに比べるとやや低い。

以上より、クラス別評価指標からは、本研究で構築したモデルはクラス 1 とクラス 3 に対して非常に高い

判別能力があり、クラス 4 に対しても高い判別能力を示した。ただし、クラス 2 に対する判別能力は改善が必要である。

## 5. おわりに

本研究は、センサ技術を活用して生活道路における歩行者挙動を把握することが利用者視点での道路環境・交通環境の現状把握に貢献し、ひいては効果的な交通安全対策の立案に貢献するとの動機づけのもと、眼鏡型ウェアラブルデバイスである JINS MEME に搭載されている加速度センサ・ジャイロセンサによって測定されたセンサデータから通学時の歩行挙動特性を把握することを目的として研究を行った。具体的には、1) センサデータをもとに歩行挙動特性値を算出、2) 歩行挙動特性値の可視化結果および撮影映像をもとに歩行挙動を抽出、3) センサデータに歩行挙動ラベルを付値、4) ランダムフォレストにより歩行挙動特性値を入力、歩行挙動ラベルを出力とする歩行挙動判別モデルを構築、5) 各種評価指標による歩行挙動判別モデルの評価を行った。

本研究の成果は以下の 2 点である。

1. 眼鏡型ウェアラブルデバイス搭載センサを用いて歩行挙動を把握する方法を提案した
2. 検証用データに対して全体精度で 0.994、平均精度で 0.902 と高い判別能力を示す歩行挙動判別モデルを構築した

今後の課題は大きく分けて 2 つある。1 つはデータ収集方法における課題であり、

- 被験者が一人のみであり、データに被験者依存が含まれる可能性が高い。被験者を増やして、個人間の異質性を考慮した分析を行う必要がある
- データの収集が冬期間であり、路面状況等が影響している可能性がある。非積雪期のデータ収集を行い、比較検討を行う必要がある

もう 1 つはモデルの改善に関する課題であり、

- ランダムフォレスト以外の分析手法との比較検討
- 不均衡データの扱いの検討
- パラメータ最適化の実施
- 心拍数の活用方法の検討
- 「2: 注意しながら歩いている」クラスの再現率改善

今後の展望として、以下の 3 点が挙げられる。

1. 通学者の視点を取り入れた交通安全対策の立案に寄与すべく、通学路における緊急合同点検結果との比較検討を実施する
2. 高齢者にとっての雪道や子育て環境としての道路など、ユニバーサルデザインの観点からの道路評価への展開
3. 電線地中化の際に地上に残る電気 BOX などの撤去

の効果把握など、歩行者視点での道路の質的改善評価への応用

**謝辞:** 本研究の一部は、JSPS 科研費 JP18K04400 の助成を受けて実施した。

## 参考文献

- 1) 国土交通省道路局: 通学路の交通安全対策, <http://www.mlit.go.jp/road/sesaku/tsugakuro.html>, 閲覧日: 2018-07-08.
- 2) 内閣府中央交通安全対策会議: 第 10 次交通安全基本計画, <http://www8.cao.go.jp/koutu/kihon/keikaku10/index.html>, 閲覧日: 2018-07-08.
- 3) 北村清州, 中嶋康博, 牧村和彦: プローブパーソン調査による交通行動データ収集・活用的高度化, 2005.
- 4) 中村英夫, 宮下浩一, 羽藤英二, 岸井隆幸: パーソントリップ調査のための加速度センサを活用した Random Forest による移動手段推定手法, 交通工学論文集, Vol. 1, No. 5, pp. 10-18, 2015.
- 5) 一般財団法人 ITS サービス高度化機構: ETC2.0 の新サービス, <https://www.go-etc.jp/etc2/etc2/service.html>, 閲覧日: 2018-07-08.
- 6) 株式会社ジンズ: JINS MEME RUN, <https://jins-meme.com/ja/run/>, 閲覧日: 2018-07-08.
- 7) 薄井智貴, 坂匠, 山本俊行: ウェアラブルメガネを用いた視線方向の推定に関する一考察, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2016) シンポジウム論文集, 情報処理学会, pp. 1172-1174, 2016.
- 8) 石丸翔也, クンツェカイ, 黄瀬浩一: 眼電位を用いたみんなのための眼球運動認識, 信学技報, Vol. 114(230), pp. 45-48, 2014.
- 9) 木佐吾吾, 堀内匡: ウェアラブルセンサを用いた頭部動作認識システムの構築, 知能と情報, Vol. 28, No. 6, pp. 986-991, 2016.
- 10) 森本哲郎, 白浜勝太, 井村龍哉, 石井岳, 上善恒雄: 運転者の疲労度への自動車運転状態の影響を発見するための時系列データの分析, データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM 2016), 2016.
- 11) 塩見康博, 湯浅雅人: 高速道路における一般ドライバーの運転挙動特性の個人内変動と異質性, 土木計画学研究・講演集, Vol. 56, pp. CD-ROM, 2017.
- 12) 塩見康博, 湯浅雅人: 高速道路における一般ドライバーの運転挙動特性の個人内変動と異質性, 高速道路と自動車, Vol. 60, No. 10, pp. 40-46, 2017.
- 13) 多田昌裕, 納谷太, 岡田昌也, 野間春生, 鳥山朋二, 小暮潔: 無線加速度センサを用いた模範運転動作からの逸脱検出, 人工知能学会論文誌, Vol. 23, No. 3, pp. 105-116, 2008.
- 14) 多田昌裕: 装着型センサを用いた運転技能自動評価システムとその応用, 自動車技術, Vol. 64, No. 10, pp. 66-71, 2010.
- 15) 多田昌裕, 岡田昌也, 蓮花一己: 装着型センサを用いた高齢運転者・自転車・歩行者の行動特性分析, 生体医工学, Vol. 54, No. 3, pp. 129-134, 2016.
- 16) 渡辺美穂, 羽藤英二: 移動軌跡に着目した都市空間の歩行速度分析, 都市計画論文集, Vol. 42, No. 3, pp. 535-540, 2007.
- 17) O.H. Madgwick, S.: An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays, Technical report, University of Bristol, 2010.
- 18) Madgwick, S. O. H., Harrison, A. J. L. and Vaidyanathan, R.: Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm, 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, pp. 1-7, 2011.

- 19) R Core Team: R: A Language and Environment for Statistical Computing, <http://www.r-project.org>, 2017.
- 20) Gama, J., Maximov, V. and O.H. Madgwick, S.: RAHRS: Data Fusion Filters for Attitude Heading Reference System (AHRS) with Several Variants of the Kalman Filter and the Mahoney and Madgwick Filters, <https://cran.r-project.org/package=RAHRS>, 2015.
- 21) Kahle, D. and Wickham, H. : ggmap: Spatial Visualization with ggplot2, *The R Journal*, Vol. 5, No. 1, pp. 144–161, 2013.
- 22) Breiman, L. : Random forests, *Machine Learning*, Vol. 45, pp. 5–32, 2001.
- 23) 長谷川裕修, 内藤利幸, 有村幹治, 田村亨: アンサンブル学習による交通機関選択モデルの構築とその評価, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 68, No. 5, pp. 773–780, 2012.
- 24) Hasegawa, H., Arimura, M. and Tamura, T.: Hybrid Model of Random Forests and Genetic Algorithms for Commute Mode Choice Analysis, *Proceedings of The Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol. 9, pp. 123–136, 2013.
- 25) Rashidi, T. H. and HASEGAWA, H.: A simultaneous system of models for disaggregate trip generation, mode choice and destination, *The 41st European Transport Conference*, Vol. 41, 2013.
- 26) Rashidi, T. H. and HASEGAWA, H.: Innovative Simultaneous System of Disaggregate Models for Trip Generation, Mode, and Destination Choice, *Transportation Research Board 93rd Annual Meeting*, 2014.
- 27) Liaw, A. and Wiener, M. : Classification and Regression by randomForest, *R News*, Vol. 2, No. 3, pp. 18–22, 2002.