

サドルカバー型センサを用いた 自転車運転時の状況認識システム

奥川 遼¹ 村尾和哉² 寺田 努^{1,3} 塚本昌彦¹

概要: 近年、健康意識や環境問題への関心の高まりから自転車を利用する人が増えている。特に、長距離ツーリングや市民レースなどスポーツとしての自転車が人気を集め、サイクルスポーツに対する関心は年々高まっている。多くのスポーツバイクのユーザは、走行中にケイデンスや道路勾配といった情報を取得するために複数のセンサを自転車に取り付けるが、多数のセンサを設置することはコストや重さの観点から不利である。そこで、本研究ではケイデンスや道路勾配を含む自転車乗車時のさまざまなコンテキストを認識するサドルカバー型センサを設計し、提案する状況認識システムはサドル表面に8個の圧力センサと1個の3軸加速度センサを搭載したサドルカバー型センサから得られたサドル表面にかかる圧力分布と加速度値を用いて自転車コンテキストを認識するシステムを設計・実装する。評価実験の結果、ケイデンスの算出、路面上の突起の検出、3種類の道路勾配の認識、および3種類のハンドルを握る位置の認識が可能であることを確認した。得られたコンテキストを地図上にマッピングし、効果的なトレーニングコースを作成することに応用できると考えられる。

キーワード: ペダリング, 状況認識, 圧力センサ, 加速度センサ

RYO OKUGAWA¹ KAZUYA MURAO² TSUTOMU TERADA^{1,3} MASAHIKO TSUKAMOTO¹

1. はじめに

近年、環境問題への対策や健康ブームの影響を受けて自転車の人気が高まっている。自転車の利用形態としては、通学や通勤、買い物など日常生活で使用する街乗りと、長距離ツーリングや旅行などの余暇活動、市民レースなどスポーツとしての利用がある。特に、健康意識の高まりとともにダイエット、リハビリテーションへの応用も進み、自転車のスポーツとしての利用が注目されている。2014年の自転車の販売台数におけるスポーツ車の割合は16.4%であり、2001年の1.8%から大幅に増加していることからサイクルスポーツに対する関心が高まっていることが確認できる [1]。多くのスポーツバイクのユーザは走行中にケイデンスや道路勾配といった情報を取得するためにセンサ

を自転車に取り付けるが、取得したい情報に対応するセンサを設置しなければならず、複数のセンサを搭載する必要がある。自転车上の限られた空間に多数のセンサを設置するのは物理的な制限に加えて、コストの面からも容易ではない。また、軽量化が求められるサイクルスポーツにおいては重さの観点からも不利である。

そこで本研究では、自転車のサドルにかかる圧力および加速度を取得可能なサドルカバー型センサを開発し、ケイデンスや道路勾配を含む自転車乗車時のさまざまなコンテキスト（自転車コンテキスト）を認識するシステムを提案する。本サドルカバー型センサではサドル表面に圧力センサ、サドル下に3軸加速度センサを設置し、走行中のサドル表面にかかる圧力分布と加速度値の変化からケイデンス、路面状況、路面状況、ハンドルを握る位置を認識する。システムはサドル上で完結しており、導入が容易である。

以降、2章では関連研究を紹介する。3章では設計および実装した自転車運転時の状況認識システムについて説明する。4章で評価実験について述べ、最後に5章で本研究のまとめを行う。

¹ 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Kobe University

² 立命館大学情報理工学部
College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

³ 科学技術振興機構さきがけ
PRESTO, Japan Science and Technology Agency

2. 関連研究

本章では、自転車乗車時の状況認識に関する研究を紹介する。自転車にセンサを装着した先行研究としては、Eisenman らによる BikeNet[2] や山中らのプローブバイシクル [3] が挙げられる。BikeNet は走行速度や走行距離などの自転車に関する情報に加え、空気汚染レベルや騒音レベルなどの環境情報を同時に収集するシステムで、スマートフォンおよび9種類のセンサを自転車に搭載している。プローブバイシクルは日常で使用するシティサイクルをベースに安全感評価モデルを生成するために走行環境を計測するシステムである。いずれの研究も自転車本体に加速度センサやサイクルコンピュータなど多数のセンサを装着し、調査を行っている。一般利用を想定した場合、多数のセンサを自転車に設置することはコスト面から容易ではなく、また軽量化が求められるサイクリングスポーツにおいては重さの観点からも不利である。Kobana ら [4] は、ユーザのポケット内にあるスマートフォンに内蔵された加速度センサを用いて路面の異常箇所を検知する手法を提案しているが、ケイデンスや道路勾配などのサイクリストに必要な指標の推定までは行っていない。そこで本研究では、自転車のサドル部のみに圧力センサ、加速度センサを設置し、容易に導入可能なサドルカバー型センサを設計する。また、ケイデンス、道路勾配、路面状況、ハンドルを握る位置の自転車コンテキストを認識する手法を提案する。

3. 自転車運転時の状況認識システム

本章では、スポーツバイクユーザのためのサドルカバー型センサの設計および自転車コンテキストを認識するシステムについて述べる。

3.1 想定環境

多くのサイクリストはパフォーマンスを向上させるために自転車運転時にケイデンスや道路勾配などの情報を参照するが、それらの情報に対応する複数のセンサを設置しなければならない。本研究では、サドルカバー型センサを開発し、ケイデンスや路面上の突起、道路勾配、ハンドルを握る位置といった自転車コンテキストを取得するシステムを構築する。路面の突起は快適な走行を阻害するだけでなく、けがや事故の原因にもなる。また、スポーツバイクにはドロップハンドルとよばれる複数の持ち手がついた特殊なハンドルが装着されており、サイクリストは道路勾配やコースによって持ち手を最適なポジションに変え、出力が大きくなるようにペダリングを行う。これらの情報を記録することで理想的なサイクリングコースやトレーニングルートの作成を支援することを想定している。

3.2 システム構成

システム構成を図 1 に示す。自転車のサドルに設置した圧力センサおよび加速度センサで自転車運転時のデータを取得し、SD カードに記録する。走行後、保存したデータを PC で解析する。圧力センサの値からケイデンスを算出し、加速度センサの値から路面状況を認識する。圧力データと加速度データから特徴量を抽出し、あらかじめ学習したデータに基づき機械学習によって道路勾配およびハンドルポジションを認識する。

3.3 サドルカバー型センサ

自転車運転時のサドルにかかる圧力分布を取得するため、スポーツバイクの一種であるロードレーサ (FURBO, GIOS, Italy) のサドル上に8個の圧力センサ (FSR402, Interlink Electronics Inc., US) を図 2 に示すように設置する。8個の圧力センサを図 3 に示すようにそれぞれ sensor0 から sensor7 とする。圧力センサは直径 12.7[mm]、力の感圧範囲は 1~100[N]、圧力の感圧範囲は 0.1~10[kg/cm²] であり、計測した圧力に応じた電圧が出力される。サンプリング周波数は 10[Hz] に設定した。図 3 に示すように、自転車の直進方向に対して右向きを X 軸、鉛直上向きを Y 軸、直進方向後ろ向きを Z 軸とし、サドルの左右の中央および最前部を原点としたときの各センサの設置位置の座標 (X, Z) は図に示すとおりである。

また、自転車の加速度を計測するために、サドルの下に3軸加速度センサ (KXR94-2050, Kionix Inc., US) を設置する。加速度センサの測定範囲は -2.0~2.0[G] で、サンプリング周波数は 10[Hz] に設定した。サドル下には電源となるモバイルバッテリー、制御用マイコンとして Arduino Nano、取得したデータを記録する SD カードを設置している。図 4 に示すようにシステムはすべてサドルで完結しており、提案システムは既存のサドルと交換するだけで導入可能である。

3.4 自転車コンテキスト認識手法

本節では、提案する自転車運転時の状況認識システムにおける、ケイデンスの算出、路面状況の認識、道路勾配の認識、およびハンドルの握り方の認識の手法について述べる。以降では、時刻 t における sensor0 から sensor7 の値をそれぞれ $P_0(t)$ から $P_7(t)$ 、X 軸、Y 軸、Z 軸の加速度値を $a_x(t)$ 、 $a_y(t)$ 、 $a_z(t)$ とする。

3.4.1 ケイデンスの算出

ペダリング中、ユーザからサドルへかかる圧力はペダルの回転と同じ周期で生じると考えられる。また、スポーツバイクのサドルの面積は小さく、サドルへの着座位置は多少の好みはあるがユーザによって大きく変わることは考えにくい。Fujimaki らの研究 [5] によると、着座時は坐骨の位置に最も大きな圧力が現れることを示している。サドル

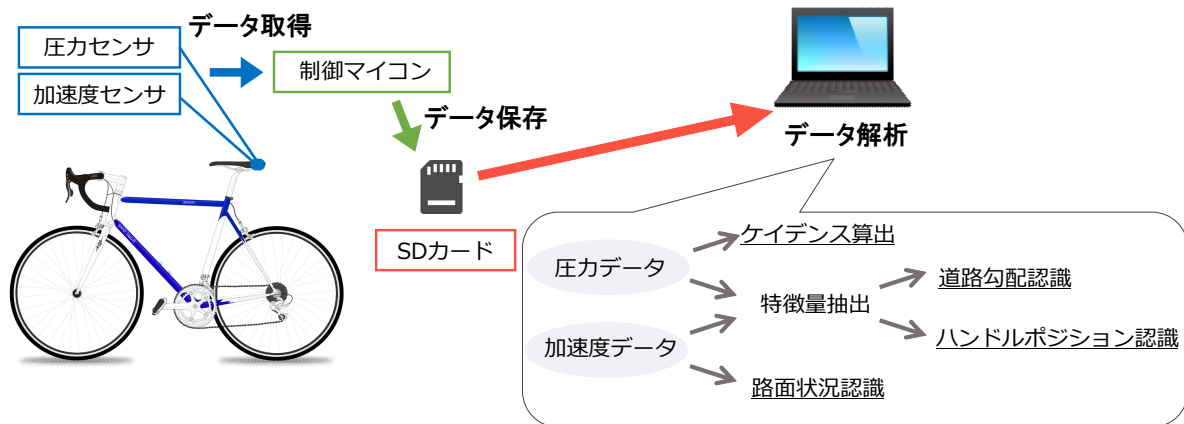


図 1 自転車運転時の状況認識システムの構成

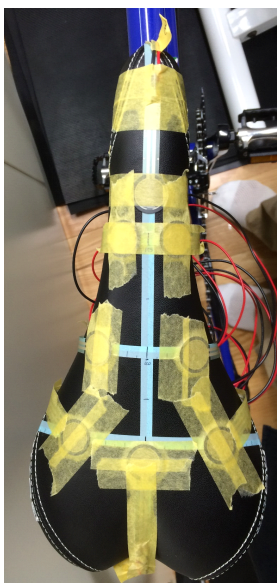


図 2 サドル上の圧力センサ

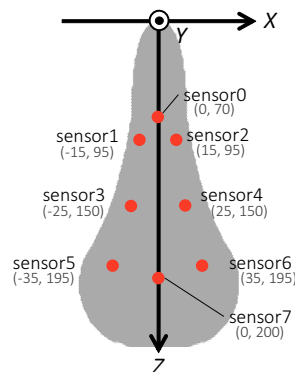


図 3 圧力センサの ID

に着座する際も坐骨の位置に大きな圧力が加わるため、坐骨の下に位置する sensor5 および sensor6 が大きく反応すると考えられる。ただし、通常、自転車は車道の左側を走行し、後方確認などの動作はすべて右側から行うため、その影響を受けにくいサドルの左側に設置した sensor5 の値の変化からケイデンスを算出する。sensor5 の生データには路面から受けた振動により生じたピーク値が含まれるため、ペダリングにより発生したピーク値のみを検出する必要がある。路面からの振動などペダリング以外の原因で生じた圧力値の変化は小さいため、幾何平均 (相乗平均) を求めることでその影響を小さくし、ペダリングにより生じたピーク値のみを取り出す。時刻 t における幾何平均 $P_{gm}(t)$ を以下のように計算し、 $P_{gm}(t)$ のピーク値の周期からケイデンスを算出する。なお、 n はウィンドウサイズを表す。

$$P_{gm}(t) = \sqrt[n]{\prod_{i=0}^{n-1} P_5(t-i)} \quad (1)$$

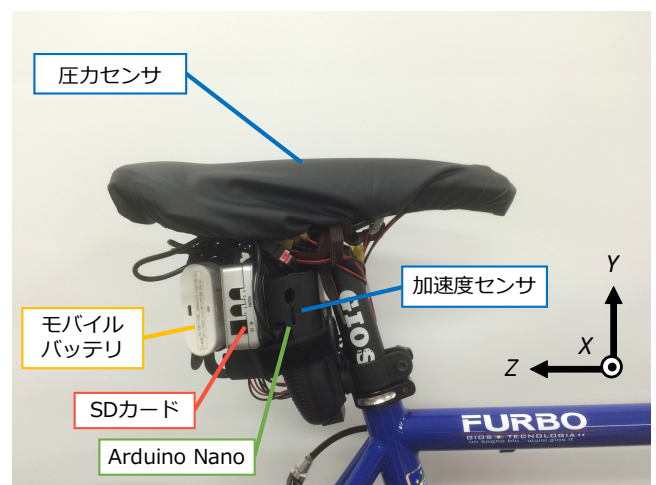


図 4 サドルカバー型センサの外観

予備実験の結果から本システムでは $n=3$ を用いる。仮に、ケイデンスが 150[rpm] と高速なペダリングの場合においてもペダリングの間隔は $\frac{60}{150} = 0.4[s]$ であり、サンプリング周波数が 10[Hz] のためウィンドウは 0.3[s] となり、 P_5 のピーク値が検出可能である。図 5 に P_5 および P_{gm} の波形の例を示す。図より、 P_5 に含まれる振動によって生じたピークが消え、 P_{gm} の波形ではペダリングの周期でピーク値が現れていることがわかる。

$P_{gm}(t-1) < P_{gm}(t-2)$ かつ $P_{gm}(t-1) < P_{gm}(t)$ を満たす t の時間間隔を $\Delta t_{peak}[s]$ とすると、ケイデンス $cadence[rpm]$ は以下の式で算出される。

$$cadence = \frac{60}{\Delta t_{peak}} \quad (2)$$

3.4.2 路面の突起の検出

本研究では路面上に存在する鉛直上向き方向の突起を「ステップ」と定義する。ステップは快適な走行を妨害する一因であり、提案システムはステップの検出を行う。具体的な検出方法を以下に述べる。ステップを通過すると鉛直方向 (Y 軸方向) の加速度に大きな変化が生じるため、次式によって得られる t における $a_y(t)$ の分散値 $Var_{a_y}(t)$

を算出することでステップを検出する．ただし， $Ave_{a_y}(t)$ は a_y の平均値， n は計算のウィンドウサイズを表す．

$$Ave_{a_y}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \{a_y(t-i)\} \quad (3)$$

$$Var_{a_y}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \{a_y(t-i) - Ave_{a_y}(t)\}^2 \quad (4)$$

Var_{a_y} が閾値 α を時間 β 超えたとき，ステップと判断する．本研究では予備実験の結果より α ， β はそれぞれ $0.24[G^2]$ ， $0.6[s]$ を用い， n は5とした．

3.4.3 道路勾配の認識

道路勾配を「登り」，「下り」，「平地」の3種類に分類するために，事前に取得した各道路勾配ごとの学習データから12種類の特徴量を計算し，機械学習アルゴリズムの一種であるJ48による分類器の生成を行う．その後，事前に生成した分類器を用いてセンサデータから道路勾配の認識を行う．

道路勾配の認識にはペダリングの状態を表す12種類の特徴量を用いる．12種類の特徴量は，圧力分布に着目した10種類の特徴量および加速度に着目した2種類の特徴量から構成される．12種類の特徴量 $F_1(t)$ から $F_{12}(t)$ のには次式に従って計算される圧力センサ sensor0 から sensor7 の総和 $P_{all}(t)$ ，サドル前部，中央部，後部，左側，右側の圧力センサの総和 $P_{front}(t)$ ， $P_{middle}(t)$ ， $P_{rear}(t)$ ， $P_{left}(t)$ ， $P_{right}(t)$ ，加速度の合成値 $A_{comp}(t)$ を用いる．

$$P_{all}(t) = \sum_{i=0}^7 P_i(t) \quad (5)$$

$$P_{front}(t) = P_0(t) + P_1(t) + P_2(t) \quad (6)$$

$$P_{middle}(t) = P_3(t) + P_4(t) \quad (7)$$

$$P_{rear}(t) = P_5(t) + P_6(t) + P_7(t) \quad (8)$$

$$P_{left}(t) = P_1(t) + P_3(t) + P_5(t) \quad (9)$$

$$P_{right}(t) = P_2(t) + P_4(t) + P_6(t) \quad (10)$$

$$A_{comp}(t) = \sqrt{a_x^2(t) + a_y^2(t) + a_z^2(t)} \quad (11)$$

特徴量 $F_1(t)$ ， $F_2(t)$ はサドル全体にかかる圧力の変化を表す． $F_1(t)$ は $P_{all}(t)$ の平均値， $F_2(t)$ は $P_{all}(t)$ の最大値として以下の式に基づいて計算する．

$$F_1(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t P_{all}(i) \quad (12)$$

$$F_2(t) = \max\{P_{all}(t-(n-1)), P_{all}(t-(n-2)), \dots, P_{all}(t)\} \quad (13)$$

特徴量 $F_3(t)$ ， $F_4(t)$ はサドル前部にかかる圧力の変化を表す． $F_3(t)$ は $P_{front}(t)$ の最大値， $F_4(t)$ は $P_{front}(t)$ の最

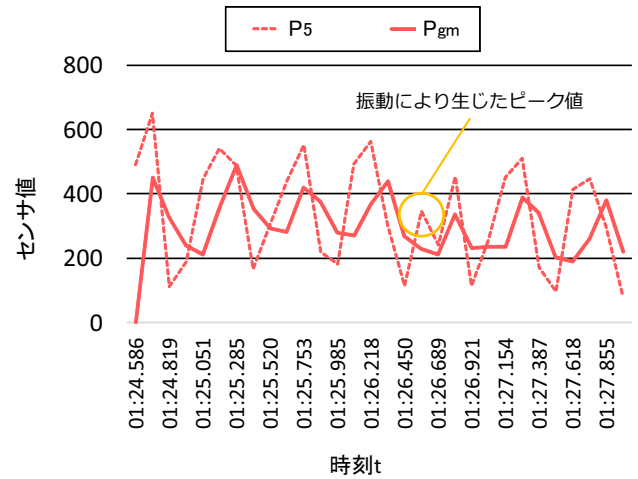


図5 P_5 および P_{gm} の波形の例

小値として以下の式に基づいて計算する．

$$F_3(t) = \max\{P_{front}(t-(n-1)), P_{front}(t-(n-2)), \dots, P_{front}(t)\} \quad (14)$$

$$F_4(t) = \min\{P_{front}(t-(n-1)), P_{front}(t-(n-2)), \dots, P_{front}(t)\} \quad (15)$$

特徴量 $F_5(t)$ ， $F_6(t)$ はサドル中部および後部にかかる圧力の変化を表す． $F_5(t)$ は $P_{middle}(t)$ の最大値， $F_6(t)$ は $P_{rear}(t)$ の最小値として以下の式に基づいて計算する．

$$F_5(t) = \max\{P_{middle}(t-(n-1)), P_{middle}(t-(n-2)), \dots, P_{middle}(t)\} \quad (16)$$

$$F_6(t) = \min\{P_{rear}(t-(n-1)), P_{rear}(t-(n-2)), \dots, P_{rear}(t)\} \quad (17)$$

特徴量 $F_7(t)$ ， $F_8(t)$ はサドル左側にかかる圧力の変化を表す． $F_7(t)$ は $P_{left}(t)$ の最大値， $F_8(t)$ は $P_{left}(t)$ の平均値として以下の式に基づいて計算する．

$$F_7(t) = \max\{P_{left}(t-(n-1)), P_{left}(t-(n-2)), \dots, P_{left}(t)\} \quad (18)$$

$$F_8(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t P_{left}(i) \quad (19)$$

特徴量 $F_9(t)$ ， $F_{10}(t)$ はサドル右側にかかる圧力の変化を表す． $F_9(t)$ は $P_{right}(t)$ の最大値， $F_{10}(t)$ は $P_{right}(t)$ の分散値として以下の式に基づいて計算する．

$$F_9(t) = \max\{P_{right}(t-(n-1)), P_{right}(t-(n-2)), \dots, P_{right}(t)\} \quad (20)$$

$$F_{10}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \left\{ P_{right}(t-i) - \frac{1}{n} \sum_{j=t-n+1}^t P_{right}(j) \right\}^2 \quad (21)$$

特徴量 $F_{11}(t)$, $F_{12}(t)$ は加速度の変化を表す. $F_{11}(t)$ は $A_{comp}(t)$ の最大値, $F_{12}(t)$ は $A_{comp}(t)$ の最小値として以下の式に基づいて計算する.

$$F_{11}(t) = \max\{A_{comp}(t-(n-1)), A_{comp}(t-(n-2)), \dots, A_{comp}(t)\} \quad (22)$$

$$F_{12}(t) = \min\{A_{comp}(t-(n-1)), A_{comp}(t-(n-2)), \dots, A_{comp}(t)\} \quad (23)$$

3.4.4 ハンドルを握る位置の認識

スポーツバイクにはドロップハンドルとよばれる複数の持ち手がついた特殊なハンドルが装着されており, サイクリストは道路勾配やコースによって持ち手を最適なポジションに変え, 出力が大きくなるようにペダリングを行う. ドロップハンドルを握る位置 (以降, ハンドルポジション) は図 6 に示す「ブラケット」, 「フラット」, 「ドロップ」の 3 種類に分けられる. それぞれのハンドルポジションは以下に述べる特徴をもつ.

- ブラケット
基本のポジションであり, 主に通常の平地走行時のペダリングに用いられる.
- フラット
主に登りのときに用いられ, 姿勢が高くなるためブラケットポジションと比較してサドルに大きな力が加わる.
- ドロップ
主に下りのときや平地の加速時に用いられ, ハンドルにかかる体重の比重が大きくなるため, サドルへかかる圧力は小さくなる.

ハンドルポジションの情報を記録することで理想的なサイクリングコースやトレーニングルートの作成を支援できると考えており, 提案システムは事前にハンドルポジション別に取得した学習データから, 3.4.3 項で述べた 12 種類の特徴量を計算し, 機械学習アルゴリズムの一種である J48 を学習し, 3 種類のハンドルポジションを認識する.

4. 評価実験

提案する自転車コンテキスト認識手法を実車環境で適用し, 評価実験を行った. なお, 本実験は神戸大学大学院工学研究科の研究倫理審査委員会の承認を得て行った.

4.1 実験内容

本実験では, 以下に示す条件の下でサイクルスポーツ経

験歴 5 年のサイクリスト 2 名からデータを採取した.

- ケイデンス
路面が滑らかな平地で, ブラケットポジションでペダリングを行った. ケイデンス 60, 90[rpm] の 2 種類に対して, 各ケイデンスを一定に維持してペダリングが安定してから 5 秒間のデータを 3 セット分採取した. ケイデンスは走行直前に 120, 180[bpm] のメトロノームのクリック音を聴くことで一定に維持した. 以下の実験でもケイデンスの指示はこの方法で行った.
- 路面状況
路面が滑らかな平地に設置されたステップをケイデンス 90[rpm] で 6 回通過した. 実験で用いたステップは図 7 に示す高さ 10[cm], 奥行 150[cm] のハンプとよばれる減速装置である.
- 道路勾配
平均勾配 10% の滑らかな坂道を登るときと下るとき, ペダリングが安定してから 5 秒間のデータを登り下りそれぞれ 3 セット分採取した. なお, 道路勾配に応じて適切なケイデンスやハンドルポジションは変化するため, 本実験では被験者の好みのケイデンス, ハンドルポジションを用いた.
- ハンドルポジション
路面が滑らかな平地で, ハンドルポジションをブラケット, フラット, ドロップの 3 種類についてデータを採取した. ケイデンス 90[rpm] を維持し, ペダリングが安定してからそれぞれ 5 秒間のデータを 3 セット分採取した.

データ取得の際は, ハンドルの中央に位置するステム部に設置した全天球カメラ (RICOH THETA m15, RICOH, Japan) で路面状況, およびペダリングの様子を記録した. カメラ映像を用いて目視により取得したデータから対象動作のデータを切り出した. 解析には機械学習ソフトウェアである Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) [6] を使用し, 10 分割交差検証法によりデータ検証した.

4.2 結果と考察

ケイデンスの計算について, 2 名の被験者の実際のケイデンスと提案システムで計算したケイデンスの結果より, 計算過程の丸め誤差を考慮して, 実際のケイデンスと結果のケイデンスの差が 2[rpm] 以内を正解とすると, 正解した時間割合は平均 36% であった. 低い正答率となったが, これはペダリング中にサドル上で座り直したり, 取り除けなかったロードノイズによる影響で誤ったピーク値が検出されたことが原因である. 目視で $P_{gm}(t)$ の波形を確認すると, 図 8 に示すとおり, 実際のケイデンスの値より大きい値を計算していることが確認できる. 実際のペダリング周期で生じるピークとピークの間に誤ったピーク値が検出



図 6 ドロップハンドルを握る位置の種類



図 7 評価実験で用いたハンブ

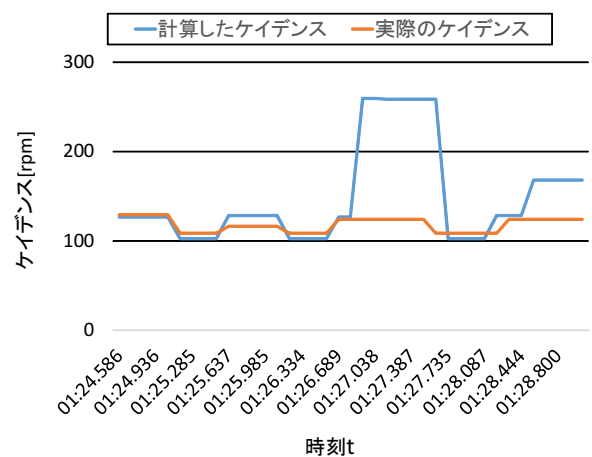


図 8 計算したケイデンスと実際のケイデンスの比較

されたことにより正答率が低下したものとみられる。より精度の高い計算を行うためには、これらのピーク値を除くフィルタを設計する必要がある。

路面状況認識の実験の結果、2名の被験者とも、共通の閾値 α 、時間 β を適切に設定することで6回のステップをすべて検出できた。結果の一部を図9に示す。図より、 α 、 β を調整することにより、大小さまざまなステップを検出できると考えられる。

道路勾配認識の結果を表1に示す。平均 Recall は97.4%が得られ、この結果から事前に勾配ごとのペダリングデータの学習を行うことで高い精度で認識できることがわかる。一方で、今回の実験環境は勾配がほぼ一定の坂道を使用したため、ペダリング中に道路勾配が変化する環境での精度は今後調査する必要がある。

ハンドルポジションの認識の結果を表2に示す。平均 Recall は98.3%が得られ、この結果から事前の学習により高い精度でハンドルポジションが認識できることがわかる。これは、ハンドルポジションによってユーザの体の重心が大きく異なることからサドルの圧力分布も大きく変化したことが原因と考えられる。サイクリングスポーツ上級者のコースごとのハンドルポジションを認識することで、初心者は最適なハンドルポジションを知ることができ、トレーニングの上達支援に応用できると考えられる。今後は、道路勾配やレース時の展開に応じて最適なハンドルポジョ

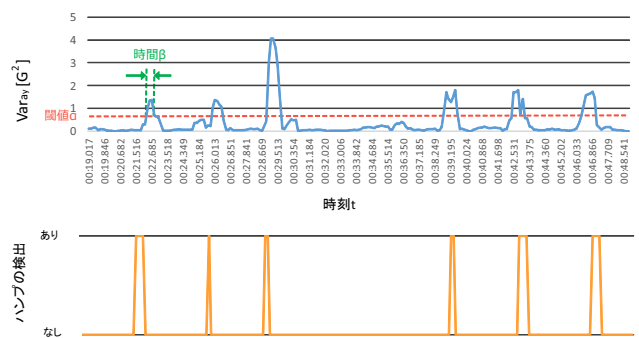


図 9 路面状況認識実験の結果

ンを提示するアプリケーションの設計を行う。

5. まとめ

本研究では、圧力センサと加速度センサを用いたサドルカバー型センサを設計および実装し、自転車コンテキストの認識システムを構築した。実装したサドルカバー型センサでサドルにかかる圧力分布と自転車の加速度を取得し、ケイデンス、路面状況、道路勾配、ハンドルポジションの認識を行った。サイクリスト2名に対して行った評価実験では、ケイデンスの正答率約36%、路面状況の認識精度100%、道路勾配の認識精度約97%、ハンドルポジション

表 1 道路勾配認識の精度

Input \ Output	Output			Recall
	平地	登り	下り	
平地	227	0	7	0.97
登り	2	230	2	0.98
下り	3	4	227	0.97
Precision	0.98	0.96	0.98	—

表 2 ハンドルポジション認識の精度

Input \ Output	Output			Recall
	ブラケット	フラット	ドロップ	
ブラケット	222	0	0	1.00
フラット	2	214	6	0.96
ドロップ	0	3	219	0.99
Precision	0.99	0.99	0.97	—

の認識精度約 98%の結果が得られた。今後は、ペダリングトレーニングシステムから離脱した場合のペダリングスキルの推移を継続的に調査する予定である。また、サドルカバー型センサの実環境での使用を想定したアプリケーションを製作する予定である。具体的には、GPS の位置情報と認識で得られたデータを連動させて最適なトレーニングコースや快適なサイクリングルートの作成を支援するアプリケーションを設計する。

参考文献

- [1] 一般財団法人 自転車産業振興協会, <http://www.jbpi.or.jp>.
- [2] S. B. Eisenman, E. Miluzzo, N. D. Lane, R. A. Peterson, G. S. Ahn, and A. T. Campbell: BikeNet: A Mobile Sensing System for Cyclist Experience Mapping, *ACM Transactions on Sensor Networks*, Vol. 6, No. 1, pp. 6:1-6:39 (Dec. 2009).
- [3] 山中英生, 土岐源水, 二神 彩, 亀谷一洋: プローブバイシクルを用いた自転車利用環境の評価, 土木計画学研究・講演集, Vol. 26, No. 151, pp. 1-4 (July 2002).
- [4] Y. Kobana, J. Takahashi, N. Kitsunozaki, Y. Tobe, and G. Lopez: Detection of Road Damage Using Signals of Smartphone-Embedded Accelerometer While Cycling, *Proceedings of the 2014 International Workshop on Web Intelligence and Smart Sensing (IWWISS 2014)*, pp. 20:1-20:2 (Sep. 2014).
- [5] G. Fujimaki and R. Mitsuya: Study of Seated Posture for VDT Work, *Displays, Elsevier Science*, Vol. 23, No. 1-2, pp. 17-24 (Apr. 2002).
- [6] Weka 3 - Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.