

DTW 法を用いた行動の切替り時刻推定手法の検討

重岡 正^{†1} 糸川 剛^{†1}
北須賀 輝明^{†1} 有次 正義^{†1}

我々は小型加速度センサを用いてユーザの行動を認識する技術の開発を目指している。本稿では、行動の種別を事前学習することなく、行動の切替り時刻を推定する手法を検討する。提案手法ではまず、加速度センサから取得したシーケンスデータの断片毎に DTW(Dynamic Time Warping) 法を適用してシーケンスデータ中の行動の類似度を DTW 距離として算出する。次に、時系列に並べた DTW 距離の特徴量行列から Sigma tube を用いて行動の変化点を求め、変化点の出現頻度を用いて行動が切替わる時刻を推定する。

A Consideration of Activity Switching Time Recognition Using DTW

TADASHI SHIGEOKA,^{†1} TSUYOSHI ITOKAWA,^{†1}
TERUAKI KITASUKA^{†1} and MASAYOSHI ARITSUGI^{†1}

We aim for developing technologies of human activity recognition using small accelerometers. In this paper, we consider a method to recognize switching points of activities using Dynamic Time Warping (DTW) without learning activity types. First, our method applies DTW to every short period of sequence data acquired from accelerometers to calculate distances as similarity in sequence data. Next, we detect switching points of activities from time-series of DTW distances using Sigma tube. Finally our method recognizes points of activity switching using occurrence rates of switching-points.

1. はじめに

近年、ユーザの状況や置かれている環境(コンテキスト)を推定するコンテキストウェア技術が研究・開発されている¹⁾⁻⁴⁾。コンテキストウェア技術を用いたサービスが実現されれば、推定されたコンテキストに対応して情報サービスが提供でき、ユーザはより有益な情報を取得することができる。ただし、多種多様なコンテキストのうちどのコンテキストが重要であるかはサービスにより異なる。

コンテキストの種類として一般的には、ユーザの姿勢や動作、感情、体調、そしてユーザを取り巻く状況である通勤中、休憩中、会議中などがある。GPS や加速度センサを搭載した携帯端末を対象とした研究¹⁾⁻⁴⁾ が多数存在し、中でもユーザの動作をコンテキストとして認識する研究に多くの研究者たちが取り組んでいる。具体的には、人々の生活の中で高い頻度で発生し、その生活シーン特定の手掛かりとなり得る「歩行」「走行」「静止」「階段の昇り・降り」などの状態を対象としたものである。

本稿では、行動認識の遅延による誤認識を減らすために、行動の切替り時刻を推定することに注目する。既存の行動認識システムでは、認識結果が別の種類の行動に切り替わるまでには十数秒程度の遅延が発生する³⁾。また、認識システムでは教師あり学習が必要である場合が多く、それに対して提案手法では学習によらず行動の切替り部分を推定する。本稿では、行動の切替り時刻推定の可能性を検討するため、実験では行動 6 種類が短期間に切り替わる状態を対象とする。

本稿で提案する手法は、3 軸加速度センサを 2 個装着したユーザの行動から行動の切替り時刻を推定する。まず、加速度センサから取得した一定時間幅のデータから短時間データを取り出し、DTW(Dynamic Time Warping) 法⁵⁾ を用いて短時間データの間での類似度を距離として算出する。次に、村尾らの研究⁴⁾ で提案されている Epsilon tube を参考に本稿で提案する Sigma tube を用いて特徴量を抽出する。最後に、特徴量を用いて行動が切替わる時刻を推定する。

以降、2 章では、加速度センサを用いたコンテキスト推定手法について紹介する。3 章では、加速度センサを用いて行動の切替り時刻を推定する手法を提案する。4 章では、実際に本学のイベントで計測した被験者の行動データに提案手法を適用させて、行動の切替り時刻を推定し、推定手法を評価する。5 章では、本稿のまとめと今後の課題について述べる。

^{†1} 熊本大学大学院自然科学研究科
Graduate School of Science and Technology, Kumamoto University

2. 関連研究

各種センサの小型化, また無線技術の発達により, 人体にセンサを取り付けて日常活動を認識しようとする研究が行われている。中でも, 加速度センサを使った研究は盛んで, 移動や姿勢の高い認識率を実証してきた。

Huynh ら¹⁾ は, 日常生活の行動を認識する研究を行っており, 歩行, 走行, 自転車漕ぎなどの単純行動を認識するだけでは不十分であるとして, 会議中, 昼食中, 通勤中などの日常生活の日課を認識する技術が必要と主張している。日課は単純行動の組合せと考えることができ, 時間や場所, 個人に大きく依存する。この研究では, トピックモデルを用いて日課をモデル化し, 3 軸加速度センサを用いて日課を認識する手法を提案している。

Paiyarom ら²⁾ は, DTW 法を用いた人の行動認識と老人や身障者の転倒検知を行うシステムを提案している。この研究では, 立位, 座位, 歩行, 走行, 座る, 立つ, 横たわるの 7 種類の行動が認識可能である。しかし, 認識手法では既知の行動のテンプレートデータを用いて認識するため, それ以外の行動を認識することはできない。

池谷ら³⁾ は, 静止, 歩行, 走行, 自転車, 自動車, 電車の 6 状態について 92% の精度で認識する手法を提案している。この手法では, 比較的認識が難しい, 電車, 自動車についてそれぞれ 89%, 80% の再現率を確認している。また, 端末のバッテリー持続時間を延ばす方式も提案しており, バッテリー持続時間と移動状態推定精度のトレードオフの関係についても明らかにしている。ただし, この認識手法では, 例えば正解の行動が「走行」の場合に「歩行」と誤認識している。連続的に認識する場合, 認識結果が「歩行」から「走行」に切り替わるまでには十数秒程度の遅延が発生するため, その間は誤認識となっているといった課題が残されている。

村尾ら⁴⁾ は, 行動認識の研究において従来の特徴量と同等の性能を示しつつデータサイズは小さい新たな特徴量として, 加速度波形のピークの高さと幅を提案している。提案する特徴量を用いることでセンサ内で特徴量変換を行いデータサイズを削減したうえでメインコンピュータに送信するため, 消費電力の削減を実現している。特徴量作成のためのピーク抽出アルゴリズムでは, Epsilon tube と呼ばれる領域を設け, 一度加速度波形が Epsilon tube 外に出てから再び Epsilon tube 内に戻るまでの波形をピークとして検出している。本稿では, Epsilon tube を参考にして提案する Sigma tube を用いて, 特徴量を抽出する。

これらの既存研究と比較して, 本研究ではユーザの行動そのものではなく, 行動の種類が切り替わる時刻を推定することが特徴である。また, 提案する推定手法では, 行動の種類を

事前学習する必要はない。

3. 行動の切替り時刻推定手法

本稿で提案する手法は, 行動の種類を事前学習することなく, 3 軸加速度センサを装着したユーザの行動が切り替わる時刻を推定する。

3.1 前提条件

提案手法の前提条件を説明する。行動認識の研究では, これまで加速度センサを用いた様々な状態推定手法が提案されている。従来手法の多くは, 「歩行」「走行」「静止」といった行動の種類を推定するものである。これらの行動認識手法は, 行動データを用いてシステムを事前学習することが必須である場合が多い。一方, 本手法は行動の種類を事前学習することなく行動の切替り時刻を推定することに注力するもので, 行動の種類は対象としない。

なお, 4 章の実験では, 行動の種類を立つ, 歩く, 走る, ジャンプ, スクワット, スキップの 6 種類からなるデータを用いる。また, 加速度センサの装着位置を後腰の骨盤部分と右手首の 2 箇所とする。

3.2 推定手法の構成

図 1 に提案手法の簡単な流れを示す。提案手法では, まず, 3 軸加速度センサから時系列データを取得する。次に, 時系列データから短い時間のデータを取り出し, DTW 法を用いて短時間データの間での類似度を DTW 距離として算出し, DTW 距離の特徴量行列を作成する。特徴量行列から行動の変化点を検出するために Sigma tube を作成し, DTW 距離が急激に変化する回数, つまり Sigma tube 外に出る回数を特徴量として抽出する。Sigma tube はある時刻から過去 t 秒までの間の DTW 距離の平均 $\text{mean}(t)$ と標準偏差 $\sigma(t)$ から求める。最後に, 変化点の同時刻での発生頻度を算出して, 発生頻度が閾値以上になる部分を行動の切替り時刻と推定する。以下に, これらを順に説明する。

3.2.1 3 軸加速度の時系列データ取得

ユーザに装着した 3 軸加速度センサから時系列データを取得する。推定に用いる時系列データは, 現在時刻から過去 t_{w1} 秒までの一定時間幅のウィンドウのデータとする。

ここで, 3 軸加速度センサの計測開始から i 番目のデータを a_i とする。センサは周波数 $f[\text{Hz}]$ で加速度を計測するとき, a_i は開始から i/f 秒後の加速度の値となる。本稿ではセンサを 2 個使用するので, この場合 a_i は 6 次元ベクトルになる。このとき, t_{w1} 秒間のセンサの時系列データを $A = (a_1, a_2, \dots, a_{t_{w1} \cdot f})$ と表す。

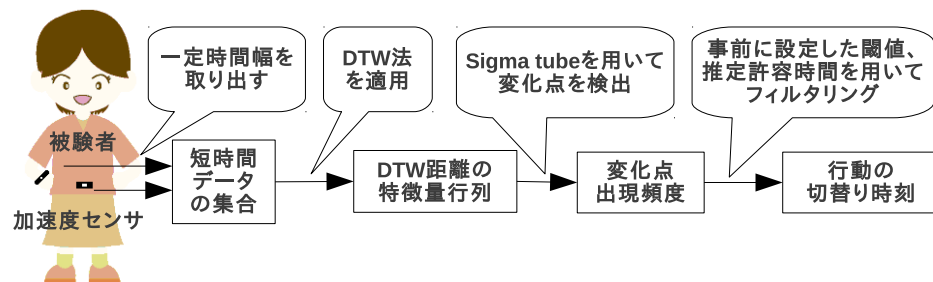


図1 提案手法の流れ

3.2.2 時系列データ中の DTW 距離の算出

加速度センサから取得したウィンドウ t_{w1} 内の短時間データから、変化点検出に必要な DTW 距離の特徴量行列を算出する。特徴量行列は、複数のテンプレートデータを用いた DTW 距離である。この理由は時系列データ中でマッチングすることで、行動の種類が変化する特徴を得るためである。DTW 距離を算出するために、3.2.1 で取得したウィンドウサイズ t_{w1} 秒の加速度データから、一定時間 t_{sw1} 秒毎に入力データ $I_i (i = 1, \dots, n)$ を切り出す。同様に、テンプレートデータ $T_j (j = 1, \dots, m)$ もウィンドウサイズ t_{w1} 秒の加速度データから、ずらし幅 t_{sw2} 秒毎に切り出す。本稿で扱うテンプレートデータは事前に用意せず、入力データと同じウィンドウ t_{w1} 内のデータから抽出する。入力データ、テンプレートデータは共に一定のウィンドウサイズ t_{w2} 秒で切り出す。入力データ I_i とテンプレートデータ T_j の全ての組合せについて DTW 距離 D_{ij} を算出する。ここで DTW 距離 D_{ij} の計算手順を以下に示す。

3.2.1 で取得したセンサの時系列データ $A = (a_1, a_2, \dots, a_{t_{w1} \cdot f})$ から入力データとテンプレートデータを作成する。入力データ I_i は、時系列データ A の一部で、 A の $(i-1) \cdot t_{sw1}$ 秒目から t_{w2} 秒間のデータとする。テンプレートデータ T_j も、時系列データ A から取り出し、 A の $(j-1) \cdot t_{sw2}$ 秒目から t_{w2} 秒間のデータとする。入力データ I_i 、テンプレートデータ T_j は次のように表される。

$$I_i = (a_{p+1}, a_{p+2}, \dots, a_{p+t_{w2} \cdot f}) \quad \text{ただし, } i = 1, \dots, n; \quad p = (i-1) \cdot t_{sw1} \cdot f$$

$$T_j = (a_{q+1}, a_{q+2}, \dots, a_{q+t_{w2} \cdot f}) \quad \text{ただし, } j = 1, \dots, m; \quad q = (j-1) \cdot t_{sw2} \cdot f$$

また、入力データ I_i とテンプレートデータ T_j の DTW 距離 D_{ij} は次のように表される。

$$D_{ij} = f_{ij}(t_{w2} \cdot f, t_{w2} \cdot f)$$

$$f_{ij}(r, s) = d(a_{p+r}, a_{q+s}) + \min \begin{pmatrix} f_{ij}(r, s-1), \\ f_{ij}(r-1, s), \\ f_{ij}(r-1, s-1) \end{pmatrix}$$

ただし、 $f_{ij}(0, 0) = 0$, $f_{ij}(r, 0) = f_{ij}(0, s) = \infty$, $d(a_{p+r}, a_{q+s}) = |a_{p+r} - a_{q+s}|$

単一のテンプレートデータを用いた様々な入力データの DTW 距離を比較すると、行動の種類が変化する前後の入力データに対応する DTW 距離が急激に変化するという特徴がある。ここで複数の DTW 距離の行列である特徴量行列 D を以下に示す。

$$D = (D_{ij} | i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m)$$

3.2.3 Sigma tube による変化点出現頻度の算出

3.2.2 で作成した DTW 距離の特徴量行列 D から Sigma tube を作成して、変化点の出現頻度を計算する。本稿で変化点とは、Sigma tube の外に出ている区間内の全ての点を指す。変化点検出には、村尾らの状況認識手法の中で提案されている Epsilon tube⁴⁾ を参考にして我々は Sigma tube を提案する。Sigma tube とは、平均を中心とした DTW 距離と時間の空間中のチューブ形領域である。変化点検出のために、まず DTW 距離の特徴量行列 D にて、推定を試みようとする時刻から過去 t_{w3} 秒間の DTW 距離の平均 $\text{mean}(t_{w3})$ 、標準偏差 $\sigma(t_{w3})$ を計算する。ここで、Sigma tube の領域を $\text{mean}(t_{w3}) \pm k\sigma(t_{w3})$ に設けて、この時刻の DTW 距離の値が領域外であれば、この時刻を変化点として検出する。変化点を検出する計算手順を以下に示す。

3.2.2 で算出した DTW 距離の特徴量行列 D から、距離の値が急激に変化する点を検出する。以下の条件を満たすとき、 D_{ij} に対応する I_i を変化点として検出する。

$$D_{ij} \leq \text{mean}_{ij} - k\sigma_{ij} \quad \text{または} \quad D_{ij} \geq \text{mean}_{ij} + k\sigma_{ij}$$

$$\text{ただし, } \text{mean}_{ij} = \left(\sum_{k=i-t_{w3} \cdot f}^{i-1} D_{kj} \right) \cdot \frac{1}{t_{w3}}, \quad \sigma_{ij} = \sqrt{\frac{1}{t_{w3} \cdot f - 1} \sum_{k=i-t_{w3} \cdot f}^{i-1} (D_{kj} - \text{mean}_{ij})^2}$$

DTW 距離の特徴量行列 D のある一列と Sigma tube の例を図 2 に示す。

変化点出現回数は、DTW 距離 D_{ij} を全て時系列順に並べた特徴量行列 D からそれぞれ計算する。そして、 m 個のテンプレートデータの中で変化点が出た時刻毎に和を算出

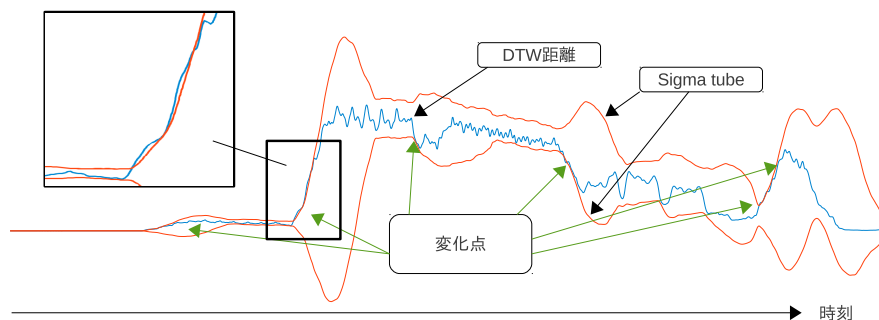


図 2 DTW 距離の特徴量行列 D の一部と Sigma tube

する。変化点出現頻度は、ある時刻にてテンプレートデータ m 個中 x 個、変化点が出現したとき x/m として割合で表す。変化点の出現頻度を算出する計算手順を以下に示す。

$$D = \begin{pmatrix} D_{11} & D_{12} & D_{13} & \cdots & D_{1m} \\ D_{21} & D_{22} & D_{23} & \cdots & D_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{n1} & D_{n2} & D_{n3} & \cdots & D_{nm} \end{pmatrix}$$

特徴量行列 D の列毎に変化点を求め、変化点を行毎にまとめてテンプレートデータ T_j の総数 m で割ると各変化点が出現する頻度が求まる。

3.2.4 切替り時刻推定

行動の切替り時刻推定を行うために、3.2.3 で求めた変化点出現頻度を用いる。まず、変化点出現頻度から頻度の低いものを除くために閾値 TH を設定する。閾値 TH は 0~100% の間の値をとる。

次に、ある時刻における変化点出現頻度が閾値よりも大きくなる時刻を行動の切替り時刻として推定する。推定時刻の分解能は、サンプリング周期や DTW 距離算出時のずらし幅 t_{sw2} に依存するため、本提案では推定許容時間 t_{er} を設ける。推定許容時間は、想定するアプリケーションに依存するので、本稿ではこの値を変化させて実験する。

4. 実 験

実験では、本大学のイベントで収集した行動データに提案手法を適用して、ユーザの行動の種類が切り替わる時刻を推定し、結果について評価する。

4.1 本大学のイベントでのデータ収集

実験で扱う行動データは、本大学のイベント「夢科学探検 2010」で用いた行動認識ゲームアプリケーションを用いて計測した。次に、行動認識ゲームアプリケーション、行動の種類とシナリオ、計測環境を順に説明する。

行動認識ゲームアプリケーションは、加速度センサから Bluetooth で送られた情報を計測した。ゲームアプリケーションの画面に指示された行動をユーザにしてもらい、無線型加速度センサを使ってこの行動をアプリケーションがリアルタイムで認識して、認識率を採点する。なお、アプリケーションには本実験に必要な行動の加速度データを保存する機能を付加している。行動データにラベル付けをするために、被験者がゲームを行っている様子をビデオカメラで撮影する。

このアプリケーションで指示する行動は 6 種類である。これらを順に説明する。「立つ」は直立不動の行動であり、両手は横腿の位置にあるものとする。「歩く」はその場で足踏みをしてもらい、前には進まない行動とする。「走る」はその場で駆け足をしてもらい、これも前には進まない行動とする。「ジャンプ」は垂直に跳ぶ行動とする。「スクワット」は直立した状態から膝関節の屈曲、伸展を繰り返す行動とする。「スキップ」は通常、飛び跳ねながら歩く動作のことを指すが、ここでは前進せずにその場で行動してもらうこととする。全ての行動は、被験者に細かい指示を与えず自由に行動してもらう。

次に、行動認識ゲームにて被験者に行ってもらう行動の順番を説明する。アプリケーションではシナリオを 2 通り使い、それぞれの行動列をシナリオ 1、シナリオ 2 と呼ぶ。シナリオ内の行動の時間は全て 5 秒間である。シナリオ 1 は 6 個の行動からなり約 30 秒、シナリオ 2 は 15 個の行動からなり約 75 秒である。被験者はゲーム画面に表示される行動の指示を確認して行動をするため、計測データの各行動の時間は 5 秒前後となる。以下に、各シナリオに記載した行動を示す。行動の切替りには対応する英字を記載する。

- シナリオ 1
 1. 立つ ^a → 2. 歩く ^b → 3. 走る ^c → 4. ジャンプ ^d → 5. スクワット ^e → 6. スキップ
- シナリオ 2
 1. 歩く ^f → 2. 走る ^g → 3. 立つ ^h → 4. ジャンプ ⁱ → 5. 立つ ^j → 6. スクワット ^k → 7. スキップ ^l

8. 立つ \xrightarrow{m} 9. ジャンプ \xrightarrow{n} 10. 歩く \xrightarrow{o} 11. スクワット \xrightarrow{p} 12. 走る \xrightarrow{q} 13. 立つ \xrightarrow{r} 14. 歩く \xrightarrow{s} 15. スキップ

被験者の行動中の加速度を計測する環境について説明する．行動中の加速度を計測する装置は，3軸加速度センサをマジックテープで固定できる専用ケースに収納して用いる．加速度センサは装着時に違和感の少ない軽量なワイヤレステクノロジー社製の WAA-006 を使用する．センサは被験者の後腰の骨盤部分に1個，右手首に1個の合計2個を装着する．加速度センサのサンプリング周波数を 200Hz とする．

4.2 実験方法

実験では，提案手法を 4.1 にて収集したデータに適用させて，ユーザの行動の種類が切り替わる時刻を推定する．

推定結果を評価するために，4.1 にて計測した加速度の時系列データに手でラベル付けを行う．ラベルの種類は行動 6 種類とする．ビデオカメラの映像を見ながら，手作業でラベル付けを行う．加速度センサとビデオカメラ間は手動で時刻を同期させる．時刻同期の誤差は約 0.04 秒である．ラベル付けの基準は，その行動の開始時刻と次の行動の開始時刻を記録して，その間の時間にある行動がされていたとする．ラベル付けされたある行動と別の種類の行動の間の時刻を，行動の切り替り時刻の正解時刻とする．ラベル付けはシナリオに記載された行動の順番通りに行う．例えば，シナリオ 1 の行動の切り替り b に短時間，立つの行動が含まれていても，この部分に「立つ」とはラベル付けせず直前の「歩く」が持続しているものとみなす．ラベル付けの過程で，シナリオ 1 では，被験者 2 の切り替り c では切り替り前の行動である走るをちゃんとしていないないことが分かった．また，切り替り e では切り替り後のスキップが軽めに飛び跳ねる行動になっていた．シナリオ 2 では，被験者 1 は，切り替り l にて切り替り前のスキップが軽めの運動になっていた．被験者 2 は，切り替り s にて切り替り後のスキップの動き出しが少しぎこちなかった．被験者 3 は，切り替り g, q の両方とも走るが軽いジョギングになっていた．被験者 4 は，切り替り g にて切り替り前の走るでは激しい動きをしていたが，立つに切り替わるときにもたつく動作が見られた．また，切り替り l では切り替り前のスキップがちゃんとできていなかった．

本稿では，行動認識ゲームを行った被験者のうち 4 名の加速度データを用いる．被験者は，男性 3 名がそれぞれ 11 才，24 才，39 才，女性 1 名が 10 才である．今回は，提案手法のパラメータを表 1 の値に設定して，実験を行う．

表 1 提案手法のパラメータの値

パラメータの役割	パラメータ	実験で用いる値
加速度データの取得範囲	t_{w1}	各シナリオの長さ
入力データ，テンプレートデータの取得範囲	t_{w2}	1.2 秒
Sigma tube の作成範囲	t_{w3}	2.0 秒
入力データの取得間隔	t_{sw1}	0.05 秒
テンプレートデータの取得間隔	t_{sw2}	0.50 秒
Sigma tube の標準偏差の係数	k	3
変化点出現頻度の閾値	TH	0 ~ 20%
推定許容誤差	t_{er}	0 ~ 2.0 秒

表 2 行動の切り替り時刻推定結果 適合率，再現率 (閾値 TH 10%，推定許容誤差 t_{er} 1.0 秒)

	シナリオ 1 (%)	シナリオ 2 (%)	平均 (%)
適合率	86.6	80.8	83.7
再現率	75.0	73.2	74.1

4.3 実験結果と考察

提案手法による推定結果を示し，考察する．

表 2 に，変化点出現頻度の閾値 10%，行動の切り替り時刻の推定許容誤差 t_{er} を 1.0 秒としたときのシナリオ 1, 2 それぞれの被験者全員における推定結果の適合率と再現率の平均を示す．表中の適合率，再現率は次式により算出した．

$$\text{適合率} = \frac{\text{推定結果のうち正解時刻を推定した回数}}{\text{推定時刻の回数}}$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{推定結果のうち正解時刻を推定した回数}}{\text{行動の切り替り時刻の正解数}}$$

適合率の計算は，推定時刻における推定許容誤差 t_{er} 秒内に正解時刻が含まれていれば正解，範囲外なら不正解として求める．再現率の計算は，行動の切り替り時刻の正解の総数のうち推定された正解時刻の割合として求める．表 2 の結果を見ると，推定許容時間を 1.0 秒としたときの推定結果は平均で適合率が 83.7%，再現率が 74.1%を示した．以下に，結果の適合率と再現率についてそれぞれ考察する．

推定許容誤差 t_{er} を変化させたときの被験者全員の推定結果の適合率の平均を図 3 に示す．図は横軸に推定許容誤差 t_{er} (秒)，縦軸に適合率 (%) を示す．図の各線は変化点出現頻度の

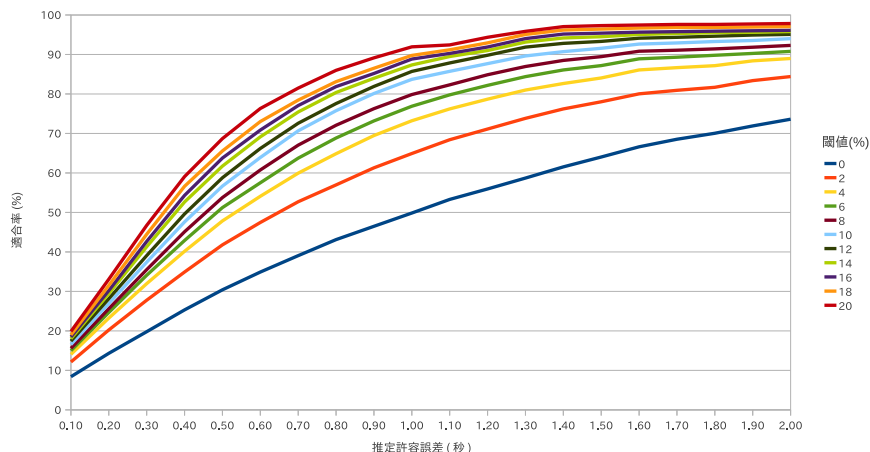


図 3 推定結果の適合率の平均

閾値 TH を 0~20%(2%刻み) としたときの推定結果を表す。図 3 より、推定許容誤差 t_{er} が 1.0 秒以上では適合率が 75%以上の結果となった。また、閾値 TH が 6%以上の場合、推定許容誤差が 0.5 秒以上のときに適合率が 50%を上回った。本手法では推定許容誤差が 0.5 秒以上の単位で、行動の切替り時刻を推定したことが分かった。閾値 TH が 0~4%のときの結果を比べると、この間では適合率が 15~25%程の差となった。閾値 TH が 4~20%のときの適合率の結果は、閾値が大きくなるほど適合率が高くなっているが、その値は近くなった。よって、本手法では閾値を設定することで適合率を高くし、その値は 4%以上がいいことが分かった。

被験者全員の全シナリオにおける推定許容誤差 t_{er} を 0.5, 1.0, 2.0 秒としたときの推定結果の適合率、推定率の平均を Precision-Recall Curve として図 4 にそれぞれ示す。図の各プロットは閾値 TH が 0~20%(1%刻み) としたときの推定結果を表す。図より、変化点出現頻度の低い部分を除外するための閾値 TH を大きくすると適合率は増えるが、一方で再現率は低くなった。よって、変化点が出現した箇所を行動の切替り時刻として推定すると、推定の取りこぼしは少なくなるが、推定結果の適合率が著しく低くなった。しかし、閾値を高くすると再現率が低くなるため、想定するアプリケーションによって閾値を設定する必要がある。

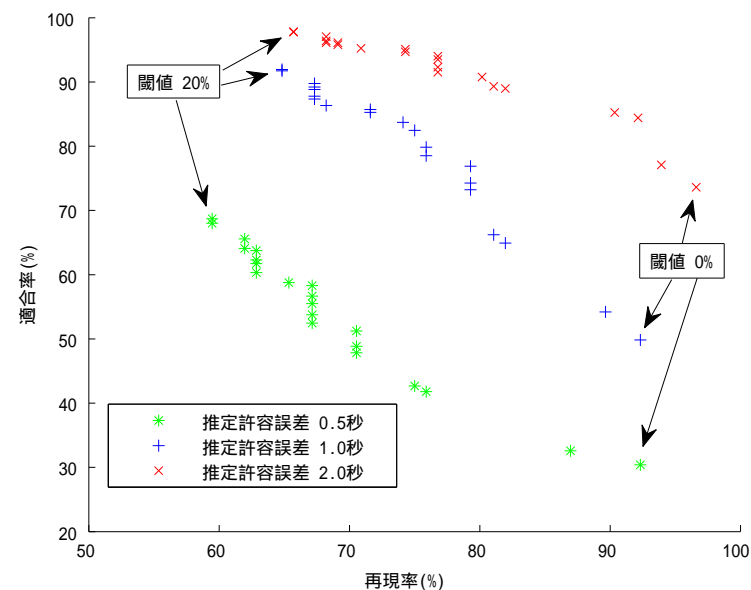


図 4 推定結果の Precision-Recall Curve(推定許容誤差 t_{er} 0.5, 1.0, 2.0 秒)

閾値を 0%とした場合の推定結果の再現率と適合率を表 3, 表 4 にそれぞれ示す。実験では、変化点出現頻度の低い部分は閾値を用いて除外しているが、これを除外しない場合について考察する。シナリオ 1 において、被験者 4 人中 3 人が推定許容誤差 t_{er} が 0.4 秒以上で、再現率が 100%となった。しかし、このときの適合率は 30%程度と低い値を示している。また残り 1 人である被験者 2 においては、推定許容時間 1.1 秒以上で再現率が 80% となるが 100%にはならなかった。同様に、このときの適合率は 45.9%と低い値を示している。シナリオ 2 において、被験者 4 人中 2 人が推定許容誤差 t_{er} が 0.4 秒以上で、再現率が 100%となった。このときの適合率は 25%以下と低い値を示している。被験者 3 の結果も同様の傾向を示しており、推定許容誤差が 0.3 秒以上で再現率が 92.9%、適合率が 19.1%となった。被験者 4 の結果は、推定許容誤差が 1.9 秒で再現率が 100%、適合率が 62.2%となった。よって、本手法は閾値 TH を設定しない場合は再現率が高くなるが、一方で適合率が低くなることが分かった。

表 3 行動の切替り時刻推定結果 再現率 (閾値 TH 0%)

t_{er} (秒)	シナリオ 1				シナリオ 2				平均 (%)
	被験者 1	2	3	4	1	2	3	4	
0.1	80.0	60.0	80.0	80.0	85.7	71.4	78.6	64.3	75.0
0.3	100	60.0	80.0	80.0	92.9	100	92.9	78.6	85.5
0.4	100	60.0	100	100	100	100	92.9	85.7	92.3
1.0	100	60.0	100	100	100	100	92.9	85.7	92.3
1.1	100	80.0	100	100	100	100	92.9	92.9	95.7
1.9	100	80.0	100	100	100	100	92.9	100	96.6
2.0	100	80.0	100	100	100	100	92.9	100	96.6

表 4 行動の切替り時刻推定結果 適合率 (閾値 TH 0%)

t_{er} (秒)	シナリオ 1				シナリオ 2				平均 (%)
	被験者 1	2	3	4	1	2	3	4	
0.1	8.5	9.4	9.7	10.4	7.4	7.3	8.8	5.7	8.4
0.3	22.3	20.0	24.7	22.9	16.5	19.5	19.1	13.3	19.8
0.4	27.7	23.5	32.3	31.3	21.3	24.9	24.5	17.1	25.3
1.0	60.6	42.4	52.7	62.5	44.4	50.5	47.6	38.0	49.8
1.1	64.9	45.9	55.9	66.7	47.6	53.8	50.3	41.3	53.3
1.9	84.0	65.9	72.0	84.4	68.1	70.2	68.4	62.2	71.9
2.0	86.2	65.9	73.1	86.5	70.2	72.6	70.5	63.9	73.6

次に、行動の切替りの正解時刻とラベル付けした行動を用いて、提案手法を評価する。評価は、推定許容誤差 t_{er} がどれくらい小さい範囲にできるか、推定できなかった切替り時刻からその前後の行動の種類に似た傾向があるかという観点から行う。

閾値 TH が 10%、推定許容誤差 t_{er} が 1.0 秒という条件下での推定結果の false positive と false negative を表 5, 6 に、それぞれ示す。表は、各被験者の結果から推定できなかった行動の切替りを 4.1 のシナリオとシナリオ内の行動に対応する数字で表す。例えば、シナリオ 1 の「2. 歩く」の行動を 2、「5. スクワット」を 5 というように表す。また、行動の切替りは、シナリオ 1 の「3. 走る \rightarrow 4. ジャンプ」を c と表す。本稿で false positive は、本当は行動の切替り時刻ではないのに切替り時刻と推定された場合を指す。また、false negative は、本当は行動の切替り時刻であるのに切替り時刻と推定されなかった場合を指す。

表 5 には、誤って推定したときの行動を数字で示している。発生した誤推定の種類に着目すると、シナリオ 1 では、発生した誤推定は 4 種類であり、「立つ」と「ジャンプ」の行動中は誤推定しなかった。シナリオ 2 では、誤推定は 12 種類であり、切替り i 後の「立つ」と

表 5 推定結果の false positive(閾値 TH10%, 推定許容誤差 t_{er} 1.0 秒)

被験者	1	2	3	4
シナリオ 1	3,5,6	2,6	2,3,6	3,5
シナリオ 2	2,6,7,8,11,12,15	6,8,9,11,12,14	2,3,4,11,13,14	2,4,7,9,11,12,15

表 6 推定結果の false negative(閾値 TH10%, 推定許容誤差 t_{er} 1.0 秒)

被験者	1	2	3	4
シナリオ 1	c	c,e	c	d
シナリオ 2	k,l,n,p	g,k,o,s	g,i,l,q	g,l,p

切替り f の前と o の前の「歩く」では誤推定しなかった。

表 6 は、推定できなかった行動の切替りをアルファベットで示している。シナリオ 1 において、被験者 4 人中 3 人が再現率が 80%(4/5)、被験者 2 では 60%(3/5) を示した。推定されなかった切替りは 5 個あり、その内訳は被験者 3 人の結果が c. 走る ジャンプの切替りが推定されておらず、d. ジャンプ スクワット、e. スクワット スキップも共に 1 人ずつ認識されていなかった。切替り c では、全ての結果において走るとジャンプにおける DTW 距離の値が近いこと、変化点は発生しているが出現頻度が低くなっていた。このため、設定した閾値より低い出現頻度となり推定されなかった。また、2 章の関連研究で述べた認識の遅延により誤認識となっていた部分に対応する b. 歩く 走るの切替りや、その他にも a. 立つ 歩くは推定できていた。実際に被験者の行動の様子をビデオカメラの映像で観てみると、被験者 2 の切替り c, e についてはそれぞれ切替り前と後の行動が軽めの運動だった。

シナリオ 2 において、被験者 4 人中 3 人が再現率が 71.4%(10/14)、被験者 4 だけが 78.6%(11/14) を示した。推定されなかった切替りは 15 個あり、その内訳は g. 走る 立つ、l. スキップ 立つの切替りがそれぞれ 3 回ずつとなった。更に、被験者 3 の結果では切替り g と同じ内容である q. 走る 立つも認識されなかった。また、i. ジャンプ 立つ、n. ジャンプ 歩くの切替りも認識されておらず、これらは b, l と同様に激しい動きの行動からそうでない行動への切替りである。行動の切替り k, o, p, s について考察する。切替り k. スクワット スキップ、o. 歩く スクワット、s. 歩く スキップではそれぞれ DTW 距離が近い値となっており、推定許容誤差 t_{er} が 2.0 秒以内とした結果でも出現頻度が閾値 TH 以上となる変化点がなく、推定されなかった。切替り p. スクワット 走るでは、変化点出現箇所が少し遅れて発生しているため、推定許容時間 1.1 秒以上の結果では推定できていた。

また、歩く 走る、立つ ジャンプ、立つ スクワット、立つ 歩くの切替りに対応する切替り f, h, j, m, r は推定できていた。実際に被験者の行動の様子をビデオカメラの映像で観ると、被験者 1 の切替り l, 被験者 3 の切替り g, q はそれぞれ切替り前後の行動が軽めになっていたため、激しい行動から急に静止状態に切り替わるのではなく、激しい行動から緩やかな行動に変わり、静止状態に切り替わっていた。また、被験者 2 の切替り s, 被験者 4 の切替り g, l では切替り前後の行動が少しごちなく、もたつく動作が見られた。

本実験では、被験者 4 名のみという限定的な条件下ではあるが、Sigma tube より作成した変化点出現頻度の特徴量行列を用いて、閾値や推定許容誤差の条件次第で適合率、再現率が 90%以上で行動の切替り時刻を推定できることが分かった。適合率と再現率はトレードオフの関係になっているため、閾値と推定許容誤差を設定することで、「歩く 走る」や「立つ ジャンプ」などの切替りを取りこぼしなく推定した。また、提案手法には激しい動きの行動からそうでない行動への切替りが推定できない傾向がみられた。更に、「走る ジャンプ」や「走る 立つ」などのいくつかの切替りが推定できないことがあった。今回、推定できなかった行動の切替りを推定する方法を今後考えていきたい。

5. おわりに

本稿では、加速度センサを用いて行動の切替り時刻を推定する手法を検討した。この手法では、DTW 法を用いて、Sigma tube から変化点出現頻度を算出し、これからユーザの行動が切り替わる時刻を推定した。実験では、変化点出現頻度の閾値を 10%、推定許容誤差を 1.0 秒としたとき、推定結果は平均で適合率が 83.7%、再現率が 74.1%となった。また、提案手法は推定許容誤差が 0.5 秒以上で、行動の切替り時刻を推定できることが分かった。今後は、本手法を行動認識システムに組み合わせる方法を検討したい。

謝 辞

本研究の一部は、科研費(挑戦的萌芽研究 22650019, 若手研究(B)20700067)の助成を受けたものである。

参 考 文 献

- 1) T. Huynh, M. Fritz, and B. Schiele: Discovery of Activity Patterns using Topic Models. Proc. UbiComp 2008, pp.10–19, Sep. 2008.
- 2) S. Paiyarom, P. Tangamchit, R. Keinprasit, and P. Kayasith: Fall Detection and Activity Monitoring System using Dynamic Time Warping for Elderly and Disabled People. Proc. i-CRETe 2009, no.9, Apr. 2009.

- 3) 池谷直紀, 長 健太, 岡本雄三, 瀬戸口久雄, 服部正典: 3 軸加速度センサに基づく 6 種移動状態識別方式. 第 2 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2010) 予稿集, 電子情報通信学会データ工学専門委員会, Feb. 2010.
- 4) 村尾和哉, K. Van Laerhoven, 寺田 努, 西尾章治郎: センサのピーク値を用いた状況認識手法. 情報処理学会論文誌, vol.51, no.3, pp.1068–1077, Mar. 2010.
- 5) H. Sakoe and S. Chiba: A Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition. IEEE Trans. on ASSP, vol.26, no.27, pp.43–49, Feb. 1978.