6X-7

装着型センサを活用した行動情報によるユーザ移動経路推定

小川　延宏†　　梶　克彦†　　河口　信夫†
名古屋大学大学院工学研究科†

1　はじめに

様々なセンサ情報を用いた行動認識に関する研究は，多くの人々によって取り組まれている [1]．行動認識に関する研究の多くでは，ユーザの身体にセンサデバイスを装着し，行動に応じて得られたセンサ情報から，歩く，走るなどのユーザの行動内容に関する推定を，高精度で行うことを目的としている．これらの研究で提案された行動認識手法を利用すれば，行動内容を 70%以上の精度で推定することが可能となる [2].

一定の時間間隔で得られるセンサ情報に対して，行動認識アルゴリズムを適用すれば，ユーザの行動内容を時系列に推定することができる．また，ユーザが異なる経路を辿る場合，行動の内容と行動時間，行動の順序がそれぞれ異なる場合が多い．本稿では，ユーザの行動内容を時系列に推定し，正解情報と比較することで，ユーザの移動経路推定を行うための手法を提案する．

2　ラベルシーケンス情報を用いた経路推定

ユーザが異なる経路を移動した場合，行動内容や行動時間，行動順序などの情報は同一でない場合が多い．本稿では，これらの行動に関する情報を，ラベルシーケンス情報と呼ぶ．

2.1　ラベルシーケンス情報

ラベルシーケンス情報とは，行動内容，行動時間，行動順序に関する情報である．本稿で扱うラベルシーケンス情報は，図 1 のように，ランドマーク間のユーザの行動内容や行動順序，行動時間に関する情報が含まれている．ユーザが異なる経路を移動した場合，経路毎にラベルシーケンス情報は異なる場合が多い．経路毎に得られたラベルシーケンス情報を比較することで，ユーザが同じ経路をたどっているかを識別することができる．

2.2　ユーザの移動経路推定手法

本稿では，ユーザの移動経路推定を以下の手順で行う．

1. 行動認識に基づいたラベルシーケンス推定

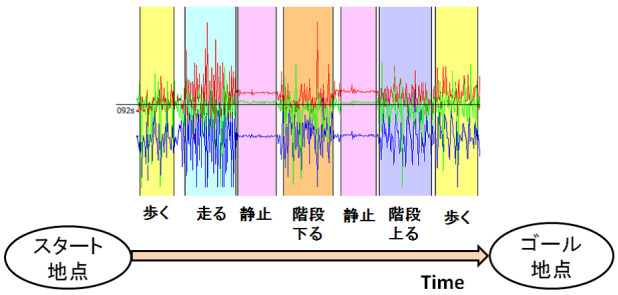


図 1: ラベルシーケンス情報

2. 推定されたラベルシーケンス情報と経路毎のラベルシーケンス情報をマッチング

3. ラベルシーケンス情報が最も近似した場合の経路を推定経路とする

センサ情報を用いた行動認識を行う際には，既に提案された行動認識手法を利用し，経路データ毎に，ユーザの行動内容と行動開始（終了）時刻を推定した．ラベルシーケンス情報のマッチングには，DP マッチングを使用し，コストがもっとも小さい経路を推定経路とする．尚，DP マッチングを行う際には，各行動の認識率が影響すると考えられるため，不一致コストとして，各行動の認識率を利用する．

3　経路推定に関する評価実験

本章では，ラベルシーケンス情報を用いた移動経路推定手法の実用可能性を評価することを目的とし，評価実験の環境と実験結果について述べる．

3.1　実験環境

本評価実験では，センサ情報として，3 軸加速度情報を対象とし，行動認識を行う際には，特徴量を用いた機械学習を行なった．評価用データには，学習用データとテスト用データを用意した．学習用データは，HASC2011 corpus [3] から，被験者 87 名分のセンサデバイスを腰に装着した場合の，静止，歩行，階段上る，階段下るの 4 種類の行動に関する加速度情報を使用した．テスト用データは，異なる環境で計測された，被験者 20 名分の，経路を移動した際の加速度情報を使用した．尚，

Movement Path Estimation by Using Activity Information from Wearable Sensors
Nobuhiro OGAWA †　Katsuhiro KAJI †　and Nobuo KAWAGUCHI †
Graduate School of Engineering, Nagoya University †

Copyright ©2012 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

テスト用データは，被験者 1 名に対して経路移動データは 1 セットである．

行動認識を行う際には，学習用データ，テスト用データの双方に対して，平均，分散，周波数帯域毎のエネルギー（3.91～6.25Hz, 7.03～12.50Hz, 13.28～25.00Hz, 25.78～50.00Hz）の 6 つの特徴量を求めた．これらの特徴量を計算する際には，3 軸加速度情報からノルムを計算した後，窓幅 5.12 秒，ずらし幅 1.28 秒分の窓を適応した．また，機械学習を行う際には，WEKA ツールキット [4] に含まれる J48 決定木とサポートベクターマシンを使用した．これら 2 つの学習器から出力されたラベルシーケンス情報を時系列で比較し，行動内容が一致した部分を推定情報として用いた．

ラベルシーケンス情報を対象とした DP マッチングを行う際には，推定されたラベルシーケンス情報に対して，20 セットの経路移動データを個別にマッチングし，各々の経路移動データに対して，移動コストを計算した．尚，コスト計算を行う際には，縦軸を正解情報，横軸を推定ラベルシーケンス情報とし，各々の軸において，1 秒間隔での行動内容リストを配置した．

評価実験は，DP マッチングを行う際の不一致コストを変化させた場合のそれぞれについて行った．DP マッチングを行う際のコストについては，縦，横，斜めの移動コストをそれぞれ 5，35，1 とし，また，行動内容が一致した場合はコストを 1 とした．不一致コストの設定は，以下の 3 通りの場合を対象とし，評価実験を行った．尚，3 つ目のコスト設定は，認識百分率が 50%を超えたときのコストの上がり幅を増大させるために提案した．

手法 1　不一致コスト＝ 50

手法 2　不一致コスト＝行動認識率*100

手法 3　不一致コスト＝ $(\text{行動認識率} * 100)^2/50$

3.2　実験結果

本評価実験で対象とした 4 種類の行動に対して，行動認識を行なった結果，認識率は，静止が 91.2%，階段下るが 70.6%，階段上るが 65.0%，歩行は 41.0%であった．また，Precision は 0.67，Recall は 0.37，F 値は 0.47 であった．認識率を求める際には，被験者 20 名分の行動認識結果を，計測時間を考慮し，統合した．

評価方法は，DP マッチングにより計算された 20 名分の経路コストを，低い順にソートした場合の正解経路の順位が何位以内に入るかについての確率を求めた．評価結果を図 2 に示す．横軸は経路順位を示しており，縦軸は経路選択確率を示している．グラフ内の各線は手法 1，手法 2，手法 3 の各々に対して，各条件毎の確率を示しており，折れ線グラフとして示している．

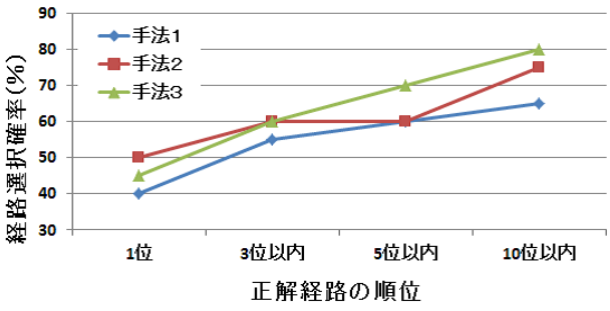


図 2: 経路コストに関する正解経路の順位

図 2 より，行動認識率を考慮した DP マッチングを用いた場合の経路推定結果は，考慮しない場合と比較して，推定精度が上昇していることがわかる．また，順位が 1 位の場合は，手法 2 を用いた場合の推定精度が最も高く，条件が順位 3～10 位以上の場合は，手法 3 を用いた場合の推定精度が最も高かった．

4　まとめ・今後の課題

本稿で提案したユーザ移動経路推定手法では，ラベルシーケンスデータのマッチングを行う際に，移動コストと行動内容，行動順序に加えて行動の認識率を考慮した DP マッチングを行なった．今後は行動認識の精度の向上を目的とした認識アルゴリズムについて検討をすると共に，経路コスト計算の際に考慮した行動毎の Precision だけでなく，Recall についても考慮したい．

参考文献

[1] Berchtold, M., Budde, M., Gordon, D., Schmidtke, H. R. and Beigl, M. Actiserv: Activity recognition service for mobile phones. *Proc of ISWC 2010*, 2010.

[2] 小川延宏，梶克彦，河口信夫．Hasc2010corpus を用いた被験者数と人間行動認識率の相関分析．情報処理学会マルチメディア分散協調とモバイル (DICOMO 2011), pp. 76–82, 2011.

[3] Kawaguchi, N., Yang, Y., Yang, T., Ogawa, N., Iwasaki, Y., Kaji, K., Terada, T., Murao, K., Inoue, S., Kawahara, Y., Sumi, Y. and Nishio, N. HASC2011corpus: Towards the Common Ground of Human Activity Recognition. *Proc of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing(UbiComp2011)*, pp. 571–572, 2011.

[4] WEKA Toolkit. http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/.

Copyright ©2012 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.