

モノにつけたセンサーのデータからの行動・イベント推定

—その課題と解析ツール—

Activity Recognition from Data of Sensors Attached to physical Objects.

伊藤 翔† 角所 考† 岡留 剛†
Ito Sho Koh Kakusho Takeshi Okadome

1. はじめに

ヒトの行動や実世界のイベントを推定する多くの研究がヒトにつけたセンサーのデータを基にした学習のアプローチをとっている。例えば、前川ら[1]は3軸加速度センサを両手首と腰、右腿に付け、特徴量としてFFTを使用して抽出した平均値とエネルギー・卓越振動数を使用し、ユーザーの行動をモデル化している。Richardら[2]は加速度センサを胴体に装着し、ガウス混合モデルとマルコフモデルを組み合わせて「座っている」・「歩いている」・「走っている」・「自転車をこいでいる」という動作をリアルタイムに認識する研究を行なっている。Baoら[3]は二十種類の行動を対象として、五個の二軸無線加速度センサを体の膝と肘・手首・足首・右股関節に装着し、取得した加速度センサから特徴量として、平均と周波数領域のエントロピーエネルギー・加速度信号の相関関係を用いて行動識別モデルを作成している。

これら従来の研究とは対照的に本研究では、無線技術・省電力化の技術の発展によるセンサノードの小型化かつ低価格化に鑑み、日常で使用する複数のモノにセンサを添付し、モノの利用に伴うヒトの行動や実世界のイベントのより高精度な推定を目指す。

人の行動や実世界のイベントの推定には一般に教師あり学習が用いられる。教師あり学習では、センサデータとそれに対応するラベルで構成される訓練集合を基に分類器を作成する。一方、一つのイベントに対し、そのイベントとは無関係な別のイベントが共起することがしばしば起こる。ヒトにセンサをつけた従来の研究の学習では無関係なイベントの共起が問題になることはなかった。しかし、複数のモノにつけられた多次元センサデータでの学習においては、この無関係なイベントの共起は「雑音」となり分類器の精度を下げる原因となる。この課題の解決へのアプローチとして、本稿では特徴量だけでなく、共起したデキゴトの該当部分のセンサデータに対して「関係あり」と「関係なし」・「無関係」のラベルを付与する方略を提案する。以下これらのラベルを総称して関連ラベルと呼ぶ。

ラベルづけは通常人手によるために手間とコストがかかる。複数のモノにセンサをつけた場合や、より多くのラベルを付与する必要がある場合はさらに手間がかかる。そのため多次元のセンサデータに容易にかつ正確にラベルづけを行なえるツールが必要となる。我々は、ラベルづけツールを含む多次元センサデータの分析・解析ツール「K.G.Factory」を設計・実装した。K.G.Factoryは得られた多次元センサデータに対して、ビデオカメラで撮影した情報とともに時系列に沿ってセンサデータを可視化し、ラベリングフォームをデータとともに提供する

ことで容易かつ正確なラベルづけを支援する。関係ラベルも容易に付与でき、さらに簡単な信号処理と統計処理も行なうことができる。

撮影した情報とともに時系列に沿ってセンサデータを可視化し、ラベリングフォームをデータとともに提供することで容易かつ正確なラベルづけを支援する。関係ラベルも容易に付与でき、さらに簡単な信号処理と統計処理も行なうことができる。

以下、第2章でK.G.Factoryの設計について述べる。第3章では実際に取得したセンサデータを用いて関係ラベルの効用を評価し、第4章では関係ラベル付与の手間について議論する。

2. K.G. Factory

2.1 ラベリング機能

K.G.Factoryの機能は、主にラベリング機能とセンサデータ分析・解析機能の二つに大別できる。以下、K.G.Factoryについて二つの機能について説明する。

K.G.FactoryのUIを図2.1に示す。その入力フォームを図2.2に、ラベリングフォームを図2.3に示す。取得したセンサノードとデータ取得時間と表示したいセンサ信号を指定すると、データの該当部分が表示される(図2.3)。センサノードは複数選択可能で、指定した時間における複数のセンサデータを同時に見ることができる。センサデータとともにビデオ映像を取得した場合には、指定した時間におけるビデオ映像も表示でき、ユーザはその映像に基づきラベリングを行なうことができる。表示したセンサデータに対してマウスでクリック&ドラッグするとその範囲を拡大表示することができ、動作やデキゴトの開始と終了時間を正確に記述できる。

K.G.Factoryでは、センサデータに対し容易にラベルを貼ることができる。図2.3のラベリングスペースで、左クリックすることで開始時間の位置を指定する。さらなる左クリックで終了の位置を指定する。さらに、行動あるいはデキゴトを指定する。

ラベルは、動作やデキゴトの種類と試行回数・開始時間・終了時間・関係ラベル・センサノードIDの情報を持つxmlファイルとして保存される。ラベリングされたデータは右画面中央に順に表示され、ラベルを消去する場合には、消去したいラベルを選択し、削除することができる。なお、第3章で述べる関係ラベルも簡単に付与・削除できる。

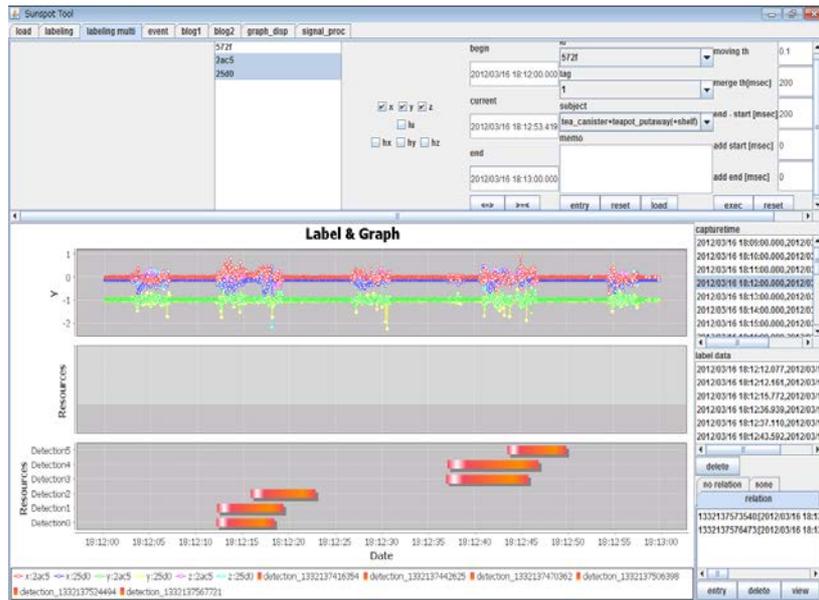


図 2.1 K.G.Factory の UI



図 2.2 K.G.Factory 入力フォーム

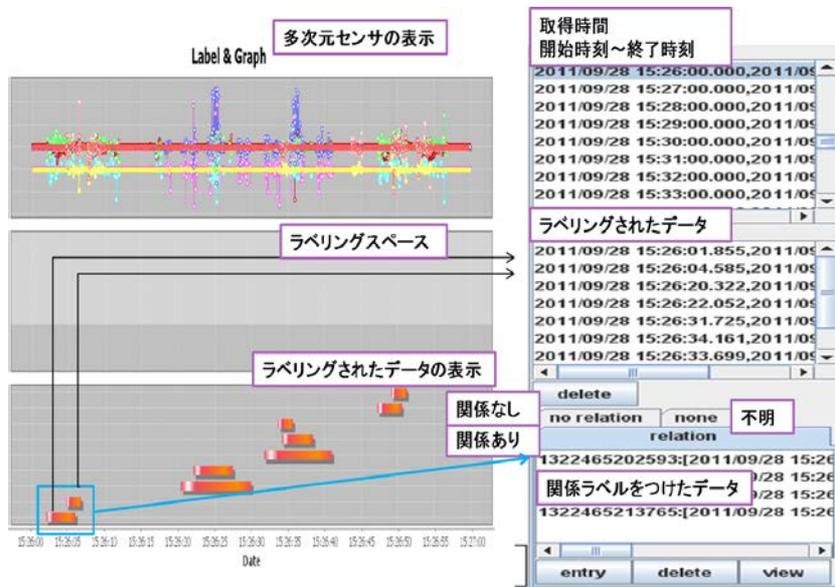


図 2.3 K.G.factory ラベリングフォーム

2.2 センサデータ解析・分析機能

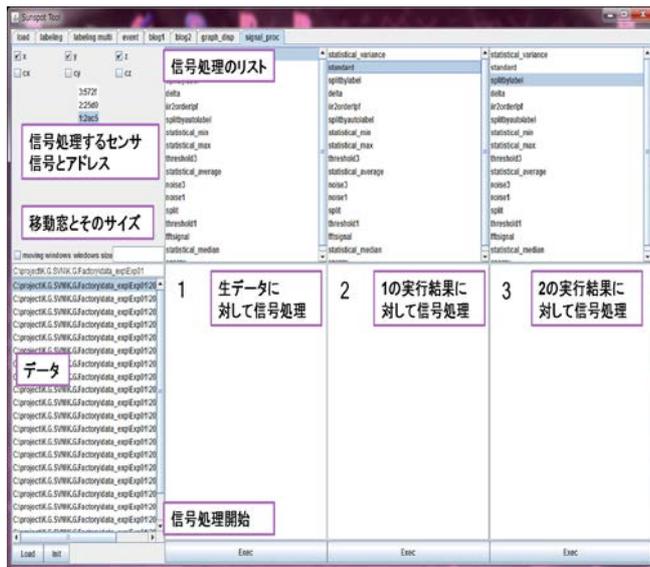


図 2.4 信号処理・統計処理フォーム

K.G.Factory には、ラベリングにより作成された xml ファイルを参照し各デキゴトについて関連した最長の部分を求め、その部分の各センサデータを切り出して csv ファイルとして保存する機能がある。また、いくつかの信号処理と統計処理の機能も実装されている。信号処理機能は、「ノイズ区間検出」と「移動平均」・「デルタ処理」・「閾値検出」・「エネルギー化」・「IRLPF」・「スプリット」・「標準化」・「FFT」であり、統計処理は、「平均値」と「分散値」・「中央値」・「最大値」・「最小値」の抽出である。

図 2.4 に信号処理・統計処理フォームを示す。センサノード ID とセンサ信号・実行する処理を選択すると処理が開始される。さらに、信号処理と統計処理は、移動窓による処理も行なうことが出来る。また、信号処理を行なった結果に対してさらなる統計処理を行なうことも可能である。

3. 関係ラベルの効用の評価

人の行動や実世界のイベントが起こるときに、そのデキゴトとは無関係なモノがしばしば動く。無関係なモノの動きを伴うセンサデータは、教師あり学習による分類器の作成において雑音として働き、その推定の精度を下げてしまう。この課題解決のアプローチとして、本稿では関係ラベルを付与する方略を取る。

本章では、関係ラベルについて述べ、その有用性についての評価を議論する。センサデータから抽出した特徴量のみからなる訓練データと、センサデータから抽出された特徴量と関係ラベルとからなる訓練データにより構築した分類器との推定精度の比較を行なう。

3.1 実験

表 1 主デキゴトとそれと無関係なデキゴト。それらのデキゴトの際に動くモノ

主デキゴト	主デキゴトと無関係なデキゴト	動くモノ
茶筒を棚に片付ける		茶筒・棚
急須を棚に片付ける		急須・棚
お茶を作る		茶筒・急須
茶筒と急須を棚に片付ける		茶筒・急須・棚
茶筒と急須を運ぶ	棚を開ける	茶筒・急須・棚
お茶を作る	棚を開ける	茶筒・急須・棚

実験では SunSPOT を使用し、3 軸加速度の値とともにセンサ ID と時間の情報も取得した。データ取得に先立ち、ホスト PC の時刻を各 SunSPOT にブロードキャストすることで時間合わせを行なった。

本実験では、急須と茶筒と棚の三つに SunSPOT を取り付け、それらのモノに関係した六つの行動・デキゴトに対するセンサデータを取得した。その六つの動作・デキゴトは、学習により作成する分類器で識別したいものでありここではそれらを主デキゴトと呼ぶ。主デキゴトの種類と、その主デキゴトが起こる際に共起した無関係なデキゴトと、動くモノの対応を表 1 に示す。表中で、上の四つはすべてのモノが関係して動くデキゴトであり、下二つは茶筒と急須は棚の動きとは無関係に動いているデキゴトである。下二つのいずれかの主デキゴトが起こったとき、茶筒と急須のデータには「関係あり」、棚のデータには「関係なし」のラベルを付与する。上四つのデキゴトは各 40 回、下二つのデキゴトは各 15 回、デキゴトをランダムな順に行なった。本実験ではサンプリングレートを 50 (msec) とし、またこの実験の各動作をビデオカメラで記録した。

3.2 評価方法

関係ラベルの有効性を見るため、分類器を作成するための特徴量として、ここでは動作あるいはイベントの継続時間(以下、時間)と、その継続時間内における三軸加速度の大きさの最大値(以下、加速度最大値)の二つだけを用いた。

分類器の作成において、「加速度最大値のみ」と「加速度最大値と関係ラベル」・「加速度最大値と時間」・「加速度最大値と時間と関係ラベル」の 4 種類の訓練データセットを用意した。

本研究では、教師あり学習として識別精度の高さからニューラルネットを使用し、1 割をテストデータとした交差検証を行なった。主デキゴトに対する、無関係に動くデキゴトの割合に対する推定精度を求めた。

3.3 結果

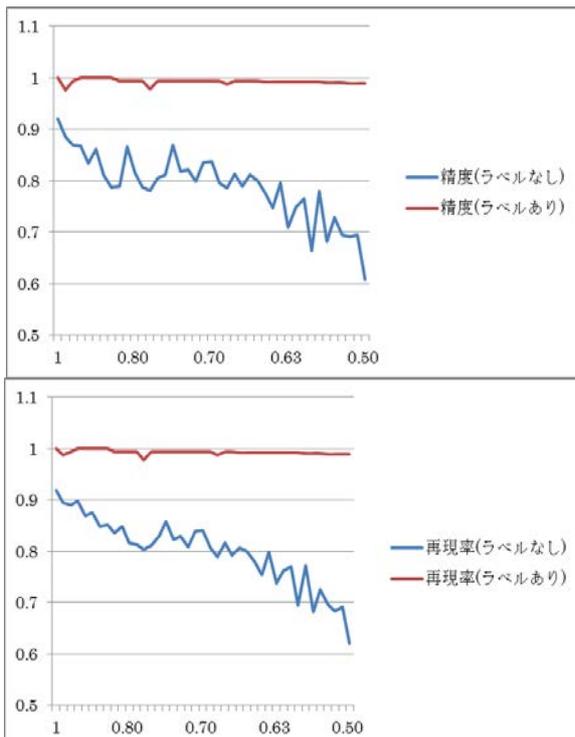


図 3.1. 特徴量に加速度最大値のみを用いたときの精度と再現率

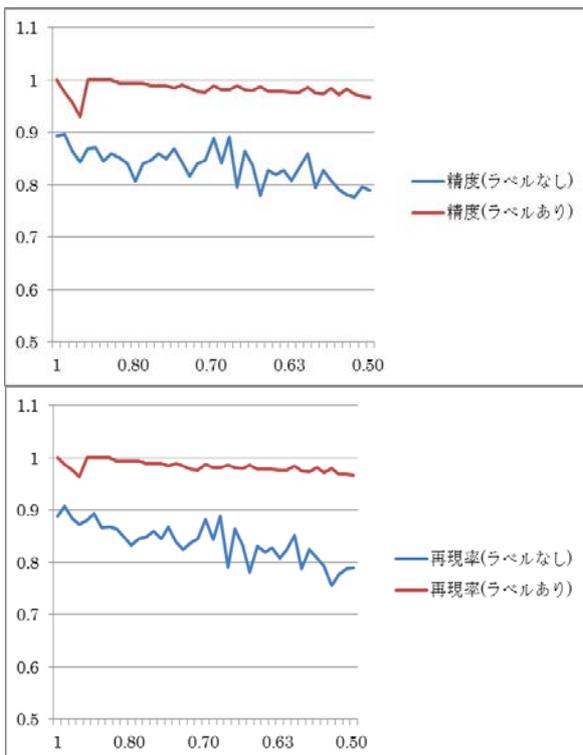


図 3.2. 特徴量に加速度最大値と時間を用いたときの精度と再現率

特徴量として「加速度最大値」のみを用いたときの精度と再現率を図 3.1 に示す. また, 「加速度最大値」と「時間」を用いたときの精度と再現率を図 3.2 に示す. ただし, 主デキゴトに対して無関係なデキゴトが共起する割合を 0% から 50% とした. 関係ラベルを付与せずに「加速度最大値」のみで学習した場合, 精度は 92.0% から 60.9%, 再現率は 91.0% から 62.2% となり, 「加速度最大値」と「時間」を用いた場合も同様に, 精度は 88.8% から 78.9%, 再現率は 88.9% から 78.9% となりそれぞれ大きく減少している.

しかしそれぞれに関係ラベルを持たせると, 特徴量として「加速度最大値」のみで学習した場合, 精度は 100% から 99.0%, 再現率は 100% から 98.9% となり, 「加速度最大値」と「時間」を用いて学習した場合, 精度は 100% から 96.7%, 再現率は 100% から 96.7% とほとんど変わらず非常に高い推定精度が得られた.

この結果により, 関係ラベルを付けることで無関係なデキゴトの共起に対処でき, 教師あり学習による分類器の推定精度が高くなることが分かった.

4. 関係ラベル付与の手間の最小化

関係ラベルの付与は余分な手間をもたらす. 以下では, デフォルトとして与えるべき関係ラベルを特定することでラベリングの手間を可能な限り少なくすることを考える.

4.1 仮定

動いてセンサーが発火したモノの全てに対し, 「関係あり」と「関係なし」の組み合わせを考慮してデフォルトのラベルを設定すると, 動くモノが多くなるにつれてその数は指数関数的に増える. そのため本研究では, 主デキゴトのうち, 動いてセンサーが発火するある 1 つのモノを選択したとして, そのモノと同時に動いている他のモノに対してデフォルトのラベルを与えるとする. デフォルトのラベルとしては「関係あり」と「関係なし」のいずれかとする.

4.2 関係あるモノと関係のないモノの比による定式化

以下の考察では, センサーが取り付けられたモノが動いた場合には, そのセンサーが必ず発火すると仮定する.

K.G.Factory では, ラベルの変更による手間はすべてのラベルにおいて同一であると考えられる. そのため, ラベルの付け替えの手間は, 選択したモノが主デキゴトとして動いてそのセンサーが発火したとき, 同時に動く, その主デキゴトに関係するモノと, それとは無関係なモノの個数の割合に依存する.

選択したモノが関係するは主デキゴトも含めて一般に複数あり, それを n_a とする. また, 単位時間あたりに起こるそれらの頻度の平均を f_a とする. 一方, その主デキゴトとは無関係なものが全部で M 個あるとする. その M 個のうち, 単位時間あたりに(偶然に)動く平均の個数を n_b として, さらにそれらが単位時間あたりに動く頻度の平

均を f_b とする。このとき、デキゴトに関するモノの個数と無関係に動くモノの個数の割合 r は次式で表される。

$$r = \sum_{i=1}^N \frac{n_a \cdot f_a}{n_a \cdot f_a + n_b \cdot f_b}$$

4.3 ラベリングの手間の評価

あるモノに着目したとき、その動きに伴って動いたモノの総数を S とする。一回当りのラベルの変更による手間は一定と仮定し、それを t とする。デフォルトのラベルを「関係あり」にしたときと、「関係なし」にしたときの一つのデキゴト当たりのラベリングの手間をそれぞれ図 4.1 と図 4.2 に示す(ここでは t を実測により 5 秒とした)。これより明らかに、 $r \geq 1/2$ ならば「関係あり」をデフォルトに、 $r < 1/2$ ならば「関係なし」ラベルをデフォルトに設定することで手間が最小となる。最小となる時の手間を図 4.3 に示す。

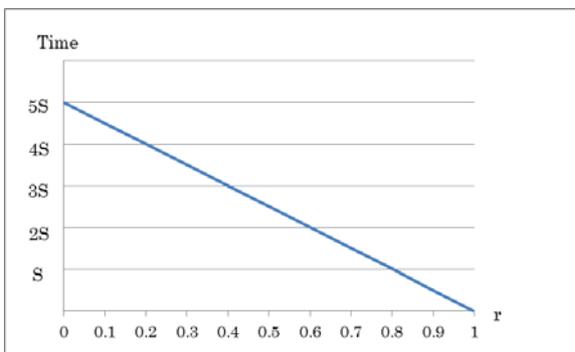


図 4.1 関係ありをデフォルトにしたときの手間

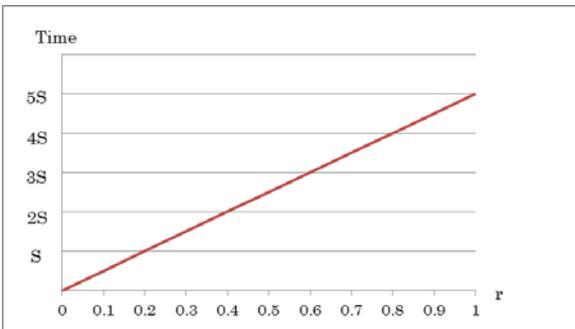


図 4.2 関係なしをデフォルトにしたときの手間

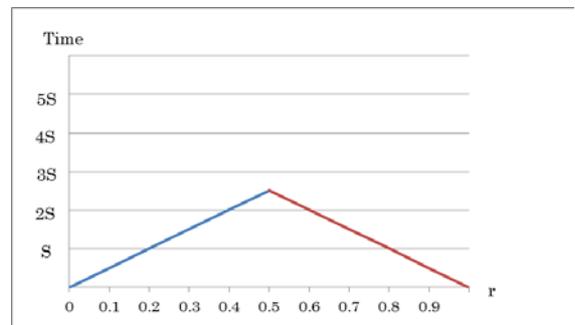


図 4.3 手間を最小にするデフォルトラベルの際の手間

ラベルの変更にかかった総計時間を T とする。このラベルの変更にかかる総計時間は次式で表される。

$$T = (\frac{1}{2} - |r - \frac{1}{2}|) \cdot t \cdot S$$

4.4 デフォルトラベル設定に関する考察

本研究では、あるモノを選択し、そのモノの動きと同時に動いたモノに対しデフォルトのラベルを付与する方略を取った。このラベリング手法以外に、予めすべてのデキゴトに関してラベルをつけておくという手法も考え得る。これは「お茶を入れる」というデキゴトの場合には急須と茶筒のみが動くと予め決めておき、動くモノに関してのみラベルを付けるという手法である。この手法であれば無関係のラベルは不要となる。しかしこの手法ではいくつかの問題がある。

まず、予めモノの情報を一意に記述しておく方略は日常生活においては好ましくない場面が多い。「お茶を作る」というデキゴトに関して急須と茶筒が「関係あり」と予め記述すると、急須と茶筒のセンサデータだけが利用される。しかし、実際には前回使用した茶葉を用いてお茶を作るときもある。予めモノの情報を一意に記述しておく方略は、このような必ず一意に決まらないモノに関してのラベリングの精度を悪くする。

次に、予測できること以外の処理ができないことが挙げられる。「お茶を作る」というデキゴトに関して急須と茶筒が「関係あり」と予め記述すると、茶筒と急須のセンサデータのみを参照することになる。しかし、実際にはおぼんも動いていた場合にその情報を捨ててしまうことになる。例外や特殊なデキゴトに関してのラベリングの精度が悪くなるうえに、新たなデキゴトの可能性を無くしてしまう。

5 関連研究

これまで多くの多次元センサデータにラベルを付けて状況認識を行なう研究がなされており、それと同時に多次元センサデータ解析ツールもいくつか設計されている。SyncPlay[4] はビデオ画像とセンサデータを読み込み、同期させて再生し、センサデータに対してラベリングができるツールである。ALATA[5] はラベリング作業の手間を軽減するために、能動学習手法を取り入れたラベルツールである。HASC Tool[6] はセンサデータの行動情報処理のためのツールである。簡単な信号処理が実装されている。Interaction Debugger[7] はコミュニケーションロボットから得られる様々なデータの可視化ツールでラベルを付与する機能を持っている。ALKAN[8] は携帯センサデバイスを用いて日常の行動時のセンサー情報を大規模に収集したデータベースである。

このように、センサデータとカメラデータを参照しながらラベリングできるラベルツールはいくつかあるが、既存研究では多次元センサデータにラベルを付けて状況認識を行なう研究はいくつか存在するが、無関係なデキゴトの共起に対応できるラベリング手法について深く議論されていない。

6 終わりに

本稿では、ツールを含む多次元センサ解析・分析ツール K.G.Factory について述べ、実験により関係ラベルの有用性を示し、またデフォルトラベルの設定について述べた。

多次元センサーによるヒトの行動・デキゴトの分析の際に、通常は無関係なデキゴトの共起が推定精度を下げてしまうという問題がある。関係ラベルを導入することで雑音の割合が半分あってもほぼ 100% の精度で識別できるようになり、無関係なデキゴトの共起の下で高い水準の推定精度が得られた。さらに、関係ラベルの付与による余分の手間を少なくするため、デフォルトラベルに導入について検討した。

References

- [1] Maekawa, T. and S. Watanabe. "Training data selection with user's physical characteristics data for acceleration-based activity modeling", *Personal And Ubiquitous Computing*, Online First, 8, Dec., 2011.
- [2] Richard, D. and S. Dunn. "Real-time Motion Classification for Wearable computing Applications," *MIT Technical Report*, 2001.
- [3] Bao, L. and S. Intille. "Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data," *Proceedings of Second International Conference on Pervasive Computing*, (Pervasive 2004), pp1-17.
- [4] ATR : SyncPlay, 情報処理学会(online), (<http://www.atr-p.com/SyncPlay.html>) (accessed 2011-7-5).
- [5] 吉作清彦, 大村廉. 「ALATA: 継続的なラベル付きデータ取得のための能動学習に基づくアノテーションツール」, *情報処理学会研究報告*, Vol.2011-UBI-31, No.3, pp.1-8, 2011.
- [6] HASC: HASC Tool, (<http://hasc.jp/hc2011/hasctool.html>) (accessed 2011-8-1).
- [7] Kooijmans, T. and T. Kanda, C. Bartneck, H. Ishiguro, and N. Hagita. Interaction debugging: an integral approach to analyze human-robot interaction, *Proceeding of the 1st ACM SIGCHI/SIGART Conference on Human-robot Interaction*, pp.64-71, 2006
- [8] 服部祐一, 竹森正起, 井上創造, 平川剛, 須藤修. 「携帯情報端末による大規模行動情報収集システム『ALKAN』」, *DICOMO2010論文集*, pp.583-590, 2010.