

加速度センサを用いた日常行動識別における個人適応のための検討

橋田 尚幸[†]

慶應義塾大学 理工学部

大村 廉[‡]

慶應義塾大学 理工学部

今井 倫太[§]

慶應義塾大学 理工学部

{hashida,ren,michita}@ayu.ics.keio.ac.jp

1 はじめに

現在、アウェアネスの提供を目的として、ユーザの行動や状況を取得するための研究が多く行われている。この中で、ユーザの行動を取得するため、比較的小型である加速度センサを使用した研究が多くなされている[1]。従来研究では、単一のユーザから得られたデータでモデルを作成し、同一ユーザの行動識別率を評価する特定行動者識別、もしくは、複数のユーザから得られたデータからモデルを作成し、そのモデルを用いてあるユーザの行動を識別する不特定行動者識別によって評価が行われてきた。しかし、それらの優劣についての議論はあまりなされてこなかった。

そこで本研究では、日常行動を対象とし、51人から取得した加速度データをもとに、まず特定行動者識別および不特定行動者識別を行った時の識別率の差異について評価を行う。そして、行動者適応技術として、MAP および MLLR を用いた時の識別率の変化について評価を行い、加速度センサを用いた日常行動識別における行動者適応技術の有効性について明らかにする。

2 実験

2.1 実験データ

本研究では、[1]を参考とし、実験条件を設定した。

識別対象(クラス)には、日常行動のうちもっとも基本的と考えられる「歩いている」、「走っている」、「立っている」、「座っている」、「階段を登っている」、「階段を降りている」、「コンピュータ作業」の7種類の行動を設定した。また、加速度データは、被験者の両手首、両腿、両足首の計6箇所に、x, y, z軸方向の3軸の加速度を計測する事が可能な小型無線加速度センサを装着し、50Hzでデータの計測を行った。

そして、得られた加速度データは、窓幅5.12秒、ずらし幅50%のスライディング・ウィンドウを用いて部分系列に分割し、各々の窓内データについて平均、標準偏差、エネルギーの3要素を計算し、計54変量を特徴量とした。

計51名の被験者には、15分～20分の間で任意に上記6つの行動をとってもらい、これを1セットとして、各々の被験者について2セットずつデータを取得した。

Human Robot Interaction based on Taste

[†]Naoyuki HASHIDA

Faculty of Science and Technology, Keio University

[‡]Ren OHMURA

Faculty of Science and Technology, Keio University

[§]Michita IMAI

Faculty of Science and Technology, Keio University

2.2 行動者適応

本研究では、行動者適応技術¹として、音声認識で多く用いられている MAP 推定法および MLLR 法を用い、不特定行動者識別からのこれらの技術を適応した際の識別率向上の程度の評価を行う。

MAP 推定法や MLLR 法では、不特定行動者モデルの特徴量の分布に多変量正規分布を仮定し、パラメータ $\theta = \{\mu, \Sigma\}$ を、それぞれ適応すべき対象から得られた少量のデータをもとに更新する。以下、各々の手法について述べる。

2.2.1 MAP 推定法

MAP 推定量 $\hat{\theta} = \{\hat{\mu}, \hat{\Sigma}\}$ は、以下の事後確立を最大にするパラメータとして求められる。

$$g(\mu, \Sigma | \chi) = C \prod_{t=1}^T p(x_t | \mu, \Sigma) g(\mu, \Sigma | \mu_o, \Sigma_o, \alpha, \tau)$$

そして、以下の式に従い、多変量正規分布のパラメータを更新する。

$$\hat{\mu} = \frac{\tau \mu_o + \sum_{t=1}^T x_t}{\tau + T}$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{\Sigma_o + \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{\mu})(x_t - \hat{\mu})' + \tau (\mu_o - \hat{\mu})(\mu_o - \hat{\mu})'}{(\alpha - k) + T}$$

すなわち、MAP 推定量は事前分布パラメータと最尤推定量との重み付け平均となる。

2.2.2 MLLR 法

MLLR 法では、以下の式により多変量正規分布の平均ベクトル $\mu = (\mu_1, \dots, \mu_n)'$ を更新する。

$$\begin{aligned} \hat{\mu} &= \mathbf{A}\mu + \mathbf{b} \\ &= \mathbf{W}\xi \end{aligned}$$

ここで \mathbf{A} は $n \times n$ の行列、 \mathbf{b} は次元数 n のベクトルであり、 $\xi = (1, \mu_1, \dots, \mu_n)'$ 、 $\mathbf{W} = (\mathbf{b}, \mathbf{A})$ である。

EM アルゴリズムによって行列 \mathbf{W} の最尤推定値 $\tilde{\mathbf{W}}$ を以下の式で求め、この $\tilde{\mathbf{W}}$ を用いてパラメータ更新を行う。

$$\begin{aligned} &\sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \gamma_m(t) \Sigma_m^{-1} x_t \xi_m' \\ &= \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \gamma_m(t) \Sigma_m^{-1} \tilde{\mathbf{W}} \xi_m \xi_m' \end{aligned}$$

2.3 評価方法

2.1節で述べた方法によって取得したデータのについて、特定行動者識別としては、各被験者について2セット取得したデータのうち、それぞれを学習用データ、テストデータとして、その識別結果を評価した。一方、不特定行動者識別としては、ある被験者を除いた全ての

¹音声認識では話者適応技術と呼ばれる。

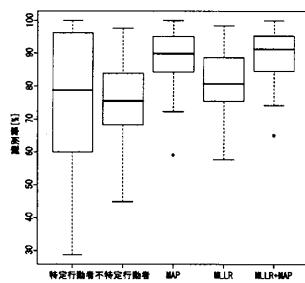


図 1 NB 法

被験者のデータ(2セット分)を結合したものを学習用データとし、除いた被験者のデータをテストデータとして識別結果の評価を行った。

また、この不特定行動者モデルに対し、前節で述べた MAP および MLLR、また、MAP と MLLR を組み合わせた各種行動者適応を施したときの行動識別率を評価し、各手法の有効性の検証を行った。この評価では、上記不特定行動者識別に用いたモデルについて、モデルから除かれた被験者から得られた 2 セットの実験データのうち、一方のデータを用いて適応を行い、もう一方のデータを用いて識別率を得た。

識別器には、ナイーブベイズ法(以下、NB 法と表記)、54 变量の各平均値をパラメータに用いたテンプレートマッチング法(以下、TM 法と表記)、NN(最近傍)法を用いた。

この内、NB 法による識別モデルは、行動者データを構成する 54 变量に対して正規分布を仮定したときの各平均、分散値をパラメータとして採用しているため、適応の効果が直接反映されると考えられる。

また、平均値 TM 法による識別率の変化は、各種適応による平均値の更新のみの効果を表す。

NN 法による識別では、単純な総当たり比較によって行動を識別する方法をとるため、識別モデルパラメータが存在しない。このため今回の NN 法の識別モデルへの適応は、モデルを構築するために使用したサンプルデータの 54 变量値を更新することで実現する。具体的には、各種適応により更新された平均、分散値に従うように、サンプルデータの平行移動を行う。ボロノイ境界に由来するクラス間分離性が、適応によりどのように変化するのかを、NN 法識別率の変化を通して確認する。

3 結果と考察

図 1 から図 3 に、それぞれの識別器による識別率の結果を示す。

3.1 特定/不特定行動者識別の傾向

NB 法では、分散が大きくなっているものの、それぞれの図より、どの識別法についても、特定行動者識別時の識別率の平均は不特定行動者識別の平均よりも勝っていることがわかる。TM 法、および NN 法では大きく識別率が改善されており、不特定行動者識別と特定行動者識別の間には大きな差があることが確認できた。従って、加速度センサを用いた日常行動識別においても、大量の学習データ取得に伴う労力を低減し、かつ高い識別(正答)率を得るために、行動者適応技術が必要であることがわかる。

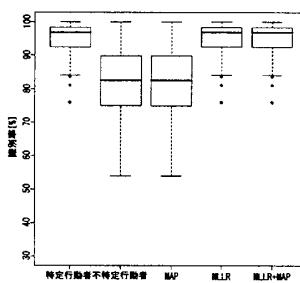


図 2 TM 法

3.2 適応が識別率に与える影響

図 1、図 2、図 3 から、MLLR による平均値の更新が識別率を大きく上げていることがわかる。このことから、MLLR 法によるパラメータ平均値の更新による適応は有効性が高いと言える。

一方で、図 2 では、MAP による識別率の改善はほとんど見られない。詳細なデータを確認したところ、MAP では平均値は大きく更新されていなかった。これは、MAP は重み付き平均によりパラメータを更新するため、モデルに用いたデータの量に対して適応のために用いたデータ量が少なかったためである。

しかし、NB 法(図 1)や NN 法(図 3)においては MAP が識別率を改善させている。これは、パラメータ分散の更新のみの影響と考えられる。詳細なデータを確認したところ、学習データとの重み付け平均により、分散の MAP 推定値は適応前と比較してわずかに小さくなった。このため、NN 法では平均値データ点周辺に他のデータ点が集中しクラス間分離性が向上したため、識別率が改善されたと考えられる。

3.3 MLLR 法と MAP 推定法の併用

図 1 と図 3 に注目すると、MLLR により適応済みのデータに対してさらに MAP による適応を施すことで、識別率の分布の底上げに成功している。このことから両適応の併用は、MLLR、MAP 単体での適応時に比べて、より高い精度での行動識別が実現しやすいといえる。

4 結論

本研究では、加速度センサを用いた日常行動識別における、不特定行動者識別と特定行動者識別の差位、および行動者適応技術の有効性について検証を行った。高い識別率を得るために、特定行動者識別が必要であることを確認した。また、MLLR および MAP による行動者適応技術を用いることによって、不特定行動者識別の識別率を大きく改善することが可能であることを確認した。

参考文献

- [1] 田淵 勝宏、納谷 太、大村 廉、野間 春生、小暮 潔、岸野 文郎 “無線加速度センサを用いた人の日常行動識別におけるデータ収集条件の影響評価”, IEICE technical report, Vol.106, No.75, pp.43-48, 2006
- [2] C. J. Leggetter, P. C. Woodland: “Maximum likelihood linear regression for speaker adaptation of continuous density hidden Markov models”, Computer Speech and Language, Vol.9, pp.171-185, 1995

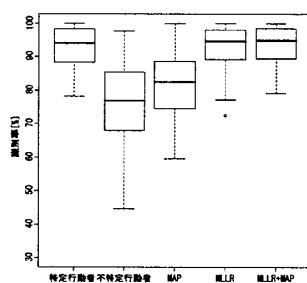


図 3 NN 法