

1つの加速度センサから得る動作波形を用いた 人の行動状態推定法の提案

村田 崇行^{a)}・田村 宏樹^{b)}・淡野 公一^{c)}

Proposal of the Human Motion State Estimation Method Using the Waveform of One Acceleration Sensor

Takayuki MURATA, Hiroki TAMURA, Koichi TANNO

Abstract

In this paper, a study on the number of acceleration sensors required to verify the identification of the five basic types action (walking, sit down on the chair, stand up on the chair, crouch and stand up after the sit down) in the room and tested to examine the identification of how much accuracy. Our proposed method is used difference of acceleration between before action and after action. We tested in three subjects. The five basic type's actions were able to get the recognition rate 83-100% using one acceleration sensor on left knee. In addition, we tried the continuous measurements of five actions by two subjects. The simulation results of continuous actions could identify about 68-95% and 17-82% using one acceleration sensor.

Keywords: Acceleration sensor, Motion capture system, k -nearest neighbor method

1. はじめに

病院の消灯時間を過ぎてから夢遊病患者が無意識のうちに病院内をさまよう行動を監視できれば、病室を常に見張る必要がなくなる。カメラを病室内に設置してしまうと病室内のプライバシーが守られなくなってしまう。アンドロイド端末による歩行経路推定システム¹⁾やRFIDタグによる自己位置推定²⁾の研究も行われている。しかし、人の行動のモニタリングとして、RFIDや赤外線式人感モニタでは、人の大まかな位置情報は得られるが、人の行動状態を推定できるほどの情報を得ることは現時点での装置ではできない。同じ場所にいても立っている状態で窓の外を眺めているのか、窓の近くで体調が悪くてうずくまっているのかを判断するためには患者の状態を取得する必要がある。

近年、モーションキャプチャシステムは、医療・福祉分野における特定の動作の解析、映画、アニメーション、ゲームなどに用いられている。加速度センサを用いたモーションキャプチャシステムの研究の1つとして、1つの加速度センサより歩行者の4感情を推定する研究報告がされている³⁾。その先行研究では、悲しみの感情は歩行動作から発生する1つの加速度センサの波形より80%以上の識別が可能であると報告されている。また、加速度センサか

から人の行動状態を推定する研究としては、テンプレートマッチング法を用いて行動を推定する方法が提案されている⁴⁾。しかし、テンプレートマッチング法を適用するためには、データの切り出しと、そのデータと事前に修得していたパターンとを正しく照合させるための工夫が必要となる。

本論文では、実験環境に依存せず安価でかつ装着負荷の小さい加速度センサを用いた慣性式モーションキャプチャシステムを用いる。1つの加速度センサで日常の基本動作がどの程度識別できるかを検証する。常に身に着けるものとして患者の負担が少なくすむように1つだけセンサを使う。さらに、本提案手法が実際の環境でも有効に行動推定できるように、加速度センサから得られる動作波形のデータから個人差に大きく依存しない特定のルールに従ってデータを切り出し、データ間の照合に特別な工夫を必要としない特徴量を抽出する方法を提案する。本提案手法が有効かどうかを検証するため、連続動作環境下での人の行動状態推定の検証実験を行う。これらの検証実験から、1つの加速度センサで人の行動状態推定がどの程度可能か検討したので報告する。

2. 目的

本論文では、1つの加速度センサを使い、人の基本行動を推定できるか検討する。本論文の人の基本動作とは、以下の5つの姿勢の変化である。

a)電気電子工学専攻大学院生

b)環境ロボティクス学科担当 准教授

c)電気システム工学科担当 教授

- ・歩行
- ・椅子に座る
- ・椅子から立ち上がる
- ・うずくまる
- ・しゃがんで立ち上がる

これら5つの基本動作は、病院に入院している患者の行動監視に必要であると考えている。歩行動作を監視することで患者の移動がわかる。椅子に座る動作、椅子から立ち上がる動作では、同じ場所から動かなくても姿勢の変化がわかる。また、うずくまる動作をした場合、不自然であるため状況を確認する必要がある。しゃがんで立ち上がる動作は床に落ちているものを拾うといった行動がわかり、うずくまったままの状態との区別に必要である。

患者の行動は、手や足の動き、体の姿勢などを計測することで識別できる。この識別には簡単に装着できて加速度情報を取得できる小型無線ハイブリットセンサシステム（加速度センサ）を用いる。本論文では、1つの加速度センサで人の基本動作を識別するのに最適なセンサの位置を検証し、実際の環境でどの程度識別できるかを検証する。

3. 提案手法

本章では、基本動作を識別する解析手法について説明する。

3.1 センサ位置の決定（単一動作の解析）

本節では単一動作の解析について説明する。図1はうずくまる動作の左膝z軸の加速度の測定例である。図1のように動作波形は、動作前（被験者が動作を行う前の静止状態）、動作中（被験者が動作を行っている間）、動作後（被験者が動作を終えた後の静止状態）の3つの状態に分けられる。ここで、時刻 t における加速度の測定値を $a(t)$ とする。また、動作中の直前、動作中の直後の時刻をそれぞれ t_a 、 t_b とする。動作中において加速度が最大、加速度が最小になった時刻をそれぞれ t_{max} 、 t_{min} とする。さらに、 $a(t)$ の移動平均をとった波形を $a_v(t)$ とする。本提案手法では、以下の3つの特徴量と k -Nearest Neighbor法（ $k=3$ ）を用いる。

(a) 特徴量 A

動作前と動作後の加速度の差を特徴量 A とする

$$A = a(t_a) - a(t_b) \quad (1)$$

(b) 特徴量 B

動作中の加速度の最大値と最小値の差を特徴量 B とする。

$$B = a(t_{max}) - a(t_{min}) \quad (2)$$

(c) 特徴量 C

$a_v(t)$ の加速度の最大値と $a_v(t)$ の動作前の加速度の差を特徴量 C とする。

$$C = a_v(t_{max}) - a_v(t_b) \quad (3)$$

それぞれの動作で各加速度センサの各軸ごとに特徴量

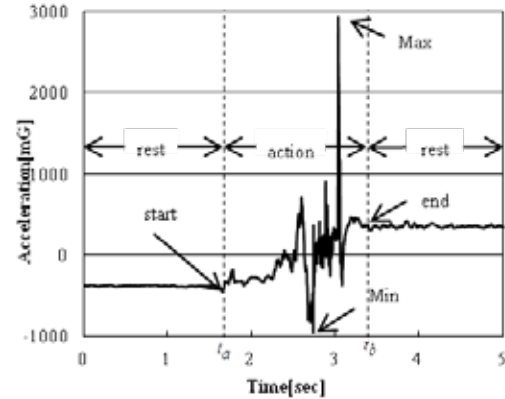


図1. うずくまる動作の測定例（左膝z軸）

A と特徴量 B の散布図を作成し、基本動作がしきい値で分けられるか検討する。さらに、最も多くのグループに分けられた軸のしゃがんで立ち上がる動作と歩行動作に対し、 k -Nearest Neighbor法を用いて識別する。また、この2種類の動作は動作前後の姿勢が直立の状態と同じであるため特徴量 C でも識別を行う。以上の手順で最適な加速度センサの装着位置を決定する。

3.2 連続動作の解析手法

本節では、単一動作の識別結果で最も良いセンサの位置（左膝z軸）に対して、連続動作でも識別できるように波形分割の方法について説明する。基本動作を行うと最短でも0.5秒以上かかるため、動作波形は0.5秒以上として扱う。動作の開始点 t_s と終了点 t_e は以下の手順で決定する。

- 1) 時刻 t と次の時刻 $t+1$ との加速度の差が $10[mG]$ 以上になった時刻を t_s とする

$$t_s : |a(t) - a(t+1)| > 10[mG] \quad (4)$$

- 2) t_s から時間を進め0.5秒間連続で t と $t+1$ の加速度の差が $10[mG]$ 以下になったときの時刻を t_e とする。ただし t_e は0.5秒間連続で条件を満たしたときの最初の時刻とする。

$$t_e : |a(t) - a(t+1)| < 10[mG] \quad (5)$$

- 3) t_s と t_e の間の時間が0.5秒未満の場合、または特徴量 B が $800[mG]$ 以下の場合、基本動作以外として除外する（単一動作で特徴量 B は $800[mG]$ を超えているため）。

$$B < 800[mG], t_e - t_s < 0.5[sec] \quad (6)$$

- 4) 図2のように、 t と t から3秒以内の点 t_x との加速度の差が(7)式、または、(8)式を満たすとき、 t_s 、 t_e を変更する。

$$a_v(t) - a_v(t_x) < -400[mG] \quad (7)$$

$$a_v(t) - a_v(t_x) > 900[mG] \quad (8)$$

- ・(7)式を満たす場合

t_x から時間を戻し0.5秒間連続で最小値が変化しない時刻を t_s とする。次に t_x から時間を進め0.5秒間連続で最大値が変化しない点を探し、さらに

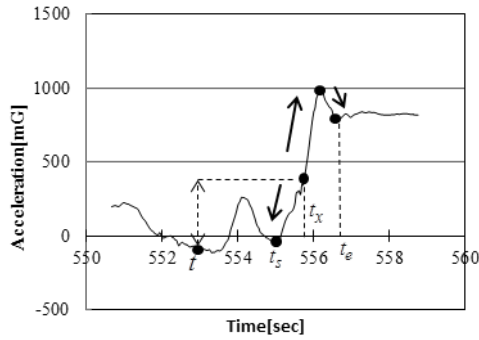


図2. 動作波形の切り出し方法

その点から 0.5 秒間連続で最小値が変化しない時刻を t_e とする。

・(8)式を満たす場合

t_x から時間を戻し 0.5 秒間連続で最大値が変化しない時刻を t_s とする。次に t_s から時間を進め 0.5 秒間連続で最小値が変化しない時刻を t_e とする。

5) 連続動作の場合、単一動作で得られる波形の形と一致しないため動作を以下のように置き換える。

- ・うづくまる動作または椅子に座る動作と椅子から立ち上がる動作が 1 秒以内に存在する場合はしゃがんで立ち上がる動作（動作後に直立している状態になり、波形が似ているため）。
- ・歩行動作としゃがんで立ち上がる動作が 0.5 秒以内に連続する場合、または、しゃがんで立ち上がるが 0.5 秒以内に連続する場合は歩行（識別条件が近く、しゃがんで立ち上がる動作を数秒の間に何度もすることは少ないと仮定）。
- ・うづくまる動作が 1 秒以内に連続する場合は椅子に座る動作とする（椅子に座る動作をゆっくり行くと、うづくまる動作を連続 2 回行った場合に似ている）。

特徴量 A と特徴量 B を使い動作の判定を行う。ただし、しゃがんで立ち上がる動作と識別された場合、被験者の動きが静止していないため動作前と動作後を明確に設定できない。そのため k -Nearest Neighbor 法の適用はせず特徴量 C のみで識別を行う。

4. 実験

4.1 実験器具

本論文で用いた加速度センサは（株）ATR-Promotions, WAA-006⁵⁾である。この加速度センサは、サンプリング周波数が 237.5Hz で、Bluetooth で通信を行う。通信距離は約 2m である。基本動作を行ったときの加速度情報をデータ収集ソフトウェア Accel Viewer-Hybrid（ワイヤレステクノロジー社）で取得する。実験では行動範囲を加速度センサと無線通信できる範囲内とした。



図3. 動作例

4.2 センサ位置の選択（単一動作の解析）

本節では、加速度センサをどの位置につければよいかの検討を行う。被験者は、身長が異なる 20 代の男性 3 名（178cm、168cm、161cm）である。また、被験者のきき足は全員右足である。加速度センサを被験者の左右の手首、肘、膝（太股に近い）、足首に計 8 個装着し動作したときの 3 軸（x、y、z 軸）の加速度の計測を行った。5 種類の基本動作を 1 人につき各 4 回測定した。図 3 に動作例を示す。計測した波形の中で動作前と動作後において静止していない波形は解析から除外した。

4.3 センサ位置の選択結果

本節では、基本動作の分類について述べる。各センサの各軸ごとに特徴量 A、特徴量 B で解析を行った。図 4 は、被験者 3 名の左膝 z 軸において縦軸を特徴量 A、横軸を特徴量 B とした散布図である。さらに表 1 が示すように、5 種類の基本動作は、特徴量 A、特徴量 B を用いてグループに分けると左膝 z 軸の波形を使うことで最も多く分けられる。左膝 z 軸の特徴量 A は、表 2 で示すように 4 グループに分けられる。

次に、しゃがんで立ち上がる動作と歩行動作の識別を k -Nearest Neighbor 法 ($k=3$) を用いて Leave-one-out cross

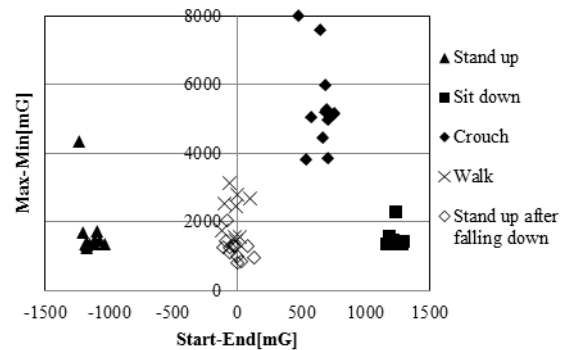


図4. 特徴量 A と特徴量 B の散布図

表 1. 特徴量 A と特徴量 B のグループ分け

| position | x-axis | y-axis | z-axis |
|-------------|--------|--------|--------|
| right wrist | 1 | 1 | 1 |
| left wrist | 1 | 1 | 1 |
| Right knee | 3 | 1 | 3 |
| left knee | 1 | 3 | 4 |
| Right ankle | 2 | 1 | 1 |
| left ankle | 2 | 1 | 2 |
| Right elbow | 2 | 1 | 2 |
| left elbow | 1 | 1 | 1 |

表 2. 特徴量 A を使ったグループ分け

| Action | Range |
|-----------------------------------|--------------------------------|
| Stand up | $A < -900[mG]$ |
| Sit down | $A > 900[mG]$ |
| Crouch | $400[mG] < A \leq 900[mG]$ |
| Stand up after falling down, walk | $-400[mG] \leq A \leq 400[mG]$ |

表 3. 特徴量 C を使ったグループ分け

| Action | Range |
|-----------------------------|----------------------------|
| Walk | $200[mG] < C \leq 600[mG]$ |
| Stand up after falling down | $C > 600[mG]$ |

validation 法で行った。しゃがんで立ち上がる動作は 12 回中 2 回歩行動作として誤識別されたが、歩行動作 9 回についてはすべて識別された。この 2 つのグループの識別率は 83%であった。なお、識別率は以下の(9)式で算出した。

$$\text{識別率} [\%] = \frac{\text{動作識別の正解数}}{\text{実際に行った動作数}} \times 100 \quad (9)$$

さらに、特徴量 C に対して表 3 のようにしきい値を設定し識別を行うと、21 回中 16 回正解した。しかし、しゃがんで立ち上がる動作は、歩行動作の足の上下の動きより大きいと考えられるため、測定値のなかでしゃがんで立ち上がる動作の加速度の最大値が、歩行の加速度の最大値よりも小さい ($200 [mG]$ 以下) 4 回分を除くと識別率は 94%となった。

4.4 単一動作の結果

椅子から立ち上がる動作と椅子に座る動作では、特徴量 A の値の符号が逆になった。椅子に座る動作は、椅子から立ち上がる動作を逆にするのと同じになるためである。うずくまる動作は、歩行動作やしゃがんで立ち上がる動作と椅子に座る動作の間の領域となった。膝の向きが、立っている状態や座っている状態と異なるためと考える。被験者

表 4. 提案手法の識別率と動作回数

| Action | Subject T.M | | Subject T.Y | |
|-----------------------------|-------------------|---------------------|-------------------|---------------------|
| | number of actions | recognition rate[%] | number of actions | recognition rate[%] |
| Stand up | 54 | 93 | 29 | 76 |
| Sit down | 54 | 94 | 28 | 61 |
| Crouch | 11 | 73 | 6 | 17 |
| Walk | 28 | 68 | 33 | 82 |
| Stand up after falling down | 22 | 95 | 24 | 58 |

のきき足は全員右足である。うずくまる動作の時に左膝は床につけたが、右膝は床につけなかったため、右膝と左膝の識別結果は異なると考える。

これらの識別方法を用いることで被験者 3 名の基本動作の識別率は、歩行動作としゃがんで立ち上がる動作では 83%、椅子に座る動作、椅子から立ち上がる動作、うずくまる動作では 100%となった。

4.5 連続動作の実験環境

本節では実際の環境下で連続した基本動作を 1 つの加速度センサで識別できるかの実験条件について説明する。被験者は 20 代の男性 2 名である。被験者 T.M、被験者 T.Y の身長はそれぞれ 161cm、183cm である。なお、両者ともきき足は右足である。複数の基本動作が測定波形の中に含まれるように 10 分以上連続して動作を行ってもらい、その間の加速度のデータを測定した。単一動作の実験結果より、加速度センサの装着位置は左膝だけにし、左膝 z 軸のみ解析対象とした。

4.6 連続動作の実験結果

表 4 は、連続動作を行ったときの基本動作の動作回数と動作の識別率である。歩行動作は、かかとを上げて左足が 1 歩進んだときを 1 回とした。また、加速度センサの測定値が 0.5 秒間に合計 0.2 秒以上データを取得できていない場合に実際の動作から得られる波形と異なってしまうため解析から除外した。動作波形のデータを取得できていない部分が、合計 0.2 秒以内程度なら動作波形の 0.5 秒間で移動平均を取るため誤識別なく識別可能であった。被験者 T.M の各動作の識別率は 68%~95%、被験者 T.Y の各動作の識別率は、17%~82%となった。

4.7 連続動作のばらつき

表 5 は、単一動作(3 名分)、被験者 T.M、被験者 T.Y の動作の特徴量 A の平均値と標準偏差である。単一動作では被験者 T.M、被験者 T.Y よりも動作のばらつきが小さいため、単一動作の識別率は高くなったと考えられる。単一動作では特定の動きのみを行おうとするため余分な動作が含まれないためである。しかし、日常の環境で連続測定

表 5. 特徴量 A の平均値と標準偏差 [mG]

| Action | Single action | | Subject T.M | | Subject T.Y | |
|-----------------------------|---------------|------|-------------|------|-------------|------|
| | Ave. | S.D. | Ave. | S.D. | Ave. | S.D. |
| Stand up | -1141 | 59 | -1121 | 269 | -889 | 376 |
| Sit down | 1129 | 42 | 1110 | 242 | 801 | 428 |
| crouch | 662 | 84 | 637 | 324 | 774 | 418 |
| Walk | -20 | 68 | 133 | 333 | -17 | 178 |
| Stand up after falling down | -25 | 70 | 100 | 229 | 523 | 560 |

表 6. k -Nearest Neighbor 法による識別率

| Action | Subject T.M[%] | Subject T.Y[%] |
|-----------------------------|----------------|----------------|
| Stand up | 94 | 100 |
| Sit down | 90 | 61 |
| Crouch | 73 | 17 |
| Walk | 53 | 74 |
| Stand up after falling down | 48 | 50 |

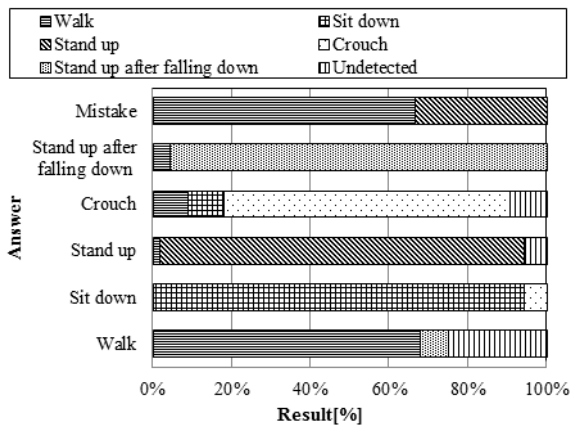


図 5. 被験者 T.M の結果

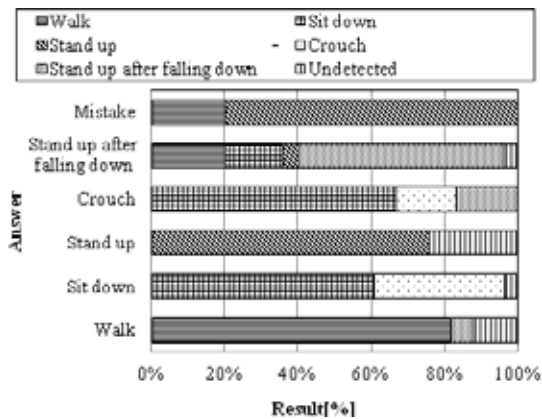


図 6. 被験者 T.Y の結果

した場合被験者の動作にばらつきが生じてしまい識別率は低下した。

図 5、図 6 はそれぞれ被験者 T.M、被験者 T.Y の連続動作の識別結果であり、縦軸は実際に行った動作、横軸は連続動作で行った動作回数(表 4)の識別結果の割合である。被験者の動作を識別できなかった場合は未検出(Undetected)、被験者が動作をしていないのに動作と識別した場合は誤識別(Mistake)とした。被験者 T.M の動作では誤識別が 12 回あり、その内訳は歩行動作が 8 回、椅子から立ち上がる動作が 4 回である。また、被験者 T.Y の動作では誤識別が 5 回あり、その内訳は歩行動作が 1 回、椅子

から立ち上がる動作が 4 回であった。歩行動作として誤識別した動作はその場で少し動く動作であった。また、椅子から立ち上がる動作と誤識別した動作は、うずくまる動作の姿勢から立ち上がる動作であり、椅子から立ち上がる動作ではないので誤識別とした。

未検出になった動作では、別の動作とつながってしまい一つの動作として識別された場合と特徴量 A の範囲が条件を満たさない場合があった。図 6 より、うずくまる動作では、6 回中 4 回ほど椅子に座るとして誤認識されてしまった。この 2 つの動作の特徴量 A が近く、足の動きが不十分だったためと考える。

図 5、図 6 より、椅子から立ち上がる動作が椅子に座る動作やうずくまる動作として識別されることはなく、姿勢を低くする動きと姿勢を高くする動きを誤って識別することはないという結果が得られた。

4.8 k -Nearest Neighbor 法

表 5 から被験者 T.M の 5 種類の動作の特徴量 A の平均値は、表 2 の条件に一致している。しかし、被験者 T.M の標準偏差は、単一動作より大きい。また、被験者 T.Y において椅子に座る動作、椅子から立ち上がる動作、しゃがんで立ち上がる動作の特徴量 A の条件が表 2 と一致していない。そこで、被験者 T.M、被験者 T.Y のそれぞれの動作波形が、 k -Nearest Neighbor 法($k=3$)で特徴量 A と特徴量 B を用いて 5 種類の基本動作に分けられないかを Leave-one-out cross validation 法を用いて識別した。その結果を表 6 に示す。図 7、8 は、それぞれ被験者 T.M、被験者 T.Y の特徴量 A、特徴量 B と波形の識別結果である。特徴量 A、特徴量 B は、動作波形として切り出した時点で決定される。複数の動作を連続で行った場合、それぞれの動作の始まりと終わりを分けることが提案手法だけでは不十分なため特徴量を正確に算出できない。

表 4、6 の結果より提案手法と k -Nearest Neighbor 法を比較すると、被験者 T.M ではいずれの動作でも提案手法が良いという結果となった。被験者 T.Y では椅子から立ち上がる動作の識別率が 24%向上した。しかし、他の動作の識別率は低下した。被験者 T.M では提案手法で 68%~95%、被験者 T.Y では、 k -Nearest Neighbor 法で 17%~100%の識別結果を得られた。被験者の動作のばらつきによってすべ

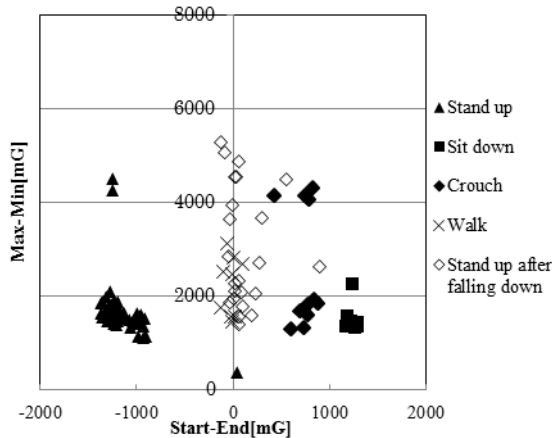


図 7. 特徴量 A と特徴量 B の散布図 (被験者 T.M)

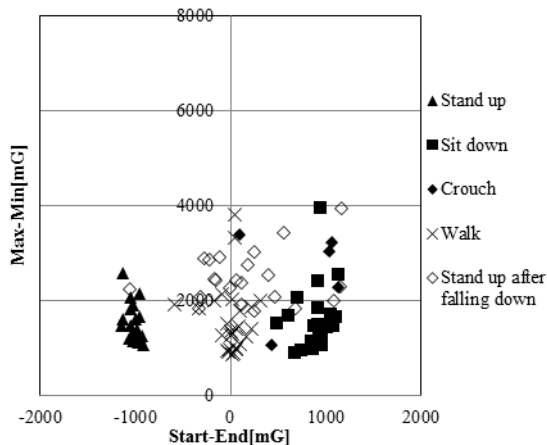


図 8. 特徴量 A と特徴量 B の散布図 (被験者 T.Y)

ての動作を完全に識別することはできなかった。

5. おわりに

本論文では、1つの加速度センサで基本動作識別できるかを検証し、実際の環境でどの程度識別できるか評価を行った。これらの実験より、椅子に座る動作、椅子から立ち上がる動作、うずくまる動作の3つの動作では特徴量 A を用いることで 100% 分けることができた。歩行動作、しゃがんで立ち上がる動作では k -Nearest Neighbor 法で 83% 分けることができた。また、連続で基本動作を行った場合の提案手法による各動作の識別率は、被験者 T.M は 68% ~ 95%、被験者 T.Y は 17% ~ 82% となった。

連続動作の場合には単一動作よりも被験者の動作のばらつきが大きくなるため、識別率は低下した。無意識に行った動作が歩行として誤識別されることもあった。椅子に座る動作、椅子から立ち上がる動作では、同じ場所においても姿勢の変化が分かる。しゃがんで立ち上がる動作では、姿勢を低くする動きと高くする動きが含まれているため、他の動作として誤識別されやすい。しかし、椅子から立ち上がる動作が椅子に座る動作やうずくまる動作として識

別されることはなく、姿勢を低くする動きと姿勢を高くする動きを誤って識別することはないという結果が得られた。

したがって、本提案手法では、単一動作なら左膝 z 軸に取り付けた加速度センサを用いて連続で監視する状況下でも、図 7, 8 の特徴量の分布からわかるように椅子から立ち上がる動作、椅子に座る動作、歩行動作の3動作の識別はできることが分かる。しかし、5つの基本動作を連続で監視するような状況では、動作のばらつきによって誤識別されてしまい、うずくまる動作、しゃがんで立ち上がる動作を正確に識別できないことが判明した。

本論文は、1つの加速度センサから得られる2次元の入力要素だけでも、人の行動状態を推定することが可能であることを示した。今後の課題としては、1つの加速度センサから得られる入力要素数を増やし、多次元化し、ニューラルネットワークに代表される非線形識別器を用いることで、識別率が向上するかどうかを検証することが挙げられる。また、病院内のマップを作成し、RFID タグや GPS で患者の位置情報と組み合わせることで、たとえば、椅子がないのに姿勢を低くしている動きをしている場合には、状況を確認めに行くことを促すようなシステムが構築できると考えている。

参考文献

- 1) 大倉 輝, 山本 寛, 山崎 克之: android 端末搭載センサとベクターマップマッチングを用いた歩行経路推定システム開発と評価, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J95-D, No.5, pp.1081-1090, 2012.
- 2) 田中 完爾, 木室 義彦, 山野 健太郎, 平山 満近, 藤 英二, 松本 三千人: RFID システムによる自己位置推定とタグ配置作業, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J88-D-II, No.9, pp.1759-1770, 2005.
- 3) 田村 宏樹, 淡野 公一, 石井 雅博, 唐 政: 加速度センサを用いた感情を込めた歩行動作の識別実験, 日本知能情報ファジィ学会誌「知能と情報」(特集:「感情」), Vol22.No.1, pp.65-72, 2010.
- 4) 山本 通宏, 上岡 英史: 加速度センサを用いたパターンマッチングによる移動状態推定, 信学技報, vol.110, no.376, MoMuC2010-71, pp.67-72, 2011.
- 5) 小型無線ハイブリッドセンサ,
<http://www.atrp.com/sensor06.html> (アクセス 2013 年 2 月) .