

センサネットワークによる人体動作解析法の検討

Investigation on analysis methods of human movements by sensor network

館山大空*, 久慈憲夫*

Tomotaka Tateyama*, Norio Kuji*

*八戸工業高等専門学校

*Hachinohe National College of Technology

キーワード: センサネットワーク (sensor network), 加速度センサ (acceleration sensor), 角速度センサ (angular velocity sensor), 曲げセンサ (bending sensor)

連絡先: 〒039-1192 八戸市田面木字上野平 16-1 八戸工業高等専門学校 電気情報工学科
久慈憲夫, Tel: (0178)27-7288, Fax: (0178)27-7288, E-mail: kuji-e@hachinohe-ct.ac.jp

1. はじめに

無線センサネットワークは広域の様々なセンサ情報をコンピュータに取り込む技術である。安価で導入が容易であるという特徴から近年注目を浴び、環境モニタリングや、ビルの安全管理といった広い応用が期待されている。家庭用にセンサネットワークを構築すれば、居住者の身に何か事故が起こった場合に素早く対処できる。例えば一人暮らしのお年寄りが、転倒事故を起こし骨折するなどして、外部に救助を求めるのが困難になった状況であっても、センサを通じて助けを求めることができ、また生活リズムに異状があった時は近親者にメール通知をするなどの対処を行うことができる。そのために、家庭内に光、音、温度等の各種センサを配置することによる生活リズムの異状を検知するシステムの研究が行われている¹⁾。一方、異状が発生した場合、お年寄りがどのような状

態にあるのかを知る必要がある。また、お年寄りが何らかのメッセージを発したとき、それを検知することが必要となる。そこで、本研究ではセンサネットワークを用いて人体の姿勢と動作の特定を行うアルゴリズムと、メッセージを伝える動作認識アルゴリズムを検討する。

2. 基本的な考え方

解析する人体動作として以下の3つを重点的に取り上げる。

体位の特定: 座位、起立など人体の現在の姿勢を特定する。

動作の特定: 歩いているか、腕をどの方向に動かしたかなど、人体の動きを特定する。

メッセージの解析: 意思伝達的手段として指文字と手話動作を取り上げ、その動作が持つ意味を認識する。

これらを実証するためのセンサとして加速度センサ、角速度センサ、曲げセンサを用いる。人体の各部位（右太腿、右前腕、右手指）に加速度センサと角速度センサ、曲げセンサ（Grid社,FLEX）を取り付け、取得したデータを無線ネットワークによりPCへと送り、解析する事で人物の現在の姿勢や動作の特定並びにメッセージの解析を行う。

3. 実験システムの構成

実験システムの全体構成を Fig.1 に示す。無線センサネットワークにより各ノードからデータを取得、Postgres データベースへと格納し、PC上で解析を行う。センサネットワークは、市販センサノード「Mote」²⁾を用いて構成した。センサ搭載用基盤には「MDA100」と「MDA088」を用いた。外観を Fig.2 に示す。センサ基盤 MDA100 上には3軸加速度センサ KXM52-1050 1個と1軸角速度センサ ENC-03R 1個を搭載した。Fig.3 に加速度センサ値の仕様と対応表を示す。Gは加速度の単位であり、 $1G=9.8m/s^2$ である。メッセージを検知する基準として、指の曲げ具合を知ることができる曲げセンサを導入した。曲げセンサを利用することにより指の状態を知ることができる。曲げセンサの駆動回路を載せる基板には MDA088 を用いた。データ取得の際にはセンサを縫いつけた布手袋にセンサノードをバンドで固定させて装着する。

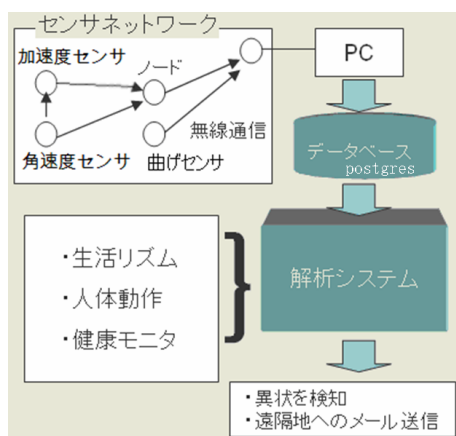


Fig. 1 実験システム構成

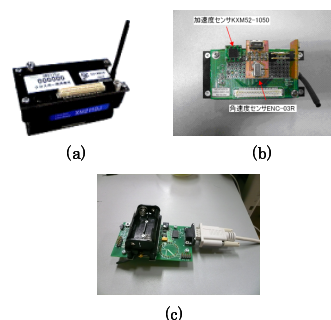


Fig. 2 センサノードとセンサ基板。(a) センサノード XM2110J,(b) センサ搭載用基板 MDA100,(c) 基地局 MPR2400J と基地端末 MIB510

駆動電圧	A/D 分解能	感度	測定レンジ	0[G]時電圧
3[V]	10[ビット]	600[mV/G]	±2[G]	1.5[V]

Fig. 3 加速度センサの特性

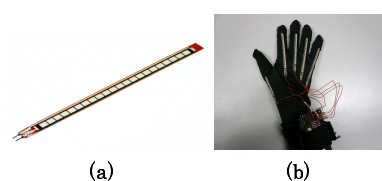


Fig. 4 メッセージ検知センサ。(a) 曲げセンサ,(b)MDA088 基板を搭載した Mote 手袋

4. 加速度センサデータ処理

4.1 静的加速度と動的加速度の分離

加速度センサには常に重力加速度すなわち静的加速度が働いている。この静的成分を利用することで傾きのデータが得られる。しかし、運動時のセンサ値には動的加速度成分が乗ってしまうため、静的加速度成分を取得データから抽出する必要がある。手順を以下に示す。

静止 動作の遷移時刻を検出、値を配列に格納開始。

動作 静止の遷移時刻を検出。

動作開始前の姿勢 A と終了後の姿勢 B の間のセンサ値を直線的な姿勢変化とみなし、直線で結ぶ。得られた折れ線グラフを姿勢の変化から来る静的加速度成分とする。

取得センサ値から静的成分を除き、動的成分を求める。

両データから、傾き [°] と加速度 [G] を求める。

Fig.5 に処理例を示す。現時点では、短時間の静止の瞬間を挟んだ単純な動作のみを対象とし、直線的な動作の繰り返しであると仮定している。

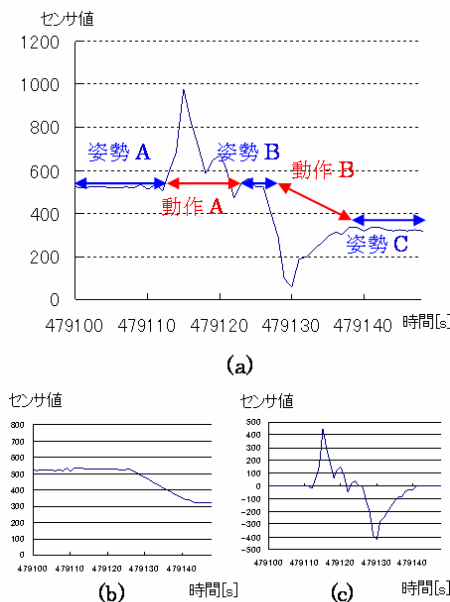


Fig. 5 静的加速度データの分離処理例。(a) 成分分離前の X 軸加速度センサ値,(b) 静的成分,(c) 動的成分

4.2 Mote の傾き特定

加速度センサデータの静的成分を用いて姿勢を特定するため、センサの角度は $-180^{\circ} \sim 180^{\circ}$ で傾きを表現するものとする。姿勢は X と Y の 2 軸に対する回転角 x , y で表現するものとし、Z 軸に対しての傾きは別途考慮とする。このように設定した Mote の軸方向と角度の対応を Fig.6 に示す。

X 軸を軸とした傾きを求めるため、回転に対応し

て変化する Y 軸センサ値を利用する。Fig.7(a) にその測定データを示す。 -90° から $+90^{\circ}$ の区間で値は直線的に変化しているから、角度変化に対応したセンサ値変換式が容易に導ける。しかし、 $\pm 90^{\circ}$ 以外の領域では直線的な変化をしていない。その結果、例えば Fig.7(a) のように、Y 軸センサ値 600 に対して回転角 x は 45° と 135° の両方の値を取り得る。これを防ぐため、Z 軸センサの値を併用することで解決する。Fig.7(b) に Y 軸センサ値と Z 軸センサ値の測定結果を示す。これより、Y 軸センサ値と Z 軸センサ値が中央値 (m) より大きい小さいかの組み合わせによって、折れ線グラフを 4 つの領域 (, , ,) に分けられる事が分かる。各領域毎に変換式を設け、回転角度を計算する。中央値とは各センサの水平時における値であり、Fig.7 で用いた加速度センサでは X、Y、Z 共 510 程度である。Y、Z による領域の識別方法と変換式を下に示す。

・ Y、Z < m:領域 ($-180^{\circ} \sim 90^{\circ}$)

$$x = -180 - (Y - m) \times 90 / 200$$

・ Y < m < Z:領域 ($-90^{\circ} \sim 0^{\circ}$)

$$x = (Y - m) \times 90 / 200$$

・ Y、Z > m:領域 ($0^{\circ} \sim 90^{\circ}$)

$$x = (Y - m) \times 90 / 200$$

・ Y > m > Z:領域 ($90^{\circ} \sim 180^{\circ}$)

$$x = 180 - (Y - m) \times 90 / 200$$

これらを考慮して作成した傾き特定アルゴリズムのフローチャートを Fig.8 に示す。

一方、Y 軸を中心とした傾きは X 軸センサ値で検出でき、X 軸を中心とした傾きと同様にセンサ値 Z を併用することで角度に変換できる。Y 軸に対して 360 度回転させた場合のセンサ値の測定値を Fig.9 に示す。X 軸の場合と同様に、4 つの領域に分割され、変換式を用いて y を得る。

Mote を X 軸と Y 軸を軸にそれぞれゆっくりと一回転させて得られた測定値と理論値とを比較した結果を、Fig.10 に示す。軸方向に対する Mote の相対

的な傾きは、各姿勢に対応したものが得られていることが分かる。

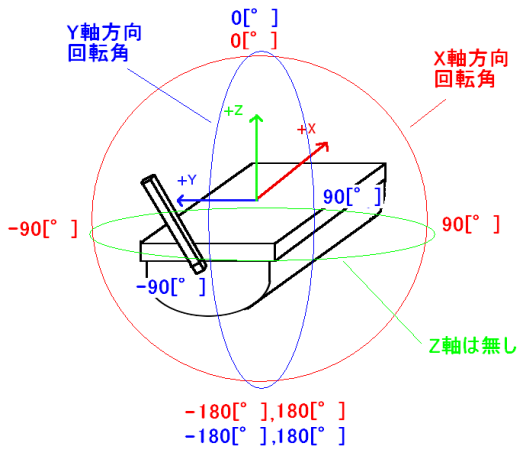


Fig. 6 Moteの軸方向と角度の対応

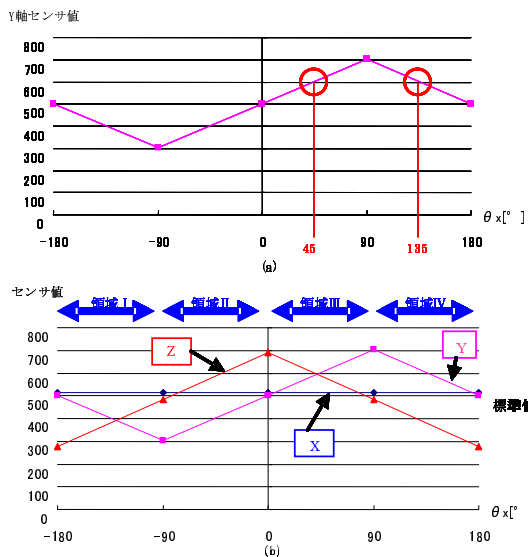


Fig. 7 X軸を軸に回転した場合のセンサ値。(a)Y軸センサ値と x の関係。同じセンサ値約600に対して x が 45° と 135° の2つを取り得る,(b)Y,Z軸センサ値による領域の分割

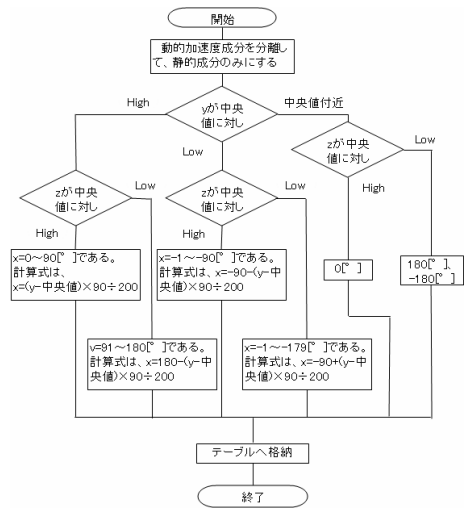


Fig. 8 X軸方向の傾き特定のフローチャート

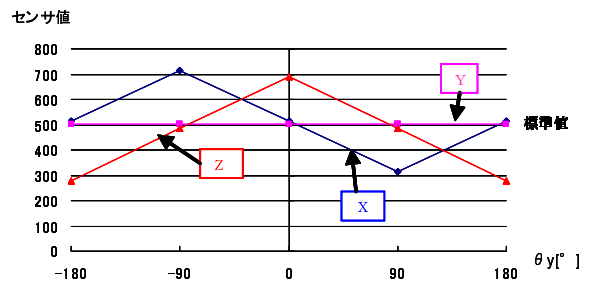


Fig. 9 Y軸を軸に回転した場合のセンサ値

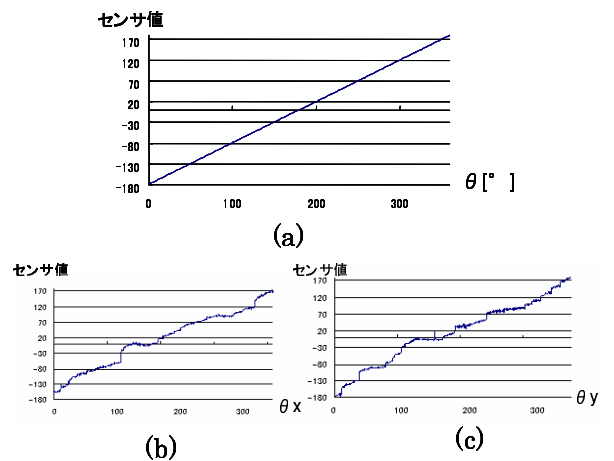


Fig. 10 一回転した場合の傾きの理論値と実測値。(a)1つの軸方向に一回転させた場合の理論値,(b)X軸を軸に一回転させた場合の実測値,(c)Y軸を軸に一回転させた場合の実測値

5. 人体動作の検出と評価

5.1 座位、起立、歩行の判別アルゴリズム

加速度センサを使えば傾きが分かり、値の変化から動作/静止状態の区別ができることは前述した通りである。これを使い、Mote を脚に付けることで対象者が座位、起立、歩行動作、起立動作、着席動作の何れかを特定する実験を行った。Mote を前腕と太腿に実際に装着した際の外観を Fig.11 に示す。

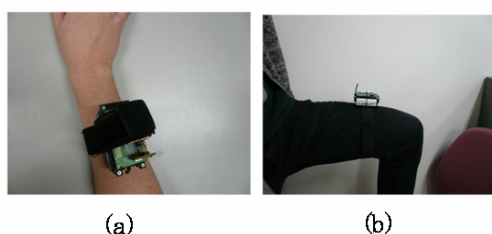


Fig. 11 動作解析用 Mote の外観。(a) 前腕に装着した Mote,(b) 脚に装着した Mote

	座位	起立	起立動作	着席動作	歩行動作
加速度	0.1[G]以下		0.1[G]以上		
以前の状態	-	-	座位	起立	動作状態
X 軸傾き	0±15°	0±15°	-	-	-
Y 軸傾き	0±15°	90±15°	-	-	-

Fig. 12 傾きに対する姿勢の対応

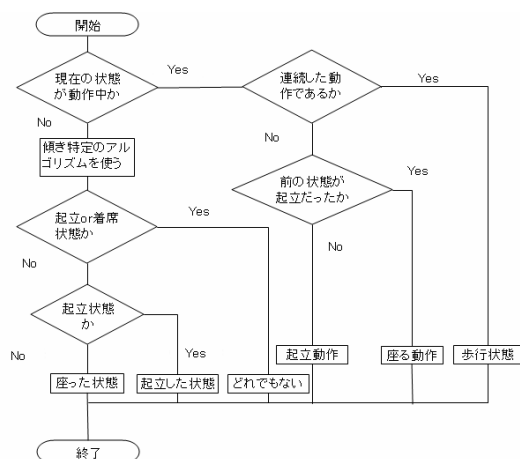


Fig. 13 姿勢特定のフローチャート

各姿勢、動作の傾きに対する対応を Fig.12 に示す。これに基づき姿勢特定のフローチャートを Fig.13 に示す。このフローチャートでは、動作姿勢を 2 つ、静止姿勢を 3 つの計 5 パターンに分類する。まず Mote のセンサ値の上下幅を見る。1 サンプル (1/20 秒) 間に 20(約 0.1G に相当) 以上変化しているなら動作中とみなし、それ以下なら静止中とみなす。これにより動作か静止の 2 つに状態を分類する。静止状態ならば前述の傾き特定アルゴリズムを利用して傾きを算出した後、Fig.12 と対応させ、Y 軸センサ値が 90° 付近か 0° 付近かによって座位か起立かを区別する。動作状態において、動作が終了するまでの時間が 1 秒以内と短ければ起立動作か着席動作のどちらかに当たる。この 2 つの区別は前状態が座位か起立かで区別できる。動作が終了せず 1 秒以上続く様ならば歩行状態であると判断している。なお、どれにも当てはまらない姿勢を対象者がとっている場合は、モニタにはどれでもないと表示され、データベースには 0 が格納される。

5.2 認識率の評価結果

Fig.14 は実際の動作と検出したデータの認識率の評価結果である。座位と起立時の認識率は高いが、歩行状態の認識率は若干低くなる。

	座り状態	立ち状態	着席動作	起立動作	歩行状態
正しく認識	49	50	44	42	34
間違えて認識	1	0	6	8	16
認識率	98[%]	100[%]	88[%]	84[%]	74[%]

Fig. 14 姿勢特定の認識率 (試行回数 50 回)

次に、一連の動作 (1:立ち 2:座り 3:起立動作 4:着席動作 5:歩行) を行ったときプログラムが正しく姿勢を認識するか評価した。各姿勢を数字に対応させた時の想定結果は Fig.15(b) となる。一連の動作の時間変化を Fig.15(c) に示す。これより、姿勢の変化時に値のブレが見られるが、大まかには正しく姿勢と間の変

化が認識されているといえる。

実際の動作↓

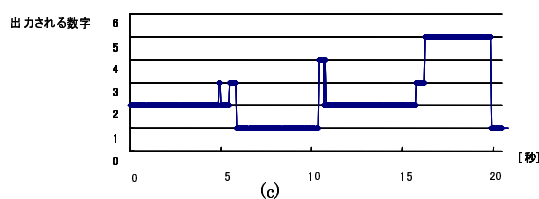
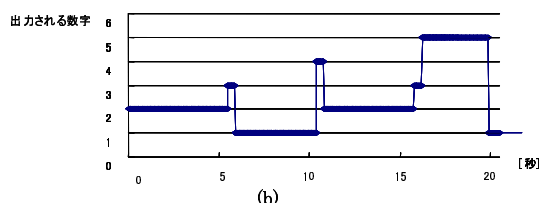
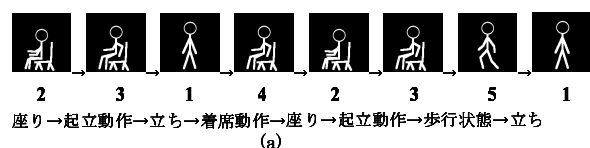


Fig. 15 想定した検出結果と実際の検出結果。(a) 実際の動作,(b) 想定した検出結果,(c) 実際の検出結果

6. 静止状態の指文字の特定

指文字とは、指の形と手の向きによって五十音(46個)を表現する手話の一つである。まず指に取り付けた5本の曲げセンサから指の曲げ具合を数値化する実験を行った。曲げ具合は指一本につき抵抗値の大きさ(10k,20k,30k)により数値0,1,2に対応させ、これを用いて指文字の特定を行った。Fig.16に曲げセンサのみで指文字の絞り込みを行った結果の表を示す。該当の指文字が複数認識された場合は一つのグループとしている。曲げセンサのみで認識した結果として、46文字中曲げセンサのみで特定可能な文字は12文字であった。しかし、認識率が低いもの(25~50%)があり、これは指の形が同一で、手の向きを変えただけのものである。これらを類似の指文字と呼ぶ。例えば、Fig.17において指文字「し」と類似の指文字は「す」と「る」があり、曲げセンサのみ使った場合これらは同一のものと判断されてしまう。

曲げセンサの値	該当する指文字	同一とみなされる数	動作を含む数	認識率
0.0.0.0.0	く、て、ね	3	0	33%
0.0.0.2.2	し、ず、る	3	0	33%
0.0.1.2.2	か	1	0	100%
0.0.2.2.2	ふ、む、も、れ	4	0	25%
0.1.1.1.1	こ、お、を	2	1	33%
0.2.2.2.0	へ、や	2	0	50%
0.2.2.2.2	た、あ	2	0	50%
1.0.0.2.2	う、ら、り	2	1	33%
1.0.1.1.0	き	1	0	100%
1.0.2.2.1	の	1	1	100%
1.0.2.2.2	そ、ひ	2	0	50%
1.1.0.0.0	つ、ほ	2	0	50%
1.1.1.1.0	ち	1	0	100%
1.1.2.2.2	ぬ	1	0	100%
1.2.0.0.0	め	1	0	100%
1.2.2.2.0	い	1	0	100%
1.2.2.2.2	さ	1	0	100%
2.0.0.0.0	け、よ	2	0	50%
2.0.0.0.2	み、ゆ、ま、わ	4	0	25%
2.0.0.2.2	と、な、に、は	4	0	25%
2.0.2.2.2	ん	1	0	100%
2.1.1.2.2	ろ	1	0	100%
2.2.0.2.2	せ	1	0	100%
2.2.2.2.2	え	1	0	100%

Fig. 16 曲げセンサのみによる指文字認識率の評価結果

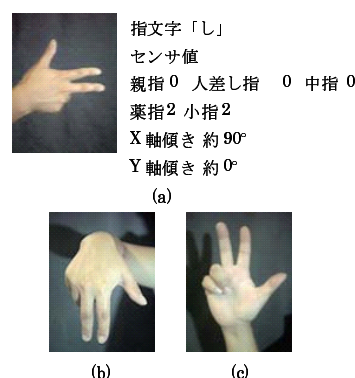


Fig. 17 類似の指文字。(a) 指文字の一例「し」,(b) 指文字「す」,(c) 指文字「る」

そこで、写真に見られる「し」「す」「る」等を区別し正しく認識するため、腕に装着した Mote から得た傾きデータを使用する。Fig.18 に類似の指文字を区別するアルゴリズムの一部を示す。このアルゴリズムではまず曲げセンサから検出されたデータを用いて、上表に示した 24 のグループに分ける。曲げセンサのみで特定可能な 12 文字はこの時点で特定が完了する。複数の指文字候補のあるグループにあった場合は、前腕に装着した Mote の傾きデータを併用することで絞り込みを行う。

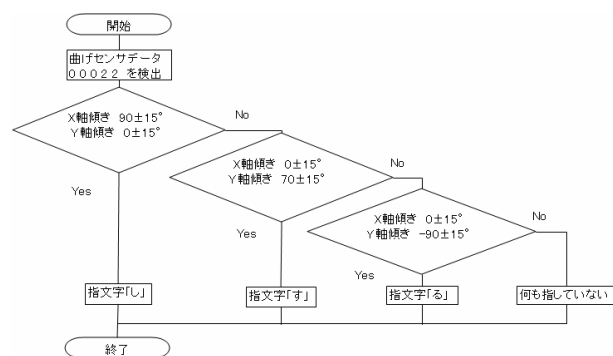


Fig. 18 類似した指文字区別アルゴリズムの一部

曲げセンサだけでは同一とみなされてしまう3つの指文字に対して、指文字の形を作っては崩す動作を50回繰り返し、その度に出力画面にその指文字が表示されているかを確かめる実験を行った。実際に検出できるか実験した際の認識率のデータを Fig.19 に示す。結果は、「し」の認識率が最も高く84%で、「す」は最も低い72%だった。なお、類似の指文字と間違えて認識したケースは無く、曲げセンサデータと傾きデータの併用による区別はうまくいっているといえる。

	指文字「し」	指文字「す」	指文字「る」
正しく認識	38	16	30
認識せず	12	34	20
別の文字と認識	0	0	0
曲げセンサのみでの認識率	33[%]	33[%]	33[%]
傾きと併用時の認識率	84[%]	72[%]	78[%]

Fig. 19 指文字区別プログラムの認識率 (試行回数50回)

7. まとめ

本研究において、体位特定、傾き特定、指文字特定アルゴリズムの検討を行った。無線センサネットワークにより測定評価を行った結果、約80%の認識率を得た。今後の課題として、更に複雑な姿勢、動作の認識を検討するとともに、加速度、角速度、曲げセンサを併用した手話認識アルゴリズムを検討する。

参考文献

- 1) 「センサネットワークによる生活リズム解析システム」八戸工業高等専門学校紀要 第41号 pp.29-34. 2006年
- 2) 「Crossbow MoteWorks マニュアル」2006年