

# 日常生活行動センサデータの低ビット符号化

## A low bit rate coding of sensor data in daily life

楨野 圭一† 角所 孝† 岡留 剛†  
Keiichi Makino Koh Kakusho Takeshi Okadome

### 1. はじめに

加速度センサーを用いた日常生活行動を解析する研究が多く行われており、7割を超える高い識別率を導き出している研究も多い[1][2][3][4]。また、センサネットワークの分野には「消費電力量を極力少なくする」という課題が当初からあり、この課題への取り組みとして、消費電力と送信するデータ量には正の相関関係があるということから送信するデータ量を減らして消費電力を削減する研究が行われている。人間の動きから電気供給を行い、数 bit/秒のデータを転送するセンサノードの研究も行われている[5]。そこで本研究では、このような数 bit/秒のデータしか送ることのできないようなセンサノードを使用すると仮定した場合に、少ない情報量で、実世界でのデキゴトを識別するための手法を提案する。

### 2. 提案手法

#### 2.1. 識別手順

3軸加速度センサーによって得られた高サンプリングレートの行動データを低サンプリングレートのデータへと変換し、そのデータに対してクラスタリングを行いデータの圧縮を行う。圧縮を行ったデータを用いた場合と元データを用いた場合の識別率について検証を行う。

#### 一般的な識別フロー

- 1) 行動データを訓練データとテストデータ（識別するデータ）の2つに分ける。
- 2) 訓練データとテストデータそれぞれのデータから特徴量を導く。
- 3) 訓練データの特徴量データから識別器の作成を行う。
- 4) 3) で作成した識別器を用いてテストデータの識別を行う。

#### 本研究における識別フロー

- 1) 行動データを2つの訓練データ①・②とテストデータ（識別するデータ）の3つに分ける。
- 2) 訓練データ①から kmeans 法を用いて量子化後の値を導く。
- 3) テストデータ・訓練データ②を低サンプリングレートのデータへと変換する。
- 4) 3) で得たデータそれぞれに対して 2) で導き出した値を元に量子化を行う。
- 5) 4) で得たデータそれぞれの特徴量データを導く。
- 6) 5) で得たデータにホワイトニングを行い、次元の削減を行う。
- 7) 6) で得たデータから識別器の作成、識別を行う。

#### 2.2. 特徴量

##### 2.2.1. 使用する特徴量

本研究では既存の研究を元に以下の 19 種類の特徴量を用いた。

- 加速度の大きさの平均  
 $mean(\sqrt{x^2 + y^2 + z^2})$
- 加速度の大きさの標準偏差  
 $sd(\sqrt{x^2 + y^2 + z^2})$
- センサの各軸間の相関係数の平均値  
 $mean(\text{correlation}(x, y) + \text{correlation}(y, z) + \text{correlation}(x, z))$
- 鉛直方向加速度の分散値  
 $\text{variance}(v_G(t))$
- 加速度 3 軸の分散の最大値  
 $\max(\text{variance}(a)) (a = x, y, z)$
- $v_n(t)$  のベクトル長の平均, 最大値, 最小値, 分散値  
 $mean(|v_n(t)|), \max(|v_n(t)|)$   
 $\min(|v_n(t)|), \text{var}(|v_n(t)|)$
- $v_n(t)$  と  $v_G(t)$  の内積の平均, 最大値, 最小値, 分散値  
 $mean(v_n(t) \cdot v_G(t)), \max(v_n(t) \cdot v_G(t))$   
 $\min(v_n(t) \cdot v_G(t)), \text{var}(v_n(t) \cdot v_G(t))$
- $v_n(t)$  と  $v_G(t)$  の外積の平均, 最大値, 最小値, 分散値  
 $mean(v_n(t) \times v_G(t)), \max(v_n(t) \times v_G(t))$   
 $\min(v_n(t) \times v_G(t)), \text{var}(v_n(t) \times v_G(t))$

##### • エネルギー

$$\frac{1}{n} \sum_{i=2}^m |F_i|^2$$

( $F_i$  = 各軸の加速度に FFT をかけた時の振幅成分)

##### • エントロピーエネルギー

(Frequency Domain Entropy; FDE)

$$p(i) = \frac{|F_i|^2}{\sum_{i=2}^n |F_i|^2}$$

$$FDE = - \sum_{i=2}^n p(i) \log p(i)$$

( $x$  = 行動データ(x軸),  $y$  = 行動データ(y軸),  
 $z$  = 行動データ(z軸),  $v_n(t)$  = 運動加速度ベクトル,  
 $v_G(t)$  = 重力加速度ベクトル)

##### 2.2.2. 重力加速度ベクトル長・運動加速度ベクトル長の推測

重力加速度ベクトルの推測には既存研究[5]の手法を用いた。加速度センサーには常に 1G の重力がかかる。一定の時間幅  $w_G$  での XYZ 軸の平均ベクトルを重力ベクトルとした。時刻  $t$  での重力ベクトル  $v_G(t)$  は 3 軸加速度ベクトル  $v(t)$  を用いて以下の式で表される。

$$v_G(t) = \frac{\sum_{i=t-w_G}^t v(i)}{w_G}$$

運動加速度ベクトル長は、ある時刻で得られた 3 軸加速度ベクトルから重力ベクトルを減算して求める。時刻  $t$  での正規化された加速度ベクトル  $v_n(t)$  は以下の式で表される。

$$v_n(t) = v(t) - v_G(t)$$

### 3. 評価

#### 3.1. HASC Challenge

本研究では、HASC Challenge で集められたデータを使用した。HASC Challenge とは、「人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築」を目指した活動を行っている 2009 年に活動を開始した団体 (HASC) が、参加者の協力を通じ、人間行動センシングのためのデータ収集、及び特徴量・アルゴリズムの開拓、および、アルゴリズム・ツールの標準化を目指したものである[7]。

#### 3.2. 識別する行動

識別する行動は以下に示す 6 種類の行動である。

- ・ 滞在(stay)
- ・ 歩く(walk)
- ・ 走る(jog)
- ・ スキップ(skip)
- ・ 階段を上る(stUp)
- ・ 階段を下る(stDown)

#### 3.3. 分類器の作成

本研究では、「滞在」157 個、「歩く」158 個、「走る」151 個、「スキップ」158 個、「階段を上る」123 個、「階段を下る」154 個の合計 901 個の行動データを用い、分類器の作成には、全てのデータからランダムに 50% を選択して用い、残りの 50% をテストデータとして用いた。

#### 3.4. 識別

低サンプリングレート化(100Hz→20Hz)・量子化(100 段階)を行ったデータ、低サンプリングレート化(100Hz→20Hz)を行ったデータ、元データの 3 つデータを用いてそれぞれについての識別結果を得た。また、識別器には、ニューラルネットワーク(NN)・KNN 法・SVM・NaiveBayes 法の 4 つを用いた。以下に各識別器による結果を図 1～図 4 に示す。

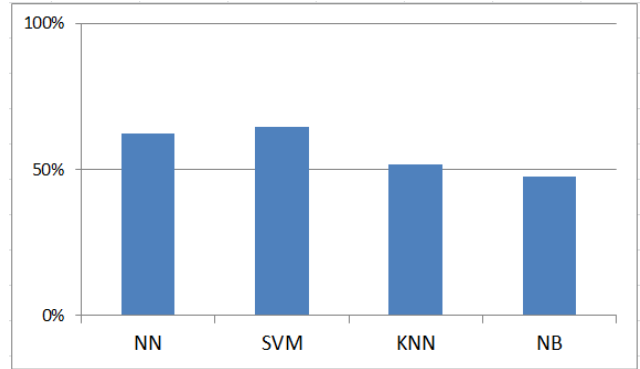


図 1. 訓練データ・テストデータとして低サンプリングレート化かつ量子化を行ったデータを用いた場合の識別器ごとの識別率比較

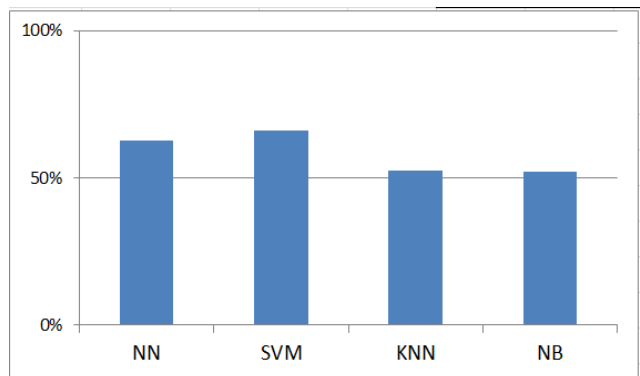


図 2. 訓練データ・テストデータとして低サンプリングレート化を行ったデータを用いた場合の識別器ごとの識別率比較

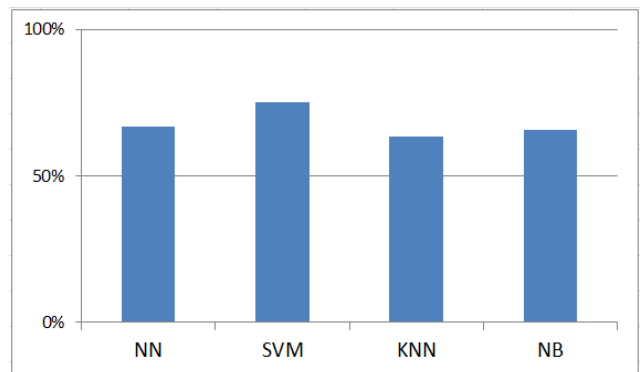


図 3. 訓練データ・テストデータとして元データを用いた場合の識別器ごとの識別率比較

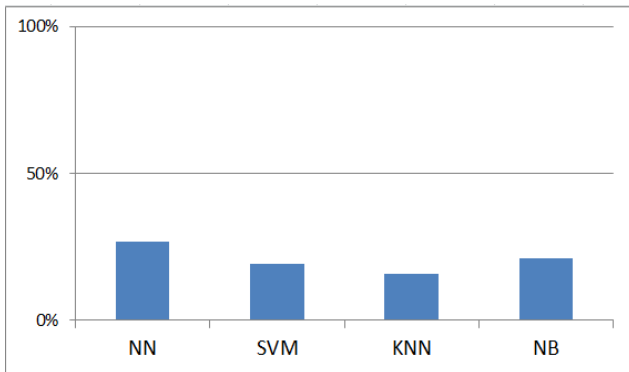


図4. 訓練データとして元データを用い、テストデータとして低サンプリングレート化かつ量子化を行ったデータを用いた場合の識別器ごとの識別率比較

#### 4. 議論

今回用いたデータを一般的な識別フローで識別を行った場合、ニューラルネットワークを用いた場合 66.74%、SVM を用いた場合 75.17%、KNN を用いた場合 63.64%、NaiveBayes 法を用いた場合 65.85%の識別率を得た。最も高い識別率を得ることができた SVM での識別結果について考察していく。図5に訓練データ・テストデータに元データを用い、SVM を用いた場合の各行動の識別率を示す。

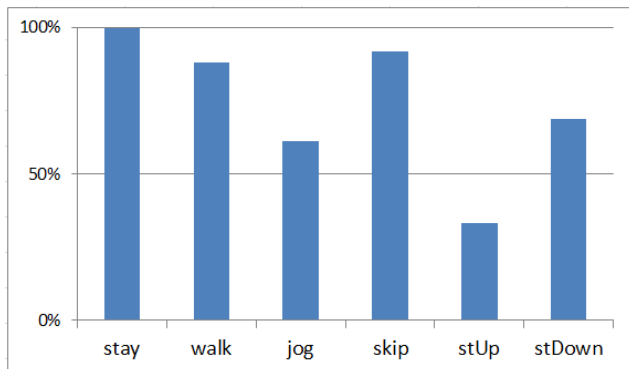


図5. 訓練データ・テストデータに元データを用い、識別器に SVM を用いた場合の各行動の識別率

「滞在」に関してはほぼ 100%の識別結果を得ることができている。また、「歩く」・「スキップ」に対しても約 90%と高い識別率である。これに対して「走る」・「階段を下る」の識別率は約 60%、「階段を上る」の識別率は約 30%と下がる。識別の詳細を確認すると「走る」と「スキップ」の誤認識、「階段を上る」と「階段を下る」と「歩く」の誤認識が多く確認された。どちらの誤認識も上下の動きが関係したものであることから、重力ベクトルの推定がうまくいっていないことが考えられる。

次に、元データ(100Hz)を 20Hz のデータへと変換し、変換後のデータを訓練データ・テストデータとして用いた場合、ニューラルネットワークを用いた場合 62.75%、SVM を用いた場合 66.30%、KNN を用いた場合 52.55%、NaiveBayes 法を用いた場合 52.11%の識別率を得た。元データを用いた場合と同様に SVM を用いた場合に最も高い

識別率が得られた。図6に訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化を行ったデータを用い、識別器に SVM を用いた場合の各行動の識別率を示す。

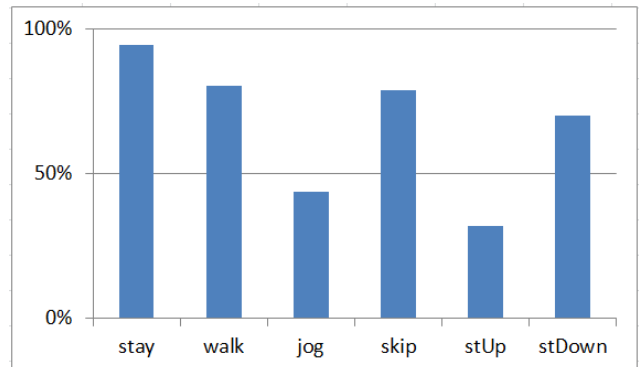


図6. 訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化を行ったデータを用い、識別器に SVM を用いた場合の各行動の識別率

全体の識別率は 75.17%→66.30%と約 10%減少したが、「滞在」に関しては、元データを用いた場合と同様にほぼ 100%に近い識別率を得ることができた。「歩く」・「走る」に関しては約 10%減少する結果となったが約 80%の高い識別率が得られた。「階段を上る」と「階段を下る」に関しては元データも用いた場合とほぼ変わらず、「走る」の識別率が約 20%下がる結果となった。

次に、訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化かつ量子化を行ったデータを用いた場合、ニューラルネットワークを用いた場合 62.53%、SVM を用いた場合 64.52%、KNN を用いた場合 51.88%、NaiveBayes 法を用いた場合 47.45%の識別率を得た。図7に訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化かつ量子化を行ったデータを用い、識別器に SVM を用いた場合の各行動の識別率を示す。

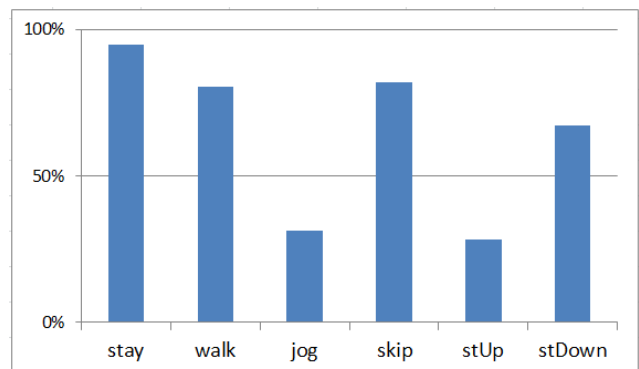


図7. 訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化かつ量子化を行ったデータを用い、識別器に SVM を用いた場合の各行動の識別率

元データでの識別と低サンプリングレート化を行ったデータでの識別を比較した場合と比べて大きな差はみられなかった。高い識別率を得ることができていた「滞

在」「歩く」「スキップ」に関しては訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化を行ったデータを用いた場合の識別率とほぼ同値であり、提案手法の有用性が見いだせた。

次に、識別器作成の訓練データを元データ、識別するデータを低サンプリングレート化・量子化したデータとしたときの識別率についても調べてみた結果、ニューラルネットワークを用いた場合 26.61%、SVM を用いた場合 19.29%、KNN を用いた場合 15.74%、NaiveBayes 法を用いた場合 21.06%と大幅な識別率の低下がみられた。図 8 に訓練データを元データ、識別するデータを低サンプリングレート化・量子化を行ったデータとし、識別器にニューラルネットワークを用いた場合の各行動の識別率を示す。

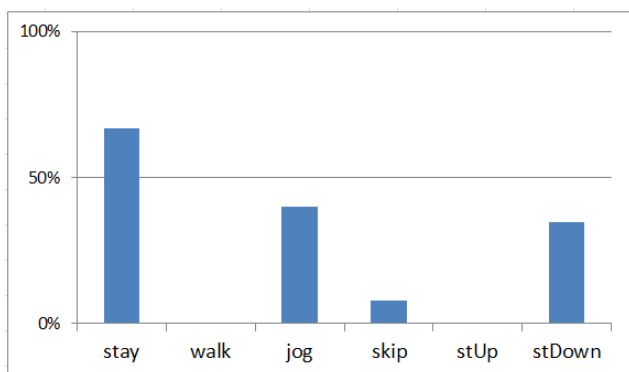


図 8. 訓練データに元データ，テストデータに低サンプリングレート化かつ量子化を行ったデータを用い，識別器にニューラルネットワークを用いた場合の各行動の識別率

低サンプリングレート化・量子化を行ったデータを訓練データとした場合に大きな識別率の低下が確認できなかったことから本研究の提案手法によるデータの特徴自体の情報削減は少ないのだと考えられるが、元データの値と量子化後の値の変化によって識別器の識別率が大幅に下がったと考えられる。

## 5. まとめ

本研究の目的は、数 bit/秒のデータしか送ることのできないようなセンサノードを使用すると仮定した場合に、少ない情報量で、実世界でのデキゴトを識別するための手法を提案することであり、提案手法として高サンプリングレートで取得してきたデータを等間隔に低サンプリングレート化し、さらに kmeans 法による量子化を行うことによりデータ量を圧縮する手法をあげた。結果、最も識別率の高かった SVM を用いた場合、一般的な手法を用いた場合の識別率が 75.17%であったのに対して本研究の手法を用いてデータを圧縮した場合の識別率は 64.52%であり、本研究の手法を用いることで高サンプリング(100Hz)のデータを低サンプリング(20Hz)かつ量子化による 100 段階の値でデータを表現しても約 10%の識別率の低下で識別が可能であることがわかった。

## 6. 参考文献

- [1] 大内一成，土井美和子：Activity Analyzer:携帯電話搭載センサによるリアルタイム生活行動認識システム，情報処理学会研究報告，pp1-8，2011.
- [2] 高崎航：行動の変化点検出による過疎高度ベース行動認識のレスポンス時間短縮，電子情報通信学会技術研究報告. USN, ユビキタス・センサネットワーク，111(134)，pp.103-110，2011.
- [3] 橋田尚幸，大村廉，今井倫太：加速度センサを用いた日常行動識別における個人適応技術の識別精度への貢献，電子情報通信学会技術研究報告. USN, ユビキタス・センサネットワーク,108(138)，pp. 69-74，2008.
- [4] L. Bao and S. S. Intille. Activity recognition from user-annotated acceleration data. In PERSASIVE 2004, pp.1-17, 2004.
- [5] 池谷直紀，菊池匡晃，長健太，服部正典：3軸加速度センサを用いた移動状況推定方式，情報通信学会技術研究報告. USN, ユビキタス・センサネットワーク，108(138)，pp.75-80，2008.
- [6] 森戸貴，猿渡俊介，南正輝，森川博之：バッテリーレス無線センサネットワークにおけるデータ収集プロトコルの設計と評価，電子情報通信学会総合大会，B-20-23，Mar. 2010.
- [7] 河口信夫，小川延宏，岩崎陽平，梶克彦，寺田努，村尾和哉，井上創造，川原圭博，角康之，西尾信彦. HASC Challenge2010:人間行動理解のための装着型加速度センサデータコーパスの構築. 情報処理学会マルチメディア分散協調とモバイル (DICOMO 2010)，2011

## 付録

以下に混同行列を挙げる。

訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化(100Hz→20Hz)かつ量子化(100 段階)を行ったデータを用いた場合の各識別器の識別結果

ニューラルネットワーク

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	75	2	0	0	0	0
walk	3	60	1	1	9	3
jog	0	0	13	2	11	4
skip	0	0	58	63	1	3
stUp	0	9	2	3	17	14
stDown	0	7	9	14	13	54
識別率	96.2%	76.9%	15.7%	75.9%	33.3%	69.2%

SVM

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	75	4	0	0	0	0
walk	1	62	3	0	18	4
jog	1	0	25	10	3	5
skip	2	0	43	59	8	6
stUp	0	4	2	1	19	10
stDown	0	7	7	2	19	51
識別率	94.9%	80.5%	31.3%	81.9%	28.4%	67.1%

KNN 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	66	6	1	0	0	0
walk	2	55	2	4	19	28
jog	1	4	34	26	4	2
skip	0	0	9	32	2	2
stUp	1	8	10	10	17	17
stDown	5	3	16	17	18	30
識別率	88.0%	72.4%	47.2%	36.0%	28.3%	38.0%

NaiveBayes 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	57	11	0	0	1	2
walk	3	54	3	0	32	40
jog	2	3	34	10	2	1
skip	1	0	18	26	2	0
stUp	4	5	7	12	8	9
stDown	3	8	23	22	13	35
識別率	81.4%	66.7%	40.0%	37.1%	13.8%	40.2%

訓練データ・テストデータに低サンプリングレート化 (100Hz→20Hz)を行ったデータを用いた場合の各識別器の識別結果

ニューラルネットワーク

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	73	3	0	0	0	0
walk	6	54	1	0	6	7
jog	0	0	38	28	8	13
skip	0	0	32	51	0	1
stUp	0	10	1	1	31	23
stDown	0	8	4	3	13	36
識別率	92.4%	72.0%	50.0%	61.4%	53.4%	45.0%

SVM

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	67	3	0	0	0	0
walk	2	57	0	0	16	9
jog	0	0	38	10	5	4
skip	1	0	37	60	5	5
stUp	0	4	4	2	21	6
stDown	1	7	8	4	19	56
識別率	94.4%	80.3%	43.7%	78.9%	31.8%	70.0%

KNN 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	70	9	0	0	2	2
walk	1	50	4	1	23	19
jog	0	0	23	21	6	3
skip	0	0	17	34	1	2
stUp	0	8	5	8	20	13
stDown	0	8	21	20	20	40
識別率	98.6%	66.7%	32.9%	40.5%	27.8%	50.6%

NaiveBayes 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	74	16	0	0	0	0
walk	1	50	2	0	27	20
jog	5	4	28	12	4	4
skip	0	0	25	40	2	1
stUp	2	7	8	8	13	13
stDown	0	6	15	16	18	30
識別率	90.2%	60.2%	35.9%	52.6%	20.3%	44.1%

訓練データ・テストデータに元データを用いた場合の各識別器の識別結果

ニューラルネットワーク

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	86	1	0	0	1	1
walk	1	51	1	0	14	0
jog	0	0	15	9	0	2
skip	0	0	53	61	0	3
stUp	0	24	1	0	28	6
stDown	0	3	11	6	13	60
識別率	98.9%	64.6%	18.5%	80.3%	50.0%	83.3%

SVM

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	78	0	0	0	0	0
walk	0	73	2	0	31	11
jog	0	3	47	6	1	5
skip	0	0	24	67	3	5
stUp	0	3	0	0	21	3
stDown	0	4	4	0	7	53
識別率	100.0%	88.0%	61.0%	91.8%	33.3%	68.8%

KNN 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	82	0	0	0	2	0
walk	3	56	4	3	25	8
jog	0	2	35	19	0	4
skip	0	0	11	41	1	1
stUp	0	17	4	4	26	12
stDown	0	9	19	6	10	47
識別率	96.5%	66.7%	47.9%	56.2%	40.6%	65.3%

NaiveBayes 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	63	1	0	0	0	0
walk	4	55	3	0	34	19
jog	6	4	50	13	2	4
skip	0	0	14	57	1	2
stUp	3	10	1	5	21	0
stDown	0	4	7	6	11	51
識別率	82.9%	74.3%	66.7%	70.4%	30.4%	67.1%

訓練データに元データ，テストデータに低サンプリングレート化(100Hz→20Hz)かつ量子化(100段階)を行ったデータを用いた場合の各識別器の識別結果

ニューラルネット

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	57	0	1	1	4	1
walk	1	0	18	23	3	6
jog	15	36	30	25	38	33
skip	5	5	6	6	5	10
stUp	0	2	5	7	0	1
stDown	7	30	15	13	15	27
識別率	67.1%	0.0%	40.0%	8.0%	0.0%	34.6%

SVM

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	7	1	2	0	4	5
walk	49	2	6	9	1	7
jog	5	16	40	43	16	19
skip	5	5	10	15	8	16
stUp	0	2	10	9	1	2
stDown	20	60	5	3	26	22
識別率	8.1%	2.3%	54.8%	19.0%	1.8%	31.0%

KNN 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	1	7	3	2	6	14
walk	45	8	17	14	9	20
jog	3	11	18	8	6	10
skip	6	5	13	16	10	5
stUp	0	6	13	20	8	12
stDown	23	46	17	12	17	20
識別率	1.3%	9.6%	22.2%	22.2%	14.3%	24.7%

NaiveBayes 法

	stay	walk	jog	skip	stUp	stDown
stay	3	5	0	0	1	2
walk	48	15	4	12	6	28
jog	5	9	30	30	6	8
skip	5	3	14	13	4	1
stUp	1	1	19	11	4	6
stDown	18	49	10	12	38	30
識別率	3.8%	18.3%	39.0%	16.7%	6.8%	40.0%