

# 人物の行動計測技術の開発とサービス産業への応用(第3報)

## ー 加速度・角速度データを用いた動作推定 ー

渡辺 博己      山田 俊郎      田中 等幸      棚橋 英樹

### Development of Measurement Technology for Human Behaviors and Application to Operations Analysis in Service Industry (3<sup>rd</sup> report)

#### - Motion Estimation from Acceleration and Gyroscopic Data -

Hiroki WATANABE    Toshio YAMADA    Tomoyuki TANAKA    Hideki TANAHASHI

**あらまし** 科学的・工学的手法をサービスに適用し、サービス提供の効率性と付加価値を高めることが重要とされている中で、我々は昨年度より、県内旅館・ホテル業を対象として、宴会・食事会場における配膳・下膳業務への最適設計ループの適用を目指し研究開発を行っている。ここで重要となるのが従業員の動作を分析する技術であり、統計的に十分な動作データの収集が必要となっている。そこで、我々は、人の動作計測手法の1つとして広く用いられている加速度／角速度センサを利用することにより、長時間の計測が可能なウェアラブルシステムを開発している。本稿では、従業員への負荷の少ないセンサの数、装着位置を検討するために、判別分析手法を用いた加速度／角速度データによる動作推定実験を行い、様々な条件の違いによる判別率への影響を明らかにした。

**キーワード** サービス, 科学的・工学的手法, 加速度／角速度センサ, 判別分析, 動作推定

## 1. はじめに

### 1. 1 科学的・工学的手法の導入

サービスはモノとして触ることができず(無形性)、サービスが存在するのは提供者からのサービスを受容者が受容した時だけであり(同時性)、サービスの授受が終わればサービスは存在しなくなり(消滅性)、サービスは受け取る相手によって価値が違ってくる(異質性)<sup>[1]</sup>。つまり、サービスは、提供されるその場所にのみ存在し、提供されるときにのみ利用が可能であるため、その利用状況を別の場所で再現することができないという特徴を持っている。そのため、これまでサービス産業では経験と勘によるサービスの提供が行われてきており、これがサービス産業の生産性の低さの一因と考えられている。

こうした状況を克服するため、製造業において利用されてきた科学的・工学的手法をサービス産業に適用することにより、サービス提供の効率性と付加価値を高め、サービスの生産性の向上を図ろうとする研究開発<sup>[2~4]</sup>が急速に拡大している。また、経済産業省は、サービスの現場で、受容者や提供者の行動などを「観測」し、それを「分析」して得られる客観的根拠に基づいてモデルを「設計」し、それを現場に再び「適用」という最適

設計ループ(図1)に基づいた研究開発<sup>[5]</sup>を推進している。

### 1. 2 観測データの分析

我々は、昨年度より、県内サービス産業の中で多くの従業員を抱える旅館・ホテル業を対象として、特に、サービス提供のバックヤードにあたる宴会・食事会場における配膳・下膳業務への最適設計ループの適用を目指し、従業員の行動計測技術に関する研究開発を行っている<sup>[6]</sup>。ここでは、業務の平準化・標準化のための業務改善やノウハウの共有、あるいは人材育成のための業務のマニュアル化などによる効率性の向上を目的とした「設計」を

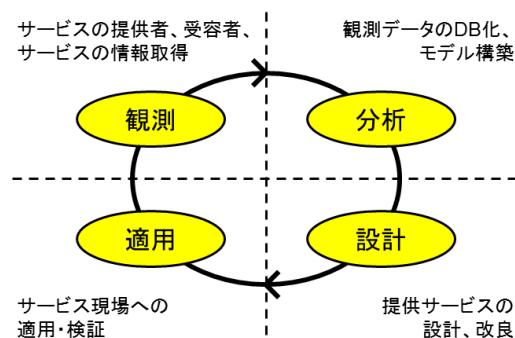


図1 最適設計ループ<sup>[5]</sup>

可能にするために、「観測」技術を確立するとともに、計測データから動作を推定する「分析」手法を開発している。

サービスの現場における従業員の動作を分析する場合、業務内容によりその動作は多様であるとともに、複雑であるため、統計的に十分な動作データの収集が必要となる。そこで、我々は、人の動作計測手法の1つとして広く用いられている加速度／角速度センサを利用することにより、長時間の計測が可能なウェアラブルシステムを開発している。加速度／角速度センサは、カメラシステム等のように環境に設置する必要がなく、小型軽量であるため、顧客の目に留まらない位置に装着が可能であり、サービスの現場のような環境での計測に適した機器である。しかし、サービスの現場で長時間にわたり従業員の動作を計測するためには、できるだけ負荷の少ないセンサの数、装着位置を検討する必要がある。

本稿では、従業員の動作を高精度に推定するために、判別分析手法を用い、センサ数、装着位置を含め、様々な条件の違いによる判別率への影響を評価した。評価にあたっては、配膳業務を対象として、同じ従業員間、異なる従業員間で計測した動作データを用いて動作推定実験を行った。以下、その内容について報告する。

## 2. 動作の推定

### 2.1 動作計測

動作データは、昨年度構築した行動計測システムの動作計測部<sup>6)</sup>をベースに改良したシステムにより計測した。計測には、加速度データのみが取得可能なセンサ（ワイヤレステクノロジー（株）製 WAA-004）と加速度及び角速度データの取得が可能なセンサ（同 WAA-006）を使用した。また、より携帯性を高めるために、近距離無線通信規格の1つであるBluetoothでセンサをPDA（HTC Nippon（株）製 HTC Advantage X7501）に接続する構成とした。システムの外観を図2、主な諸元を表1、2に示す。また、PDAに実装する動作データの取得及び記録プログラムを開発したことで、最大5個のセンサを同時に接続することが可能である。

本システムは、計測対象となる身体部位にセンサを装着し、PDAを携帯することにより使用する。WAA-004からは、各部位のmG単位（非SI単位）の3軸加速度データとミリ秒単位の測定時刻がBluetoothのSPP（Serial Port Profile）を用いたシリアル通信によりPDAに送信される。WAA-006からは、3軸加速度データ、測定時刻に加えて、1秒当たりの3軸の変位角度データがBluetoothシリアル通信によりPDAに送信される。PDAでは、受信したデータを各センサに対応させたファイルに保存することで、詳細な身体動作の測定が可能となっている。

実験では、着物姿の従業員1名の背部にある帯結びにPDAを、複数の身体部位にセンサを装着し、身体部位毎



（左上：加速度センサ，左下：加速度／角速度センサ，右：PDA）  
図2 システムの外観

表1 各センサの主な諸元

項目	WAA-004	WAA-006	
	加速度(3軸)	加速度(3軸)	角速度(3軸)
センサタイプ	加速度(3軸)	加速度(3軸)	角速度(3軸)
サンプリングレート	MAX1000Hz	MAX1000Hz	
送信レート	MAX1000Hz	(3軸)MAX500Hz (6軸)MAX333Hz	
検出範囲	±2.5g, ±3.3g, ±6.7g, ±10g コマンド切換え	±2.0g, ±4.0g コマンド切換え	X,Y軸:±500dps Z軸:±300dps
使用時間	約4時間	約6時間	
サイズ (W×H×D)	38mm×39mm ×10mm	39mm×44mm×12mm	
重量	17g	20g	

表2 PDAの主な諸元

項目	HTC Advantage X7501
CPU	Marvell® PXA270 624MHz ATI graphic chip W2284内蔵
搭載OS	Microsoft® Windows Mobile® 6 Professional
内蔵メモリ	256MB FLASH ROM, 128MB SDRAM, Microdrive 8GB HDD
連続通話時間	4.5時間(W-CDMA使用時) 5.5時間(GSM使用時)
サイズ (W×H×D)	133.1mm×97.7mm×16mm
重量	350g(電池, キーボード, スタイラス含む)

に加速度／角速度データを計測した。なお、PDA、センサの重量は500g以下であるため、装着による動作への影響は無視できる程度である。

### 2.2 特徴量抽出

加速度データを用いた特徴量の抽出手法としては、サンプリング間隔が等しい時系列データを一定のウィンドウ幅 $w$ で構成されたウィンドウで分割し、スライディング幅 $s = w/2$ 、つまり、 $w/2$ のウィンドウ幅がオーバーラップするようウィンドウをスライドさせることにより、ウィンドウ毎に特徴量を求めるという手法<sup>[7,8]</sup>が一般的である。また、文献<sup>[7,8]</sup>では、平均、標準偏差、エネルギー、周波数領域エントロピー、相関係数の5種類を特徴量としてウィンドウ毎に求めている。そこで、本稿においても文献<sup>[7,8]</sup>と同様に、ウィンドウ毎に5種類の特徴量を求める方法を採用した。

平均、標準偏差は各軸の加速度／角速度データの平均

と標準偏差である。エネルギーは、各軸の加速度/角速度データにFFTを行い、その絶対値の合計として求める。ある軸の加速度/角速度データのFFT成分を $F_1, F_2, \dots, F_w$ とすると、エネルギーは式(1)により求められる。

$$Energy = \frac{1}{w} \sum_{i=1}^w |F_i|^2 \quad (1)$$

周波数領域エントロピーは、FFT成分 $F_i$ を全成分の総和で正規化し、式(2)の確率分布 $p$ を求め、式(3)により求められる。

$$p(i) = \frac{|F_i|^2}{\sum_{j=1}^w |F_j|^2} \quad (2)$$

$$Entropy = - \sum_{i=1}^w p(i) \log p(i) \quad (3)$$

相関係数は、対象とする軸とそのセンサ内の他軸、及びセンサ間の各軸の組み合わせにおける2軸間の加速度/角速度データに関する相関係数である。相関係数は、2軸間の共分散 $cov(x, y)$ と標準偏差 $\sigma_x, \sigma_y$ から式(4)により求められる。

$$corr(x, y) = \frac{cov(x, y)}{\sigma_x \cdot \sigma_y} \quad (4)$$

### 2. 3 クラス判別

加速度/角速度データから動作を推定するため、上記で抽出した特徴量に対して、それぞれの特徴量にクラスを一意に特定できるラベル（以下、クラスラベル）を付した教師あり学習を適用した。クラス判別器としては、パターン認識の分野で様々な対象の推定に使用され、特徴の線形結合の値に基づいて分類を行う線形分類器のLDA (Linear Discriminant Analysis) とSVM (Support Vector Machine) の2つを採用した。LDAは、事前に与えられているデータが異なるグループに分かれることが明らかな場合、新しいデータが得られた際に、どちらのグループに入るのかを判別するための基準（判別関数）を得るための識別手法で、正規分布モデルを仮定したアルゴリズムの1つである。SVMは、トレーニングデータから、各データ点との距離が最大となる分離平面（超平面）を求めるマージン最大化という基準でパラメータを学習する識別手法で、現在知られている多くの手法の中で一番認識性能が優れた学習モデルの1つとされている。

実験では、オープンソースの統計解析システムであるR<sup>[9]</sup>を使用し、動作を姿勢と作業の2つのカテゴリに分け、カテゴリ毎に2つのクラス判別器により判別率を求めた。また、姿勢については更に3分類し、カテゴリ毎の判別率を求めた。各カテゴリにおける判別クラスを表3に示す。それぞれの姿勢・作業は配膳業務における標準的な動作であるが、作業マニュアルは存在せず、経験と勘により行われている動作である。なお、特徴量のクラスラベルは、加速度/角速度データの計測時に撮影したカメラ映

表3 各カテゴリにおける判別クラス

カテゴリ	姿勢			作業
	全身	上半身	下半身	
個別クラス	立位 座位	直立 前傾 前屈	前後移動 左右移動 重心移動 静止	配膳 下膳 集膳 整膳 膳清掃 床清掃 グラス確認 定点作業 爪先作業 搬送 空搬送 台車搬送 台車空搬送 移動 静止
共通クラス	立上り 立下り			

像に基づき、各サンプルに全てのカテゴリのクラスラベルを手で付けた。また、特徴量の抽出時には、抽出対象となるウィンドウ内のサンプルに複数のクラスラベルが含まれているウィンドウは無視し、単一のクラスラベルが付されているウィンドウのみを対象に特徴量を求め、そのクラスラベルを特徴量のクラスラベルとした。

### 3. 実験

本稿では、動作推定手法の有効性の検証を目的として、同じ従業員により、同じ作業を複数回試行した時の動作データを用いて判別率を求めた動作推定実験（実験Ⅰ）と、異なる従業員ではあるが、同一時間、場所で作業した時の動作データを用いて判別率を求めた動作推定実験（実験Ⅱ）の2通りの実験を実施した。

各実験においては、ウィンドウ幅の違いによる判別への影響を比較するために、ウィンドウ幅の違いによるサンプル数、判別率を求めた。なお、両実験ともに、加速度/角速度データは、それぞれサンプリング周波数100Hzで計測したデータを5サンプル毎に平均し、50ミリ秒間隔で取得した。また、ウィンドウ幅は $w = 16$  (0.8秒), 32 (1.6秒), 64 (3.2秒) の3種類とした。これは、約1秒毎に動作を推定することを想定した場合、文献<sup>[7,8]</sup>のようにスライディング幅を $s = w/2$ として動作を判別すると、それぞれ0.4秒, 0.8秒, 1.6秒間隔で判別結果を出力することが可能となるからである。但し、本稿では、人の動作の多様性・複雑性に十分に対応した特徴量を確保するために、スライディング幅を $s = 1$ として特徴量を求めた。なお、リアルタイムシステムなど、実時間で処理することが必要な場合は、適切なウィンドウ幅とスライディング幅を検討する必要がある。以下、各実験について述べる。

3. 1 実験Ⅰ ～同じ従業員による動作データを用いた動作推定実験～

実験Ⅰでは、昨年度実施した配膳業務のシミュレーション<sup>6)</sup>で取得した動作データから、台車を使った配膳作業の3試行分を使用した。これは、同一日に取得した動作データであるとともに、配膳手順が若干異なっているが、3試行分すべての動作データが同一の配膳業務を繰り返しているため、比較的に高い判別率が得られることを想定したことによるものである。なお、取得した動作データは、着物姿の従業員1名の頭頂部、腰部、両前腕部及び右下腿部の計5箇所に着用したWAA-004から取得した加速度データである。

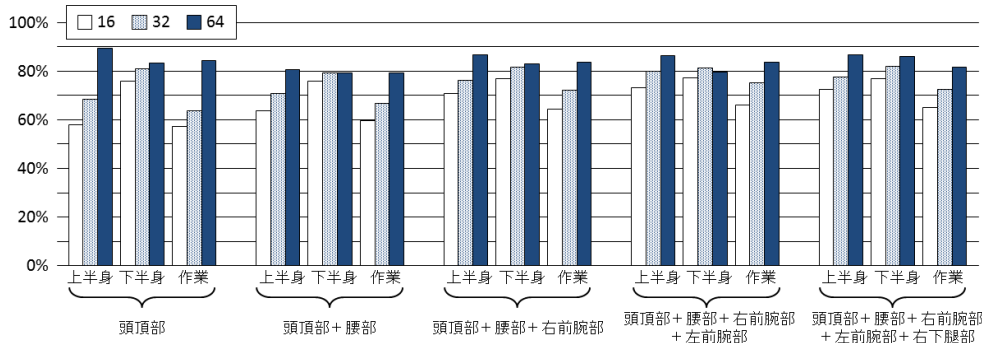
まず、ウィンドウ幅の違いによるサンプル数を、各カテゴリのクラス毎に比較した。表4に比較結果を示す。結果は3試行分のサンプル数の合算値である。なお、特徴量抽出後のサンプル数が0、または1試行のみに分類されたクラスは省略する。

次に、同データを使用し、1つ抜き交差検定法によりウィンドウ幅、装着位置、センサ数の違いによる判別率を求めた。1つ抜き交差検定法は、標本群から1つの事例だけを抜き出してテスト事例とし、残りをトレーニング事例とすることで、全事例が一回ずつテスト事例となるよう検定を繰り返す方法で、統計学において仮説検定に用いられる手法の1つである。本実験では、2試行分をトレーニングデータ、1試行分をテストデータとして組み合わせを変え、3通りの判別結果より判別率を求めた。全身の

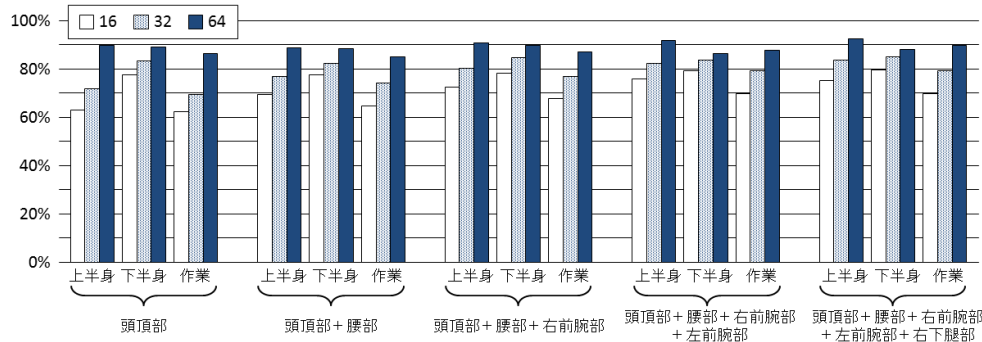
表4 実験Ⅰのカテゴリ・クラス別サンプル数の比較結果

カテゴリ ／クラス	抽出前の サンプル数	特徴量抽出後のサンプル数		
		w=16	w=32	w=64
立位	20211	13504	9583	4672
直立	814	316	89	5
前傾	10390	5738	3470	1178
前屈	9007	7450	6024	3489
前後移動	3581	1759	696	67
左右移動	71	26	0	0
重心移動	14812	10502	8044	4262
静止	1747	1217	843	343
配膳	11201	7635	5968	3433
グラス確認	549	100	3	0
定点作業	5723	4182	2928	1172
搬送	299	131	47	0
空搬送	104	48	6	0
台車搬送	2058	1208	511	61
台車空搬送	277	200	120	6

カテゴリについては、座位のサンプル数が0であったため判別できなかった。図3にLDA, SVMによるカテゴリ毎の判別率の比較結果を示す。結果は、各カテゴリにおいて、正しく判別されたサンプル数を全サンプル数で除した判別率である。なお、特徴量抽出に使用する動作データの組み合わせは、装着位置、センサ数を変更することにより31通りあるため、1～5個のセンサ数のうち、主な



(a) LDAによる判別結果の例



(b) SVMによる判別結果の例

図3 実験Ⅰの判別率の比較結果

表5 実験Ⅱのカテゴリ・クラス別サンプル数の比較結果

カテゴリ ／クラス	抽出前の サンプル数	特徴量抽出後のサンプル数		
		w=16	w=32	w=64
立位	11445	6718	4768	3054
直立	2156	1843	1536	1003
前傾	7743	4397	3108	2019
前屈	1546	478	124	32
前後移動	6541	4197	3138	2222
左右移動	551	188	90	42
重心移動	4113	2141	1396	691
静止	240	192	144	99
配膳	4991	2132	1381	691
定点作業	148	76	28	0
搬送	5583	3911	2879	2048
空搬送	453	378	298	197
移動	270	221	182	118

装着位置の結果のみを示す。

### 3. 2 実験Ⅱ ～異なる従業員による動作データを用いた動作推定実験～

実験Ⅰでは、配膳業務のシミュレーションで取得した動作データを使用したが、実験Ⅱでは、事前に役割分担や配膳物等について何も打ち合わせず、実際の配膳現場で同時に計測した2名の従業員の動作データを使用した。使用した動作データは、着物姿の各従業員の頸部、腰部の2箇所にてWAA-006を、両上腕部の2箇所にてWAA-004を装

着し、取得した加速度／角速度データである。

まず、カテゴリ・クラス別サンプル数を比較した結果を表5に示す。結果は、2名分の合算値である。なお、特徴量抽出後のサンプル数が0、または1名にのみ分類されたクラスは省略する。

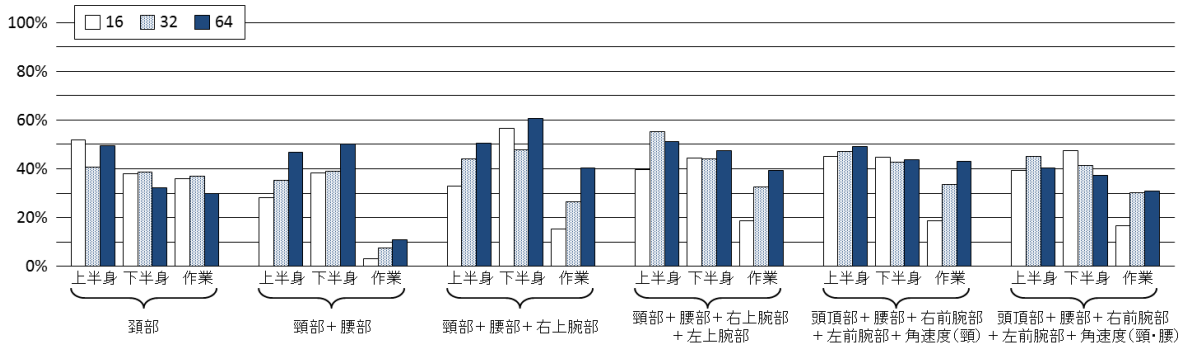
次に、2名分の動作データのうち、一方をトレーニングデータ、他方をテストデータとし、これらを入れ替える交差検定法により2通りの判別結果を取得し、判別率を求めた。前節と同様に求めた判別率の比較結果を図4に示す。ただし、動作データの組み合わせが、装着位置、センサ数、データ種別を変更することにより63通りあるため、1～4個のセンサ数のうち、主な装着位置、データ種別における結果のみを示す。

## 4. 結果と考察

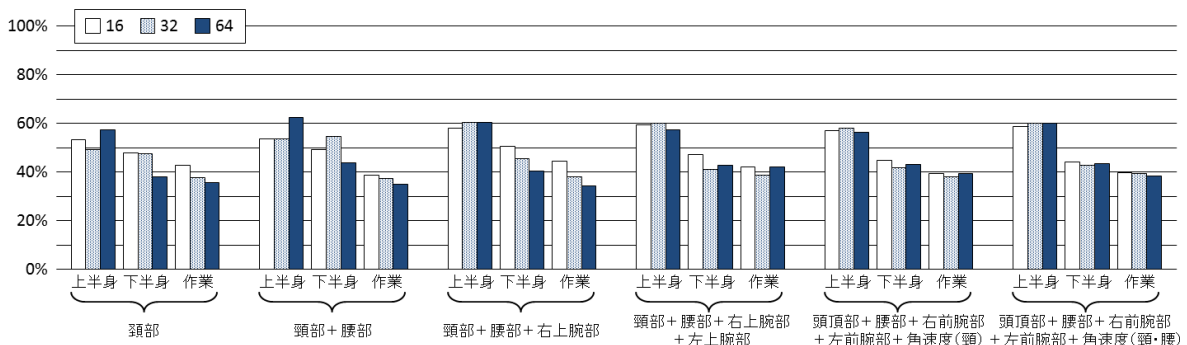
### 4. 1 ウィンドウ幅によるサンプル数への影響

表4、5より、両実験において、ウィンドウ幅を大きくすると、出現頻度の低い動作は十分なサンプル数が得られないだけでなく、欠落するクラスがあることが分かった。実験Ⅰでは、「下半身」カテゴリの「左右移動」クラスがw = 32で、「作業」カテゴリの「グラス確認」、「搬送」、「空搬送」クラスがw = 64で欠落し、実験Ⅱでは、w = 64で「作業」カテゴリの「定点作業」クラスが欠落した。

また、表4、5の結果が合算値であるため、直接把握す

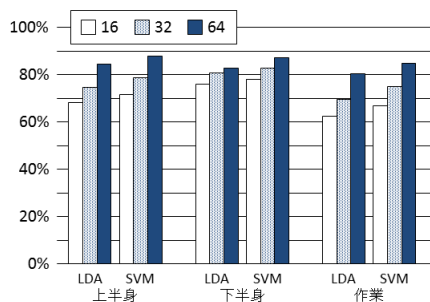


(a) LDAによる判別結果の例

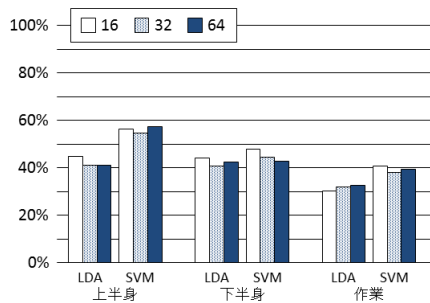


(b) SVMによる判別結果の例

図4 実験Ⅱの判別率の比較結果

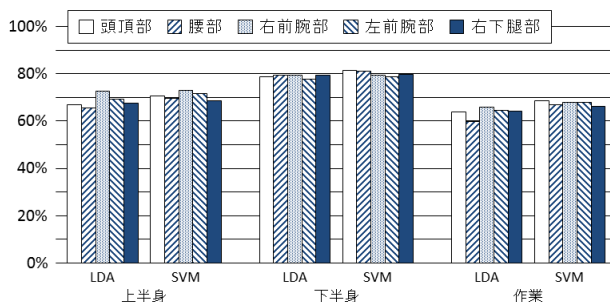


(a)実験 I における比較結果

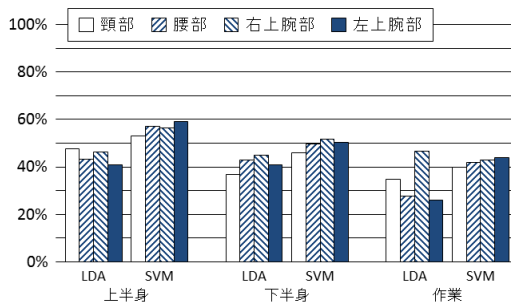


(b)実験 II における比較結果

図5 ウィンドウ幅による判別率への影響



(a)実験 I における比較結果



(b)実験 II における比較結果

図6 装着位置による判別率への影響

ることは困難であるが、実験 I では、 $w = 32$ で「作業」カテゴリの「グラス確認」、「空搬送」クラスが、 $w = 64$ で「上半身」カテゴリの「直立」クラスが1試行分にしか存在せず、判別結果を求めることができなかった。実験 II についても同様に、 $w = 64$ で「上半身」カテゴリの「前屈」クラス、「下半身」カテゴリの「左右移動」、「重心移動」、「静止」クラス、「作業」カテゴリの「配膳」クラスが1名分にしか存在せず、判別結果を求められなかった。

これらの動作を含め様々な動作が、その日の業務内容により出現頻度が変わることが予想されるが、分類結果として必要な姿勢・作業により、適切なウィンドウ幅の設定が必要である。

#### 4. 2 ウィンドウ幅による判別率への影響

ウィンドウ幅 $w = 16, 32, 64$ について、各平均判別率は、実験 I ではLDAが68.9%、74.9%、82.6%で、SVMが72.1%、78.8%、86.7%であった。また、実験 II ではLDAが39.8%、38.0%、38.8%、SVMが48.3%、45.7%、46.4%であった。各カテゴリにおける平均判別率を図5に示す。

実験 I では、欠落するクラスがあるものの、ウィンドウ幅を大きくすることで、判別率が上昇した。しかし、実験 II では、必ずしも判別率が上昇するという傾向は見られなかった。これは、従業員間で各クラスを構成するサンプル数にばらつきがあり、トレーニングデータのサンプル数が減少することで、適切な判別空間を構築できなかったことが原因と考えられる。そのため、判別空間の構成に十分なサンプル数を確保することが、判別分析手法を用いた動作推定には重要である。

#### 4. 3 装着位置による判別率への影響

装着位置の違いによる判別率への影響については、セ

ンサ数が1の場合の各装着位置における加速度データの判別結果から評価する。

実験 I において、各装着位置が頭頂部、腰部、右前腕部、左前腕部、右下腿部の時の平均判別率は、LDAが70.5%、70.5%、72.7%、68.2%、69.9%、SVMが71.6%、72.8%、73.5%、72.5%、73.6%であった。また、実験 II において各装着位置が、頸部、腰部、右上腕部、左上腕部の時の平均判別率は、LDAが35.9%、46.0%、37.9%、39.8%、SVMが51.2%、50.3%、49.5%、46.1%であった。各カテゴリにおける平均判別率を図6に示す。

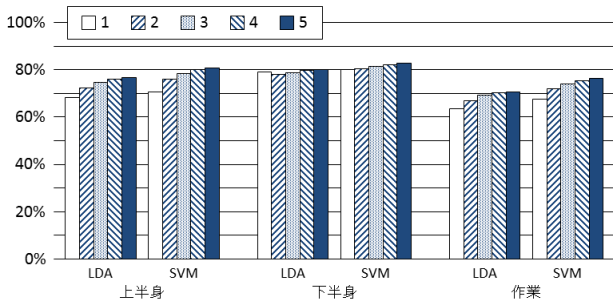
実験前は、「上半身」カテゴリが腰部より上位、「下半身」カテゴリが腰部より下位の装着位置において判別率が高くなると予想していたが、その傾向は見られなかった。これは、実際に行われる業務を対象とした動作には、単純な動作にはない複雑な姿勢・作業が含まれることが原因と考えられる。そのため、判別する姿勢に応じて装着位置を選定することも必要ではあるが、対象とする業務を考慮した装着位置の選定が重要である。

#### 4. 4 センサ数による判別率への影響

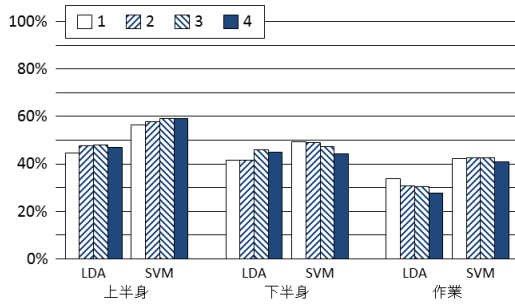
センサ数の影響については、実験 I では1~5、実験 II では1~4個の各センサから得られた加速度データの判別結果で評価する。

実験 I では、センサ数1~5の順に、LDAが70.4%、72.4%、74.3%、75.4%、75.8%、SVMが72.8%、76.2%、78.1%、79.3%、80.0%であった。また、実験 II では、センサ数1~4の順に、LDAが39.9%、40.1%、41.3%、39.8%、SVMが49.3%、49.7%、49.7%、48.2%であった。各カテゴリにおける平均判別率を図7に示す。

実験 I では全てのカテゴリで判別率の上昇傾向が得ら



(a)実験 I における比較結果



(b)実験 II における比較結果

図7 センサ数による判別率への影響

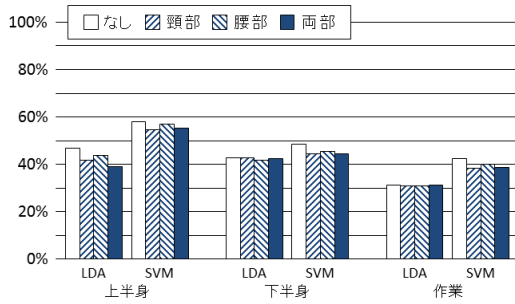


図8 角速度データによる判別率への影響

れたが、実験 II では類似する傾向は見られなかった。そのため、センサ数についても装着位置と同様、対象とする業務を考慮したセンサ数の選定が重要である。

#### 4. 5 角速度データによる判別率への影響

実験 II では角速度センサを使用したため、角速度データが判別率に及ぼす影響について評価する。

角速度データについて、使用データなし、頸部データ、腰部データ、両部データを使用した場合の平均判別率を順に示すと、LDAが40.4%、38.4%、38.8%、37.5%、SVMが49.5%、45.7%、47.5%、46.1%であった。各カテゴリにおける平均判別率を図8に示す。

本実験では、角速度データを使用しない場合に、最も高い平均判別率が得られたことから、角速度データによる効果が十分に得られていないことが判断できる。そのため、角速度データの取得位置を含め、効果的な角速度データの利用方法について検討する必要がある。

#### 4. 6 実験全体について

実験 I、II を比較すると、実験 I では高い判別率が得られたものの、実験 II では概ね良好な結果ではあるが、

表6 実験 I におけるカテゴリ・クラス別平均判別率

カテゴリ	クラス	平均判別率	
		LDA	SVM
上半身	直立	13.6%	3.9%
	前傾	63.5%	68.7%
	前屈	80.6%	83.5%
下半身	前後移動	26.5%	23.3%
	左右移動	0.0%	0.0%
	重心移動	90.4%	94.5%
	静止	24.3%	15.6%
作業	配膳	82.4%	87.5%
	グラス確認	6.2%	0.1%
	定点作業	52.6%	59.6%
	搬送	18.9%	3.1%
	空搬送	29.7%	4.4%
	台車搬送	20.6%	18.0%
	台車空搬送	4.4%	0.2%

表7 実験 II におけるカテゴリ・クラス別平均判別率

カテゴリ	クラス	平均判別率	
		LDA	SVM
上半身	直立	39.7%	25.1%
	前傾	46.5%	73.7%
	前屈	11.5%	1.9%
下半身	前後移動	58.8%	66.9%
	左右移動	8.7%	0.4%
	重心移動	11.7%	5.6%
	静止	12.1%	2.1%
作業	配膳	10.4%	6.3%
	定点作業	11.5%	0.0%
	搬送	45.3%	62.1%
	空搬送	11.1%	0.6%
	移動	2.7%	0.0%

十分な結果を得ることができなかった。これは、同一人物の動作データがトレーニングデータに入っているかどうかが大きく起因しているものと考えられる。

また、各カテゴリにおける個々のクラスにおいて判別率のバラつきが大きくなった。各クラスにおける平均判別率を表6、7に示す。バラつきが大きくなった要因の1つとして、判別空間を構成するサンプル数の違いが考えられる。これが、全体の判別率にも影響していると考えられ、各判別率のバラつきを抑えつつ、全体の判別率を向上させる必要がある。

2つのクラス判別器については、SVMはLDAに比べて各カテゴリにおける平均判別率が高くなった。しかしながら、サンプル数の多いクラスについてはSVMが優れていると言えるが、サンプル数の少ないクラスについてはLDAの平均判別率が高いことから、必ずしもSVMが優れているとは言い難い側面がある。

## 5. まとめ

サービス産業に科学的・工学的手法を導入し、業務の効率化を図るために、加速度／角速度センサによる「観測」技術を確立し、判別分析手法による動作推定に関する「分析」技術を検討した。実験では、同じ従業員、異なる従業員から取得した加速度／角速度データを使用し、特徴量を求めるためのウィンドウ幅、センサの装着位置、数量等を変化させた時の判別率への影響を2つのクラス判別器により比較した。

その結果、判別分析における特徴量抽出のためのウィンドウ幅を大きくすると、欠落する姿勢・作業がある反面、概ね判別精度は向上する傾向にあることが明確となった。また、装着位置、センサ数と判別率との間に明確な因果関係は表れなかったが、実際の業務を対象とする動作推定には、装着位置・センサ数を適切に判定する判別結果の選定手法が必要であると考えられる。そのため、動作推定においては、対象とする姿勢・作業が含まれるよう欠落を回避しつつ、判別精度を向上させる判別分析手法を検討する必要がある。

一方で、判別精度を向上させるためには、偏りの少ないトレーニングデータの取得も必要と考えられる。しかしながら、実際の作業動作を対象とする場合、どうしても動作の種別に偏りが生じることは避けられない課題である。そのため、トレーニングデータとする動作データの効果的な抽出手法を検討する必要がある。

今後は、判別精度を向上させるための判別分析手法に加えて、動作データの計測手法を検討する必要がある。判別分析手法としては、先ず姿勢推定で動作を分類し、その姿勢を取り得る作業を推定するという2段階の判別分析の適用を検討したい。また、動作データの計測手法としては、携帯情報端末の高度化に伴い、種々のデータの取得が可能な環境が整いつつあるため、加速度、角速度データだけでなく、他のデータの利用も検討したい。

## 謝 辞

本研究を遂行するにあたり、研究助成金を頂きました財団法人越山科学技術振興財団に感謝の意を表します。また、実験に御協力を頂きました株式会社高山グリーンホテルの新谷尚樹代表取締役社長をはじめ、従業員の皆様に深く感謝いたします。

## 文 献

- [1] 内藤耕, サービス工学入門, 東京大学出版会, 2009.
- [2] 産業技術総合研究所サービス工学研究センター,  
<http://unit.aist.go.jp/cfsr/>.
- [3] 東京大学人工物工学センター, サービス工学研究部門,  
<http://www.race.u-tokyo.ac.jp/research/service.html>.
- [4] サービス工学研究会,  
<http://www.service-eng.org/index.html>.
- [5] 経済産業省, 技術戦略マップ2010, サービス工学分野,  
[http://www.meti.go.jp/policy/economy/gijutsu\\_kakushin/enkyu\\_kaihatu/str2010/a7\\_2.pdf](http://www.meti.go.jp/policy/economy/gijutsu_kakushin/enkyu_kaihatu/str2010/a7_2.pdf).
- [6] 渡辺博己, 山田俊郎, 浅井博次, 棚橋英樹, “人物の行動計測技術の開発とサービス産業への応用”, 岐阜県情報技術研究所研究報告第11号, pp.1-8, 2010.
- [7] L. Bao, S. S. Intille, “Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data”, In Proc. of PERVASIVE 2004, LNCS 3001, Springer, pp.1-17, 2004.
- [8] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, M. L. Littman, “Activity Recognition from Accelerometer Data”, In Proc. of American Association for Artificial Intelligence, pp.1541-1546, 2005.
- [9] R Development Core Team, “R: A Language and Environment for Statistical Computing”, R Foundation for Statistical Computing, ISBN 3-900051-07-0,  
<http://www.R-project.org/>.