

圧力センサを用いた着席者の姿勢識別に関する研究

紙谷 一啓† 工藤 峰一† 野中 秀俊† 外山 淳†

†北海道大学大学院 情報科学研究科 〒060-0814 北海道札幌市北区北14条西9丁目
E-mail: †{kami,mine,nonaka,jun}@main.ist.hokudai.ac.jp

あまし 近年の情報機器や情報技術の発展に伴い、日常生活の様々な場面において生活の質を向上させる適切なサービスが望まれている。着席という動作は一日の活動に対して大きな割合を占めることから、着席時のユーザの振舞い情報をサービスに繋げることは有望である。そこで、椅子に圧力センサを設置し、着席中に座面にかかる圧力の分布から姿勢を識別する方法について検討する。

キーワード タスク分析、姿勢識別

A Study on Sitting-Posture Analysis by Pressure Sensors

Kazuhiro KAMIYA†, Mineichi KUDO†, Hidetoshi NONAKA†, and Jun TOYAMA†

† Graduate School of Information Science and Technology Hokkaido University Kita 14, Nishi 9, Kita-ku,
Sapporo 060-0814, Hokkaido, Japan
E-mail: †{kami,mine,nonaka,jun}@main.ist.hokudai.ac.jp

Abstract It has been promising to provide customized services for improving quality in support of information technologies. Sitting is one of natural actions in our life. We focus on the sitting behavior as a cue for providing services for each user. We place sensor seat on a chair, for classifying the sitting-postures from the pressure distribution on a chair.

Key words Pressure Sensors, Sitting Posture, Identification, Behavioral Analysis

1. はじめに

近年、情報技術を利用することで、日常生活における生活の質を向上させる研究が盛んに行われている [1]~[5]。生活の質を向上させる上での基本技術としては、個人認証と行動分析がある。バイオメトリクス情報を利用した個人認証システムの例としては、指の静脈パターンを利用する手法 [1] や椅子に敷設した圧力センサから個人を認証する手法 [2] 等がある。指の静脈を利用した場合、肉眼では確認しにくい体内の情報を用いており、偽造が非常に困難である。指紋や静脈、虹彩を使ったバイオメトリクス認証は、精度の高さから、ATM 等に広く用いられている。しかし、日常生活の質を向上させるという観点からは、照合するための動作を煩わしいと感じるユーザも少なくない。日常生活においては、詐欺に対する頑健さよりも生活に自然に融合することの方が重要である。椅子に敷設した圧力センサから個人を認証する手法 [2] は、協力動作を必要ないという点で好例である。また、少人数環境における認識精度も非常に高い。

ユーザの行動分析に関連する手法としては、カメラを用いた手法 [3] や、椅子に設置した圧力センサシートを用いる手

法 [6]~[8] がある。カメラを用いた手法では、独居高齢者を遠隔地から見守ることを想定しており、カメラから得られた画像に対して主成分分析を適用することによって、対象ユーザの非日常行動を検出している。Hong 他による圧力センサシートを用いる手法 [6], [7] では、椅子の座面と背もたれ部にそれぞれ1枚ずつ圧力センサシートを設置し、着席時の姿勢分析を行っている。この圧力センサシートは、1枚あたり2,016個の圧力センサで構成されており、2枚の圧力センサシートを使用していることから、合計4,032個の圧力センサを使用している。圧力センサシートにより観測されたデータに対し、平滑化を行った上で、主成分分析により圧縮した16次元空間においてユーザの姿勢を識別している。日常的によく現れる姿勢として10種類の姿勢の識別を行っており、訓練データに含まれないユーザの識別率約79%を報告している。

著者らは、着席時のユーザ認証 [2] に加え、着席中のユーザの振舞いを識別することによって行動を把握し、状況に応じたサービスを提供できるような環境の構築を目指している。ここで、ユーザの振舞いとは、着席中の大まかな動作を指す。例えば、VTD作業、読書、休憩、食事などである。様々な場面におけるユーザの「姿勢」は、これらの振舞いを識別するための

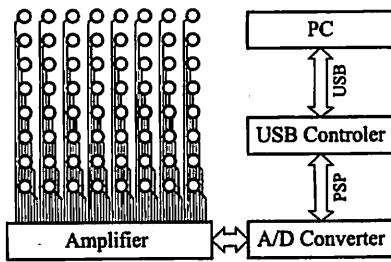


図1 ハードウェア構成図

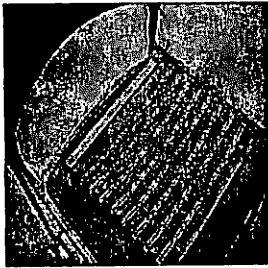


図2 センサシートを設置した椅子

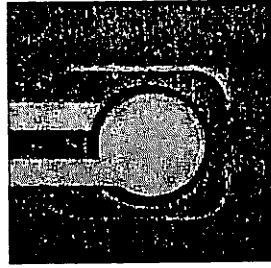


図3 圧力センサ

表1 圧力センサの性能

厚さ	0.208mm
長さ	203mm
幅	14mm
センサ直径	9.53mm
コネクタ	3-pin male square pin
最大測定荷重	4.4N

表2 椅子の形状

高さ	75cm
座面奥行き	38cm
座面幅	39cm
足の長さ	44cm

一つの指標となりうる。本研究では、日常的に現れる複数の姿勢を高精度に識別するための方法について検討する。

2. 測定装置

本研究では、着席中に座面にかかる圧力の分布を測定するため、64個の圧力センサからなる圧力センサシートを開発した。ハードウェア構成図を図1に示す。このセンサシートには圧力センサを30mm間隔で8×8の正方格子状に配置してある(図2)。シートを構成する圧力センサには、Tekscan社の薄型圧力センサFlexibleforce[9]を用いた(図3)。圧力センサの仕様の詳細を表1に示す。この圧力センサの厚さは0.208mmと非常に薄いため、座面に設置した場合でも違和感なく着席することができる。また、この圧力センサシートは持ち運びが可能であり、様々な場面における測定が可能である。サンプリングレートは12.5Hzとし、実験の際には、このセンサシートの上に厚さ7mmの低反発マットを敷き実験を行った。実験に用いた椅子の形状は表2の通りである。

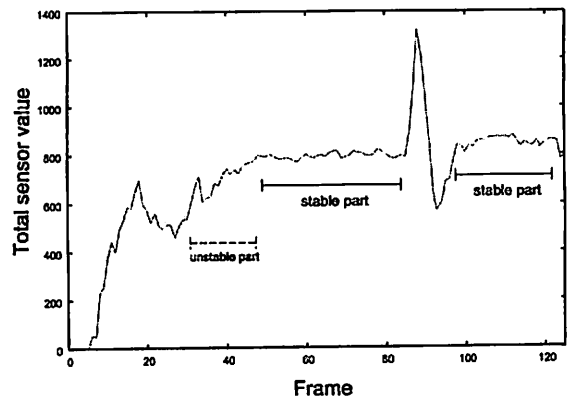


図4 着席時の圧力センサ値総和の推移

3. 識別する姿勢と圧力の分布

一般に、ユーザが椅子に着席した際に座面にかかる圧力の総和は、時間経過により図4のように推移する。着席した瞬間に圧力の総和は急激に増加し、一定程度時間が経過するとほぼ一定の値を示す。この状態を、ユーザの状態(姿勢)が安定しているとみなし、「安定部」とする。また、ユーザが姿勢を変えた場合でも、着席時と同様に圧力の総和は一度急激に変化し、後に安定する。したがって、ユーザが時折変える姿勢を適切に捉えるには、刻々変化する圧力の時系列から「安定部」を抽出することが不可欠である。姿勢が安定する前の圧力変化も有用な情報と考えられる。しかし、本研究では基本的な可能性を評価するため、「安定部」のみを用いて識別を行う。

3.1 安定部の抽出

圧力分布が安定しているか否かを、圧力の総和の変化から判定する。測定された圧力分布から各時点(「フレーム」と呼ぶ)における64センサ値の総和と一時刻前の総和との差分には、「安定部」においても高周波成分が含まれていた。この高周波成分を除去するため、ハイカットフィルタを用いた。フィルタは5Hzから遮断特性-3.5dB/octで減衰し、減衰量が-30dBに達した時点でフラットになる高域抑制型の特性を持つ。高周波成分を除いた上で、差分の変化量の絶対値が設定した閾値 θ を下回っているフレームを「安定部」とした(実験では、 $\theta = 0.01$)。ただし、変化量が閾値 θ を下回っている期間が極端に短い場合は、圧力分布が「安定している」とは言えないため、変化量が一定時間継続している事も条件とした。本実験においては、この期間を約1秒間とした。測定した圧力の総和の変化に対し、抽出された「安定部」を図5に示す。「安定部」として抽出された部分は太く表示している。

3.2 識別する姿勢の種類

日常生活においてユーザは様々な姿勢をとる。机に向かい作業している場合や、読書をしたりリラックスしている場合、ソファに座りながらテレビを見ている場合などがあり、状況は多様である。また、ユーザの個人差によっても圧力の分布は微妙に異なると考えられる。本論文においては、机を前して着席し

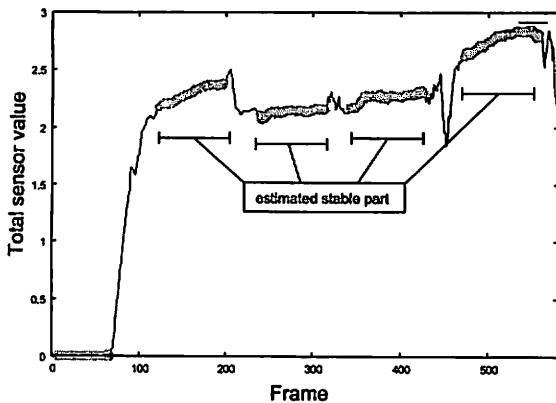


図5 計測した圧力の総和の推移と抽出した安定部

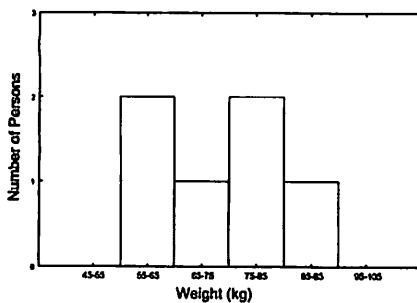


図6 被験者の体重の分布

ている状況を想定し、典型的な9種類の姿勢を識別する。この9種類の姿勢の詳細と略記を表3に示す。これらの姿勢は、Hongらが識別に用いた10種類の姿勢[6],[7]とほぼ同一のものであり、彼らの分類のうち「前かがみの姿勢」と「前傾姿勢」を一つの姿勢とみなしたものである。

4. 識別実験

4.1 実験環境

被験者は男性6名であり、身長は168cmから179cm、体重は約62kgから90kgであった。体重の分布を図6に示す。机に向かってセンサシートを置いた椅子を設置し、椅子の両側には肘を置く台を置いた。机の上にはPCのディスプレイやキーボード、マウスを設置した。

測定の際、被験者には、表3の9種類の姿勢を合図に従ってゆっくりと順にとるよう指示した。9種類の姿勢をとった後に、一度席から離れてもらい、短時間のインターバルをとり、再度計測を行った。着席から離席までを1試行とし、被験者1人あたり5試行を計測した。

識別には、前章の方法により抽出した「安定部」のうち中央の10フレームを用いた。サンプリング周波数は12.5Hzであるから、識別に用いた区間は約1秒弱となる。以上より、識別に用いた全フレーム数は6名×9姿勢×5試行×10フレーム=2700フレームとなった。

本研究では、一般的な姿勢の識別を行うことを目的として

表4 9種類の姿勢の識別結果

IN	OUT (GUESS)								
	n	f	b	rc	r	rcr	lc	l	lcl
n	248	0	40	0	12	0	0	0	0
f	0	270	30	0	0	0	0	0	0
b	42	19	239	0	0	0	0	0	0
rc	0	0	18	262	0	20	0	0	0
r	20	0	10	0	270	0	0	0	0
rcr	0	0	0	0	0	300	0	0	0
lc	14	0	10	0	0	0	260	0	16
l	0	0	0	0	0	0	0	288	12
lcl	0	0	0	0	0	0	10	31	259

表5 8種類の姿勢の識別結果

IN	OUT (GUESS)							
	n	f	rc	r	rcr	lc	l	lcl
n	268	0	0	12	0	20	0	0
f	0	300	0	0	0	0	0	0
rc	0	0	270	0	30	0	0	0
r	30	0	0	270	0	0	0	0
rcr	0	0	0	0	300	0	0	0
lc	15	0	0	0	0	250	0	35
l	0	0	0	0	0	0	288	12
lcl	0	0	0	0	0	10	31	259

いるため、検査データには訓練データに含まれないユーザのデータのみを利用した。検査データとして被験者の中から1人を選び、それ以外の被験者を訓練データとして全ての検査フレームを識別し、平均識別率を算出した。識別には、Support Vector Machine (SVM)[10]を使用した。カーネルはRadial Basis Functionを用い、パラメータはデフォルト値を使用した。また、識別の前処理として、測定されたデータに対し各センサ値毎に分散が1となるよう正規化を施した。

4.2 各64センサ値を特徴量とした場合の識別結果

64個の圧力センサから出力される値をそれぞれの特徴量とし、64次元空間において識別を行った。識別率は88.7%であった。識別率の低下を招いた原因を識別表(表4)により考察する。

まず、「後ろによりかかった姿勢(b)」に着目する。「後ろによりかかった姿勢(b)」は9種類の姿勢の中で最も識別率が悪く、他の姿勢の誤識別の原因となっている。特に、「通常姿勢(n)」と非常に類似していることがわかる。この原因として、椅子の構造が大きく影響したと考えられる。実験に使用した椅子(内田洋行社製)は非常にシンプルなもの、背もたれが固定されており、背もたれによりかかった際に角度が変わることはない。このため、背もたれによりかかった場合の体重移動が少なく、顕著な差が現れなかったと考えられる。背もたれが可動する椅子への変更や、あるいは、Hongらの実験で用いられたように背もたれにもセンサを配置することで問題が解決する見込みがある。本研究では、このことを鑑み、「後ろによりかかった姿勢(b)」を除いた8種類の姿勢に限定して検討を重ねた。

「後ろによりかかった姿勢(b)」を除いた8種類の姿勢の識別を行うと、識別率は約91.9%となった。識別表を表5に示す。

表3 識別に用いる姿勢の種類と略称

姿勢名称	→	略称
通常姿勢	→	n (Normal)
前傾姿勢	→	f (Front)
後ろによりかかった姿勢	→	b (Back)
右足を組んだ姿勢	→	rc (Right leg Crossed)
左足を組んだ姿勢	→	lc (Left leg Crossed)
右に傾いた姿勢	→	r (leaning Right)
左に傾いた姿勢	→	l (leaning Left)
右足を組んだ状態で右に傾いた姿勢	→	rcr (leaning Right with Right leg Crossed)
左足を組んだ状態で左に傾いた姿勢	→	lcl (leaning Left with Left leg Crossed)

表5より、誤識別は「左に傾いた姿勢 (l)」と「左足を組ながら左に傾いた姿勢 (lcl)」等のように類似した姿勢に大きく偏っていることがわかる。これは、足を組んでいるか否かというわずかな違いを十分に検出できなかったことを意味する。誤識別の原因としてもう一つ考えられることとして、着席位置が着席する度にずれるという問題がある。たとえ同じユーザであっても、着席する度に若干着席位置の違いが生じる。この違いを吸収する方法は、今後検討する必要がある。

5. 特徴量の選択に関する考察

識別に有効な特徴量について考える。各姿勢の安定部における圧力分布の傾向を掴む為に、それぞれの姿勢の1フレームのセンサ出力を可視化した(図7)。図7の列は被験者を、行は姿勢を表している。各分布の上部がセンサシート前方を表しており、圧力が強くかかっている部分ほど、白く表示されている。被験者毎に若干の差がみられるものの、姿勢の分類に十分な分布の差が見て取れる。誤識別の多かった「左に傾いた姿勢 (l)」と「左足を組ながら左に傾いた姿勢 (lcl)」を比較すると、非常に類似しているものの、中央左方に違いがみられる。「左に傾いた姿勢 (l)」は前後一律に左側に圧力がかかっているのに対し、「左足を組ながら左に傾いた姿勢 (lcl)」は左前方にかかる圧力はやや弱く、左中央付近にはより強い圧力がかかっている。また、「右足を組んだ姿勢 (rc)」は左前方の圧力が弱く、「左足を組んだ姿勢 (lc)」の場合は右前方の圧力が弱くなっている。

さらに、センサ値毎(特徴量毎)の差を詳細に検討するために、識別に用いた全フレームにおける姿勢毎のセンサ値の平均と標準偏差を算出した(図8)。横軸は左前方からラスト走査により各センサに付した番号であり、各センサにおいて円は平均値、上下端は平均に標準偏差を加減算した値である。図8(a)の「通常姿勢 (n)」と「前傾姿勢 (f)」の比較から、センサ番号の小さい部分(センサシート前方)では「前傾姿勢 (f)」の圧力値が「通常姿勢 (n)」よりも大きく、センサ番号の大きい部分(センサシート後方)では「通常姿勢 (n)」の方がより高い値を示していることがわかる。椅子中央付近にあたるセンサ値は両姿勢で大きな違いは見られない。このことは、椅子前方と後方のセンサのみを用いて識別を行った方が、全てのセンサ値を使うよりも良い可能性を示唆する。また、図8(b)の「左に傾いた姿勢 (l)」と「左足を組ながら左に傾いた姿勢 (lcl)」の比較で

は、センサシートの中央の左側において、センサ値に有意なる違いがみられる。これは足を組むことにより、足を組んでいない状態よりも強く臀部に力がかかるためである。よって、「左に傾いた姿勢 (l)」と「左足を組ながら左に傾いた姿勢 (lcl)」の識別においては、右方中央部の16センサが有効であると予想される。

これらのことを踏まえて、詳細分類に異なる特徴量を利用した決定木を用いる方法を考える。誤識別しやすいため、類似した姿勢の識別には、全ての特徴量ではなく、効果的であると考えられる特徴のみを用いて分類する試みである。

6. 決定木による識別

決定木の構成は経験的に定めた。用いた特徴量を含め、構成した決定木を図9に示す。用いた特徴量は前述のデータ分析を踏まえ、視察により決定した。図9において、 $F_{ri(n)}$ とは、センサシートの前方から*i*列目の8個のセンサ群を意味し、*n*はセンサの個数(特徴量)を表している。また、 $F_{riR/L(n)}$ と示すものは、センサシートの前方から*i*列目の右/左側のセンサ群を意味する。分類の1段階目においては、類似クラスを2つずつまとめた4つのクラスに分類し、その後類似クラスを2つのそれぞれのクラスに分類する。

先の識別実験に用いたデータを用いて、決定木方式により、識別率を算出した。その結果、識別率は94.3%に向上した。決定木の構成と特徴選択の自動化に関しては、青木他の手法[11]の適用を現在検討中である。

7. まとめと今後の課題

識別に必要な特徴量を選択して、決定木を利用して識別を行うことで、6名の被験者に対し、8種類の姿勢の識別率94.3%を達成した。今後背もたれ部分にもセンサを追加する等、「後ろに傾いた姿勢 (b)」の測定方法等を検討し、対処することで9種類の識別においてもほぼ同程度の識別率が得られると期待できる。今後の課題として、着席位置のずれを解消することも挙げられる。

本論では、姿勢の識別を静的に行った。ユーザの振舞いを識別するためには、リアルタイムで姿勢を識別することが不可欠である。その際、安定する前の圧力の分布や変化量の活用も視野に入れている。また、ユーザ1名のみを対象とした場合の識別率は非常に高いため、着席時にユーザを特定することができ

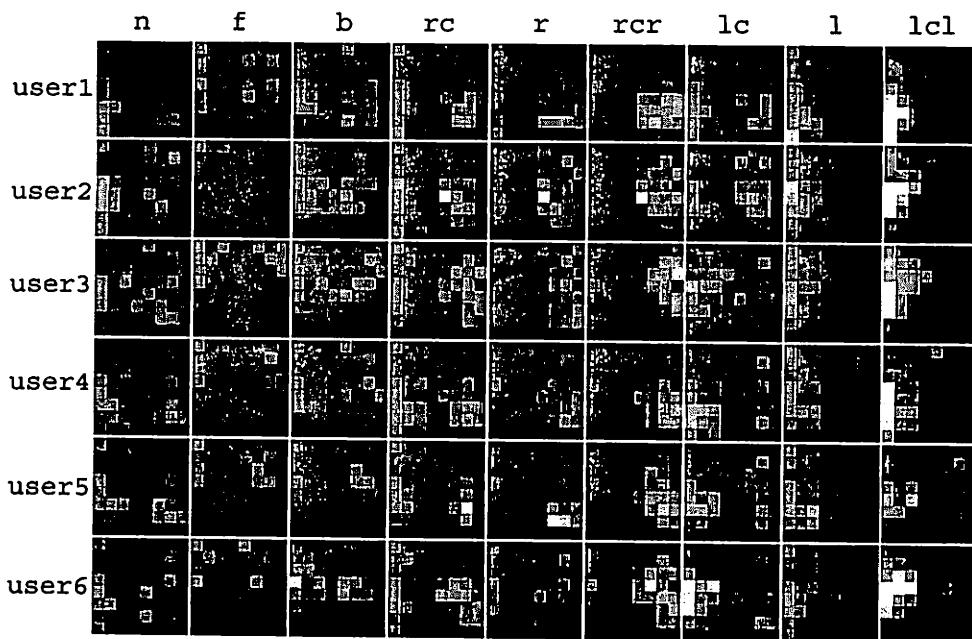
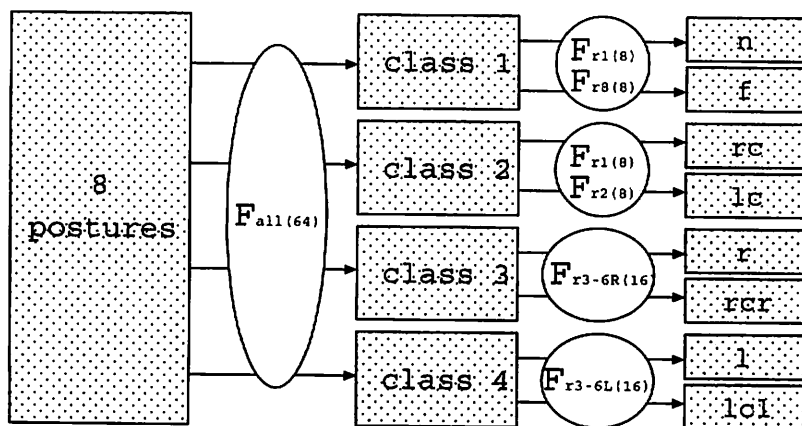


図 7 各被験者毎の各姿勢の圧力分布 (列:被験者, 行:姿勢)



4 クラスの大分類時には、全特徴量 $F_{all(64)}$ を使用して識別を行い、「normal」と「front」の識別にはセンサシート上の $(F_{r1(8)})$ と後方の 8 列目 $(F_{r8(8)})$ を用いて識別を行う。「rc」と「lc」の識別の際には前方 1 列目前方 1 列目 $(F_{r1(8)})$ と前方 2 列目 $(F_{r2(8)})$ を用いて識別を行う。クラス 3、クラス 4 の識別には 3~6 列目の左右片方 $(F_{riR(4)}(i = 3, 4, 5, 6), F_{riL(4)}(i = 3, 4, 5, 6))$ を用いて識別を行う。

図 9 決定木による識別の流れ

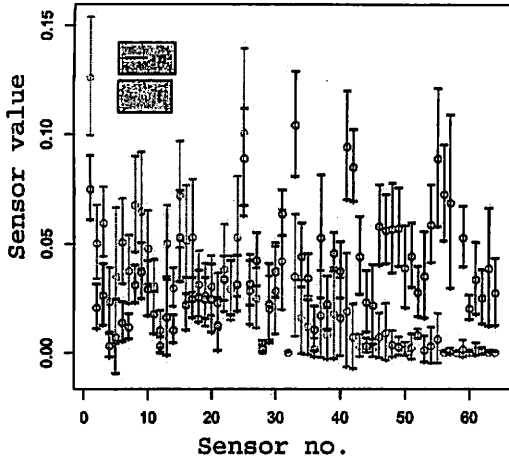
れば、姿勢の識別は非常に高精度に行えるため、文献[2]のユーザ認証を組み入れることを検討する。

文 献

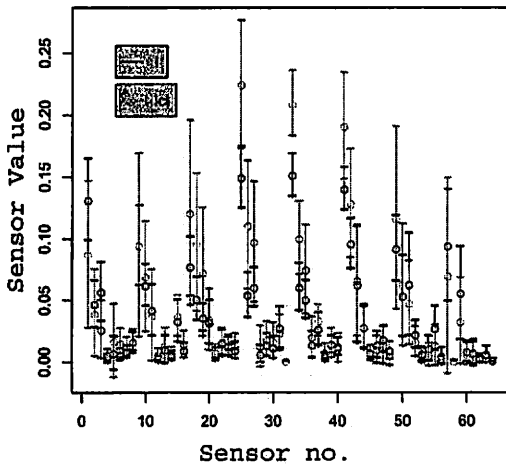
- [1] 三浦直人, 長坂晃明, 宮武孝文: “線追跡の反復試行に基づく指静脈パターンの抽出と個人認証への応用”, 電子通信情報学会論文誌, vol.J86-D-II, no.5, pp. 678-686 (2003).
- [2] M. Yamada, M. Kudo, H. Nonaka and J. Toyama: “Hipprint person identification and behavior analysis”, Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2006), CD-ROM D04-0334 (2006).
- [3] 常定和也, 梶原康博, 大崎敏一, 宗澤良臣: “位置・姿勢のばらつきを考慮した生活動作分析手法”, 人間工学学会誌, vol.41, no.5,

pp. 289-296 (2005).

- [4] 青木茂樹, 岩井嘉男, 大西正輝, 小島篤博, 福永邦雄: “人物の位置・姿勢に注目した行動パターンの学習・認識と非日常状態検出への応用”, 電子情報通信学会論文誌, vol.J87-D-II, no.5, pp. 1083-1093 (2004).
- [5] 納谷太, 篠沢一彦, 大和淳司, 小森潔: “圧力分布センサによる人の触行動の実時間識別とその個人適応手法”, 電子情報通信学会論文誌, vol.J85-D-II, no.4, pp. 613-621 (2002).
- [6] L. A. Silovskey and H. Z. Tan: “A real-time static posture classification system”, Proceedings of the ASME Dynamic Systems and Control Division, vol.69-2, pp. 1049-1056 (2000).
- [7] H. Z. Tan, L. A. Slivovsky and A. Pentland: “A sens-



(a) 「通常姿勢 (n)」と「前傾姿勢 (f)」の比較



(b) 「左に傾いた姿勢 (l)」と「左足を組ながら左に傾いた姿勢 (lc)」の比較

図 8 平均と標準偏差からみる姿勢の特徴

ing chair using pressure distribution sensors”, IEEE/ASME TRANSACTIONS ON MECHATRONICS, vol.6, no.3, pp. 261-268 (2001).

- [8] S. Mota and R. W. Picard: “Automated posture analysis for detecting leaner’s interest level”, 2003 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, vol.5, pp. 49-54 (2003).
- [9] <http://www.tekscan.com/>.
- [10] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- [11] 背木和昭, 渡辺俊昭, 工藤峰一: “クラスに依存した特徴集合を用いた決定木の設計”, 電子情報通信学会論文誌, vol.J86-D-II, no.8, pp. 1156-1165 (2003).