

触覚センサによる呼吸・心拍測定のためのパターン認識に基づいた ベッド上の姿勢判別方法

Lying Posture Classification Method Based on Pattern Recognition for
Respiration and Heartbeat Measurement Using a Tactile Sensor on a Bed

○正 向井 利春 (理研) 松尾 一矢 (理研)
加藤 陽 (東海ゴム) 清水 厚輝 (東海ゴム)
正 郭 士傑 (東海ゴム)

Toshiharu MUKAI, RIKEN, tosh@nagoya.riken.jp
Kazuya MATSUO, RIKEN
Yo KATO, Tokai Rubber Industries, Ltd.
Atsuki SHIMIZU, Tokai Rubber Industries, Ltd.
Shijie GUO, Tokai Rubber Industries, Ltd.

Sleep monitoring systems that can be used in daily life for the assessment of personal health and early detection of diseases are needed. We are developing a system for unconstrained measurement of the respiration and heartbeat of a person on a soft rubber-based tactile sensor sheet. To extract faint heartbeat signals from pressure detected by the tactile sensor, improvement of the S/N ratio is needed. This process takes some time, and can be conducted at only a limited number of locations on the sensor. The suitable locations for the heartbeat detection depend on not only the location but also the lying posture of the person on the sensor. We propose a method for detecting the lying location and posture using a pattern recognition technique based on machine learning. In this paper, we describe the method and report the experimental results.

Key Words: Respiration, Heartbeat, Lying Posture, Tactile Sensor, Sleep Monitoring System

1 はじめに

日常的な睡眠モニタリングを実現するために、簡便に生体信号を測定できるシステムが求められている。そのため、呼吸や心拍を非拘束に測定する方法が数多く研究されている。例えば、敷布団の下に空気や水を密閉したマットを敷いて圧力変化を検出する方法 [1, 2]、圧電フィルムをシーツの下に敷き圧力変化を検出する方法 [3] などが挙げられる。しかし、これらの方法ではベッド上の圧力分布は見えていないため、複数人がベッド上にいる場合やペットと添い寝している場合などは信号が混合してしまい測定不可能となる。また、エアマットは数 cm とやや厚め、圧電フィルムは心臓付近に設置する必要がある、などの問題点もある。

我々は、ベッド上に敷いた圧力分布が得られる触覚センサにより呼吸と心拍を測定する方法の研究を行っている。触覚センサとしては、我々が開発したゴム製の触覚センサである SR (Smart Rubber) センサ [4] を用いている。SR センサより得られる圧力値の時間変動から、呼吸と心拍を周波数帯域の違いに基づいて抽出する。この方法の有効性は、市販の呼吸センサや心拍センサ (心電計) との比較を行なうことで既に確認済みである [5, 6]。ただし、用いたのは 1 素子の SR センサであり、実験者が検出に適した位置を見つけ出し、そこにセンサを設置していた。

圧力分布が求まる面状の SR センサを用いて呼吸、心拍を測定する場合、どの位置の圧力信号を用いたら良いかを自動的に決める必要がある。特に、心拍は信号が微弱であり、触覚センサ上の特定の位置で繰り返し計測を行い平均化により S/N 比を上げることで初めて測定可能となる。検討を行った結果、この位置を決めるには、横になっている人の位置に加えて寝姿勢も特定する必要があることがわかった。そこで、触覚センサから得られる圧力分布パターンを処理して、横になっている人の位置と姿勢を求め、その結果により心拍を得るための測定を行なう位置を決める。な

お、心拍測定のために姿勢を求めているが、姿勢の情報自体も今後、睡眠評価や床ずれ予測などで使える可能性もある。

本稿では、まず、提案する測定システムについての説明を行なう。次に、呼吸と心拍の測定について説明する。特に、心拍測定を可能にするには横になっている人の位置と姿勢を求める必要があることを説明する。次に、これらを推定するためのパターン認識の方法を説明する。その後、姿勢判別の実験結果について述べ、最後にまとめを行なう。

2 システム構成

提案するモニタリングシステムの構成を図 1(a) に示す。我々の開発したゴム製の静電容量型触覚センサである SR センサが使われている。その構造を図 2 に示す。薄い柔軟な誘電層を両側からゴムシートで挟み込んだ構造となっている。ゴムシートの黒色部分は導電性ゴムから成る電極であり、両側で直交するように配置されている。それぞれの交差部分がコンデンサとなり、全体で触覚センサを構成している。個々のコンデンサをセルと呼称する。圧力が加わると電極間の距離が変化し静電容量が変わるので、これを検出する。

モニタリングを行なうためには被測定者がベッドに敷いた SR センサ上で横になるだけで良く、姿勢は自由に選ぶことができるので無拘束の測定システムとなる。SR センサは柔軟なため、体の下に敷いてもほとんど違和感がない。また、センサをシーツなどでカバーしても問題なく測定することができる。現在のシステムでは、1 セルの静電容量の 1 回の測定に 184 μ s 要する。

現在使用している SR センサの感圧部は縦横 478 \times 478mm、厚さ 3.5mm で、16 \times 16 のセルで構成されている。理想的にはベッド上のほとんどを覆うことができる大きさのセンサが望ましく、そのようなセンサも作成可能であるが、現在は入手性の制限により

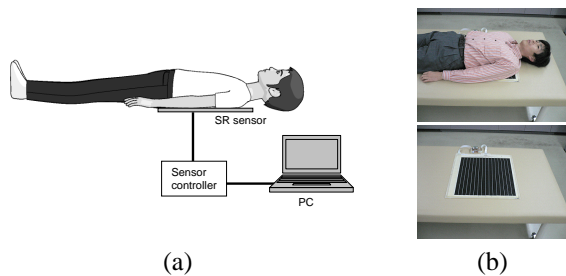


Fig.1 Setup of our sleep monitoring system (a), and photos of the SR sensor with and without a human on it (b).

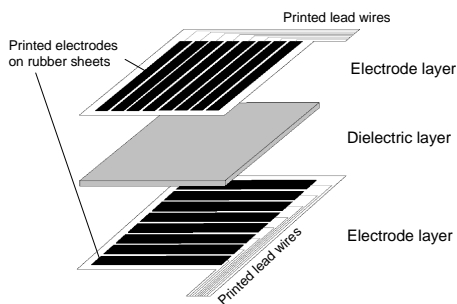


Fig.2 Schematic structure of the SR sensor.

この大きさとなっている。ベッド上のセンサとその上に横になっている様子を図 1(b) に示す。

センサはベッド周辺に設置したセンサコントローラに接続されている。センサコントローラでセンサ全体のスキャンを行いながら圧力の 2 次元的な分布を求め、結果を PC に送る。PC で、圧力分布を対象にしたパターン認識と圧力の時系列信号を対象にした信号処理を行ない、姿勢、呼吸周波数、心拍周波数を求める。

3 呼吸・心拍測定方法

触覚センサ出力から呼吸と心拍を含む圧力値の時間変動を得て、信号処理により、呼吸と心拍を抽出する。安静時の周波数は呼吸が 0.1~0.5Hz、心拍が 0.9~1.5Hz 程度であるので、帯域フィルタなどで分離を行なうことができる。周波数が得られれば良い場合には、フーリエ変換後の帯域内のピークを求めれば良い。

2 次元的な圧力分布を測定できる触覚センサでは、一般的に、コストや大きさの制限で、多数ある素子のそれぞれに高精度なデバイスを用いることはできない。それでも、呼吸による圧力値の変動は比較的大きいので検出は容易である。しかし、心拍は圧力変動が小さいため、検出するにはノイズを抑制して精度良く計測を行なう必要がある。そこで、信号周期と比較して高速に多数回サンプリング（オーバーサンプリング）を行い、平均を取ることで S/N 比を向上する方法を採用する。よく知られているように、ノイズがランダムであれば、 N 回の測定の平均を取ることでノイズ成分の振幅は $1/\sqrt{N}$ になる。

人が SR センサ上で仰臥位になっている時に、心拍が得やすい位置にある 1 セルから得た出力の時間変動とそのフーリエ変換結果を図 3 示す。センサ出力としては、圧力に換算する前の静電容量値を用いた。大きな振動は呼吸由来のものである。これに心拍が重畳しているはずであるが、この波形から微弱な心拍の信号を見つけるのは困難である。フーリエ変換結果でも、心拍の帯域には明確なピークはない。これに対し、図 3 の計測と同時に 36 回高速に繰り返し計測を行い平均化を行った結果を図 4 に示す。時間信号における測定精度が大幅に改善され、心拍らしき振動も確認できる。フーリエ変換を行なうことにより、心拍の帯域にピークが現れている。

このように、多数回の平均を取ることで、心拍を測定できるだけの S/N 比を確保することができる。しかし、この方法を触覚センサ全体で行うと時間がかかりすぎるため、呼吸や心拍測定に必

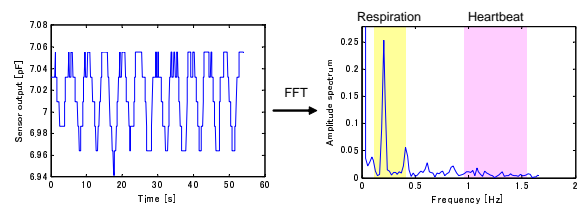


Fig.3 Time series of SR sensor output and its FFT result.

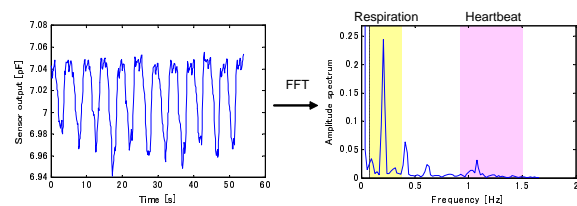


Fig.4 Time series of 36-times oversampled averaged SR sensor output and its FFT result.

要なサンプリング周波数を確保できない。そこで、高精度計測は一部のセルに限定する必要がある。これを高精度セルと呼ぶことにする。高精度セルで心拍測定のために図 4 のように 36 回の平均を取ると、現在の 16x16 セルの SR センサで 1 セル 184 μ s で 1 回の計測を行なう場合、全体のパターン計測 10Hz、4 素子の高精度セル 20Hz の計測が可能である。高精度セルの数は限られているため、心拍測定に適した位置に設定する必要がある。

心拍測定に適した位置を求めるために、実際に高精度セルで計測を行った。周波数の分解能を確保するため 1024 点でフーリエ変換を行うとすると、1 セル当たり 51s 以上の計測時間が必要である。一度に計測できる高精度セル数は 4 のため、位置をずらしながら計測を行なうことになる。そのため、人が横になった時に圧力が出力されるセルが全体の半分程度でそれらのみの計測を行なうとしても、16x16 セルの SR センサで 30 分程度の計測時間が必要となる。仰臥位、伏臥位、右側臥位、左側臥位の 4 姿勢それぞれについて、この時間可能な限り安静状態を保ちながら計測を行った。伏臥位のデータに対して各セルのスペクトルを求めた結果を図 5 に示す。心拍のピークが見られる位置と見られない位置があることがわかる。このような方法で各姿勢に対して心拍測定に適した位置を定めた結果を図 6 に示す。そのため、異なった位置が選ばれている。つまり、心拍測定に適した高精度セルの位置を求めるには、横になっている人の位置に加えて姿勢も求める必要が有ることになる。

4 姿勢判別のためのパターン処理

心拍測定に適した位置に高精度セルを設置するため、SR センサより得られる圧力パターンから、横になっている人の位置と姿勢を求める。画像処理でカメラ画像から人を検出する方法を参考に、図 7 に示す機械学習に基づいた方法を提案する。本方法では、センサから得られる圧力パターンを触覚画像と呼ぶことにする。

まず、判別したい姿勢である仰臥位、伏臥位、右側臥位、左側臥位のそれぞれについて、サンプルとなる触覚画像を取得する。汎化能力のためには多数の人からのデータを得るのが望ましい。

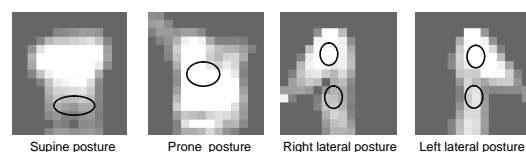


Fig.6 Suitable locations for heartbeat detection. The circles show the suitable precise cell locations.

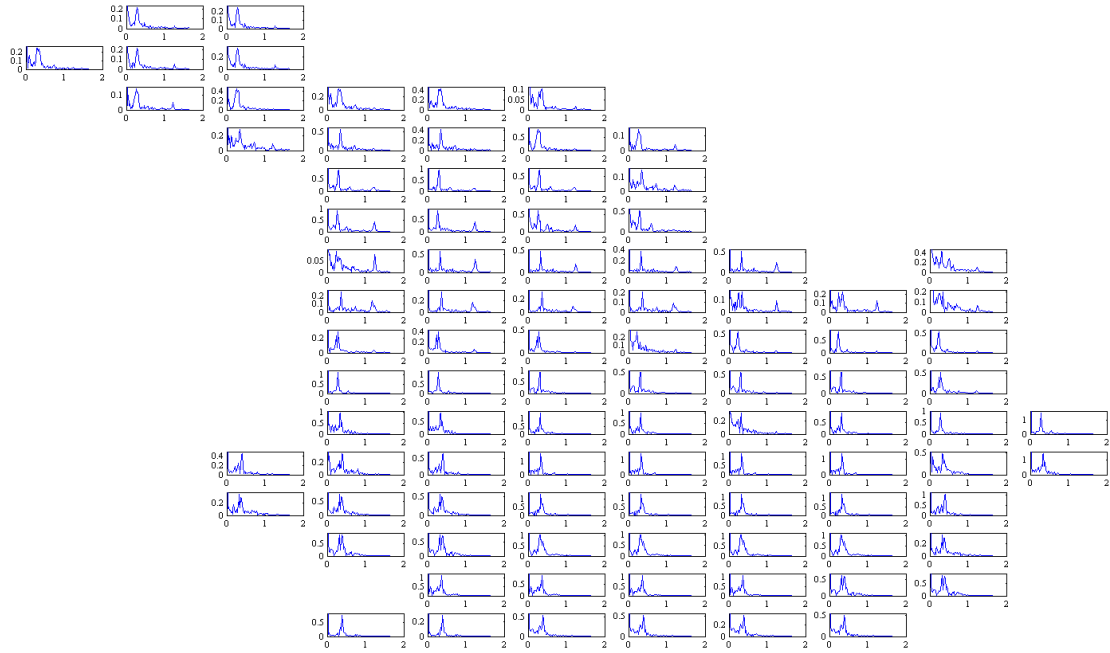


Fig.5 Spectra of pressure from different cells when a human in prone posture is on the sensor. Cells without pressure are omitted.

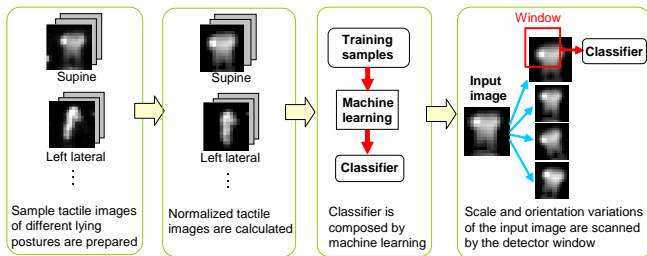


Fig.7 Basic flow for obtaining the location and posture of a person lying on a tactile sensor.

取得した生の触覚画像は触覚センサ上の横になる位置や向きが揃っていない。また、人によって体格が異なるので、画像上の大きさも異なるし、圧力値も揃っていない。判別器を構成する機械学習を効率的に行うため、あらかじめサンプル画像に対し正規化を行うことでこれらの差異を吸収する。具体的には、サンプルの触覚画像上で横になっている人を中心に拡大・縮小、回転の後切り出しを行って、位置、向き、大きさを揃える。さらに、このようにして得た触覚画像をベクトルと見なしてベクトルの正規化を行なうことで圧力の範囲を揃える。

このようにして得た正規化された画像に対し、姿勢を出力する識別器を機械学習で構成する。多くの機械学習の方法が提案されているが、ここでは汎化能力と学習後のパラメータの解釈の容易さから AdaBoost [7] を用いることにする。ただし、4 姿勢の分類を行なうので、基本的には 2 クラス分類用である AdaBoost を多クラス化した SAMME [8] を用いる。

SAMME では、単独では識別性能が低い弱識別器を複数組み合わせ、識別性能の高い最終識別器を構成する。具体的には、入力を \mathbf{x} 、識別するクラスを表すラベルを $k \in \{1, \dots, K\}$ 、弱識別器を $h_m(\mathbf{x})$ ($m = 1, \dots, M$)、重みを α_m ($m = 1, \dots, M$) とすると、最終識別器の出力を

$$H(\mathbf{x}) = \arg \max_k \sum_{m=1}^M \alpha_m \cdot \mathbb{I}(h_m(\mathbf{x}) = k) \quad (1)$$

で求める。ただし、 $\mathbb{I}(\cdot)$ は括弧内が真なら 1、偽なら 0 を出力す

る関数である。学習により、弱識別器 $h_m(\mathbf{x})$ の選択と重み α_m の決定を行なう。

識別対象のクラスとして、仰臥位、伏臥位、右側臥位、左側臥位の 4 姿勢と、分類不可 (人が横になっている姿勢でない) の 5 クラスを考える。弱識別器は、触覚画像を入力として 5 クラスのいずれかを出力するものなら何でも良く、いろいろなものが考えられるが、ここでは

$$h(\mathbf{x}) = \arg \min_k \rho_k \|\mathbf{x} - \mathbf{f}_k\|^2 \quad (2)$$

とする。 \mathbf{f}_k ($k = 1, \dots, K$) はクラス k を代表するベクトルであり、 ρ_k ($k = 1, \dots, K$) による重み付けを考慮した上で、代表ベクトルが入力ベクトルに近いクラスが出力として選ばれる。ただし、 $\rho_k \|\mathbf{x} - \mathbf{f}_k\|^2$ の最小値を l_1 、2 番めに小さい値を l_2 としたとき、

$$l_2/l_1 < \theta \quad (3)$$

なら、代表ベクトルとの距離の違いにクラス間で大きな差が無いとして、分類不可を出力とする。 $\rho_k, \mathbf{f}_k, \theta$ が弱識別器のパラメータであり、これらの値を変えることで異なる弱識別器となる。

実際の使用時に入力される触覚画像は正規化されていないので、横になっている人の位置、向き、大きさ、圧力値の違いに対応する必要がある。そこで、入力画像に対し違いを吸収するような変換を行ってから検出ウィンドウでのスキャンを行う。具体的には、入力画像を拡大・縮小や回転した画像を用意し、検出ウィンドウをスキャンしながら検出ウィンドウが重なる領域のみ切り出して、ベクトルとしての正規化を行ってから SAMME で求めた識別器に入力する。このようにして、変形で得た画像セットの各位置で識別器によって姿勢を求め、最も適合しているものを入力画像の姿勢とする。そこで、識別器から 4 姿勢のいずれかが出力された場合には、判別した姿勢とともに、以下に示す判別の確信度も検出ウィンドウの位置ごとに記録していく。

$$[\text{確信度}] = \max_k \sum_{m=1}^M \alpha_m \cdot \mathbb{I}(h_m(\mathbf{x}) = k) \quad (4)$$

そして、画像セット全体で最大の確信度が得られた姿勢を入力画像の姿勢検出の結果とする。その時の検出ウィンドウ位置、拡大率、回転量から逆算して、入力画像中での横になっている人の位置、大きさ、向きを求める。

検出ウィンドウのスキャンの行い方も学習で決めることにする。そこで、スキャンの行い方を決めるパラメータとして、以下

Table 1 Subject attributes.

	male	female
adult	6	3
child	1	1

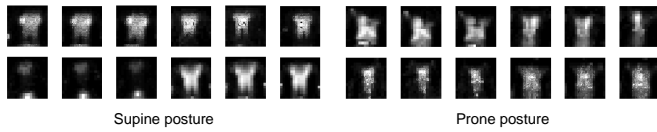


Fig.8 Examples of the original pressure patterns.

のものを用意した。

弱識別器閾値補正值 (θ_{adj}) スキャン時には、弱識別器で分類不可とする式 (3) を θ に θ_{adj} を加えた

$$l_2/l_1 < \theta + \theta_{adj}$$

で置き換える。学習時には正規化した画像を用いるが、スキャン時には体の位置などが正規化されていない画像も入力されるので、それらを分類不可とするためにこのような補正を行なう。

入力画像拡大率のリスト (L_{mag}) 体の大きさの異なる人を正規化した画像の大きさに合わせるために、触覚画像を拡大縮小した画像セットをスキャン対象として用意する。その拡大縮小率を並べたリストを L_{mag} で表す。

入力画像回転角のリスト (L_{rot}) 横になった人の向きが正規化画像と異なる場合に対応するため、入力画像を回転したものを用意する。回転角のリストを L_{rot} で表す。

拡大縮小時の確信度を減らすパラメータ (p_{mag}) 入力画像を拡大縮小した際には確信度に以下の値を掛けて小さくする。

$$1 - p_{mag} \times |1 - [\text{拡大率}]|$$

回転時の確信度を減らすパラメータ (p_{rot}) 入力画像を回転した際には確信度に以下の値を掛けて小さくする。

$$1 - p_{rot} \times |1 - [\text{回転角 [rad]}]|$$

これらのパラメータに幾つかの候補を用意し、学習に用いるサンプル画像に適用して、最少の誤識別率が得られるパラメータを選択する。

5 姿勢判別の評価実験

5.1 サンプルデータ

提案方法の評価に用いるため、SR センサの上に仰臥位、伏臥位、右側臥位、左側臥位の 4 姿勢で 3 回ずつ横になってもらったデータを 11 人分取得した。同じ姿勢を 3 回行なうのは、試行ごとに多少の違いがあるからである。11 人の内訳を表 1 に示す。例として、取得したデータから 4 人分の仰臥位と伏臥位の触覚画像を図 8 に示す。圧力は最大値で正規化したグレースケールで表している。同一人物で同じ姿勢なら似た圧力パターンだが、同じ姿勢でも人が異なるとパターンが変化している。

提案方法の汎化能力を調べるために、Leave-one-out 交差検定を用いた。この方法では、1 人のデータだけテストデータとして抜き出し、残りの 10 人分をトレーニングデータとして学習を行い、抜き出したテストデータで誤答率を求める。これを全員が一回ずつテストデータとなるように 11 回繰り返し、誤答率の平均を求める。

5.2 学習

SAMME を用いて、正規化した画像を対象に姿勢判別の学習を行った。弱識別器のパラメータの候補として ρ_k は {1, 2, 3}、 θ は {1.05, 1.1, 1.2, 1.3}、 f_k の候補としてはトレーニングデータの 10 人分の正規化後の画像から、3 試行中の 1 つをランダムに選んだものを用いた。これらの全ての組み合わせにより $3^4 \times 4 \times 10^4 =$

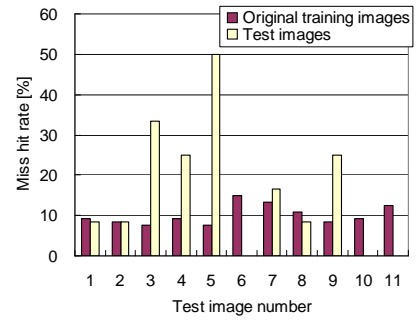


Fig.9 Miss hit rates of original training images and test images.

3, 240, 000 の弱識別器を用意し、SAMME により合計 $M = 30$ の弱識別器 $h_m(x)$ と重み α_m を求めた。

スキャンを行うためのパラメータは、候補の全ての組み合わせからトレーニング画像の誤答率が最小になるものを求めた。パラメータの候補としては、 θ_{adj} は {0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5}、 L_{mag} は {(1), (1,1,1), (0.9,1,1,1), (0.9, 1, 1.1, 1.2)}、 L_{rot} は {(0), (-0.26,0,0.26), (-0.52,-0.26,0,0.26,0.52)}、 p_{mag} は {0, 1, 2}、 p_{rot} は {0,1,2} を用いた。ここで、例えば $L_{mag}=(0.9,1,1.1)$ とは、入力画像を 0.9 倍、1 倍、1.1 倍した 3 種類の大きさの異なる画像を用意することを意味する。また、回転角の単位はラジアンとした。

SAMME の学習後、スキャン用パラメータを求めた。Leave-one-out 交差検定を行った際の 11 回の正規化前のトレーニング画像とテスト画像それぞれに対する誤答率を図 9 に示す。なお、正規化したトレーニング画像の誤答率は全て 0% である。触覚画像の 3 や 5 をテスト画像とした際の誤答率が他と比べて高くなっているが、これらは子供から取得したものであり、他との違いが大きいため汎化では誤答率が下がりにくかったと考えられる。誤答率の平均値は、正規化前のトレーニング画像で 10.1%、テスト画像で 15.9% である。

6 おわりに

ベッド上に敷いた柔軟な触覚センサから、呼吸、心拍を測定するために寝姿勢を求める方法を提案した。11 人のデータを用いた評価実験により、現在のシステムでは、学習に用いていない入力を誤答率 15.9% で判別できることが示された。

今後、さらに判別の精度を上げ、無拘束で使用者に意識されること無しに、姿勢、呼吸、心拍や、さらには体動なども含めて長期のモニタリングが可能なシステムを作成する。

References

- [1] Watanabe, K., Watanabe, T., Watanabe, H., Ando, H., Ishikawa, T. and Kobayashi, K., "Noninvasive Measurement of Heartbeat, Respiration, Snoring and Body Movements of a Subject in Bed via a Pneumatic Method," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.52-12, pp.2100-2107, 2005.
- [2] Su, B. Y., Ho, K. C., Skubic, M. and Rosales, L., "Pulse Rate Estimation Using Hydraulic Bed Sensor," *Proc. EMBC2012*, pp.2587-2590, 2012.
- [3] Bu, N., Ueno, N. and Fukuda, O., "Monitoring of Respiration and Heartbeat During Sleep Using a Flexible Piezoelectric Film Sensor and Empirical Mode Decomposition," *Proc. EMBC2007*, pp.1362-1366, 2007.
- [4] 白岡貴久, 郭士傑, 橋本和信, 向井利春, "ポリマー材料を用いた静電容量型面状センサの開発 (測定精度と空間分解能両立構造の提案)", *機論 C 編*, vol.79-798, pp. 304?313, 2013.
- [5] 松尾一矢, 加藤陽, 清水厚輝, 郭士傑, 向井利春, "柔軟面状触覚センサを用いた呼吸と心拍の計測", *ROBOMECH2013 予稿集*, pp.2A1-C12(1)-2A1-C12(4), 2013.
- [6] 松尾一矢, 加藤陽, 清水厚輝, 郭士傑, 向井利春, "柔軟面状触覚センサを用いた心拍の計測", *SI2013 予稿集*, pp.2013-2016, 2013.
- [7] Freund, Y. and Schapire, R., "A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting," *J. Comput. System Sci.*, vol.55, pp.119-139, 1997.
- [8] Zhu, J., Zou, H., Rosset, S. and Hastie, T., "Multi-Class AdaBoost," *Stat. Interface*, vol.2, pp.349-360, 2009.