ベッド上の触覚センサによる姿勢・呼吸・心拍の無拘束測定

向井 利春^{*1}, 松尾 一矢^{*2}, 加藤 陽^{*3}, 清水 厚輝^{*3}, 郭 士傑^{*4}

Unconstrained measurement of lying posture, respiration and heartbeat using a tactile sensor on a bed

Toshiharu MUKAI^{*1}, Kazuya MATSUO^{*2}, Yo KATO^{*3}, Atsuki SHIMIZU^{*3} and Shijie GUO^{*4}^{*1,*2}RIKEN RTC

2271-130, Anagahora, Shimoshidami, Moriyama-ku, Nagoya, 463-0003 Japan

^{*3,*4}Tokai Rubber Industries, Ltd,

3-1 Higashi, Komaki-shi, Aichi 485-8550, Japan

Received 19 January 2014

Abstract

Sleep monitoring provides useful information for keeping a good health condition and detecting diseases. The monitoring system should not interfere with natural sleep, and be an existence that is almost unnoticed by the person being measured, to be used in daily life. We propose a method for unconstrained measurement of the lying posture, respiration and heartbeat of a person on a rubber-based tactile sensor sheet. The tactile sensor is soft, flexible, and thin, and is not uncomfortable for the person lying on it. To extract faint heartbeat signals from pressure detected by the tactile sensor, improvement of the S/N ratio by averaging oversampled data is needed. This process takes some time, and can be conducted at only a limited number of locations on the tactile 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. In the proposed method, the lying location and posture are detected using a pattern recognition technique applied on pressure pattern obtained by the tactile sensor. The parameters in the pattern recognition are adjusted by using machine learning based on pressure pattern samples. In this paper, we describe the method for unconstrained measurement and report the experimental results.

Key words : Respiration, Heartbeat, Lying posture, Tactile sensor, Sleep monitoring system, Measurement, Learning, Pattern recognition, Welfare engineering

1. 緒 言

睡眠は一日の約3分の1の時間を占め、人の心身の状態に大きな影響を持っている。睡眠が不十分だと、仕事の質の低下や居眠り運転などの問題を生じる。平成19年度の厚生労働省の調査によると、20歳代から40歳代の約3割が「睡眠による休養が充分にとれていない」と回答するなど、現代のストレス社会では睡眠不足は大きな問題となっている。また、睡眠には睡眠時無呼吸症候群や乳幼児突然死症候群など、社会的に大きな影響を与える疾患がある。さらに、介護の分野では見守りシステムが求められているが、単なるベッドからの離床の判断に加え、健康状態の管理も同時に行いたいという要望がある。

このような背景のもと、ベッド上で横になっている人の生体情報を日常的にモニタリングできるシステムが求められている。睡眠評価法としては、終夜睡眠ポリグラフィ(Polysomnography: PSG)がGold standardとされてい

る(野田, 古池, 2008). これは, 脳波, 眼球運動, オトガイ筋電図を基本とし, 呼吸, 心電図, 酸素飽和度, 前脛骨筋電図, いびき, 体位(姿勢), 体動, 体温などを同時記録する方法だが, これらの装置を用意した環境で被測定者に多くのセンサを取り付けて測定を行なう必要があり, 日常で用いるわけにはいかない. そこで, いくつかの生体信号に絞った簡易測定で睡眠を評価する方法が研究されている. 例えば, 栗原ら(2007)は心拍と体動から, 森屋ら(2008)は心拍から, 江井ら(2011)は呼吸と心拍から睡眠状態を推定する方法を報告している.

日常生活を行いながら, 睡眠を妨げるような違和感や手間無くモニタリングを行なうには, 余分な装置を体に取り付けること無しに人にとって自然なセンサで測定できる必要がある. 生体信号の中でも呼吸と心拍は無拘束で測定しやすく, また, 睡眠評価に有用なため, 多くの研究が行われている. 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や振動を検出する方法(Tanaka, et al., 2002, Watanabe, et al., 2005, Su, et al., 2012), 圧電フィルムをシーツの下などに敷き圧力変化を検出する方法(王他, 2001, Bu, et al., 2007), ベッドの足に圧電センサを設置して呼吸や心拍由来の振動を検出する方法(布川, 2012), 超音波送受信機を用いる方法(Yamana, et al., 2011), マイクロ波レーダーを用いる方法(Li, et al., 2006)などが挙げられる. しかし, いずれもベッド上の圧力分布は見えていないため, 横になっている人の姿勢はわからない. また, 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心拍が混合してしまうため測定不可能となる. 圧力分布をセンシングしている例としては, 圧力センサを多数並べた測定シートを用い, 姿勢と呼吸を求めた研究(西田他, 1998)があるが, 心拍の検出は行っていない. さらに個別の問題点としては, 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, ベッド足の圧電センサや超音波送受信機, マイクロ波レーダーを用いる方法は設置が大変, などが挙げられる.

そこで我々は, ベッド上に敷いた触覚センサにより, 横になっている人の姿勢, 呼吸, 心拍を無拘束に測定する方法を提案する. 呼吸と心拍は, 触覚センサより得られる圧力値の時系列から, 周波数帯域の違いに基づいて信号処理により抽出する. ただし, どの位置の圧力信号を用いたら良いかは横になっている人の位置と姿勢に依存する. 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. そこで, 触覚センサから得られる 2 次元圧力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. 姿勢を求めることで心拍測定が可能となるが, 姿勢の情報自体も睡眠評価に用いることができる. 例えば, 側臥位で寝ることにより, 睡眠時無呼吸症候群などの呼吸障害が起きにくいことが知られており(Beattie, et al., 2011), 加速度センサを体に取り付けることにより姿勢を計測できる LS-120 (フクダ電子(株))のような携帯型の睡眠評価装置も市販されている. さらに将来的には, 一晩通して姿勢をモニタリングして動きの少ない部位を特定することで床ずれ予測が行える可能性もある.

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. 我々が開発したゴム製の柔軟な静電容量型触覚センサがシステムの中心となるので, これについて詳しく述べる. 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, 実データを用いた姿勢, 呼吸, 心拍測定の評価実験について述べ, 最後にまとめを行なう.

2. 姿勢・呼吸・心拍測定システム

2.1 ゴム製柔軟面状触覚センサ

提案する測定システムでは, 我々が開発した触覚センサである SR(Smart Rubber) センサ(郭他, 2012)を用いる. これはゴム製の柔軟な静電容量型面状触覚センサであり, 図 1 に示すような, 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カーボンフィラーを充填して作られた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, 全体で見ると多数のコンデンサが 2 次元的に配置された構造となっている. これらのコンデンサをセルと呼称する.

圧力が加わると誘電層が変形して電極間距離が短くなるので, 該当部分の静電容量が増加する. センサコントローラでそれぞれのセルの静電容量をスキャンすることで, 2 次元的な圧力パターンを検出可能な触覚センサとなる. このようなセンサ構成は古くから提案されており, 金属電極のセンサも市販されている(Cork, 2007)が, 睡眠

Fig. 1 Schematic structure of the SR sensor.

モニタリングシステムなどの介護福祉機器への応用では、伸縮性不足や高コストなどの課題が残っていた。我々はゴム材料を用いて印刷技術により製造する柔軟な触覚センサである SR センサを開発した。このセンサは東海ゴム工業（株）より「SR ソフトビジョン」の名称で販売されている。

SR センサは配線部分に導電性ゴムを含むので、スキャン時の等価回路は感圧部分のコンデンサに配線抵抗が直列に接続された形となる。センサコントローラで、セルごとに異なる抵抗値の影響を排除しながら静電容量を計測する。我々の製作したセンサコントローラでは、正弦波状の電圧の入力を行い、流れる電流からインピーダンスを求め、その値から静電容量値を求めている。現在は、正弦波 16 周期分の入力から静電容量を求めており、必要な計測時間は 1 セル当たり $184\mu\text{s}$ である。

2.2 全体構成

提案する姿勢・呼吸・心拍測定システムの構成を図 2(a) に示す。測定のためには被測定者がベッドに敷いた SR センサ上に横になるだけで良く、姿勢は自由に選ぶことができる無拘束の測定システムである。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、センサをシートなどでカバーしても問題なく測定することができる。

現在使用している SR センサの感圧部は縦横 $478\times 478\text{mm}$ 、厚さ 3.5mm で、 16×16 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 2(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 次元パターンを求め、結果を PC に送る。PC で、圧力パターン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抽出する方法の基本的な流れを図 3 に示す。人が横になった際に圧力値が得られているセルから、呼吸や心拍の計測に適したセルを選択する。そこから得られる圧力値の時間変動から、信号処理により、呼吸と心拍を分離して抽出する。一般的に安静時の呼吸の周波数は $0.1\sim 0.5\text{Hz}$ 、心拍の周波数は $0.9\sim 1.5\text{Hz}$ 程度であるので、帯域フィルタなどを用いることにより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。このような方法で実際に呼吸と心拍が測定できることは、SR センサからの抽出結果と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により、既に確認済みである（松尾他，2013a, 2013b）。

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

Fig. 2 Setup of our sleep monitoring system (a), and photos of the SR sensor with and without a human on it (b).

Fig. 3 Extraction of respiration and heartbeat signals from SR sensor output.

Fig. 4 Time series of SR sensor output and its FFT result.

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、平均をとることで 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 回の測定の平均をとることでノイズ成分の振幅は $1/\sqrt{N}$ になる。ノイズの原因としては、離散化雑音、熱雑音、寄生容量の影響など複数の要因が考えられるが、ここではこれ以上は追求しない。

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およびそのフーリエ変換結果を図 4 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ている。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ことは困難である。フーリエ変換結果でも、呼吸の帯域にははっきりとしたピークが現れているが、心拍の帯域では明確なピークはない。これに対し、図 4 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 5 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、心拍の周波数にピークが現れている。

このように、多数回の平均をとることで、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要なサンプリング周波数を確保

Fig. 5 Time series of 36-times oversampled averaged SR sensor output and its FFT result.

Fig. 6 Spectra of pressure time series from different cells when a human in prone posture is on the sensor. Cells without pressure are omitted.

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5のように36回の平均を取ると、現在の16×16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。これにより、周波数の分解能は約0.02Hzとなる。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、16×16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6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7に示す。それぞれ、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。

Fig. 7 Suitable locations for heartbeat detection. The circles show the suitable precise cell locations for different body postures.

Fig. 8 Basic flow for obtaining the location and posture of a person lying on a tactile sensor.

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定するため、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 8 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取得するのが望ましい。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。機械学習の方法としては、ニューラルネットワーク (Le, et al., 2011), ランダムフォレスト (Breiman, 2001) など多数提案されているが、その中でもサポートベクターマシン (Cristianini and Shawe-Taylor, 2000) と AdaBoost (Freund and Schapire, 1997) は汎化能力の高さから、良く使われる代表的なアルゴリズムとなっている。AdaBoost はサポートベクターマシンと比較すると学習後のパラメータの解釈が容易であるという特徴があるので、将来これを利用する可能性を考え、ここでは AdaBoost 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 (Zhu, et al., 2009) を用いることにする。

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 $k \in \{1, \dots, K\}$ 、弱識別器数を M 、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、 $\rho_k (k=1, \dots, K)$ 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、

$$\frac{l_2}{l_1} < \theta \quad (3)$$

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。SAMME により、どのパラメータを有する弱識別器を最終識別器の構成要素とするかを選択する。

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、判別した姿勢のみではなく判別の確信度も記録していく。具体的には

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

を検出ウィンドウの位置ごとに記録していく。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

$$\frac{l_2}{l_1} < \theta + \theta_{\text{adj}}$$

で置き換える。SAMME の学習では正規化した画像を用いるが、スキャン時は人の体の位置などが正規化されていない画像も識別器に入力されるので、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。

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

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。

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

Table 1 Subject attributes.

	male	female
adult	6	3
child	1 (age:12)	1 (age:10)

Fig. 9 Examples of the original pressure patterns of the supine and prone postures.

Fig. 10 Examples of the normalized pressure patterns of the supine and prone postures.

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. 評価実験

5.1 用いた圧力パターンデータ

提案方法の性能評価で用いるために、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、試行ごとに位置、向き、姿勢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。大きさや体形の違いに対応できるか調べるため2名の子供も含めた。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9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。取得したデータの位置、傾き、大きさの違いを吸収して切り出し、圧力範囲も調節した正規化後のデータを図10に示す。なお、本研究は理化学研究所の研究倫理委員会で承認されており、研究参加者からは書面でのインフォームドコンセントを得ている。

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 SAMME による学習

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 $3^4 \times 4 \times 10^4 = 3,240,000$ の弱識別器を用意し、SAMME により合計 $M = 30$ の弱識別器 $h_m(\mathbf{x})$ と重み α_m を求めた。

10人分のデータを用いた SAMME 学習時の誤答率減少の様子の一例を図11に示す。他のトレーニング画像の

Fig. 11 Miss hit rate in learning procedure.

Fig. 12 Searching the smallest miss hit rate by changing L_{mag} and θ_{adj} .

組み合わせでも似たような経過を示し、どれも 10 弱識別器以上で構成される最終識別器の誤答率は 0% となっている。ただし、学習は正規化後の画像を対象に行っているため、トレーニングデータでも正規化されていない元の画像やテスト画像では判別性能は低下すると予想される。そこで、弱識別器を求める数を 30 とした。

5.3 スキャン用パラメータの探索

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。パラメータの候補は、

弱識別器閾値補正值 (θ_{adj}) {0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5}

入力画像拡大率 (L_{mag}) {(1), (1,1,1), (0.9,1,1,1), (0.9, 1, 1.1, 1.2)}

入力画像回転角 (L_{rot}) {(0), (-0.26,0,0.26), (-0.52,-0.26,0,0.26,0.52)}

拡大縮小時の確信度を落とすパラメータ (p_{mag}) {0, 1, 2}

回転時の確信度を落とすパラメータ (p_{rot}) {0,1,2}

とした。ここで、例えば $L_{\text{mag}}=(0.9,1,1,1)$ 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。 L_{mag} と θ_{adj} を変化させた時の誤答率の変化を図 12 に示す。実際にはこれを全パラメータについて行なう。

弱識別器数 30 での 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 13 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 (3 が女性、5 が男性) 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。つまり、学習していない人が横になった時の姿勢判別の誤答率が 15.9% である。

5.4 弱識別器数の影響

最終識別器を構成する弱識別器の数を変えた際の、正規化後のトレーニング画像、正規化前のトレーニング画像、テスト画像の平均誤答率の推移を図 14 に示す。スキャン用パラメータは、SAMME による判別器の学習後に毎回求め直して、それぞれの判別器に適したものを選んでいる。SAMME の学習では誤答率 0% になっても、正規化していないスキャンが必要な元の触覚画像では誤答率は 0% になっていない。また、汎化が必要なため、トレーニング画像よりもテスト画像の方が誤答率は高くなっている。変動は有るが、全体の傾向として、弱識別器の数が増えれば誤答率が小さくなっている。

5.5 リアルタイム計測

弱識別器 30 の SAMME とスキャン用パラメータの学習結果を使って、SR センサ上に横になった人の姿勢、呼吸数、心拍数をリアルタイムに求めるプログラムを作成した。出力例を図 15 に示す。識別した姿勢に応じて 4 個

Fig. 13 Miss hit rates of original training images and test images.

Fig. 14 Average miss hit rates of normalized training images, original training images and test images, when the number of weak classifiers is changed.

Fig. 15 Realtime program detecting lying posture, respiration, and heartbeat.

の高精度セルの位置を決める．その位置は、各姿勢の図 6 に相当するグラフをもとに、心拍測定に適した位置に 3 個、呼吸測定に適した位置に 1 個設定した．多くの場合は心拍測定に適したセルで呼吸も同時に測定できるが、呼吸の検出に不向きな場合もありえるので、1 個は呼吸測定を目的とした位置に設定するとした．高精度セル 4 個の出力の平均をとって呼吸と心拍を含む信号を得て、フーリエ変換後に周波数帯域内のピークを求めることで呼吸数と心拍数を得る．フーリエ変換には 51 秒間 1024 点のデータを用いた．プログラム出力例として、仰臥位と伏臥位での高精度セルからの出力平均、および、その周波数解析結果を図 16 に示す．なお、姿勢判別を 5s に 1 回行う場合、現在のシステムの PC (CPU: Intel Core2 Duo 2GHz, メモリ: 2GByte, OS: Microsoft Windows XP Professional) での CPU 使用率は 50% 程度であった．

6. 結 言

ベッド上に敷いた柔軟な触覚センサから、姿勢、呼吸、心拍を測定する方法を提案した．心拍測定には時間のかかる高精度な計測が必要なので、横になっている人の位置と姿勢を判別して、その結果に応じて高精度計測の位置を指定する．姿勢判別器は機械学習で構成する．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．本方法で実際にリアルタイムに測定できるシステムを作成した．

現在は、使える触覚センサが上半身のみが乗る大きさに制限されている．腰部や脚まで含む大きさの触覚センサを使えば、誤答率をさらに下げられると期待できる．また、圧力パターンから何らかの特徴量を抽出してから

Fig. 16 Average output of precise cells and its spectra from supine and prone postures.

機械学習を用いることでも誤答率を下げられる可能性がある。将来商品化する際には、全ての人で使える姿勢判別用パラメータを求めるのは難しいかもしれない。その場合、一般的な体格の人向けの値をあらかじめ学習して設定しておき、それでは十分な性能が得られない人に対しては専用パラメータを個別に学習できるようにすることも考えている。これらを含め、今後、さらに測定の精度を上げ、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を可能なシステムを作成する。最終的には、モニタリング結果から、睡眠の質や疾病の有無までを判定できるようになることが目標である。

文 献

- Beattie, Z. T., Hagen, C. C. and Hayes, T. L., Classification of lying position using load cells under the bed, Proceedings of the 33rd IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2011) (2011), pp.474–477.
- Breiman, L., Random forests, Machine Learning, Vol.45, No.1 (2001), pp.5–32.
- Bu, N., Ueno, N. and Fukuda, O., Monitoring of respiration and heartbeat during sleep using a flexible piezoelectric film sensor and empirical mode decomposition, Proceedings of the 29th IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2007) (2007), pp.1362–1366.
- Cork, R., XSENSOR technology: a pressure imaging overview, Sensor Review, Vol.27, No.1 (2007), pp.24–28.
- Cristianini, N. and Shawe-Taylor, J., An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods (2000), Cambridge University Press.
- 江井大輔, 出口明広, 神林優太, 萩原啓, 睡眠時における自律神経系および中枢神経系の生理指標の時系列的相互関係, 日本人間工学会関西支部大会講演論文集 (2011), pp.115–118.
- Freund, Y. and Schapire, R., A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, Journal of Computer and System Science, Vol.55 (1997), pp.119–139.
- Guo, S., Kato, Y., Ito, H. and Mukai, T., Development of rubber-based flexible sensor sheet for care-related apparatus, SEI Technical Review, No.75 (2012), pp.125–131.
- 栗原陽介, 渡辺嘉二郎, 田中博, 無拘束生体計測による睡眠指標と睡眠段階の推定法, 生体医工学: 日本エム・イー学会誌, Vol.45, No.3 (2007), pp.216–224.
- Le, Q., Ranzato, M. A., Monga, R., Devin, M., Chen, K., Corrado, G., Dean, J. and Ng, A., Building high-level features using large scale unsupervised learning, Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML2012) (2012), pp.81–88.
- Li, C., Lin, J. and Xiao, Y., Robust overnight monitoring of human vital signs by a non-contact respiration and heartbeat detector, Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2006) (2006), pp.2235–2238.
- 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, 日本機械学会 ロボティクス・メカトロニクス講演会 2013 講演論文集 (ROBOMECH2013) (2013a), pp.2A1-C12(1)–2A1-C12(4).

- 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, 第14回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2013) (2013b), pp.2013–2016.
- 森屋彰久, 鈴木琢治, 大内一成, 亀山研一, 脈波情報を用いた睡眠状態推定とその応用. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.10, No.2 (2008), pp.207–214.
- 西田佳史, 武田正資, 森武俊, 溝口博, 佐藤知正, 圧力センサによる睡眠中の呼吸・体位の無侵襲・無拘束な計測, 日本ロボット学会誌, Vol.16, No.5 (1998), pp.705–711.
- 野田明子, 古池保雄, 終夜睡眠ポリグラフィ, 生体医工学: 日本エム・イー学会誌, Vol.46, No.2 (2008), pp.134–143.
- 布川憲司, 生体情報収集装置, 特開 2012-65717 (2012).
- Su, B. Y., Ho, K. C., Skubic, M. and Rosales, L., Pulse rate estimation using hydraulic bed sensor, Proceedings of the 34th IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2012) (2012), pp.2587–2590.
- Tanaka, S., Matsumoto, Y. and Wakimoto, K., Unconstrained and non-invasive measurement of heart-beat and respiration periods using a phonocardiographic sensor, Medical and Biological Engineering and Computing, Vol.40, No.2 (2002), pp.246–252.
- 王鋒, 田中真美, 長南征二, PVDF センサを用いた睡眠時呼吸・心拍の無拘束無侵襲計測に関する研究 (第2報: ウェーブレット変換を用いた呼吸心拍の検出), 日本機械学会福祉工学シンポジウム CD-ROM 論文集 (2001), W301.
- 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 Transactions on Biomedical Engineering, Vol.52, No.12 (2005), pp.2100–2107.
- Yamana, Y., Tsukamoto, S., Mukai, K., Maki, H., Ogawa, H. and Yonezawa, Y., A sensor for monitoring pulse rate, respiration rhythm, and body movement in bed, Proceedings of the 33rd IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2011) (2011), pp.5323–5326.
- Zhu, J., Zou, H., Rosset, S. and Hastie, T., Multi-class AdaBoost, Statistics and its Interface, Vol.2 (2009), pp.349–360.

References

- Beattie, Z. T., Hagen, C. C. and Hayes, T. L., Classification of lying position using load cells under the bed, Proceedings of the 33rd IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2011) (2011), pp.474–477.
- Breiman, L., Random forests, Machine Learning, Vol.45, No.1 (2001), pp.5–32.
- Bu, N., Ueno, N. and Fukuda, O., Monitoring of respiration and heartbeat during sleep using a flexible piezoelectric film sensor and empirical mode decomposition, Proceedings of the 29th IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2007) (2007), pp.1362–1366.
- Cork, R., XSENSOR technology: a pressure imaging overview, Sensor Review, Vol.27, No.1 (2007), pp.24–28.
- Cristianini, N. and Shawe-Taylor, J., An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods (2000), Cambridge University Press.
- Ei, D., Deguchi, A., Kambayashi, Y. and Hagiwara, H., Time series correlation of physiological indexes of autonomic nervous system and central nervous system during sleep, Proceedings of Japan Ergonomics Society Kansai Branch (2011), pp.115–118 (in Japanese).
- Freund, Y. and Schapire, R., A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, Journal of Computer and System Science, Vol.55 (1997), pp.119–139.
- Guo, S., Kato, Y., Ito, H. and Mukai, T., Development of rubber-based flexible sensor sheet for care-related apparatus, SEI Technical Review, No.75 (2012), pp.125–131.
- Kurihara, Y., Watanabe, K. and Tanaka, H., Sleep indices and sleep stage estimation method by unconstrained bio-signal measurement, Transactions of the Japanese Society for Medical and Biological Engineering: BME, Vol.45, No.3 (2007), pp.216–224 (in Japanese).
- Le, Q., Ranzato, M. A., Monga, R., Devin, M., Chen, K., Corrado, G., Dean, J. and Ng, A., Building high-level features using large scale unsupervised learning, Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML2012) (2012), pp.81–88.

- Li, C., Lin, J. and Xiao, Y., Robust overnight monitoring of human vital signs by a non-contact respiration and heartbeat detector, Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2006) (2006), pp.2235–2238.
- Matsuo, K., Kato, Y., Shimizu, A., Guo, S. and Mukai, T., Measurement of respiration and heartbeat by using flexible tactile sensor sheet, Proceedings of the 2013 JSME Conference on Robotics and Mechatronics (ROBOMECH2013) (2013a), pp.2A1-C12(1)–2A1-C12(4) (in Japanese).
- Matsuo, K., Kato, Y., Shimizu, A., Guo, S. and Mukai, T., Measurement of heartbeat by using flexible tactile sensor sheet, Proceedings of the 14th SICE System Integration Division Annual Conference (SI2013) (2013b), pp.2013–2016 (in Japanese).
- Moriya, A., Suzuki, T., Ouchi, K. and Kameyama, K., Sleep state estimation method using pulse wave and its application, Paper of Human Interface Society, Vol.10, No.2 (2008), pp.207–214 (in Japanese).
- Nishida, Y., Takeda, M., Mori, T., Mizoguchi, H. and Sato, T., Unrestrained and non-invasive monitoring of human's respiration and posture in sleep using pressure sensors, Journal of the Robotic Society of Japan, Vol.16, No.5 (1998), pp.705–711 (in Japanese).
- Noda, A. and Koike, Y., Polysomnography, Transactions of the Japanese Society for Medical and Biological Engineering: BME, Vol.46, No.2 (2008), pp.134–143 (in Japanese).
- Nunokawa, K., Biological information collecting apparatus, Japanese patent disclosure 2012-65717 (2012) (in Japanese).
- Su, B. Y., Ho, K. C., Skubic, M. and Rosales, L., Pulse rate estimation using hydraulic bed sensor, Proceedings of the 34th IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2012) (2012), pp.2587–2590.
- Tanaka, S., Matsumoto, Y. and Wakimoto, K., Unconstrained and non-invasive measurement of heart-beat and respiration periods using a phonocardiographic sensor, Medical and Biological Engineering and Computing, Vol.40, No.2 (2002), pp.246–252.
- Wang, F., Tanaka, M. and Chonan, S., Study of unconstrained and noninvasive measurement of respiration and heart rates during sleep using a PVDF sensor (Second report: detection of respiration and heartbeats using wavelet transform), CD-ROM Proceedings of the JSME Symposium on Welfare Engineering (2001), W301 (in Japanese).
- 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 Transactions on Biomedical Engineering, Vol.52, No.12 (2005), pp.2100–2107.
- Yamana, Y., Tsukamoto, S., Mukai, K., Maki, H., Ogawa, H. and Yonezawa, Y., A sensor for monitoring pulse rate, respiration rhythm, and body movement in bed, Proceedings of the 33rd IEEE EMBS Annual International Conference (EMBC2011) (2011), pp.5323–5326.
- Zhu, J., Zou, H., Rosset, S. and Hastie, T., Multi-class AdaBoost, Statistics and its Interface, Vol.2 (2009), pp.349–360.