

## 超高感度振動センサを用いた浴槽内における 生体情報計測システム\*

大保 武慶<sup>†</sup>・澤山 智之<sup>‡</sup>・澤山 卓也<sup>‡</sup>・久保田直行<sup>§</sup>

### Vital Sign Detection System during Bathing using Ultrasensitive Vibration Sensor\*

Takenori OBO<sup>†</sup>, Toshiyuki SAWAYAMA<sup>‡</sup>, Takuya SAWAYAMA<sup>‡</sup> and Naoyuki KUBOTA<sup>§</sup>

The number of drowning incident at home has been increasing steadily over time. The most common cause of the incidents is a situation that produces hemodynamic compromise during bathing. It can heighten the risk of causing a stroke, myocardial infarction, and loss of consciousness. This paper presents an inovative ultrasensitive vibration sensor for detecting viral sign that can measure micro vibration transmitted through a bathtub. Moreover, we propose a neuro-fuzzy system to extract hearbeat and estimate human states during bathing. In the experimental result, we discuss the effectiveness of the proposed system in terms of measuring precision, comparing with a pulse rate meter.

#### 1. はじめに

国内における浴槽内での死亡事故は、欧州諸国と比較して、非常に多いことが報告されている [1]. 日本人の入浴では、湯に肩まで浸かるという方法が主流であり、高齢者の場合においては、42°C 程度の比較的高温の湯を好む傾向がある。家庭の浴槽での溺死者数は年々増加しており、厚生労働省の人口動態統計によると、平成 26 年で 4866 人となっており、平成 16 年からの 10 年間で 1.7 倍に増加している [2]. さらに、死因が溺死以外と判断された事例を含めると、入浴中の死亡者数は年間約 19,000 人となっている。

浴槽内での死亡事故のおもな原因は、虚血性心疾患、脳血管障害、意識消失による溺死とされている [3]. 脳や心臓に動脈硬化がある場合、血液量が減少し虚血状態が生じやすくなり、長時間の入浴では、さらなる血液量の

減少から血液凝固亢進状態を起こし脳梗塞や心筋梗塞の可能性が高まる。また、意識消失の原因については、血圧変動の大きくなる状況での一過性脳虚血発作、立位動作に起因する起立性低血圧症、などが示唆されている。しかしながら、具体的な要因に関しては、発生状況が他者から観測されていないことなどの理由から、その詳細が把握できていない事例が多い [4]. 入浴事故の大部分は健康な高齢者が一人で入浴している際に生じており、事故の発生を未然に防ぐためにも、入浴前、入浴中の状態の把握および適切な入浴方法の促しが必要とされている。

浴槽内での死亡事故の最大の誘因は、心拍や血圧の急激な変化を生じさせる環境である [5]. 入浴が身体にとって負荷となりうる物理的因子には、静水圧と温熱が挙げられる。静水圧に関しては、浴槽程度の深さで首まで浸かることによって、合計 500kg 程度の水圧が全体表面積にかかるとされている。水圧は、下半身のリンパ管や静脈を圧迫し、心臓へ戻る血流量を増加させるため、循環器を活発に働かせる効果がある。一方、この効果は、心機能が低下した高齢者などにとっては過大な心臓への負荷となる。また、温熱に関しては、入浴温度によって深部体温に与える影響が異なり、血行動態の変化が生じるとされている。たとえば、38°C 程度の場合、血圧の低下や心拍数の上昇は生じるものの、副交感神経活動も刺激するため、影響が相殺され、血圧や心拍数の変化は軽度となる。一方、42°C 以上の入浴温度の場合には、交感神経拡張作用の影響が強くなり、血圧や心拍数は増加

\* 原稿受付 2016 年 11 月 10 日

<sup>†</sup> 東京工芸大学 工学部 Faculty of Engineering, Tokyo Polytechnic University; 1583 Iiyama, Atsugi, Kanagawa 243-0297, JAPAN

<sup>‡</sup> 有限会社ニューセンサー開発 NEW SENSOR Incorporated; 2-19-10 Yuyamadai, Kawanishi city, Hyogo 666-0137, JAPAN

<sup>§</sup> 首都大学東京 システムデザイン学部 Department of System Design, Tokyo Metropolitan University; 6-6 Asahigaoka, Hino, Tokyo 191-0065, JAPAN

**Key Words:** ultrasensitive vibration sensor, vital sign detection during bathing, neuro-fuzzy system.

傾向となる。さらに、深部体温も上昇するため、出浴後もその影響は続くことがある。入浴中から出浴後の血行動態の急激な変化は、脳梗塞や心筋梗塞の可能性も高めるため、これらを未然に防ぐためにも、モニタリングシステムの研究開発が必要とされている。

浴室のモニタリングに関する研究事例では、赤外線センサ、圧力センサ、超音波センサなどがしばしば適用されている[6-9]。これらのシステムでは、大域的に計測される情報から、一定時間変化がない場合において、自動的に警報を発信するものが多い。しかしながら、浴室という高温多湿の悪条件下では、状態判定が困難な場合も多く、予兆の検出や事故後の早期検出が大きな課題とされている。また、多くの場合、浴槽の底部や壁面部への埋め込み型のセンサを適用しており、一般家庭における実用化が難しく、さらに、入浴者のプライバシー保護だけでなく、モニタリングシステムとして不快感を与えない工夫も必要となる。これらの問題に対して、装着型の心電計などを用いて、入浴者の生理的反応を直接的に検出し、事故の予防や早期検出を目的とする研究も行われている[11,12]。しかしながら、入浴者の身体に計測機器を取り付けることは、利用者の負担やシステムへの煩わしさを考慮すると現実的ではない。

本研究では、超高感度振動センサを適用することで、浴槽の縁に置くだけで、浴槽に伝わる微振動から入浴者の生体情報が検出可能な計測システムを開発する。また、得られた振動データから生体情報として「心拍」、浴槽内の状態として「人の有無」を検出するため、時空間的なパターン検出が可能なニューロ・ファジィシステムを構築する。実験では、開発した計測システムのプロトタイプを適用し、本提案手法および計測システムの有用性に関して検討する。

以下、第2章では、浴槽内における生体情報計測を扱った関連研究について述べる。第3章では、超高感度振動センサについて述べる。また、第4章では、本研究で用いるニューロ・ファジィシステムの詳細について述べる。第5章では、本提案手法の有用性に関して議論するための比較実験を示し、最後に、第6章で結果を総括するとともに、今後取り組むべき課題について述べる。

## 2. 関連研究

浴槽内での生体情報計測に関する研究分野では、おもに新規センサの開発に重点が置かれている。一般家庭での浴槽の計測では、非接触、非拘束、プライバシー保護、非埋め込み型などの条件が求められる。一方、計測対象は、人の立位や座位の行動遷移が短期間で生じやすく、高温多湿で外乱の生じやすい環境である。[10]によって提案された浴槽内心電計測法では、浴槽内に電極を設置することによって心電図を計測する。浴槽内心電計測法は、入浴者の身体表面に電極を取り付ける必要がなく、非接触で生体信号を計測することが可能である[14]。電

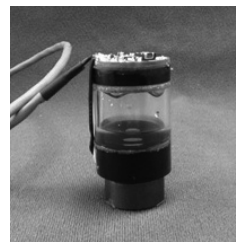


Fig. 1 Ultrasensitive vibration sensor

Table 1 Specification of ultrasensitive vibration sensor

Size	inside diameter: 29mm, outside diameter: 31mm, height: 48mm
Power source	3V / 500mAh
Output voltage	7mV
Sampling frequency	500Hz
Liquid type	water

極は入浴者の胸部およびつま先に近接する浴槽側面に設置される。この方法は、非拘束で、入浴者に意識されずに計測できるが、一方で、電気的安全性への意識や、一般家庭におけるシステムの長期的管理の問題を考慮しなければならない。また、[13]では、シリコンチューブを板で挟み、チューブ内の空気圧変化から生体情報計測が可能なシート型の計測機器を開発している。このセンサも、入浴者の背面や臀部と接触する浴槽壁面や浴槽底面に設置する必要がある。しかし、浴槽内へのシート型センサの設置は、設置への煩わしさや計測されることに対する入浴者の意識をなくすことが困難であり、さらに、足下への設置は転倒事故を引き起こす要因にもなりうる。また、その他の方法としては、浴室壁面または天井に3次元情報の取得が可能な視覚センサを用いた研究開発も報告されているが[9]、視覚センサは先にも述べたように、システムへの不快感や設置の容易さに関する問題を考慮しなければならない。以上のように、高温多湿の悪条件下において、生体情報を計測できる実用的なモニタリングシステムはまだ開発されていない。一方、本研究で適用する超高感度振動検知センサは、浴槽内ではなく、浴槽の隅に設置するだけで、浴槽から伝わる心拍などの微振動を検出でき、上述の諸問題を解決しうる新規性の高い計測機器である。

## 3. 超高感度振動センサによる生体情報計測

### 3.1 超高感度振動センサ

本研究では、有限会社ニューセンサー開発によって開発された超高感度振動検知センサ（以下、振動検知センサ）を適用する（Fig.1）。本振動検知センサの検出原理をFig.2に示す。センサ本体は円筒形の形状をしており、内部には水が封入されている。また、センサの下端部にはレーザの照射部、上端部には受光部が取り付けられて

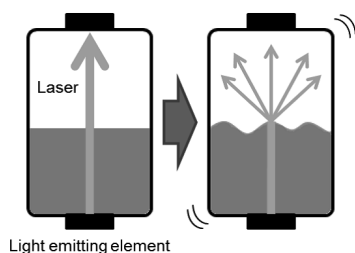


Fig. 2 Measurement principle of ultrasensitive vibration sensor

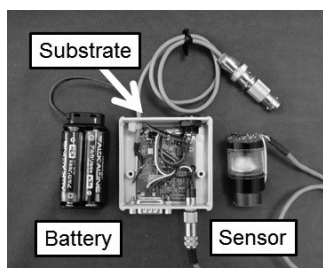


Fig. 3 Sensor module for bath monitoring

おり、常時レーザを透過させている。振動によりセンサ内部の水面が揺れるとレーザ光が錯乱するため、散乱度合いを電圧に変換することで振動を検知する。従来研究 [15] において、超音波を適用した類似の振動センサを開発しているが、本振動センサでは、レーザ光を適用することで、超音波の周波数帯では検出することが困難であった微少な振動も検出する可能となっている。Table 1 に本振動検知センサの仕様を示す。また、本研究では、振動検知センサをプロトタイプとして、Fig. 3 に示すようにモジュール化している。

### 3.2 振動検知センサによる生体情報計測

本研究で適用する振動検知センサは、入浴者が浴槽に背中を接触させた状態で入浴する際に浴槽を伝搬する心拍や呼吸の微振動を検出する。本振動検知センサを適用し、浴槽内で人が静止している際の計測データを Fig. 4 に示す。ここでは、計測された生データに対して Root Mean Square (以下、RMS) を適用することで、心拍検出に対する特徴抽出を行っている。図中より、およそ 0.8 秒ごとに心拍とみられる特徴的な反応が検出できていることがわかる。一方、Fig. 5 は、計測中に計測環境周辺で自動車通過した際のデータを示す。ここでも、Fig. 4 と同様、心拍とみられる波形が検出できているが、図中 (a) のように部分的に埋もれてしまっていることも確認できる。このように、本研究で適用する振動検知センサは浴槽の壁面を伝わる人の心拍を検出できるほど高感度である一方、浴室外の他者の歩行、自動車の通過など、外乱によるノイズの影響を非常に受けやすい。また、入浴中の生体情報は、水温や入浴時間によって経時的に反応パターンが大きく異なるため、状況に応じた適切な特

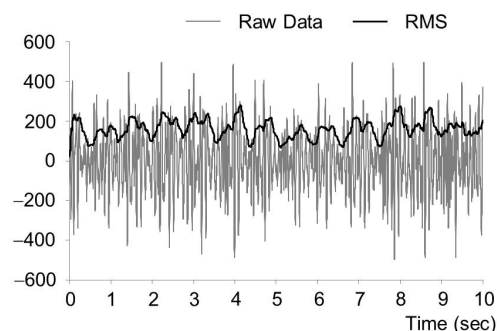


Fig. 4 Measured vibration data during bathing

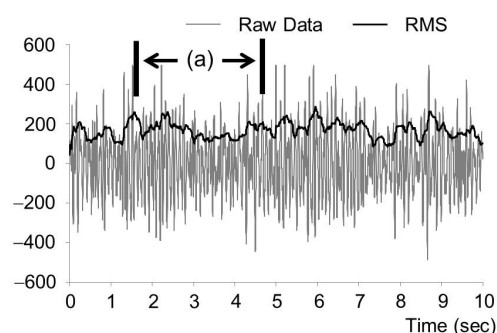


Fig. 5 Measured vibration data with noise during bathing

徴抽出を行わなければ、正確な検出は困難になる。そこで本研究では、上記の問題を解決するため、時空間的なパターンの検出が可能なニューロ・ファジィシステムを構築する。さらに、耐ノイズ性を考慮し、入力信号に対して出力を心拍のような周期的な発火パターンで表現可能なパルスニューロンモデルを適用した方法を提案する。

## 4. 浴槽内における生体情報計測のためのニューロ・ファジィシステム

### 4.1 パルスニューロンモデルと心拍検出

W. S. McCulloch と W. Pitts のしきい素子モデルに代表されるように、ニューロンモデルは工学的応用において有用な性質の一部のみを用いて単純化されて設計されている。そこでは生体の神経細胞の特徴の多くがモデル化されているが、実際の脳内のニューロンの応答特性はより複雑なダイナミクスをもつ。脳の神経細胞は細胞の内部電位が閾値を超えたときに数ミリ秒の短い時定数をもつ急激な電圧変動を発生させる。これはパルスあるいはスパイク発火とよばれ、脳内ではこのスパイクの集合が細胞間や細胞群間で交換されることによって情報が表現されている。

スパイクニューロンはパルスニューロンモデルともよばれ、パルス入力による神経細胞の内部状態の変化を実際の生体反応に近い形で模式化するものである [19,20]。従来のニューロンモデルの多くは、スパイクの時間平均で情報を表現しており、一つ一つのスパイク

に大きな意味はないという仮定をもとにしている。一方、パルスニューロンモデルは、一つのスパイクの有無あるいは一つのスパイクの発火タイミングに基づきネットワークの振舞いに変化するようなモデルを構成することができる。従来研究 [21] では、階層構造や全結合型のネットワークを構築し、特徴抽出やパターン認識などに応用してきたが、本研究では、浴槽内における人の状態遷移や心拍のような時系列的なパターンを表現することが可能なモデルとして適用する。ここでは、パルスニューロンモデルの一つであるスパイク応答モデルを簡易化した方法を用いる。

パルスニューロンモデルの内部状態は、神経細胞の内部膜電位を数理的にモデル化し、以下のように与えられる。

$$h_i(t) = \gamma h_i(t-1) + h_i^{ext}(t) + h_i^{ref}(t) \quad (1)$$

$h_i^{ext}(t)$  は時刻  $t$  における  $i$  番目のニューロンへの外部環境からの入力値、 $h_i^{ref}(t)$  はニューロンの不応期を表現するための項である。パルスニューロンモデルでは、内部膜電位が閾値を超えると発火現象を起こす。発火の有無を  $p_i(t) \in \{0, 1\}$  とすると、以下のように表現できる。

$$p_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } h_i(t) > q \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$q$  は神経発火の閾値である。一方、神経細胞には、一度スパイク発火を起こすと、ある一定時間は発火が抑制される特性があり、その期間を不応期とよんでいる。本ニューロンモデルでは、発火の有無により、 $h_i^{ref}(t)$  を以下のように更新することで不応期を表現する。

$$h_i^{ref}(t) = \begin{cases} -R, & \text{if } p_i(t) = 1 \\ \gamma^{ref} h_i^{ref}(t-1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $R$  は正の定数であり、 $\gamma^{ref}$  は減衰率を示す。

さらに、神経細胞は発火後、結合関係を持つ他の細胞への入力として、シナプス後電位 (postsynaptic potential; PSP) を伝搬する。本ニューロンモデルにおいて、PSP は以下のように計算される。

$$h_i^{PSP}(t) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{(b^{PSP} - (t - t'))}{a^{PSP}}\right)} \quad (4)$$

このとき、 $t'$  は前回の発火時刻、 $a^{PSP}$  と  $b^{PSP}$  はそれぞれ定数である。ニューロン間の結合重みが正の場合、シナプス後電位は他のニューロンの活動に対して興奮性電位としてはたらき、負の場合においては抑制性として作用する。

本研究では、振動検知センサの生データから前処理として特徴抽出を行い、得られた特徴量をパルスニューロンモデルへの入力とし、さらに、ニューロンの発火表現によって状態推定および心拍検出を行う。時系列データ

に対する特徴抽出の方法はさまざまあるが、本研究では、RMS のほか、Average Absolute (以下, AA), Wave Length (以下, WL), Zero-Crossing (以下, ZC) を適用する。それぞれの特徴量の算出は以下の通りである。

$$RMS = v_1(t) = \alpha_1 \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L x^2(t-l+1)} \quad (5)$$

$$AA = v_2(t) = \alpha_2 \cdot \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L |x(t-l+1)| \quad (6)$$

$$WL = v_3(t) = \alpha_3 \sum_{l=1}^L |x(t-l+1) - x(t-l)| \quad (7)$$

$$ZC = v_4(t) = \alpha_4 \sum_{l=1}^L \delta_{ZC}(t-l+1) \quad (8)$$

$$\delta_{ZC}(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } x(t) \cdot x(t-1) < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$x(t)$  は振動検知センサのデータであり、 $L$  は各々の特徴抽出を行うためのサンプル数、 $\alpha_j$  は正規化のための係数である。ここでは、周波数解析に基づき、センサ固有のノイズの影響を抑えるため、 $L = 100$  と設定している。

#### 4.2 進化計算を用いた心拍信号の推定

特徴量を入力としてニューロンを心拍と同期して発火させるためには、各入力に対して適切な重み付けが必要となる。しかしながら、入浴者の生理的反応は、水温や入浴時間によって経時的に変化するものであり、さらに、本計測装置では外乱によるノイズの影響も加味しなければならないため、一意に重み係数を決定することは難しい。そこで本研究では、装着型の心拍計を用いて、本振動検知センサと同時に計測を行い、装着型の心拍計で計測された心拍数と同一周期で発火できるように重み係数の調整を行う。さらに、得られた発火パターンから生データに対する心拍検出のラベル付けを行い、これを教師データとすることで、心拍検出のためのモデル化を行う。ここでは、重み係数の調整に多点探索が可能な遺伝的アルゴリズムを適用し、モデルの学習に対してニューロ・ファジィシステムを構築する。

本節では、遺伝的アルゴリズムを用いた重み係数の調整方法について説明する。まず、各特徴量に対する重み係数を  $w_j (0 < w_j < 1)$  とすると、 $i$  番目のニューロンへの入力は以下のように与えられる。

$$h_i^{ext}(t) = \sum_{j=1}^4 w_j v_j(t) \quad (10)$$

このとき、遺伝的アルゴリズムにより生成される  $c$  番目の解個体は次のように表現される。

$$\mathbf{g}_c = (w_{c,1}, w_{c,2}, w_{c,3}, w_{c,4}) \quad (11)$$

以上の入力を用いて、ニューロンが  $k$  回目に発火した時刻を  $t'_k$  とすると、振動検知センサのサンプリング周波数が 500Hz であることから、発火の周期  $d_{c,k}$  は以下のようになる。

$$d_{c,k} = \frac{1}{500} \cdot (t'_k - t'_{k-1}) \quad (12)$$

本研究では、心拍計を用いることで、実測された心拍数  $s$  が与えられているため、ニューロンモデルの発火周期と同期させることを目的とした評価関数を以下のように与える。

$$f_c = \left( \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d_{c,k} - \frac{60}{s} \right)^2 - \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^4 v_j(t'_k) \quad (13)$$

ここで、1項目は実測値とニューロンの発火周期との差、2項目は特徴量との相関を考慮している。ニューロンによって表現される発火パターンが実測された心拍のパターンに近いほど、実測との周期の誤差は小さくなり、発火時の特徴量の値は大きくなることが考えられる。そのため、ここでは評価関数  $f_c$  を用いた最小化問題として扱うことができる。

#### 4.3 状態推定のためのニューロ・ファジィシステム

つぎに、重み係数の調整によって得られたパルスニューロンモデルの出力を教師データとして、心拍検出のための時系列パターンの学習を行う。ニューロ・ファジィシステムに関しては、既存研究においてさまざまな方法が提案されているが、多くの場合、ニューラルネットワークの学習には、学習係数や学習試行回数、stopping criteria など、学習アルゴリズムに関するさまざまなパラメータの設定方法が課題とされている。そこで本研究では、これらのパラメータ設定の必要がなく、高速に学習処理を行うことが可能な Extreme Learning Machine (ELM) に基づく方法を適用する [16,17]。具体的には、データに対して空間的なパターンの検出を行うため、メンバーシップ関数およびファジィルールの概念を取り入れた Fuzzy Extreme Learning Machine (以下、Fuzzy-ELM) を構築する [18]。本提案手法の構成図を Fig. 6 に示す。Fuzzy-ELM の出力層は、浴槽内の状態として「人がいない」と「人がいる」、生体情報として「心拍」の各パターンを分類できるように三つのニューロンから構成されている。また、Fuzzy-ELM のそれぞれの出力値は、パルスニューロンモデルへの入力値となっており、浴槽の状態および生体情報はニューロンの発火表現によって出力される。さらに、本提案手法では、空間的なパターンだけではなく時間的な要素も学習させるため、パルスニューロンモデルの出力である PSP の値を Fuzzy-ELM の入力としてフィードバックさせる構造を適用している。

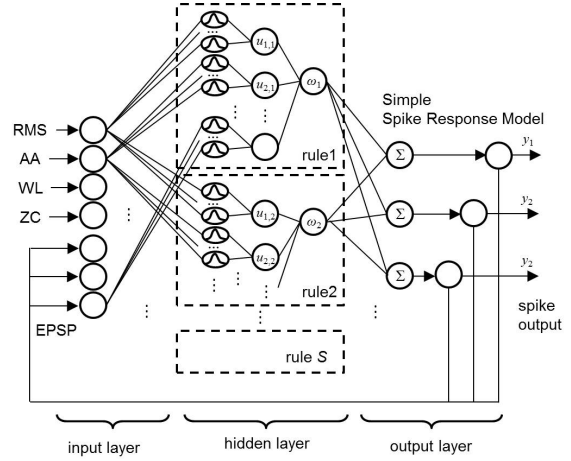


Fig. 6 Learning architecture of proposed method

以下、Fuzzy-ELM について詳細を説明する。

Fuzzy-ELM では、初期化において、ガウシアンメンバーシップ関数のパラメータとルールの組合せを表現するネットワークの結合関係をランダムに設定する。ルールの組合せは、 $\mathbf{C}$  行列と  $\mathbf{D}$  行列とよばれる 2 値のマスクを用いることで生成され、メンバーシップ関数やファジィルールはすべて中間層において表現される。データのサンプル番号を  $n$  ( $n=1,2,\dots,N$ )、入力の識別番号を  $j$  ( $j=1,2,\dots,I$ )、メンバーシップ関数の識別番号を  $m$  ( $m=1,2,\dots,M$ )、ルールの識別番号を  $s$  ( $s=1,2,\dots,S$ ) としたとき、Fuzzy-ELM の学習アルゴリズムは以下の手順で計算される。

**Step1:** すべての学習用データのサンプルを用いて、以下のようにメンバーシップ関数への入力を与える。

$$\mu_{m,n,j} = \exp\left(-\frac{(v_j(n) - a_m)^2}{2b_m^2}\right) \quad (14)$$

ここで、 $a_m$  は  $m$  番目のメンバーシップ関数の中央値、 $b_m$  は分散を表現するパラメータである。つぎに、メンバーシップ関数の出力を用いて、各ルールに対する入力を以下のように算出する。

$$u_{j,s} = \begin{cases} 1, & \text{if } D_{j,s} = 1 \\ 1 - \prod_{m=0}^M (1 - C_{j,m,s} \cdot \mu_{m,n,j}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

このとき、 $C_{j,m,s}$  は  $\mathbf{C}$  行列の行列成分、 $D_{j,s}$  は  $\mathbf{D}$  行列の成分を示す。

**Step2:** 中間層における各ニューロンの活動電位は、(15) 式で算出された入力に対するルールへの適合性として算出される。

$$\omega_{n,s} = \prod_{j=0}^I u_{j,s} \quad (16)$$

**Step3:** すべての学習用データに対する中間層の各ニューロンの出力を行列で表すと、

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} \omega_{1,1} & \cdots & \omega_{1,S} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{N,1} & \cdots & \omega_{N,S} \end{pmatrix} \quad (17)$$

となる。このとき、中間層と出力層の間の結合強度  $\beta$  は、一般化逆行列を用いて、線形最小 2 乗法に基づく解法を適用すると、以下のように計算することができる。

$$\beta = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{T} \quad (18)$$

ここで、 $\mathbf{T}$  は学習用データセットの教師データである。

以上のように、Fuzzy-ELM では、学習係数や学習試行回数、stopping criteria など、従来のニューラルネットワークにおいて課題とされてきた学習アルゴリズムに係わるパラメータの設定を行わずに、一意に学習を行うことができる。また、学習後は、テスト用のデータサンプルを用いて、以下のように出力を計算する。

$$y_o = \sum_{s=1}^S \omega_s \beta_{s,o} \quad (19)$$

先にも述べたように、本提案手法では、Fuzzy-ELM の出力をパルスニューロンモデルへの入力として用い、さらに、パルスニューロンモデルの出力である PSP の値を Fuzzy-ELM の入力としてフィードバックさせている。時系列データを扱うニューラルネットワークには、Time Delay Neural Network(TDNN) や、Backpropagation Through Time (BPTT 法) に基づくリカレントニューラルネットワークなどがあるが、これらの方法では、時定数を考慮したネットワーク構造の設計や、学習用データの選定が必要となる。本提案手法では、パルスニューロンモデルの出力を適用することで、これらの問題を扱う必要がなく、時系列パターンの学習を行うことができる。ここでは、Fuzzy-ELM の入力に四つの特徴量と三つのフィードバックが与えられるため、入力層のニューロン数  $I$  は 7 となる。

## 5. 実験

本提案手法の有用性を検討するため、振動検知センサを適用したプロトタイプのセンサモジュールを開発し、実験環境における計測実験を行った。実験環境を Fig. 7 に示す。本実験で使用した浴槽は、寸法がおおよそ幅 80cm、奥行 60cm、深さ 50cm の一般家庭用の浴槽である。センサモジュールは浴槽の縁の部分に置き、サンプリング間隔を 0.002sec として計測を行った。被験者は、30 代の健康的な成人男性である。本実験では、入浴温度や入浴時間によって異なるといわれる生理的反応の違いを検出するため、38°C および 42°C の各々の場合において、入浴開始から 5 分、10 分、15 分経過した時点での心拍の検出を行い、装着型の心拍計と比較を行う。Table 2 に、計測を行った環境条件の一覧を示す。ここでは、おのこの条件において、10 秒 (5000 サンプル) の計測を 5 回

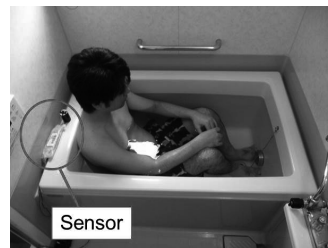


Fig. 7 Experimental environment

Table 2 Measured dataset

Data #	Contents	Remarks
1 - 5	Temperature: 38°C Bathing duration: 5min	noise data: 3, 4
6 - 10	Temperature: 38°C Bathing duration: 10min	noise data: 7
11 - 15	Temperature: 38°C Bathing duration: 15min	noise data: 13, 14
16 - 20	Temperature: 42°C Bathing duration: 5min	noise data: 20
21 - 25	Temperature: 42°C Bathing duration: 10min	noise data: 21, 24
26 - 30	Temperature: 42°C Bathing duration: 15min	noise data: 27, 28, 30
31, 32	No person without noise	
33, 34	Running a fan	
35, 36	Reheating bath	
37, 38	Open and close of a door	
39, 40	Working around bathroom	

ずつ行った。計測データには、自動車やバイクの通過などによる外乱も含まれており、提案手法の耐ノイズ性に関しても議論を行うため、無人環境下では、換気扇の使用、浴室ドアの開閉、浴室外での歩行、追い炊き中の計測も行った。浴室外での歩行は、一般家庭での導入を想定し、浴槽から最大 3m 程度離れた、脱衣所から廊下までの間で行った。居住環境は木造一戸建て、床の素材はフローリング材である。実験では、廊下から脱衣所まで通常に歩行した際の計測を行った。ここでは、データ番号 1 から 30 について「人がいる」、31 から 40 について「人がいない」という状態としてラベル付けを行い、学習のための教師データを作成した。また、心拍計にはシチズン・システムズ株式会社製の CH657F という電子血圧計を用いた。この心拍計の計測誤差は、読み取り値の  $\pm 5\%$  程度とされている。Table 3 に、各計測環境下における心拍計の実測値を示す。

以下、本章では、まず、遺伝的アルゴリズムを用いた心拍信号の推定結果を示し、各環境条件において心拍検出や状態推定を一意に行うことが困難であることを示す。つぎに、提案手法であるニューロ・ファジィシステムを用いた状態推定および心拍検出の結果を示し、計測

Table 3 Heartbeat values measured by a wearable heart rate meter

38°C			42°C		
5min	10min	15min	5min	10min	15min
81	83	84	90	95	102

Table 4 Parameter setting of pulse neuron model

Coefficient $\gamma$	0.55
Coefficient $\gamma^{ref}$	0.99
Constant $a^{PSP}$	40
Constant $b^{PSP}$	250
Threshold $q$	1.0

精度および耐ノイズ性の観点から提案手法の有用性を議論する。

### 5.1 遺伝的アルゴリズムを用いた心拍推定

本節では、各計測データにおいて、心拍と推定される信号パターンにラベル付けを行うため、4.2節で説明した方法を適用する。ここでは、遺伝的アルゴリズムにおける1世代あたりの個体数を80、遺伝子操作の最大試行回数を8000とした。また、パルスニューロンモデルのパラメータ設定をTable 4に示す。本研究では、ニューロンモデルの発火表現を用いて心拍検出を行うため、発火頻度が人間の心拍の特性から大きく異なることがないようにする。一般的に、入浴中の心拍数は70から120程度とされており、ここでは、人間の心拍とは異なる高頻度な発火が生じないように不応期やPSPを設計した。

Fig. 8にデータ番号4における心拍推定の結果を示す。図中では四つのグラフが示されており、上から順に、生データ、RMS、パルスニューロンモデルの内部状態、発火出力となっている。結果より、ニューロンの発火が特徴量の変化に合わせて周期的に生じていることが確認できる。これは、パルスニューロンモデルへの入力に対して重み係数を調整することで、各発火のタイミングが心拍の周期に依存したためである。しかしながら、図中(a)のように屋外での自動車の通過により微振動が伝わると、心拍の特徴量が埋もれてしまい、発火が生じにくい場合も起こる。そのため、おのおの状況に合わせ、適応的に特徴量を用いるための状態推定が必要とされる。

また、Table 5には、データ番号1から5（38°C、入浴時間5分）において、遺伝的アルゴリズムで求められた最良解をそれぞれ示す。表中より、同一条件下においても、各特徴量に対する重み係数は大きく異なることが確認できる。これは、屋外における自動車やバイクの通過、被験者の呼吸のタイミングなど、各計測環境内での微小な変化や外乱を振動検知センサが計測したためであると考えられる。

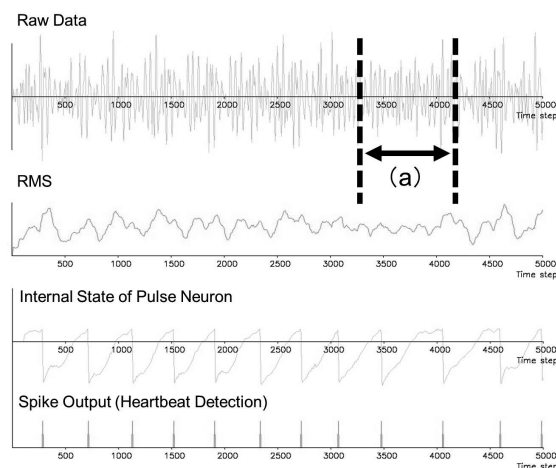


Fig. 8 Result of heartbeat estimation on Data #4: “38°C, 5min, with noise”

Table 5 Coefficients of input to pulse neuron model generated by genetic algorithm

Data #	$w_{best,1}$	$w_{best,2}$	$w_{best,3}$	$w_{best,4}$
1	0.342	0.767	0.076	0.711
2	0.793	0.306	0.058	0.462
3	0.682	0.185	0.188	0.539
4	0.211	0.967	0.167	0.061
5	0.847	0.095	0.262	0.410

### 5.2 ニューロ・ファジィシステムを用いた生体情報の検出と状態推定

前節の結果より、本振動検知センサは高感度である一方、外乱などに対して非常に影響を受けやすい特性があるため、一意に各特徴量から心拍検出や状態推定を行うことが困難であることがわかった。そのため、入浴中の生理的变化や外乱に対して適応的に状態を推定し、生体情報を検出するための学習器の構築が必要になる。本節では、提案手法であるニューロ・ファジィシステムを適用し、遺伝的アルゴリズムによって推定された心拍の信号を教師データとして学習を行う。ここでは、Fuzzy-ELMにおけるメンバーシップ関数の数を10とし、ルール数（中間層のニューロン数）を100, 200, 300, 400, 500とした各条件において実験を行った。また、学習では、それぞれのデータに対して、leave-one-out 交差検証を実施した。すなわち、データ番号  $n$  をテストする場合は、それ以外のデータセットを学習用データとして学習を行った。

まず、Table 6に、各環境条件における心拍検出の結果を示す。ここでは、5回の検出結果の平均と標準偏差をそれぞれ示している。Table 3の実測値と比較すると、ルール数が大きいほど、検出結果のばらつきが小さくなり、実測値に近い値で検出できていることがわかる。実測に適用した心拍計の計測誤差が読み取り値の±5%程度

Table 6 Heartbeat values detected by Fuzzy-ELM with pulse neurons

# of rules	38°C			42°C		
	5min	10min	15min	5min	10min	15min
100	80.6 ±1.9	84.8 ±2.9	84.2 ±1.5	89.2 ±2.0	100.4 ±6.5	101.8 ±4.8
200	79.8 ±1.9	85.8 ±4.0	85.8 ±3.8	91.0 ±3.9	95.4 ±1.5	104.8 ±5.7
300	80.8 ±1.9	86.0 ±1.9	83.8 ±1.3	91.0 ±4.4	96.0 ±1.4	102.0 ±1.2
400	81.6 ±2.7	86.2 ±1.3	84.4 ±2.5	90.2 ±3.3	95.8 ±1.9	102.2 ±2.7
500	79.4 ±0.9	84.6 ±2.9	84.6 ±2.4	89.2 ±1.6	94.8 ±1.1	101.0 ±1.9

Table 7 Result of comparative experiment

Method	38°C			42°C		
	5min	10min	15min	5min	10min	15min
(C1)	77.6 ±2.3	80.8 ±5.0	83.6 ±4.9	86.0 ±6.2	93.6 ±5.8	101.8 ±3.6
(C2)	85.0 ±6.2	88.8 ±5.0	86.8 ±5.0	90.4 ±2.7	96.8 ±3.7	101.0 ±1.6
(C3)	83.8 ±3.1	86.0 ±4.7	87.8 ±3.2	91.2 ±1.6	97.2 ±3.4	101.0 ±1.2

であることを考えると、本センサモジュールは装着型の心拍計と同程度の精度で心拍を検出できている。さらに、比較実験として、(C1) 出力からのフィードバックを除いたルール数が500のFuzzy-ELM、(C2) ファジールールやメンバーシップ関数を含まない構造にパルスニューロンモデルのフィードバックを与えた中間層のニューロン数が100のELM、(C3) 同様に中間層のニューロン数が500のELMを用いて、同一の実験を行った。Table 7に比較実験の結果を示す。表中より、ファジールールやメンバーシップ関数を含まないELMでも、提案手法と同様に、温度と入浴時間の変化によって、実測値に近い値を出力できていることがわかる。しかしながら、これらの方法は、提案手法よりばらつきが大きく、推定精度も高くはなかった。さらに、フィードバックを除いた場合でも、誤検出の場合が多く、ほとんどの条件において実測値から大きく異なる結果であった。以上の結果より、時空間的なパターン検出が可能なニューロ・ファジシステムが有効であることを示すことができた。

つぎに、Fig. 9とFig. 10に、データ番号31と1における状態推定の結果を示す。ここでは、ルール数が500のFuzzy-ELMを適用した。各図中では、生データ、Fuzzy-ELMの出力、パルスニューロンモデルの発火出力をそれぞれ示している。Fig. 9は、無人状態における結果であり、「人がいない」に対応するニューロンが発火している。一方、Fig. 10は、入浴時の推定結果を示して

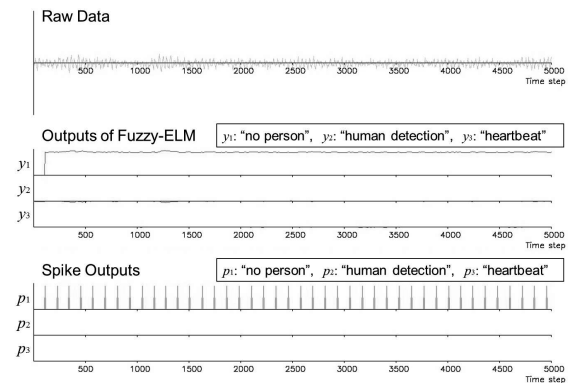


Fig. 9 Result of human state estimation on Data #31: "No person without noise"

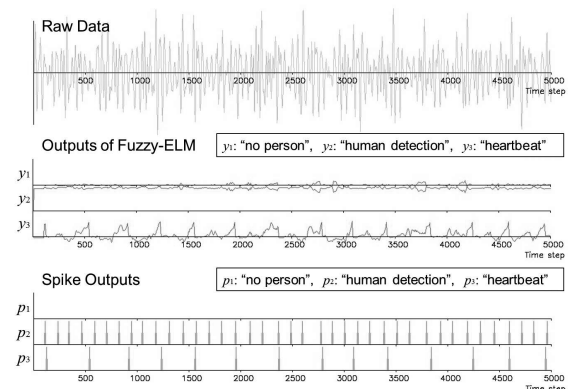


Fig. 10 Results of human state estimation on Data #1: "38°C, 5min"

おり、「人がいる」に対応するニューロンが発火しているとともに、「心拍」に対応するニューロンも周期的に発火している。このように、提案手法を用いることで、浴槽内における状態推定をニューロンの発火によって表現することができる。また、Fig. 11には、入浴中に自動車の通過による外乱が生じた際の状態推定の結果を示す。図中(a)と(b)が自動車の通過が生じた部分であり、これらの計測データにはノイズが発生していることが確認できる。しかし、状態推定に関しては、大きな影響を受けることなく、周期的に心拍を検出することができた。これは、Fuzzy-ELMの学習によるモデル化だけでなく、パルスニューロンモデルが過去の発火のタイミングや内部状態に依存して出力するため、突発的なノイズに対して影響を受けにくかったことが考えられる。

さらに、Fig. 12には、無人環境下において浴室のドアを開閉した際の推定結果を示す。図中より、計測データに対して大きなノイズを与えるような外乱であっても、突発的な要因であれば誤検出が生じにくいことが確認できた。また、無人環境下における追い炊きや換気扇に関しては、外乱因子として計測データに大きな影響を与えることがなかったため、これらに関しても「人がいな



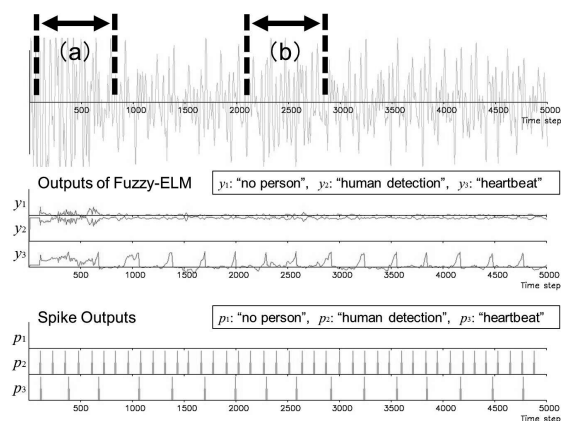


Fig. 11 Result of human state estimation on Data #24:  
“42°C, 10min, with noise”

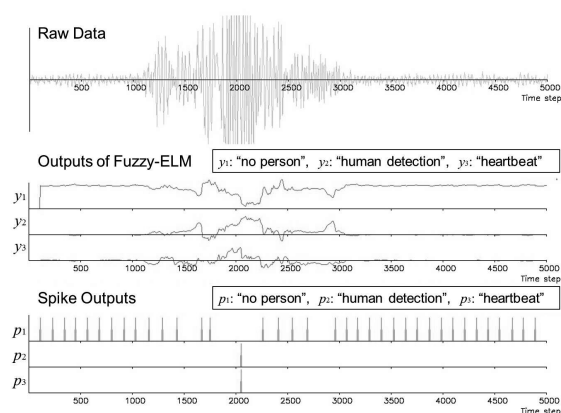


Fig. 12 Result of human state estimation on Data #38:  
“Open and close of a door”

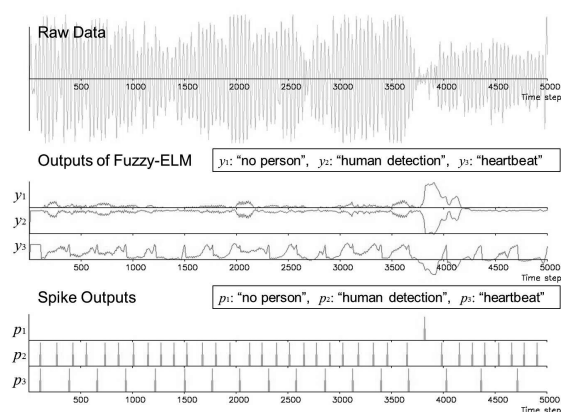


Fig. 13 Result of human state estimation on Data #40:  
“Working around bathroom”

い」という状態を誤検出なく推定することができた。しかしながら、浴室外での人間の歩行のように、計測データに対して大きなノイズを与え、かつ周期的な特性をもつ外乱に関しては、誤検出が極めて発生しやすいことがわかった (Fig. 13)。このような問題に対して、システムのモジュール化や信号処理に関する再検討が今後の課題であるといえる。

## 6. おわりに

本論文では、振動検知センサを適用し、浴槽内における心拍の検出および状態推定を目的としたニューロ・ファジィシステムを構築した。提案手法では、外乱の影響を受けやすい計測データから状態推定を行うため、学習アルゴリズムの諸問題を扱う必要がない Fuzzy-ELM を用いた学習器を構築した。また、パルスニューロンモデルを用いることで、心拍などに基づく計測データの時空間的なパターンをニューロンの発火表現により検出した。実験では、センサモジュールのプロトタイプを開発し、装着型の心拍計との比較実験を行った。実験結果より、本提案手法に対して遺伝的アルゴリズムによって生成した教師データを適用し、心拍計と同程度の精度で計測ができることを示せた。さらに、外乱を含むデータに対しても、屋外での自動車の通過や浴室のドアの開閉など、突発的なノイズに対して、提案手法が影響を受けにくいことが示せた。一方、人間の歩行のように、計測データに対して大きな影響を与え、かつ周期的な特性をもつ外乱に対しては、提案手法を用いても誤検出が生じることがわかった。

今後の課題として、本実験結果を踏まえ、外乱に対してよりロバストな信号処理を実装するとともに、異なる形状や材質の浴槽での計測実験や実環境における長期的な実験を実施することで、システムの使用環境を明確にし、提案手法の有用性について再検討を行う。また、医療機関と連携し、入浴者の生活習慣や平常時の生理的反応の特性に合わせたモデルを構築することで、虚血性心疾患、脳血管障害、意識消失の予防、早期発見を実現するための状態推定手法を提案する。さらに、浴室における生理的反応の評価や事故発生の予兆検知には、生体情報だけではなく、浴室の気温や湿度などの環境情報も必要になるため、複数のセンサを組み合わせたモジュール化の設計・開発も検討する。

## 参考文献

- [1] 浅川, 高橋, 遠藤: 高齢者における浴槽入浴中の心・血管反応; 理学療法科学, Vol. 21, No. 4, pp. 433–436 (2006)
- [2] 厚生労働省: 平成 26 年人口動態統計 (確定数) (2014)
- [3] 日本法医学会: 浴槽内死亡事例の調査; 日本法医学会課題調査報告 (2014)
- [4] 早坂, 原岡, 尾島: 入浴介護に関連した体調不良・事故発生と入浴前血圧, 体温との関連: 症例対照研究; 日本温泉気候物理医学会雑誌, Vol. 79, No. 2, pp. 112–118 (2016)
- [5] 橋本, 長弘, 長家, 篠原: 入浴の人体に及ぼす生理的影響-安全な入浴をめざして; 九州大学医療技術短期大学部紀要, Vol. 29, pp. 9–15 (2002)
- [6] S. D. Spritzera, K. C. Riordana, J. Berryb, B. M. Corbettb, J. K. Gerkeb, M. T. Hoertha, A. Z. Crepeaua, J. F. Drazkowskia, J. I. Sirvena and K. H. Noe: Fall prevention and bathroom safety in

- the epilepsy monitoring unit; *Epilepsy & Behavior*, Vol. 48, pp. 75–78 (2015)
- [7] K. Kashima, R. Nakamura and A. Kajiwara: Bathroom movements monitoring UWB sensor with feature extraction algorithm; *Proceedings of 2013 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)* (2013)
- [8] D. D. Kooa, J. J. Leea, A. Sebastiania and J. Kim: An Internet-of-Things (IoT) system development and implementation for bathroom safety enhancement; *Procedia Engineering*, Vol. 145, pp. 396–403 (2016)
- [9] 西浦, 中島: 呼吸検出に基づいたバスルーム用監視システムの開発; 電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 125, No. 4, pp. 561–569 (2005)
- [10] 吉村, 中島, 田村, 三池, 戸川: 無拘束浴槽内心拍数モニタの開発とその評価; 医用電子と生体工学, Vol. 32, No. 4 (1994)
- [11] J. Gomez-Claper, R. Casanella and R. Pallas-Areny: Multi-signal bathroom scale to assess long-term trends in cardiovascular parameters; *Proceedings of 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, pp. 550–553 (2012)
- [12] O. T. Inan, D. Park, L. Giovangrandi and G. T. A. Kovacs: Noninvasive measurement of physiological signals on a modified home bathroom scale; *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 59, No. 8, pp. 2137–2143 (2012)
- [13] 吉田, 渡辺: 空気圧方式を用いた入浴中における生体情報センシング; 法政大学大学院工学研究科紀要, Vol. 55 (2014)
- [14] 高千穂, 関根, 田村: 浴槽内心電計と無線型加速度センサを併用した入浴事故検知システムの開発; 生体医工学, Vol. 48, No. 6, pp. 584–588 (2010)
- [15] Y. Kamozaiki, T. Sawayama, K. Taniguchi, S. Kobashi, K. Kondo and Y. Hata: A new ultrasonic oscillosensor and its application in biological information measurement system aided by fuzzy theory; *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. E90-D, No. 11, pp. 1864–1872 (2007)
- [16] G. B. Huang, Q. Y. Zhu and C. K. Siew: Extreme learning machine: Theory and applications; *Neurocomputing*, Vol. 70, pp. 489–501 (2006)
- [17] N. Y. Liang, G. B. Huang, P. Saratchandran and N. Sundararajan: A fast and accurate on-line sequential learning algorithm for feedforward networks; *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 17, No. 6, pp. 1411–1423 (2006)
- [18] S. Y. Wong, K. S. Yap, H. J. Yap, S. C. Tan and S. W. Chang: On equivalence of FIS and ELM for interpretable rule-based knowledge representation; *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 26, No. 7 (2015)
- [19] W. Gerstner and W. M. Kistler: *Spiking Neuron Models. Single Neurons, Populations, Plasticity*, Cambridge University Press (2002)

- [20] W. Gerstner: *Pulsed Neural Networks*, W. Maass and C. M. Bishop(Ed.), MIT Press, pp. 3–53 (1999)
- [21] 大保, 久保田: 階層型学習スパイクニューラルネットワークを用いた行動推定のためのオンライン学習; 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol. 24, No. 1, pp. 592–600 (2012)

## 著者略歴

おお ぼ たけ のり  
大 保 武 慶 (正会員)



1985年9月9日生。2014年首都大学東京システムデザイン研究科博士後期課程修了。同年4月首都大学東京システムデザイン学部特任助教, 10月マレーシア, マラヤ大学博士研究員, 2015年10月首都大学東京システムデザイン学部特任助教, 2017年東京工芸大学工学部助教となり, 現在に至る。主として, 知能化計算を用いた計測技術や信号処理に関する研究に従事。博士(工学)。日本ロボット学会, 計測自動制御学会, IEEEなどの会員。

さわ やま とし ゆき  
澤 山 智 之



1955年10月24日生。1980年4月(株)日本工業試験所入社, 1985年4月日本クラウトクレマー(株)入社, (現(株)KJTD)西日本営業部所長, 2000年4月より(有)ニューセンサー開発を設立, 現在に至る。おもに超音波を使った計測技術や, 振動現象を用いた介護用センサの研究開発に従事。日本生物高分子学会, 日本風力発電協会, 非拘束生体情報取得ベッド研究会の会員。

さわ やま たく や  
澤 山 卓 也



1983年11月25日生。2010年3月(株)ジーネス入社, 2015年12月より, (有)ニューセンサー開発入社, 現在に至る。おもに超音波探傷技術を用いたシステム製作および技術営業職に従事。非拘束生体情報取得ベッド研究会の会員。

く ぼ た なお ゆき  
久 保 田 直 行 (正会員)



1969年8月10日生。1997年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。1997年大阪工業大学工学部助手, 1999年同講師。2000年福井大学工学部助教授, 2004年東京都立大学大学院工学研究科助教授, 2005年首都大学東京システムデザイン学部准教授, 2012年同教授, 現在に至る。2002年から2008年まで科学技術振興機構(JST)研究員兼任。英国ボーツマス大学, 韓国ソウル国立大学客員教授ほか, おもに計算知能やロボットパートナーに関する研究などに従事。博士(工学)。IEEE, 計測自動制御学会, 日本知能情報ファジィ学会, 日本ロボット学会, 日本機械学会, 自動車技術会などの会員。