

# 呼吸の特徴量を用いた心拍間隔の欠損補完

野村 涼子<sup>1,a)</sup> 吉田 哲也<sup>1</sup>

**概要:** 生体計測の技術の発展により、心拍や呼吸などのモニタリングが容易にできるようになってきた。本稿では、心拍間隔の欠損によるモニタリングの信頼性低減を改善するため、日常的にも計測できる呼吸を用いた心拍間隔の欠損補完を提案する。提案法は、個人ごとに合わせて適切な呼吸の特徴量を選定するとともに、時間的な変動を反映して RRI の欠損補完を実現する。提案法を実装し、RRI の欠損補完に従来から用いられてきたスプライン補間と比較して検証した。

**キーワード:** 心拍間隔, 呼吸, 欠損補完, 多変量モデル

## Missing RR Intervals Complement Using Respiration Features

RYOKO NOMURA<sup>1,a)</sup> TETSUYA YOSHIDA<sup>1</sup>

**Abstract:** Technological advances of bioinstrumentation lead to evolution of monitoring of ECG, respiration. In this paper, we propose a complement method of missing RR Intervals using respiration that enables continuous monitoring for improving unreliable monitoring by missing RR Intervals. The proposed method considers of variation with time and individually selects of respiration features. We verified in comparison with the conventional method of spline interpolation.

**Keywords:** RR Interval, Respiration, Missing data Complement, Multivariate model

### 1. はじめに

近年、ウェアラブルデバイスやカメラなどにより心拍や呼吸などのバイタルデータを容易に計測できるようになってきた[1][2]。このような技術の発展により、日常の身体状態や心理状態を把握できるようになり、高齢者の見守り[3]や、睡眠状態の検知[4]などに用いられている。

これらのモニタリングを正確にするためには、センサから取得できるバイタルデータの信頼性が重要である。バイタルデータがノイズなどにより欠損してしまうと、バイタルデータから求めた指標の信頼性が下がる。例えば、ストレス指標や心拍数の計算など用途の多い心拍の間隔(RRI)は体動による電極のずれやアーチファクト等による電位変動の要因で R 波が正しく計測できず、RRI の算出ができない場合がある。その場合、RRI から求められるストレス指標や心拍数の信頼性が下がる。このように欠損した時間は、目的の指標やモニタリングができず、それにより異常と判断されてしまう可能性がある。そのため、RRI のデータが欠損した場合、欠損部分を線形補間、スプライン補間などを用いて推定する対策が取られている[5][6]。しかし、欠損の時間が長くなればなるほど、実際の RRI とは大きく異なっていき、補完したことにより目的の指標が適切に求められず異常と判断されることもある。そのため、精度の高い欠損補完が必要である。

さまざまなウェアラブルデバイスが開発され、容易に

バイタルデータが取得できる現在では、バイタルの分野でもセンサーフュージョン[7]の考え方が利用されてきている。他のセンサデータを用いて精度を高める方法として、例えば、呼吸数を心電図により推定する手法[8]や、呼吸や心拍、運動量からエネルギー消費量を求める手法[9]などが提案されている。さらに、医療機関でのモニタリングのため、心拍数を血圧や血流量を用いて補う方法[10]も提案されている。しかし、この心拍数の補完は、医療機関などで血圧や血流量が測定できることを想定しており、日常生活では血圧や血流量のリアルタイムな計測は難しい。そこで本稿では、ウェアラブルデバイスやカメラなどでの計測が可能な呼吸に着目した RRI の欠損補完を提案する。

### 2. RRI の欠損処理

心拍間隔である RRI は心電図を計測した後、図 1 に示す通り振幅の大きい R 波を抽出し R 波と次の R 波の間隔を求めていく。もし、心電図にアーチファクトなどがあり正しく R 波を検出できなかった場合は、RRI が異常値となり、その時間は欠損となる。そのため、①R 波の検出の精度向上、②RRI の異常値検知、③欠損した RRI の補完の対策が必要とされている。①の R 波の検知ではノイズの影響を低減させ、R 波の検知の精度をあげている手法[11][12]や、ニューラルネットワークなどを用いて R 波を検知する手法

<sup>1</sup> 奈良女子大学  
Nara Women's University, Nara 630-8506, Japan  
a) uar\_nomura@cc.nara-wu.ac.jp

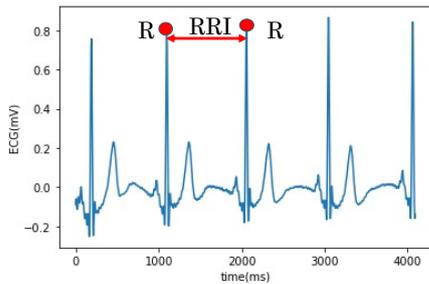


図1 RRIの算出

Figure 1 Calculation of RRIs

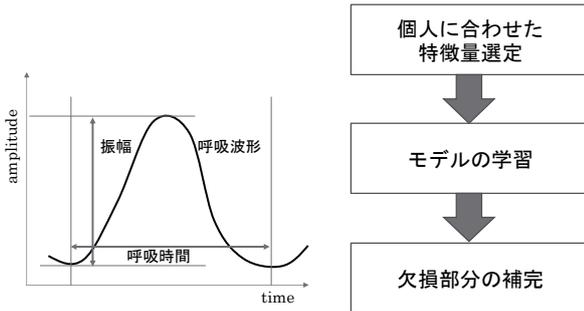


図2 呼吸の特徴量

図3 提案法

Figure 2 Respiration features Figure 3 The proposed method

[13]など様々提案されており、R波の検知精度は高くなっている。②の異常値除去では、RRIが正常範囲内であるかで判断することが主流とされており、例えばRRIが250ms~1500ms [14]内であるかで信頼性を判断している。③の欠損の補完で一般的に用いられている手法は、線形や2, 3次関数を用いたスプライン補間[5][6]である。

### 3. 提案法

本研究では、ウェアラブルデバイスでも取得しやすい呼吸のデータを合わせて利用することで欠損期間が長くなった場合でも、信頼性の高い補完を目指す。

#### 3.1 呼吸の特徴量の利用

呼吸は心拍変動の1つの大きな要因であると言われており[15]。呼気と吸気の間で心拍数の差(呼吸性洞性不整脈)が生じる[15]ことや、深呼吸や呼吸の速度を変化することで心拍が変動することが知られている[16][17][18]。

一方で、呼吸をRRIの欠損補完に用いることを考えると、呼吸の欠損も考慮する必要がある。例えば、呼吸とRRIを同時に同じ計測機器で計測したとしたとき、同時に欠損となることが考えられる。しかし、RRIは1拍250ms~1500ms[14]で変動する一方で、呼吸は毎分12~20回[19]、つまり、1回3000ms~5000msであること、また呼気吸気の変動が読み取りやすいことから、呼吸の方がRRIよりも欠損を補完しやすい。よって、RRIの欠損補完に呼吸を用いることは有用であると考えられる。

呼吸の特徴量として、図2に示す、呼吸波形、呼吸の振幅、呼吸の時間を用いる。呼吸の波形を利用することで呼気と吸気を捉えることができ、呼吸性洞性不整脈の影響を観測できる。呼気時にはRRIが長くなり、吸気時には、逆に心拍間隔が短くなる。また、呼吸の深度によっても心拍変動が変わると言われている[16]。深呼吸などの呼吸が深くなった際には心拍間隔の変動が大きくなることが示されている[16]。このため、呼吸深度である、呼吸の振幅を利用する。さらに、呼吸速度が変化すると心拍変動に変化が生じる[17][18]と言われている。呼吸が遅くなった場合は、副交感神経が強くなり、呼吸が速くなった場合は副交感神経が弱くなることが知られている[17]。呼吸が遅い時は心拍の変動が大きく、呼吸が速い時は心拍の変動が小さいと考えられるため、呼吸時間を特徴量として用いる。

#### 3.2 個人に合わせたRRI欠損補完

前節の呼吸の特徴量を用いてRRIの欠損補完手法を提案する。以下では、行列は太字の大文字、ベクトルは太字のイタリック小文字で表記し、 $\mathbf{x}^T$ で $\mathbf{x}$ の転置を表す。

##### 3.2.1 アプローチ

心拍等のバイタルデータは性別や年齢など個人の影響が大きいことが知られている[20][21]。個人による影響を考慮せず全ての人に同じ方法で欠損を補完すると、その方法が適さない一部の人にとっては精度が低くなる恐れがある。このため、個人に合わせてRRIの欠損を補完することが重要になる。

また、呼吸の特徴量を活用するために、欠損したRRIの補完を多変量モデルとして表現する。その際、RRIは交感神経・副交感神経の働きにより変化する。交感神経の働きが強いとRRIの変動は小さく、副交感神経の働きが強くとRRIの変動は大きくなる。そのため、欠損した箇所がどのような自律神経の傾向であるかを反映させることが重要となる。そこで、本稿では欠損時点のデータのみでなく周辺のデータを考慮できる動的な線形回帰モデルを活用する。

##### 3.2.2 実現方法

提案法の処理の流れを図3に示す。まず、前節で述べた呼吸の特徴量からモデル作成に適した特徴量を選定する。

本稿では、Granger因果性検定を用いて時系列の変動を考慮しながら個人ごとに特徴量を選定する。Granger因果性検定は、式(1)に示す目的変数自身のみの回帰式に対して式(2)で示す説明変数を加えた回帰式により推定精度が上がるかを検定する手法である。

$$r_t = \sum_{i=1}^p a_i r_{t-i} + e_t \quad (1)$$

$$r_t = \sum_{i=1}^p a_i r_{t-i} + \sum_{i=1}^p b_i s_{t-i} + e_t' \quad (2)$$

なお、 $r_t, s_t$ は時刻  $t$  における目的変数と説明変数であり、 $a_i, b_i, e_t, e_t'$ は定数である。 $p$  はラグ次数である。RRI を目的変数、呼吸の特徴量をそれぞれ説明変数として、検定で棄却されない特徴量を選定する。

次に、選定した特徴量を説明変数として、欠損した RRI を動的な線形回帰モデルを用いて以下で補完する。

$$y_t = a_t + c_t^{(1)} s_t^{(1)} + \dots + c_t^{(n)} s_t^{(n)} + v_t \quad (3)$$

$a_t, c_t^{(n)}, s_t^{(n)}$ はそれぞれ時刻  $t$  における切片、回帰係数、説明変数である呼吸の特徴量である。式(3)の時刻  $t$  により変化する動的な線形回帰モデルを、本稿では状態空間モデルとして表現する。

状態空間モデルは、直接観測されるデータと直接的には観測されない潜在的な状態で表現される。時刻  $t$  における状態を  $x_t$ 、観測値を  $y_t$  としたとき、状態方程式と観測方程式は以下で表される。

$$x_t = g(x_{t-1}, w_t) \quad (4)$$

$$y_t = f(x_t, v_t) \quad (5)$$

なお、 $g$  と  $f$  は任意の関数であり、 $w_t$  と  $v_t$  は撓乱項である。 $g$  と  $f$  が線形関数であり、 $w_t$  と  $v_t$  が正規分布に従う場合は以下で表される。

$$x_t = G_t x_{t-1} + w_t, \quad w_t \sim N(0, W_t) \quad (6)$$

$$y_t = f_t^T x_t + v_t, \quad v_t \sim N(0, V_t) \quad (7)$$

$G_t$  は状態遷移行列、 $f_t^T$  は観測ベクトル、 $V_t$  は観測ノイズの分散である。本稿では、式(3)の動的な線形回帰モデルを以下の式(8)、式(9)を用いて状態空間モデルとして表現する。

$$x_t = \begin{bmatrix} a_t \\ c_t^{(1)} \\ \vdots \\ c_t^{(n)} \end{bmatrix}, \quad G_t = I, \quad W_t = \begin{bmatrix} w^{(a)} & & & \\ & w^{(1)} & & \\ & & \dots & \\ & & & w^{(n)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$f_t^T = [1 \quad s_t^{(1)} \quad \dots \quad s_t^{(n)}] \quad (9)$$

式(8)で  $I$  は単位行列であり、 $W_t$  は対角行列である。

## 4. 検証

提案法を実装し、RRI の欠損補完で従来から用いられてきたスプライン補間より精度がよく欠損を補完できるか検証した。また、特徴量選定の個人適用をした提案法と特徴量選定せず全ての呼吸の特徴量を用いた手法を比較した。これにより、呼吸を用いることの優位性、また特徴量選定の個人適用の必要性を評価した。さらに、呼吸の特徴量を用い動的な線形回帰モデルで補完する提案法に対し、静的な線形回帰モデルで補完した場合とも比較した。式(1)、(2)のラグ次数  $p$  は被験者ごとに AIC(Akaike's Information Criterion)が最小となる次数を求めて用い、式(6)の  $W_t$  と式

(7)の  $V_t$  はデータから最尤推定で求めた値とした。

## 4.1 実験設定

### 4.1.1 利用データ

実験では MITDB の fantasia-database-1.0.0[22][23]を用いた。このデータセットには 21 歳から 34 歳、68 歳から 85 歳の被験者が映画を見ている時の安静時の心電図と呼吸のデータが揃えられている。データの信頼性も高いため、ここから 10 名分のデータを用いた。

### 4.1.2 前処理

心電図のデータの前処理を図 4 に示す。まず、ノイズ除去では、バンドパスフィルターを用いて 1Hz~35Hz を抽出し、ノイズ除去をした。次に R 波の検知では、ウェーブレット変換を用いて R 波を抽出した[11]。RRI の計算では、求めた R 波と次の R 波の間隔を計算し、タコグラムを作成した。次にスプライン補間では、作成したタコグラムを 8Hz でリサンプリングした。

### 4.1.3 欠損データの作成

スプライン補間したデータの一部を欠損として除くことで欠損データを作成した。なお、評価指標として用いる自律神経バランスの LF/HF の算出は、最低 30 秒必要であるとされているため[24]、欠損時間は 30 秒とした。また、モデル作成に用いるデータは、欠損の直前の 125 秒間のデータとした。

### 4.1.4 評価指標

RRI の欠損補完の精度を以下の指標で評価した。以下では、正解値を  $z_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 、推定値を  $\hat{z}_i$  と表し、それぞれの平均値を  $\bar{z}_i$  と表す。

#### 1、相関係数

相関係数は 1 に近いほど精度が高い指標であり、以下で定義される。



図 4 前処理

Figure 4 Preprocessing

$$cor = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z}_i)(\hat{z}_i - \bar{\hat{z}}_i)}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z}_i)^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{z}_i - \bar{\hat{z}}_i)^2}} \quad (10)$$

## 2、RMSE(Root Mean Square Error)

推定の誤差評価に用いられるRMSEは値が小さいほど精度が高い指標であり、以下で定義される。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \hat{z}_i)^2} \quad (11)$$

## 3、LF/HF[24]の差の絶対値

RRI のタコグラムから算出する周波数(LF:0.04~0.15Hz, HF:0.15~0.40Hz)での LF と HF の比 (LF/HF) は、自律神経活動を捉える指標として良く用いられる。正解値の LF/HF と推定値の LF/HF の差の絶対値は、値が小さいほど精度が高い。

## 4.2 比較する手法

### 4.2.1 既存手法

既存研究でよく用いられるスプライン補間は区間毎にデータ自身を多項式で近似する手法である。本稿では、1次、2次、3次のスプライン補間を算出し、提案法との比較に用いる。区間 $[z_i, z_{i+1}]$ の3次式のスプライン補間を次に示す。

$$S_i(z) = a_i(z - z_i)^3 + b_i(z - z_i)^2 + c_i(z - z_i) + d_i \quad (12)$$

データ点から連立方程式を生成して解くことで $a_i, b_i, c_i, d_i$ を求める。

### 4.2.2 特徴量選定の個人適用

呼吸の特徴量を個人ごとに選択して活用することの有用性を検証するため、特徴量選定の個人適用をした提案法と、特徴量を選定せず全ての特徴量を用いた場合と比較する。

### 4.2.3 静的な線形回帰モデル

動的な線形回帰モデルに基づいて補完する提案法に対し、静的な線形回帰モデルを用いて補完する手法を比較する。本稿では、静的な線形回帰モデルの代表として重回帰分析を比較対象とする。

重回帰分析は、目的変数である、ある時点  $t$  の  $r_t$  をその時点の  $n$  個の説明変数、 $s_t^{(1)}, s_t^{(2)}, \dots, s_t^{(n)}$  を用いて表される次の回帰式である。

$$r_t = a + c^{(1)} s_t^{(1)} + \dots + c^{(n)} s_t^{(n)} \quad (13)$$

なお、 $c^{(1)}, c^{(2)}, \dots, c^{(n)}, a$  は時間変動しない。重回帰分析でもステップワイズ法を用いて個人ごとに呼吸の特徴量を選定した。

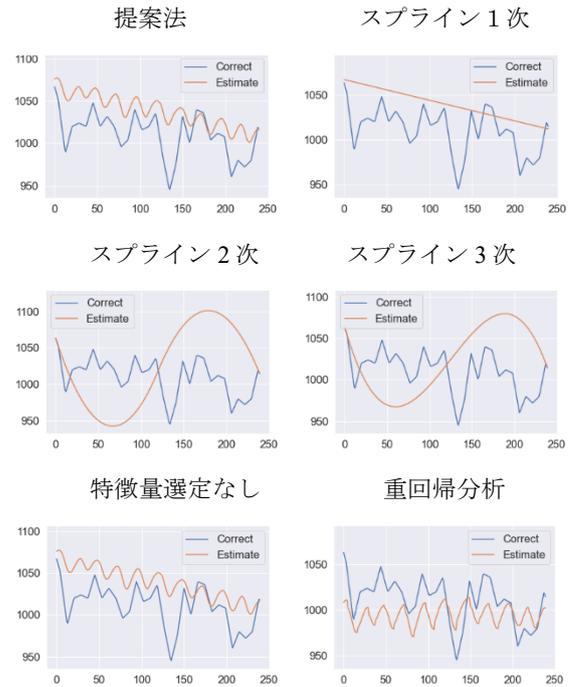


図5 被験者6の欠損範囲補完結果

Figure 5 Complement result of subject No.6

## 4.3 結果

スプライン補間(1次、2次、3次補間)との比較、また、個人ごとに特徴量を選定する場合と特徴量を選定しない場合で比較した。さらに静的な線形回帰モデルである重回帰分析を用いた手法とも比較した。

被験者10名の中で、提案法の評価指標結果が平均的であった被験者6の結果を図5に示す。青線が正解、橙線が欠損補完の結果である。呼吸の特徴量を用いる手法(提案法と重回帰分析(MLR))では正しい心拍変動に沿って補完できていた。一方で、従来用いられているスプライン補間では、心拍変動の波を捉えることは出来なかった。

全ての被験者に対する評価結果を図6に示す。縦軸に各評価指標、横軸に各手法の結果を示す。なお、RMSEとLF/HFは評価値が広範囲であったため、常用対数をとった値を示している。相関係数では呼吸の特徴量を用いた手法の精度が高く、既存のスプライン補間よりも相関が高かった。また、特徴量を選定しない場合に比べ、提案法では相関係数指標での最小値が大きくなっており、一部のデータにおいて精度が上昇した。Log(RMSE)では、2次、3次のスプライン補間(spline2, spline3)の精度が突出して低かった。また、相関係数と同様に特徴量を選定しない場合に比べ、提案法では一部のデータにおいて精度が上昇した。Log(LF/HF)では、スプライン補間では精度が悪かったが、相関係数と同様に呼吸特徴量を用いる手法の精度が高かった。

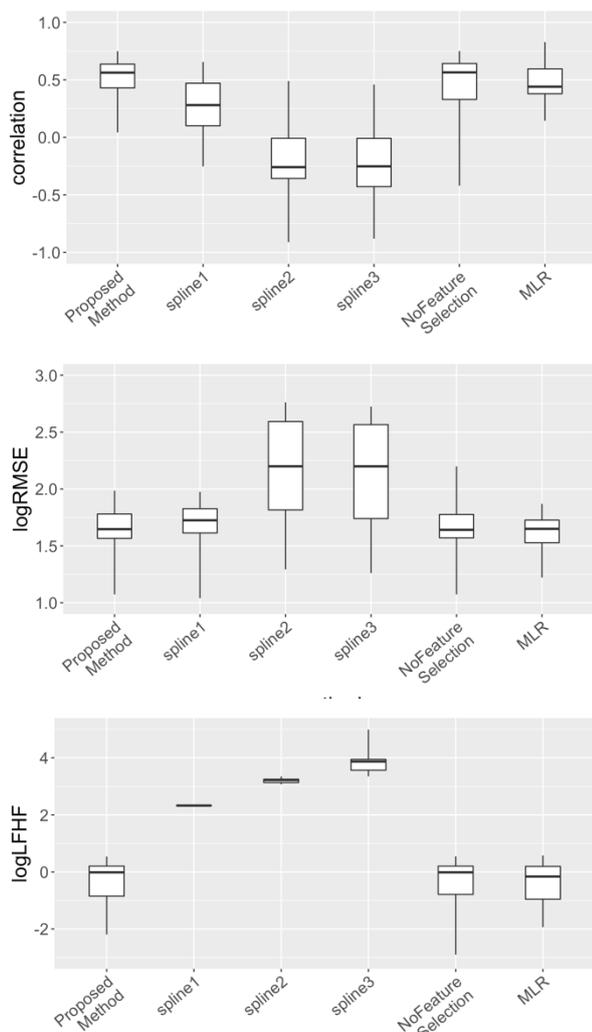


図 6 結果  
Figure 6 Result

#### 4.4 考察

##### 4.4.1 呼吸特徴量を用いる効果

前節の結果より、スプライン補間よりも呼吸特徴量を用いる提案法の方が高い精度を得られた。図 5 より、スプライン補間では、実際の心拍変動は表せず、線形や 2 次・3 次式での補完しかできないが、呼吸の特徴量を用いることで実際の心拍変動に追従できていた。また、図 6 から、スプライン補間よりも呼吸特徴量を用いる提案法の精度が高くなっていた。これらの結果から、RRI の補完精度を向上するために呼吸の特徴量を用いることは有用であると考えられる。

##### 4.4.2 個人に合わせた特徴量選定の効果

図 6 の結果では大きな差は見られないものの、一部の例、特に相関係数と  $\text{Log}(\text{RMSE})$  において特徴量選定により精度が高くなる傾向が見られた。個人ごとに特徴量を選定することで精度が高くなった例を表 1 に挙げる。この被験者は、特徴量選定をしないと負の相関、つまり逆位相の波形

になってしまう。特徴量選定をしない場合に比べ、相関係数、 $\text{Log}(\text{RMSE})$ 、 $\text{Log}(\text{LF}/\text{HF})$  の全ての精度が上がっており、また正の相関となっている。この被験者は特徴量選定をした結果、呼吸波形のみの適用が良く、他の特徴量も加えてしまうと精度が大きく下がった。このように、全ての人に同じ特徴量を適用すると、一部の人では精度が低下する場合もあることから、個人に合わせた特徴量選定は有用であると考えられる。

##### 4.4.3 静的な線形回帰モデルとの比較

重回帰分析では自律神経活動などによる時間的な変動を考慮できないものの、提案法と同等程度の高い精度を示した。重回帰分析でも精度が高かった理由として、呼吸性不整脈の影響が強く、呼気と吸気の変化が強く RRI に影響しているためと考えられる。副交感神経が強い時は RRI の変動が大きく呼吸の影響を受けやすいことが知られている [15]。実験で使用した評価データは安静状態で映像を見た際のデータであるため、副交感神経の働きが強かったと考えられる。このように副交感神経の働きが強い環境では、提案法でも重回帰分析でも精度が高い結果となった。他方、交感神経の働きが強い場合は RRI の変動が小さくなり、呼吸と RRI の相関は弱まるため呼気と吸気の変化だけでは読み取りにくくなる。実験結果のうち交感神経の働きが比較的強いデータに着目して考察するため、全被験者の正解の LF/HF の平均が 1.6 であった中から LF/HF が 3 以上の 2 名に対する結果を表 2 に示す。2 名ともに相関係数と  $\text{Log}(\text{RMSE})$ 、そして例 2 の  $\text{Log}(\text{LF}/\text{HF})$  において提案法の精度が高くなっていた。このような交感神経の働きが強い環境下では RRI の時間的な変動を反映できる提案法が適用されていることが示唆される。今後は、RRI の時間的な変動を反映して補完する効果を本稿で用いた安静時のデータに加えて、様々な状況下で評価していく。

表 1 特徴量選定により精度が良くなった例

Table 1 Example of improved accuracy by features selection

特徴選定	あり	なし
相関係数	0.47	-0.42
$\text{Log}(\text{RMSE})$	1.98	2.20
$\text{Log}(\text{LF}/\text{HF})$	-0.40	-0.16

表 2 LF/HF が高い被験者 2 名分の結果

Table 2 Result of two subjects with high values of LF/HF

手法	例 1		例 2	
	提案	重回帰	提案	重回帰
相関係数	0.29	0.14	0.59	0.31
$\text{Log}(\text{RMSE})$	1.64	1.75	1.63	1.67
$\text{Log}(\text{LF}/\text{HF})$	0.43	0.36	0.54	0.58

## 5. まとめ

本稿では、呼吸の特徴量を用いたRRIの欠損の補完手法を提案した。生体情報であるRRIは個人の影響を受けるため、呼吸の特徴量（呼吸の波形、呼吸の時間、呼吸の振幅）を個人に合わせて選定した。また、自律神経の働きなどによるRRIの時間的な変動を考慮するため、動的な線形回帰モデルを用いてRRIの欠損補完を実現した。

従来から用いられてきたスプライン補間と比較し、相関係数、RMSE、LF/HFの評価から呼吸特徴量がRRIの欠損補完に有効であることを確認した。また、個人ごとの特徴量選定により精度が大きく向上する例があり、呼吸の特徴量を個人ごとに選定して用いることの効果を確認した。さらに、自律神経活動などの時間的な変動を考慮すると、交換神経の働きが強い場合には提案法が適していることが示唆された。検証で用いた安静状態のデータに加えて、今後はさまざまな状況下での評価によりRRIの時間的な変動を反映することの有用性を示していきたい。

## 謝辞

本研究の一部は文部科学省科研費（No.18K11436）の補助による。

## 参考文献

- [1] 板生 清, 駒澤 真人,: ウェアラブルデバイスの応用と近未来の展開, エレクトロニクス実装学会誌 vol. 18 No. 6 p. 384-389 (2015)
- [2] 津村 徳道,: RGBカメラにより撮影された動画像に基づく非接触心拍計測による情動工学とその応用, オレオサイエンス, vol. 21, No.5, p. 159-166 (2021)
- [3] 香川 正幸, 吉田 悠鳥, 鈴木 哲, 栗田 明, 松井 岳巳,: 2つのマイクロ波レーダーを用いた就寝時高齢者見守りシステム—呼吸・心拍の非接触計測における体動対策—, 医療情報学, vol.30, No. 2, p. 85-94 (2010)
- [4] 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, vol. 45, No. 3, p. 216-224 (2007)
- [5] Ahyoung Choi, Hangsik Shin,: Quantitative Analysis of the Effect of an Ectopic Beat on the Heart Rate Variability in the Resting Condition, Front Physiol, vol.9, No.922, p.1-10 (2018)
- [6] Marek Malik,: Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use, Circulation, vol.93, No.5, p.1043-1065 (1996)
- [7] 石川 正俊,: センサフュージョンシステム—感覚情報の統合メカニズム—, 日本ロボット学会誌, vol. 6, No. 3, p. 251-255 (1988)
- [8] L. Tarassenko, L. Mason, N. Townsend,: Multi-sensor fusion for robust computation of breathing rate, Electronics Letters, vol. 38, No. 22, p.1314-1316 (2002)
- [9] Ke Lu, Liyun Yang, Fernando Seoane, Farhad Abtahi, Mikael Forsman, Kaj Lindcrantz,: Fusion of Heart Rate, Respiration and Motion Measurements from a Wearable Sensor System to Enhance Energy Expenditure Estimation, Sensors (Basel), vol. 18, No. 9 (2018)
- [10] Gabriel Borges, Valner Brusamarello,: Sensor fusion methods for reducing false alarms in heart rate monitoring. Journal

- of Clinical Monitoring and Computing, vol.30, p. 859-867 (2016)
- [11] Santanu Kumar Sahoo, Asit Kumar Subudhi, Bhupen Kanungo, Sukant Kumar Sabut,: Feature extraction of ECG signal based on wavelet transform for arrhythmia detection, International Conference on Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization (EESCO), p.1-5 (2015)
- [12] Naregalkar Akshay, Naga Ananda Vamsee Jonnabhotla, Nikita Sadam, Naga Deepthi Yeddanapudi,: ECG noise removal and QRS complex detection using UWT, International Conference on Electronics and Information Engineering, pp. 438-442 (2010)
- [13] G. Vijaya, Vinod Kumar, H. K. Verma,: ANN-based QRS-complex analysis of ECG, Journal of Medical Engineering & Technology, Vol. 22, No. 4, p.160-167 (1998)
- [14] Shintaro IZUMI, Masanao NAKANO, Ken YAMASHITA, Yozaburo NAKAI, Hiroshi KAWAGUCHI, Masahiko YOSHIMOTO, Noise Tolerant Heart Rate Extraction Algorithm Using Short-Term Autocorrelation for Wearable Healthcare Systems, IEICE Transactions on Information and Systems, vol. E98.D, No. 5, p. 1095-1103 (2015)
- [15] 松村 雄一, 栗田 裕, 西小路 拓也,: 心拍の呼吸性変動を用いた機械操作時の一過性ストレスのオンライン推定法 (仰臥位での暗算課題を用いた推定精度の検証), 日本機械学会論文集 (C編), vol.70, No.689, p.200-206 (2004)
- [16] 岩月 宏泰, 生田 泰敏,: 深呼吸負荷時における心電図 R-R 間隔の変動についての検討, 理学療法科学, vol. 15, No. 1, p. 9-12 (2000)
- [17] 早川 順一郎, 岡田 暁宣, 安間 文彦,: 心拍のゆらぎ: そのメカニズムと意義, 人工臓器, vol. 25, No. 5, p. 870-880 (1996)
- [18] Qinghua Chang, Renguang Liua, Changjun Li, Zhongyuan Shen, Effects of slow breathing rate on blood pressure and heart rate variabilities, International Journal of Cardiology, vol. 185, p. 52-54 (2015)
- [19] Kim E. Barrett, Susan M. Barman, Scott Boitano, Heddwen Brooks,: Ganong's Review of Medical Physiology 24th Edition. McGraw-Hill Medical (2021)
- [20] 北川 薫,: 健康運動プログラムの基礎: 陸上運動と水中運動からの科学的アプローチ, 市村出版 (2005)
- [21] 村瀬 順子, 川崎 達也, 平松 利枝子, 杉原 洋樹, 東山 孝二,: 心拍数の性差に対する自律神経活動の関与, 心電図, vol. 25, No. 4, p. 259-264 (2005)
- [22] Iyengar N, Peng C-K, Morin R, Goldberger AL, Lipsitz LA,: Age-related alterations in the fractal scaling of cardiac interbeat interval dynamics, Am J Physiol, vol.271, p.1078-1084. (1996)
- [23] A L Goldberger, L A Amaral, L Glass, J M Hausdorff, P C Ivanov, R G Mark, J E Mietus, G B Moody, C K Peng, H E Stanley, PhysioBank, PhysioToolkit, PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. Circulation [Online], vol.101, No.23, p. e215-e220 (2000)
- [24] 中川 千鶴,: 特集 人間工学のための計測手法 第4部: 生体電気現象その他の計測と解析 (5) —自律神経系指標の計測と解析—, 人間工学, vol. 52, No.1, p.6-12 (2016)