

呼吸の特徴量を用いた心拍間隔の欠損補完

野村 涼子^{1,a)} 吉田 哲也¹

受付日 2021年11月18日, 再受付日 2022年1月9日,
採録日 2022年1月18日

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, データ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。さらに, データごとに呼吸の特徴量を選定することや時間的な変動を考慮することの効果を検証した。

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^{1,a)} TETSUYA YOSHIDA¹

Received: November 18, 2021, Revised: January 9, 2022,
Accepted: January 18, 2022

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 selects of respiration features according to each data. We verified in comparison with the conventional method of spline interpolation. Furthermore, we verified the effect of selecting of respiration features according to each data and the effect of consideration of variation with time.

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った。たとえば, 呼吸や心拍の計測による高齢者の見守り [3] や, 心拍の間隔 (RRI) の高周波成分を用いて副交感神経の働きを評価する [4] こと, 心拍や呼吸を用いた睡眠状態の検知 [5], [6] 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。たとえば, 心拍数の計算など用途の多い RRI は体動による電極のずれやアーチファクトなど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 から求められる心拍数などの指標の信頼性が下がる。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とられている [7], [8], [9]. 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。補間により異なった RRI を用いて周波

¹ 奈良女子大学
Nara Women's University, Nara 630-8506, Japan
^{a)} uar_nomura@cc.nara-wu.ac.jp

数解析をし、自律神経指標を求めると、本来の正確な指標値と大きくずれる可能性があることが報告されている [10]. そのため、精度の高い欠損補完が必要である.

様々なウェアラブルデバイスが開発され、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フュージョン [11] 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、たとえば、呼吸数を心電図により推定する手法 [12], [13] 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 [14] 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 [15], [16] 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.

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. 生体情報である RRI は個人やそのときの状況の影響を受けるため、呼吸の特徴量をデータに合わせて選定しながら活用する. また、自律神経の働きなどによる時間的な変動を考慮するため動的な線形回帰モデルに基づいて RRI の欠損補完を実現する.

2 章では、RRI の欠損処理について述べ、3 章では提案法を述べる. 4 章では、検証の方法や結果について示し、5 章でまとめとする.

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. しかし、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、その間のデータは欠損となる. この問題に対処するため、① R 波の検出の精度向上、② RRI の異常値検知、③ 欠損した RRI の補完の対策が必要となる.

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 [17], [18] 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 [19] 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

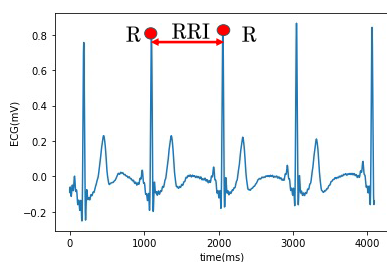


図 1 RRI の算出

Fig. 1 Calculation of RRI's.

主流とされており、たとえば RRI が 250 ms~1,500 ms [20] 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 [7], [8], [9] である. スプライン補間を用いた欠損補完は、計算量も少なく簡易的に用いることができる. しかし、前述したとおり、欠損の時間が長くなれば、補完する期間が長くなり、実際のデータとはまったく異なるデータでの補完となってしまう. そのため、センサフュージョンの考え方に沿って心拍数を血圧や血流量を用いて補う方法 [15], [16] も提案されている.

3. 提案法

本稿では、心拍間隔 (RRI) のデータに加えて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取得できる状況において、欠損した RRI 時系列データをセンサフュージョンの考え方を取り入れて補完することを目指す.

3.1 呼吸の特徴量の利用

呼吸は心拍変動の 1 つの大きな要因といわれている [21], [22]. 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 [21], [22] 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 [23], [24], [25].

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. たとえば、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 250 ms~1,500 ms [20] で変動する一方で、呼吸は毎分 12~20 回 [26]、つまり、1 回 3,000 ms~5,000 ms 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.

本稿では、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ことを提案する. 呼吸の波形を利用することで呼気と吸気をとらえることができ、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 RRI が短くなる. ま

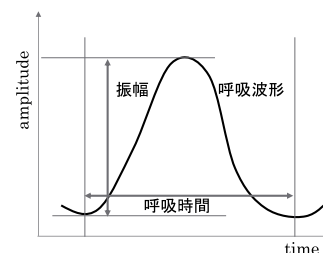


図 2 呼吸の特徴量

Fig. 2 Respiration features.

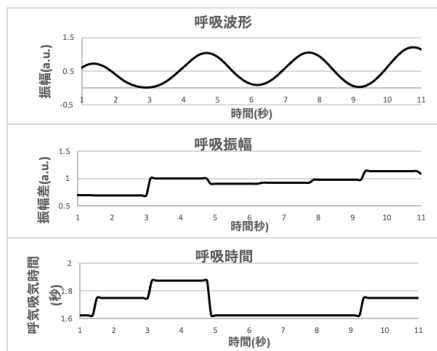


図 3 呼吸特徴量の例

Fig. 3 Example of respiration features.

た、呼吸の深度によっても心拍変動が変わるといわれている [23]. 深呼吸などの呼吸が深くなった際には RRI の変動が大きくなる [23]. 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 [24], [25]. 呼吸が遅いときは心拍の変動が大きく、呼吸が速いとき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.

呼吸特徴量の例を図 3 に示す. 呼吸振幅は、呼気期間、吸気期間のそれぞれの期間での、最小値から最大値の振幅である. 呼気吸気の単位は計測機器によって変わる可能性があるため任意単位 (a.u.) としているが、本稿で提案する RRI の欠損補完は単位には依存しない. また、呼吸時間は呼気期間、吸気期間それぞれの期間の時間である.

3.2 データに合わせた RRI 欠損補完

前節の呼吸の特徴量を用いて欠損した RRI の補完を実現する. 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し、 \mathbf{x}^T で \mathbf{x} の転置を表す.

3.2.1 アプローチ

心拍などのバイタルデータは性別や年齢など個人の影響やそのときの状況の影響が大きいことが知られている [27], [28], [29]. このような影響を考慮せずすべ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や状況によっては精度が低くなる恐れがある. このため、データに合わせて 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 4 に示す. まず、前節で述べた

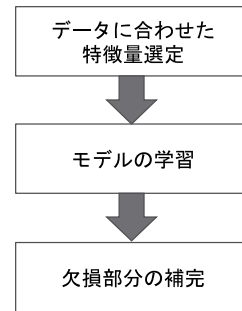


図 4 提案法

Fig. 4 The proposed method.

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データ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 は等時間間隔にリサンプリングした時刻 t における目的変数 (RRI) と説明変数 (呼吸の特徴量) である. a_i , b_i は定数であり、 e_t , e'_t はノイズ項、 p はラグ次数である. 検定で棄却されない呼吸の特徴量を選定する.

次に、選定した n 個の呼吸の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 , $c_t^{(1)}, \dots, c_t^{(n)}$, $s_t^{(1)}, \dots, s_t^{(n)}$ 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、 v_t は観測ノイズである. 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、目的変数と説明変数のデータ間の関連性を想定して、時間的な変動を考慮したモデルを作成できるため、モデルの解釈がしやすくなる.

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 \mathbf{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.

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{g}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{w}_t) \quad (4)$$

$$y_t = f(\mathbf{x}_t, v_t) \quad (5)$$

なお、 \mathbf{g} と f は任意の関数であり、 \mathbf{w}_t と v_t は攪乱項である. \mathbf{g} と f が線形関数であり、 \mathbf{w}_t と v_t が正規分布に従う場合は以下で表される.

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{G}_t \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{w}_t, \quad \mathbf{w}_t \sim N(0, \mathbf{W}_t) \quad (6)$$

$$y_t = \mathbf{f}_t^T \mathbf{x}_t + v_t, \quad v_t \sim N(0, V_t) \quad (7)$$

\mathbf{G}_t は状態遷移行列, \mathbf{f}_t^T は観測値の行ベクトル, 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.

$$\mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} a_t \\ c_t^{(1)} \\ \vdots \\ c_t^{(n)} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_t = \mathbf{I}, \quad \mathbf{W}_t = \begin{bmatrix} w^{(a)} & & & \\ & w^{(1)} & & \\ & & \dots & \\ & & & w^{(n)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{f}_t^T = \begin{bmatrix} 1 & s_t^{(1)} & \dots & s_t^{(n)} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式 (8) で \mathbf{I} は単位行列であり, \mathbf{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完より精度が良く欠損を補完できるか検証した. また, データに応じた特徴量選定をした提案法と特徴量選定せずすべ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, またデータに応じた特徴量選定の必要性を評価した. さらに, 呼吸の特徴量を用いた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. 実験では, 式 (1), (2) のラグ次数 p は被験者ごとに AIC (Akaike's Information Criterion) が最小となる次数とし, 式 (6) の \mathbf{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 [30], [31] 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とき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 20 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 5 に示す. まず, ノイズ除去では, バンドパスフィルタを用いて 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 [17]. 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. 次にスプライン補完では, 作成したタコグラムを 8Hz でリサンプリングした.

4.1.3 擬似欠損データの作成

リサンプリングしたデータの一部を欠損として除くこと

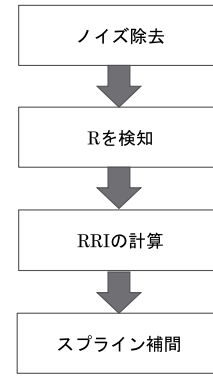


図 5 前処理

Fig. 5 Preprocessing.

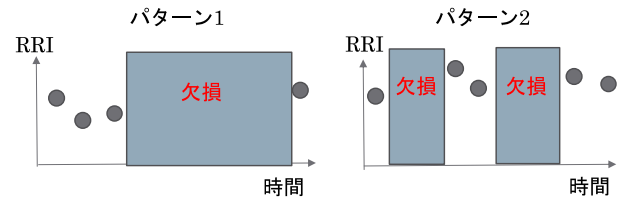


図 6 欠損のパターン

Fig. 6 Pattern of missing RR Intervals.

で欠損データを作成した. RRI の欠損パターンは大きく分けて 2 通り考えられる (図 6 参照). 1 つは長期的に欠損が継続する場合, もう 1 つは短期的な欠損が途切れて現れる場合である. 本稿では, この 2 つの欠損パターンに対するデータを作成して検証した. 欠損パターン 1 での欠損時間は 30 秒, 欠損パターン 2 では欠損 10 秒, その後 10 秒真のデータ, さらに 10 秒欠損とした. 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 , $\bar{\hat{z}}_i$ 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.

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

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.

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

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完は区間ごと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

表 1 Granger 因果性検定の特徴量選定結果

Table 1 Result of features selection using Granger causality.

呼吸波形	呼吸時間	呼吸振幅	該当者数
○			6人
○	○		5人
○	○	○	2人
○		○	7人

表 2 ステップライズ法の特徴量選定結果

Table 2 Result of features selection using stepwise.

呼吸波形	呼吸時間	呼吸振幅	該当者数
○	○		4人
○	○	○	12人
○		○	4人

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.

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

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 データに応じた特徴量選定なし

呼吸の特徴量をデータごとに選択して活用することの有効性を検証するため, データに応じた特徴量選定をする提案法と, すべての特徴量を用いた場合で比較する.

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.

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

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ライズ法を用いてデータごとに呼吸の特徴量を選定した.

4.3 結果

4.3.1 特徴量選定の結果

RRIの欠損補完において選定された呼吸の特徴量を表1, 表2に示す. 表1, 表2より, どの被験者でも, 1つ以上の呼吸特徴量は選定されており, RRIの欠損補完に呼吸特徴量を用いることは有用であると考えられる. 特に, どの

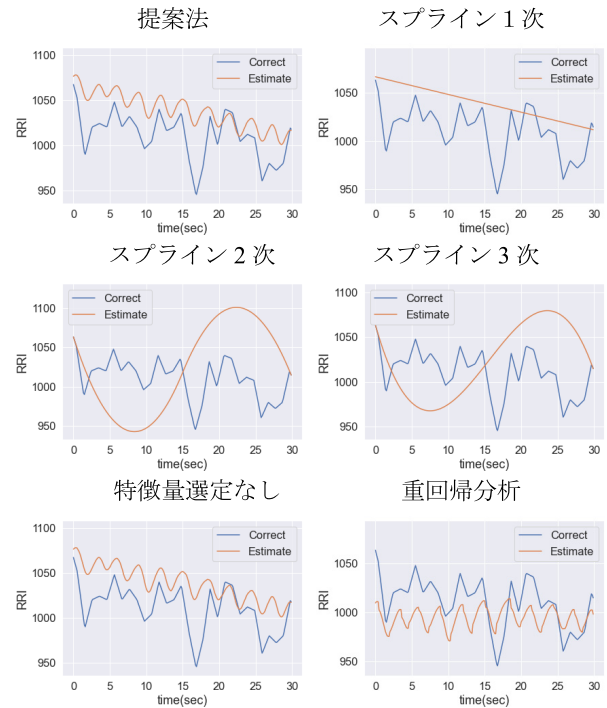


図 7 欠損パターン1の補完結果例

Fig. 7 Complement result of pattern 1.

被験者も呼吸波形が選定されており, 呼吸波形はRRIの補完に重要な特徴量であるといえる.

4.3.2 欠損パターン1の結果

スプライン補間(1次, 2次, 3次補間)との比較, また, データ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.

欠損パターン1の結果例を図7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, 心拍変動の波をとらえることはできなかった.

すべての被験者に対する評価結果を図8に示す. 縦軸は各評価指標, 横軸は各手法の結果である. なお, RMSE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, スプライン補間よりも相関が高かった. また, 特徴量選定をしない場合に比べ, 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選定をしない場合に比べ, 提案法では一部のデータにおいて精度が上昇した.

4.3.3 欠損パターン2の結果

短期的な欠損が途切れて現れる欠損パターン2の欠損補完例を図9に示す. 欠損パターン1と同様に, 呼吸の特徴量を用いる提案法では心拍変動に沿って補完できていた.

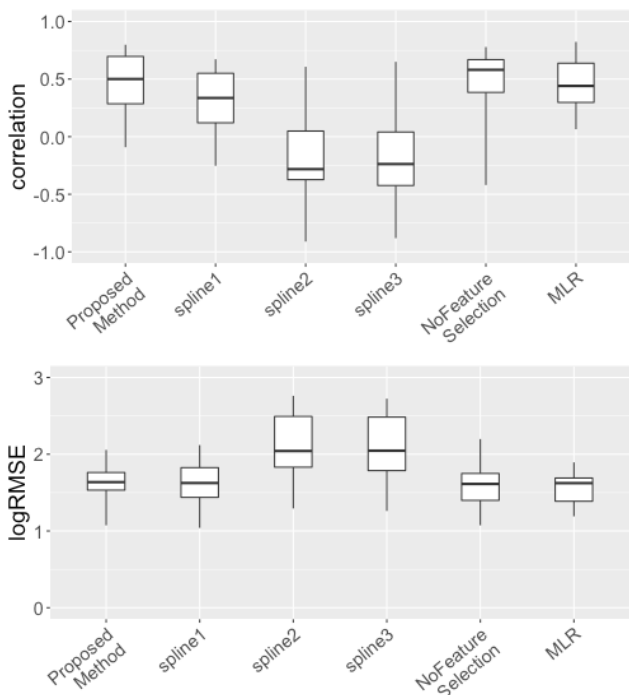


図 8 欠損パターン 1 の結果
Fig. 8 Result of pattern 1.

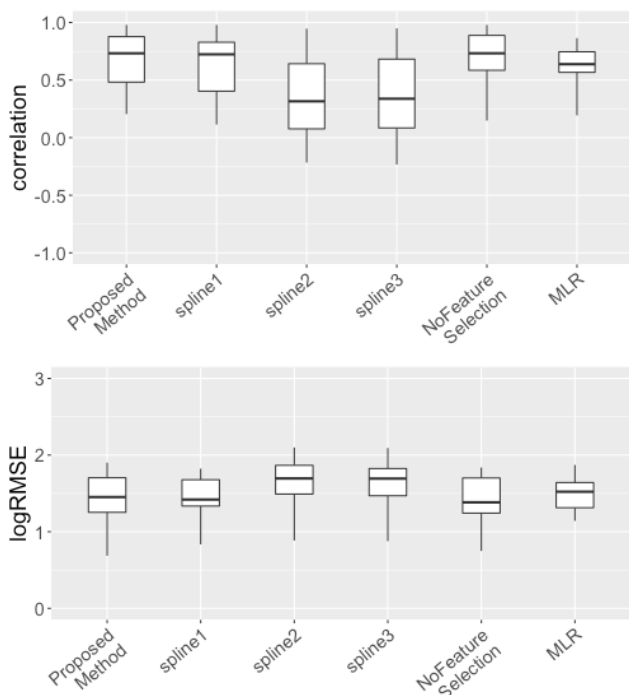


図 10 欠損パターン 2 の結果
Fig. 10 Result of pattern 2.

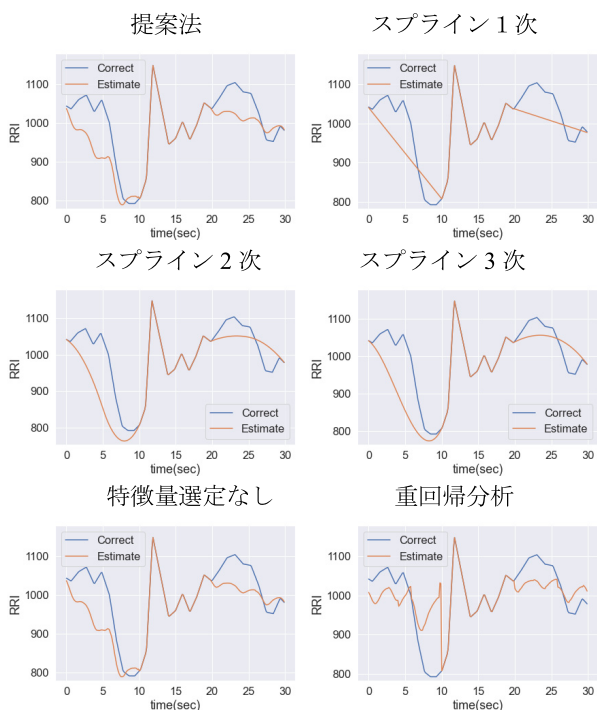


図 9 欠損パターン 2 の補完結果例
Fig. 9 Complement result of pattern 2.

他方、従来用いられているスプライン補間では、心拍変動の波をとらえることはできなかった。また、提案法では、欠損区間と正常区間の境目でも滑らかな補完ができていなのに対して、重回帰分析では欠損区間と正常区間の境目で滑らかな補完ができなかった。

すべての被験者に対する評価結果を図 10 に示す。スプ

ライン補完の特に 2 次式、3 次式では、提案法よりも精度が低かった。また、特に相関係数において、重回帰分析よりも提案法の補完精度が高いことが確認された。

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 7, 図 9 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 8 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った。他方、欠損パターン 2 の結果 (図 10) では、1 次式のスプライン補間において提案法とさほど差がない結果となったが、波形の結果 (図 9) から 1 次式のスプライン補間は線形に補間するため時間的な変動をともなう RRI の欠損補完には適さないことが分かる。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 データに合わせた特徴量選定の効果

図 8 の結果では大きな差は見られないものの、一部の例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。データ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 3 にあげる。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、特徴量選定した場合は相関係数、Log (RMSE) の精度が上がっており、また正の相関

表 3 特徴量選定により精度が良かった例

Table 3 Example of improved accuracy by features selection.

特徴選定	あり	なし
相関係数	0.47	-0.42
Log(RMSE)	1.98	2.20

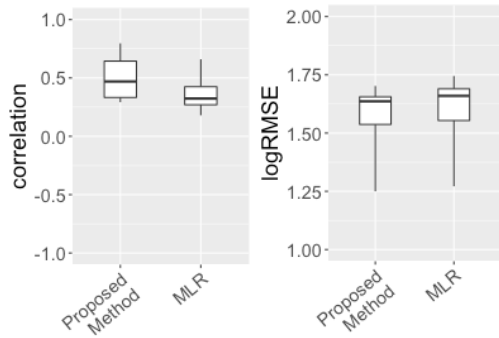


図 11 交感神経活動が優位な被験者 4 名分の結果

Fig. 11 Result of four subjects with sympathetic dominance.

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、すべ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、データ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、欠損パターン 1 の結果 (図 8) では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、呼吸性同位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。副交感神経が強いときは 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 [22]。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、心拍変動から求めた自律神経活動の交感神経が優位な 4 名 (全被験者の真の LF (Low Frequency)/HF (High Frequency) [29] の平均が 1.7 であった中で 3 以上) に対する結果を図 11 に示す。相関係数、Log (RMSE) とともに提案法の方が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していることが示唆される。

欠損パターン 2 の結果 (図 9, 図 10) より、重回帰分析

では欠損区間と正常区間の境目で滑らかな補完が出来ず、また特に相関係数の結果において重回帰分析よりも提案法の方が精度が高い傾向が確認された。このため、断続した欠損が生じる場合には時間的な変動を反映できる提案法が適し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する予定である。

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 は個人やそのときの状況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) をデータ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。

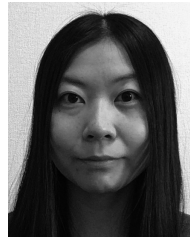
従来から用いられてきたスプライン補間と比較し、相関係数、RMSE の評価から呼吸特徴量が RRI の欠損補完に有効であることを確認した。また、データごとの特徴量選定により精度が大きく向上する例があり、呼吸の特徴量をデータごとに選定して用いることの効果を確認した。さらに、交感神経の働きが強い場合や断続的に欠損が生じる場合には静的な線形回帰モデルよりも提案法が適していることが示唆された。検証で用いた安静状態のデータに加えて、今後は様々な状況下での評価を行い、RRI の時間的な変動を反映することの有用性を示していきたい。

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。有益なご指摘を賜りました査読者の方々に深く謝意を表します。

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, pp.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, pp.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, pp.85-94 (2010).
- [4] Hayano, J. and Yuda, E.: Pitfall of assessment of autonomic function by heart rate variability, *J. Physiol. Anthropol.*, Vol.38, No.1, pp.1-8 (2019).
- [5] 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, pp.216-224 (2007).
- [6] 前田祐佳, 伊藤駿史, 関根正樹, 田村俊世: 睡眠時の無呼吸検出に向けた非接触脈拍数モニタリングの検証, 生体医工学, Vol.56, p.157 (2018).
- [7] Choi, A. and Shin, H.: Quantitative Analysis of the Effect of an Ectopic Beat on the Heart Rate Variability

- in the Resting Condition, *Front Physiol*, Vol.9, No.922, pp.1-10 (2018).
- [8] Malik, M.: Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use, *Circulation*, Vol.93, No.5, pp.1043-1065 (1996).
- [9] 長濱 澄, 大出香菜子, 宮西祐香子, 加藤一聖, 丸井朱里, 森田裕介: 映像教材における教材の難易度が生体情報に与える影響についての分析, *日本教育工学会論文誌*, Vol.43, pp.145-148 (2019).
- [10] 向井誠時, 早野順一郎: 心拍変動解析の標準化の問題, *心電図*, 日本心電学会, Vol.16, No.3, pp.217-224 (1996).
- [11] 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, pp.251-255 (1988).
- [12] Orphanidoua, C., Flemingab, S., Shaha, S.A. and Tarassenkoa, L.: Data fusion for estimating respiratory rate from a single-lead ECG, *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.8, No.1, pp.98-105 (2013).
- [13] Tarassenko, L., Mason, L. and Townsend, N.: Multi-sensor fusion for robust computation of breathing rate, *Electronics Letters*, Vol.38, No.22, pp.1314-1316 (2002).
- [14] Lu, K., Yang, L., Seoane, F., Abtahi, F., Forsman, M. and Lindcrantz, K.: 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).
- [15] Borges, G. and Brusamarello, V.: Sensor fusion methods for reducing false alarms in heart rate monitoring, *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, Vol.30, pp.859-867 (2016).
- [16] Li, Q. and Clifford, G.D.: Suppress False Arrhythmia Alarms of ICU Monitors Using Heart Rate Estimation Based on Combined Arterial Blood Pressure and Ecg Analysis, *International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, pp.2185-2187 (2008).
- [17] Sahoo, S.K., Subudhi, A.K., Kanungo, B. and Sabut, S.K.: Feature extraction of ECG signal based on wavelet transform for arrhythmia detection, *International Conference on Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization (EESCO)*, pp.1-5 (2015).
- [18] Akshay, N., Jonnabhotla, N.A.V., Sadam, N. and Yeddanapudi, N.D.: ECG noise removal and QRS complex detection using UWT, *International Conference on Electronics and Information Engineering*, pp.438-442 (2010).
- [19] Vijaya, G., Kumar, V. and Verma, H.K.: ANN-based QRS-complex analysis of ECG, *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol.22, No.4, pp.160-167 (1998).
- [20] Izumi, S., Nakano, M., Yamashita, K., Nakai, Y., Kawaguchi, H. and Yoshimoto, M.: Noise Tolerant Heart Rate Extraction Algorithm Using Short-Term Autocorrelation for Wearable Healthcare Systems, *IEICE Trans. Information and Systems*, Vol.E98-D, No.5, pp.1095-1103 (2015).
- [21] 中尾睦宏, 熊野宏昭, 久保木富房, 末松弘行, 安土光男, 高島香代子: 呼吸回数が心拍変動に与える影響について, *心身医学*, Vol.35, No.6, pp.455-462 (1995).
- [22] 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, pp.200-206 (2004).
- [23] 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, pp.9-12 (2000).
- [24] 早野順一郎, 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, pp.870-880 (1996).
- [25] Chang, Q., Liua, R., Li, C. and Shen, Z.: Effects of slow breathing rate on blood pressure and heart rate variabilities, *International Journal of Cardiology*, Vol.185, pp.52-54 (2015).
- [26] Barrett, K.E., Barman, S.M., Boitano, S. and Brooks, H.: *Ganong's Review of Medical Physiology*, 24th Edition, McGraw-Hill Medical (2021).
- [27] 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).
- [28] 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, pp.259-264 (2005).
- [29] 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, pp.6-12 (2016).
- [30] Iyengar, N., Peng, C.-K., Morin, R., Goldberger, A.L. and Lipsitz, L.A.: Age-related alterations in the fractal scaling of cardiac interbeat interval dynamics, *Am. J. Physiol.*, Vol.271, pp.1078-1084 (1996).
- [31] Goldberger, A.L., Amaral, L.A., Glass, L., Hausdorff, J.M., Ivanov, P.C., Mark, R.G., Mietus, J.E., Moody, G.B., Peng, C.K. and Stanley, H.E.: PhysioBank, PhysioToolkit, PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals, *Circulation (online)*, Vol.101, No.23, pp.e215-e220 (2000).



野村 涼子 (学生会員)

2016年奈良女子大学人間文化研究科博士前期課程情報科学専攻修了, 博士後期課程生活工学共同専攻在学中。主に生体情報工学, 人間工学等に興味を持つ。



吉田 哲也 (正会員)

1968年生。1991年東京大学工学部航空工学科卒業。1992年から1993年エジンバラ大学大学院留学。1997年東京大学大学院博士課程修了。工学博士。同年大阪大学大学院基礎工学研究科助手。2001年大阪大学産業科学研究科助手。2004年北海道大学大学院情報科学研究科助教授。2014年奈良女子大学大学院教授。主に機械学習, データマイニング等に興味を持つ。人工知能学会, 芸術科学会, 日本建築学会各会員。