

ウェアラブル心電計から計測された心拍の 周波数特徴量解析を対象とした欠損 RRI の補完手法

江口佳那[†] 青木良輔[†] 吉田和広[†] 山田智広[†]

概要: ウェアラブル心電計では, 計測異常によるアーチファクトが生じやすい. アーチファクトは R 波と誤判定されやすく, RRI の誤算出を引き起こす. 本稿では, 日常生活において正確な心拍変動解析を実現することを目標として, 計測異常によって引き起こされた誤った RRI を異常値として除外し, RRI 欠損区間を補完する手法を提案する. RRI の異常値除外では, 計測異常時に正常状態とは異なる電位が観測されることに着目し, QRS 群の電位特性に基づいて RRI の計測信頼度を評価し, 低信頼度の RRI を異常値とみなして除外する. その上で, 補完値と評価時間の二つの値によって RRI 欠損区間を評価し, RRI 欠損区間が補完値以上評価時間未満の場合のみを対象として補完を行う. 初期評価として, R 波の未検出区間によって延長した RRI を含むデータ, および異常区間を含む ECG を解析して得られたデータを対象として周波数解析を行い, 従来よりも高精度に周波数特徴量が算出できることを確認した.

Missing R-R Interval Complement Method for Heart Rate Variability Analysis in Frequency Dominant using Wearable ECG Devices

Kana EGUCHI[†] Ryosuke AOKI[†] Kazuhiro YOSHIDA[†] Tomohiro YAMADA[†]

1. はじめに

自律神経活動と心臓の活動には強い関係がある. 心電図 (ECG) で観測できる心電図波形のうち, 心筋の収縮に対応する部分は QRS 群, 隣接する二つの R 波の間隔は RRI と呼ばれ, RRI の周期的なゆらぎである心拍変動が自律神経活動を反映する[1]. 日常生活の自然な活動におけるヒトの内面状態を心拍変動解析によつて的確に把握するために, 非医療従事者でも容易に扱え, かつ日常生活を阻害しない着衣型ウェアラブル心電計が近年開発されている[2].

しかし, ウェアラブル心電計では, 体動や呼吸などの外部要因によってアーチファクトやノイズが発生するため, ECG を正常に計測することが難しい[3]. 特に, 筋電や電極移動によって生じるアーチファクトは, 周波数特性上 R 波と誤判定されやすく, RRI の誤算出を引き起こす (以降では, 誤判定された R 波を計測異常 R 波, 計測異常 R 波によって誤算出された RRI を計測異常 RRI と呼ぶ). 元来, 医療現場においては, 自律神経活動を正確に推定するために R 波ならびに RRI を正しく算出した上で心拍変動解析を行い, 正確な各種心拍特徴量を算出する必要があるとされている[1]. したがって, ウェアラブル心電計を用いた心拍変動解析についても, 計測異常の有無を問わず, 医療現場と近い精度で心拍特徴量を算出する必要がある.

この課題を解決するためには, まず計測異常 RRI を心拍変動解析の対象から除外する必要がある. 筆者らはすでに, QRS 群の電位特性に基づく RRI の計測信頼度評価と, 低信頼度 RRI の除去手法を提案し, 心拍の時間特徴量の精度向

上に有効であることを確認している[4]. 一方, $HRV_{LF/HF}$ をはじめとする周波数特徴量は, スペクトル分析のために不等間隔の RRI 時系列データを等間隔データにリサンプリングする必要があるため, 異常値除外の結果として生じる RRI の欠損区間を適切に解析しなければならない. しかし, 異常値除外によって生じる RRI の欠損区間が一定以上となる場合, リサンプリングに用いる補間関数のみでは欠損区間を近似することが困難となり, 周波数特徴量を正確に算出できなくなる恐れがある.

そこで, ウェアラブル心電計によって計測した ECG を対象として正確に心拍変動解析を行うことを目的とし, 計測異常 RRI を除外した上で, 心拍の周波数特徴量解析を可能にする RRI 欠損区間の補完手法を提案する. 本稿では, 手法[4]による RRI 異常値除外の後続処理として実施する, RRI 欠損区間の補完手法を提案する.

2. 心拍変動解析の概要

本章では, 提案手法の検討に必要な, 医療現場における一般的な心拍変動解析, ならびにウェアラブル心電計を用いた心拍変動解析について述べる.

2.1 医療現場における心拍変動解析

医療現場において行われる, 一般的な心拍変動解析の処理フローを図 1 に示す[1]. 心拍変動解析は, あらかじめ計測した ECG を対象として, 心電図波形特徴量算出, 算出特徴量評価, 心拍特徴量算出, 各種推定の四つのプロセスで行われる. なお, 心拍変動解析に用いる ECG は, 心電図波形特徴算出を正確に行うために, 医師や技師による計測状態の目視確認が行われ, 必要に応じた異常データの破棄や

[†] NTT サービスエボリューション研究所
NTT Service Evolution Laboratories

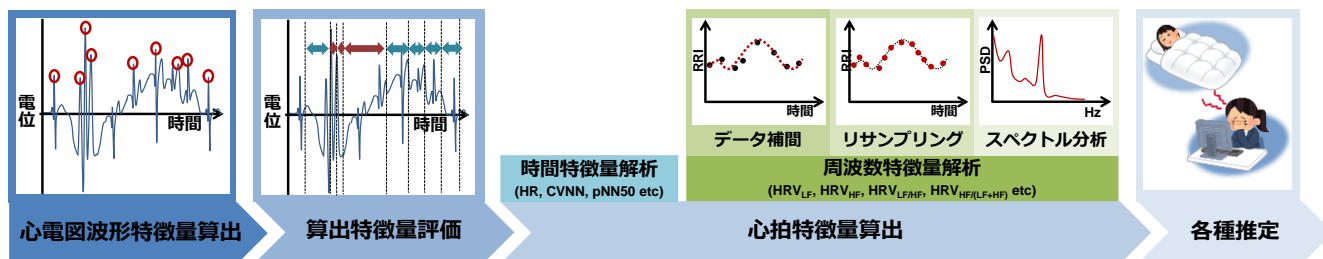


図1 一般的な心拍変動解析の処理フロー[1]

データ再計測などが行われている。したがって、基本的には正常に計測できた ECG のみが解析対象となる。

心電図波形特徴量算出では、ECG で確認される波形特徴量のうち、RRI の算出に必須である QRS 群の検出を行う。QRS 群の特性は、使用する電極や心電計によらず一定であるため、ECG の計測機器に応じて QRS 群検出アルゴリズムを変更する必要はない。QRS 群の検出後、隣接する二つの R 波の間隔である RRI の算出を行う。

算出特徴量評価では、後続処理である心拍特徴量算出で正確な特徴量を算出するため、計測異常 RRI や期外収縮をはじめとする異常値を除外する[1]。

心拍特徴量算出は、時間特徴量算出と周波数特徴量算出の二つに大別される。時間特徴量については、算出特徴量評価で異常値除外を行った RRI 時系列データを入力として算出する。一方、周波数特徴量は、RRI 時系列データに含まれる周期的な変動成分の特徴をスペクトル分析によって測定するため、異常値除外を行った RRI 時系列データをそのまま解析することができず、データ補間、リサンプリング、スペクトル計算の三つの処理を行う必要がある[1]。まず、横軸を RRI の計測時間、縦軸を計測 RRI とするタコグラムを作成する。不等間隔データである RRI をスペクトル分析するために、線形関数やスプライン関数などによる補間を行い、RRI 時系列データの連続関数を求める[1, 5]。心拍変動の微細な変化を精緻に捉えて予測することは困難であり、理想的な補間法は存在しないと言われているが、補間関数の種類の差がスペクトルのパワーに与える影響は小さいと言われている[1]。次に、補間によって求めた連続関数をリサンプリングして等間隔データを算出する。最後に、高速フーリエ変換や自己回帰モデルなどによってリサンプリングデータのスペクトル分析し、特徴量算出に必要な周波数成分のパワーを算出する。心拍変動の成分は直流成分、低周波数成分 (HRV_{LF} 成分)、高周波数成分 (HRV_{HF} 成分) からなるため[1]、スペクトル分析に先立って直流成分を除去する場合もある。また、有限長の RRI 時系列データがスペクトル分析の対象となるため、解析法によってはハミング窓やハニング窓による前処理が必要となる[1]。

各種推定では、算出した各種心拍特徴量を用いた対象動作の推定が行われる[6-8]。本処理に相当する各種アルゴリズムは、各種心拍特徴量と推定対象との関係に基づいて解

析器を構築するため、学習フェーズ、推定フェーズの両方において正確な心拍特徴量を算出する必要がある。

2.2 ウェアラブル心電計を用いた心拍変動解析

日常生活を対象として心拍変動解析を行う場合については、非医療従事者でも容易に扱え、かつ日常生活を阻害しない着衣型ウェアラブル心電計などが ECG 計測に用いられる[2, 9]。着衣型ウェアラブル心電計の場合は、医師や技師などの専門家による計測状態の目視確認を行うことが現実的に困難であることが多いため、計測異常でアーチファクトやノイズが生じた ECG も解析対象に含まれてしまう場合がある。したがって、心拍変動解析を行う際には、アーチファクトやノイズによる計測異常 RRI が解析対象に含まれる可能性があることを踏まえて、各プロセスの解析を進める必要がある。具体的には、心電図波形特徴量におけるアーチファクトやノイズへの耐性が高いアルゴリズムの採用や、算出特徴量評価における計測異常 RRI の除外に優れた手法の採用などが考えられる。

3. 関連研究

日常生活でウェアラブル心電計を用いる場合、体動や発汗などの外部要因によって計測異常が生じるため、ECG にアーチファクトやノイズが混入することが多い。したがって、心拍の時間特徴量の精度を担保するためには、高精度な R 波検出と、RRI の異常値除外の二つが重要となる。

高精度な R 波検出は、アーチファクトやノイズなどの影響を低減する手法と、R 波特性を踏まえた検出手法に大別される。前者には、加速度などの外部信号を用いたアダプティブフィルタ[10, 11]や、基線変動をはじめとする計測異常フィルタバンクを用いる手法がある[12]。これらの手法は、解析対象となる ECG の異常を低減するため、R 波検出手法を変更せずとも検出 R 波の精度向上が期待できる。後者には、R 波の周波数特性を反映した探索ウィンドウによる R 波検出[13]や、非直交ウェーブレット展開に基づく QRS 群抽出手法がある[14]。しかし、いずれのアプローチにおいても、R 波と近い周波数特性を持つアーチファクトを完全に除外することは困難である。

RRI 異常値除外は、RRI の時間長の妥当性に基づく手法[15, 16]と、ECG の計測異常性に基づく手法[4]に大別される。前者は、RRI の時間情報のみを評価対象とするため、

時間長としては妥当な範囲内に存在する計測異常 RRI を異常として検出できない。この問題点を解決するのが ECG の計測異常性に基づく RRI の異常値除外である[4]。この手法では、ウェアラブル心電計が主として健康者を対象とすること、ならびにアーチファクトやノイズが電位的な変化を引き起こすことに着目し、QRS 群の電位に基づいて R 波の計測状態を判別する。その上で、RRI を構成する二つの R 波の計測状態に基づいて RRI の計測信頼度を算出し、低信頼度の RRI を異常値として除外する。これにより、時間的には正常な範囲内に存在する計測異常 RRI を除外することが可能となり、心拍の時間特徴量の算出精度が向上することを確認している[4]。

しかし、心拍の周波数特徴量については、RRI 時系列データをスペクトル分析するため、等間隔 RRI データへのリサンプリングが必要となる[1]。補間関数として用いられる関数には線形関数やスプライン関数などがあるが[1, 5]、計測異常による ECG の未計測区間や、RRI の異常値除外によって生じる RRI の欠損区間が長くなると、いずれの関数を用いた場合においても補間関数の値が本来の RRI と乖離する恐れがある。特に、RRI の欠損区間が一定時間以上の場合にスプライン関数による補間を行うと、補間関数の値が生理的に取り得ない値となる場合もある(図 2)。このようなデータを周波数解析して得られる特徴量は、実際の心臓活動、ひいては自律神経活動を反映しているとは言い難い。したがって、ウェアラブル心電計によって計測した ECG から正確な周波数特徴量を算出するためには、補間関数を用いたリサンプリングとは別の対応が必要となる。

4. 提案手法

ウェアラブル心電計を用いて計測した ECG を対象として、心拍の周波数特徴量を正確に算出するために、補間関数を用いたリサンプリングに先立って行う欠損 RRI の補完手法を提案する。

異常値への関数発振は、欠損区間が長い場合に生じるが、補完処理を行う際に、補完値と正常に計測した RRI とが近接しすぎると、補完処理後のデータ補間・リサンプリング処理で異常値への新たな関数発振を引き起こす恐れがある。そこで本手法は、補完時間と評価時間の二つの値を用いて補完処理を行う。提案手法の処理イメージを図 3 に示す。図 3 において、塗り潰された点は正常に計測した RRI であり、青色に近いほど正常に計測された可能性が高いことを示す。赤丸(実線)は補完した値を、赤丸(点線)は欠損区間評価の結果、補完を行わなかった RRI を示す。提案手法は、補完時間ではなく、評価時間による欠損区間の評価を行い、評価時間を越える欠損時間のみを補完時間による補完処理の対象とすることで、異常値への関数発振を引き起こす、補完した値と正常に計測した RRI との近接を防ぐ。

本処理は、心拍変動解析の処理フローにおける心拍特徴

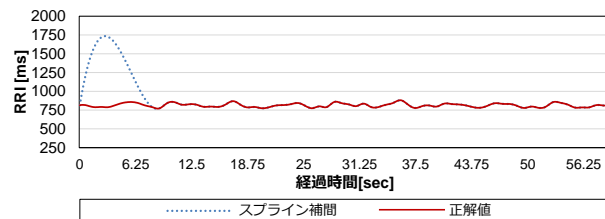


図 2 スプライン補間の値が異常値となる例

安静時 RRI の上限値[13]である 1500[ms]を越えている箇所が見られる

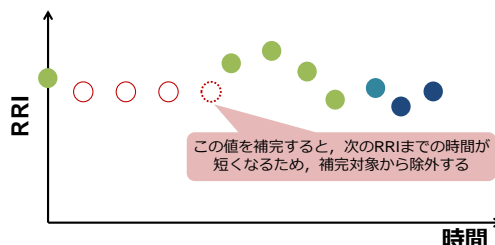


図 3 提案手法の処理イメージ

量算出の一機能として、心拍の周波数特徴量解析の各処理に先立って行う処理となる。2 章や 3 章で述べた通り、心拍変動解析の各処理には様々な手法が存在する。したがって、提案手法の評価においては、提案手法が周波数特徴量算出の各処理に与える影響を多角的に確認する必要がある。ゆえに本稿では、スペクトル分析手法を固定した上で、線形補間、スプライン補間の二つのリサンプリング手法に先立って本処理を行う場合と行わない場合の二つを対象として、算出される心拍特徴量を比較する。

5. 実験

5.1 実験概要

ECG の計測異常に起因する R 波の未検出や誤検出を異常値として除外することによって生じる、欠損 RRI のあるデータにおける提案手法の有効性を確認することを目的として、本稿では二つの実験を行う。

まず、心拍の周波数特徴量解析における提案手法の有効性を評価する。計測異常の一切生じていない RRI を解析した場合を正解とし、異常値のある RRI データを解析対象としたときの、リサンプリング後の RRI タコグラムを比較する。このとき、RRI 異常値除去後に提案手法を使用する場合と、RRI 異常値除去後に補完処理を一切行わずに補間関数によるリサンプリングを行う場合とで RRI タコグラム比較を行い、補完処理の有効性を確認する。さらに、各 RRI タコグラムから得られる心拍の周波数特徴量を比較し、周波数特徴量算出における提案手法の効果を確認する。なお、本実験では、周波数時間特徴量として、一次特徴量である HRV_{LF} 、 HRV_{HF} の対数値である $\log(HRV_{LF})$ 、 $\log(HRV_{HF})$ 、ならびに、 HRV_{LF} 、 HRV_{HF} から算出される二次特徴量である $HRV_{LF/HF}$ 、 $HRV_{HF/(LF+HF)}$ の、合計 4 種類の特徴量を対象とする(実験 1)。

次に、提案手法の活用例として、計測異常のある ECG を対象とした心拍の周波数特徴量算出における提案手法の有効性を評価する。計測異常が一切生じていない ECG から算出した心拍特徴量を正解値として、従来手法に加えて低信頼度 RRI の除去のみを行う場合と、これに加えて提案手法による補完処理を用いた解析を行う場合とで周波数特徴量を比較し、低信頼度 RRI の除去と欠損 RRI の補完が心拍の周波数特徴量算出に与える影響を明らかにする。算出する周波数特徴量は、実験 1 と同様に、 $\log(\text{HRV}_{\text{LF}})$, $\log(\text{HRV}_{\text{HF}})$, $\text{HRV}_{\text{LF}/\text{HF}}$, $\text{HRV}_{\text{HF}/(\text{LF}+\text{HF})}$ の 4 種類とする (実験 2)。

5.2 実験条件

実験 1, 2 で評価対象とするデータ、および心拍変動解析の各処理について順に述べる。なお、実験 2 の評価対象データは、心拍変動解析の前処理として行う R 波検出アルゴリズムの特性を踏まえて決定する必要があるため、先に R 波検出アルゴリズムの概要を説明した後、評価対象データ、RRI の異常値除外について述べる。

5.2.1 評価対象データ (実験 1)

提案手法の効果を確認するため、異常な RRI を含むデータを対象とする。心拍変動解析の処理フローを考慮すると、実環境で生じうる異常な RRI は、R 波の未検出に起因する延長した RRI (以降、延長 RRI) と、R 波の誤検出によって生じる計測異常 RRI の二つである。計測異常 RRI については実験 2 で詳しく検証を行うこととし、実験 1 では延長 RRI に対する提案手法の有効性を確認する。そこで、オープンデータの RRI を一部ランダムに結合し、延長 RRI を生じさせた疑似 RRI 時系列データを評価対象とする。

本実験で用いるデータについて具体的に説明する。正常な RRI 時系列データとして、mitdb[17]の ID#100 の冒頭 60 秒の RRI データを用いる。正常に計測できた RRI のみを評価対象とするため、ECG の計測時刻から最初に計測した R 波までの時間である、初回計測 RRI を評価対象から除外する。このデータを RRI の正解値 (正解 RRI データ) とする。

評価対象データは、正解 RRI データを対象として、指定時間分の RRI データをランダムに結合して生成する。このとき、1 拍目の RRI が延長 RRI となると RRI タコグラムがうまく生成できなくなってしまう恐れがあるため、2 拍目以降の RRI からランダムに対象を選択する。模式図を図 4 に示す。図 4 の黒丸は RRI を示しており、桃色で囲まれた RRI が結合対象として選出された RRI を示す。結合対象となった RRI の累積値が指定時間を超過するまで選出を繰り返し、選出した RRI の値をその直後の RRI の値に加算することで、図 4 中に赤網掛けで示す延長 RRI を作成する。なお、延長 RRI を生じさせる指定時間は、解析対象となるデータの全長に対する R 波の未検出時間の比率 (以降、未検出率) とする。たとえば、未検出率 5% の場合、データ全長である 60 秒の 5% である 3 秒分の RRI が選出対象となる。実環境における ECG 計測を鑑みると、ランダムに短めの延長

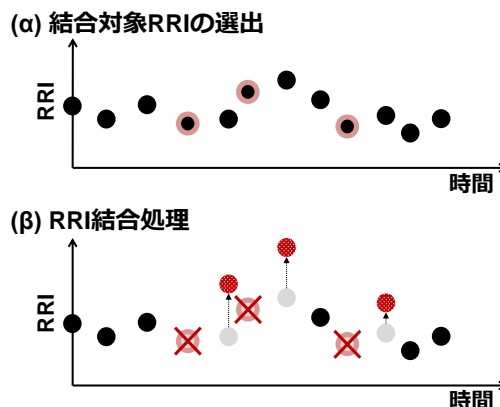


図 4 延長 RRI を含む疑似 RRI 時系列データの作成模式図

2 拍目以降の RRI から、ランダムに指定時間分の RRI を選出し、その値を直後の RRI の値に加算する。

RRI が混在する場合と、一定時間 R 波が検出できずに長い延長 RRI が発生する場合の二つが考えられる。そこで本実験では、ある未検出率に対し、長い延長 RRI が発生させた場合を 1 通り (pattern 1)、短めの延長 RRI をランダムに発生させた場合を 4 通り (pattern 2~5) の、合計 5 通りのデータを生成する。未検出率については、RRI の欠損率 12% で $\text{HRV}_{\text{LF}/\text{HF}}$ が正常の 2 倍以上に増加したとの報告[1]を参考に、5%, 10%, 15% の三種類を評価対象とする。

5.2.2 RRI 異常値除外 (実験 1)

実験 1 では、RRI を構成する R 波はすべて正しく計測されているとみなし、時間長の妥当性に基づく異常値除外のみを行う。まず、下限値 250[ms]以下、上限値 1500[ms]以上の RRI を除外し[13, 15]。残った RRI データの平均値と標準偏差を算出する。そして、平均 $\pm 3 \times$ 標準偏差の範囲に収まらないものを異常値として除外する[16]。

5.2.3 周波数特徴量解析 (実験 1, 2)

実験 1, 2 ともに、RRI 異常値除外を行い、必要に応じて RRI の補完処理を行った上でスペクトル分析を行う。異常値除外によって生じる RRI の欠損や補完の影響を確認するため、横軸を RRI の計測時刻、縦軸を RRI とした RRI タコグラムを作成し、リサンプリング間隔 8[Hz]で補間処理を行う。なお、実験 1, 2 ともに、補間関数による差異を確認するため、スプライン関数、線形関数それぞれを用いた場合で結果を比較する。

リサンプリング後のデータを対象として、解析窓幅を RRI のデータ長と同じ 60 秒に設定し、ハニング窓による前処理を行った上で、自己回帰モデルによるパワースペクトル密度を計算する[1]。自己回帰モデルの次数は、呼吸状態によらず、 HRV_{LF} ならびに HRV_{HF} 振幅の有意な変化がなくとなるとされる 16 次を設定する[1]。

5.2.4 R 波検出アルゴリズム (実験 2)

提案手法は、ウェアラブル心電計を用いる場合など、ECG 計測の過程でアーチファクトやノイズによって生じる計測

異常 RRI を異常値として除外した上で補完処理を行うことを想定している。したがって、提案手法の評価にあたっては、R 波を常に正しく検出できる正常な ECG ではなく、アーチファクトやノイズなどが生じている ECG を対象とし、これらの異常によって計測異常 R 波を検出する可能性が高い R 波検出アルゴリズムを用いて算出した RRI を評価対象とする必要がある。

そこで本実験では、R 波検出アルゴリズムのベンチマークとして多用される Pan-Tompkins の手法を用いる[18]。Pan-Tompkins の手法は、複数のフィルタを適用して移動平均を取った ECG を対象として、閾値を越えたピークを R 波として検出する。この閾値は解析対象データの値に応じて動的に変更されるが、アーチファクトやノイズなど大きな電位変化を伴う計測異常に完全に対応することは難しく、計測異常が生じている間、ならびに計測異常からの復帰時に R 波の検出精度が低下し、計測異常 R 波を検出することが多い。したがって、Pan-Tompkins の手法でアーチファクトやノイズを含む ECG を解析することで、提案手法が想定する計測異常 R 波を評価対象に含めることが可能になる。

なお、Pan-Tompkins の手法は、フィルタを適用したうえで移動平均を取った ECG を使用するため、R 波のピーク電位や QRS 電位は取得できない。また、検出 R 波の時刻は、実際の R 波計測時刻よりも遅延する。このため本実験では、Pan-Tompkins の手法で得た R 波の観測時刻から起算して、遅延時間前に観測した R 波がピーク電位となった時刻を R 波検出時刻とみなす。さらに、R 波検出時刻から起算して、0.10 秒以内に観測した極小値を S 波とみなして QRS 電位を算出した。

5.2.5 評価対象データ（実験 2）

R 波の検出精度に影響を与える要因は、計測異常の有無と ECG 計測位置（誘導）の二つに大別されるが、Pan-Tompkins の手法を用いる場合は、計測異常によって生じるアーチファクトやノイズが与える影響の方が、誘導の違いよりも大きいと考えられる。そこで、本実験では ECG の誘導を固定し、アーチファクトやノイズが心拍変動解析に与える影響をまず明らかにする。

本実験では、オープンデータの ECG に対し、アーチファクトやノイズを加算合成して生成した疑似 ECG を評価対象とする。アーチファクト、ノイズとも計測異常によって不確定的に生じるため、意図したアーチファクトあるいはノイズを含む ECG を実環境で計測することは極めて難しい。また、計測電極などに異常が発生している期間すべてにおいて、特定のアーチファクトやノイズが必ず生じるとは限らないため、アーチファクトやノイズが生じている部分のみを計測異常とみなすことはできない。本実験では、正常な ECG として mitdb[17]、アーチファクトやノイズとして nstdb[19]を用い、異常区間の ECG のみを以下の式(1)から算出される ECG に置き換える（式(1)の n は整数）。

表 1 R 波の判別結果と RRI の計測状態および信頼度[4]
左側がひとつめ、右側がふたつめの R 波の計測状態判別結果を示す。

(R : 正常計測状態, N : ノイズ, A : アーチファクト)

#	判別結果	計測状態	計測信頼度
1	R R	二つとも正常計測	1
2	R N	片方は正常計測だが、 他方はノイズ	0.8
3	N R		
4	N N	二つともノイズ	0.6
5	R A	片方は正常計測だが、 他方はアーチファクト	0.4
6	A R		
7	N A	片方はノイズだが、 他方はアーチファクト	0.2
8	A N		
9	A A	二つともアーチファクト	0

$$targetECG = ECG_{midb} + n \times irregularWave_{nstdb} \quad (1)$$

nstdb で提供される異常波形には、基線変動 (bw: baseline wander)、電極移動アーチファクト (em: electrode motion artifact)、筋電アーチファクト (ma: muscle artifact) の三種がある。本実験では、bw をノイズ、em および ma をアーチファクトとみなす。各異常が独立に発生した場合と、複数同時に発生した状態の合計 7 条件を対象とし、算出した心拍の周波数特徴量を正解 RRI データの周波数特徴量と比較することとした。

本実験で評価に用いる ECG について、具体的に説明する。正常計測状態における R 波検出が容易である ID#100 の V5 誘導 ECG の冒頭 60 秒の RRI を対象として、一部データを式(1)によって置き換えたものを評価対象データとする。今回は、Pan-Tompkins の手法が不得手とする ECG の異常特性を踏まえ、60 秒のデータのうち、30~40 秒の区間のみを式(1)による置換対象となる異常区間とした。irregularWave_{nstdb} の係数 n は 3 に設定した。なお、本実験では、ECG_{midb} と irregularWave_{nstdb} は同一サンプルナンバーで同期し、bw, em, ma とともに nstdb で「noise1」として提供されているデータを irregularWave_{nstdb} として用いた。

5.2.6 RRI 異常値除外（実験 2）

実験 2 では、アーチファクトやノイズを誤判定した R 波を含む RRI を計測異常 RRI として解析対象から除外するため、手法[4]に基づいた異常値除外を行う。

まず、異常値除外の対象となる RRI 判別に必要となる、R 波の計測状態の判別を行う。検出した R 波すべてについて QRS 群の電位（以降、QRS 電位）を算出し、QRS 電位が 4.0[mV]以上のものをアーチファクトと判定する[20]。アーチファクトと判別されなかった R 波のうち、R 波のピーク電位と QRS 電位振幅の絶対値の差分値が 1.0[mV]を超えるものをノイズと判定し、アーチファクト、ノイズいずれでもなかった R 波のみを正常計測状態とみなす。次に、RRI を構成する二つの R 波の計測状態に基づいて RRI の計測信頼度を算出する。R 波の計測状態として、アーチファクト、ノイズ、正常の三つを仮定するとき、RRI を構成する二つの R 波の組み合わせは表 1 のいずれかとなる。本手法は

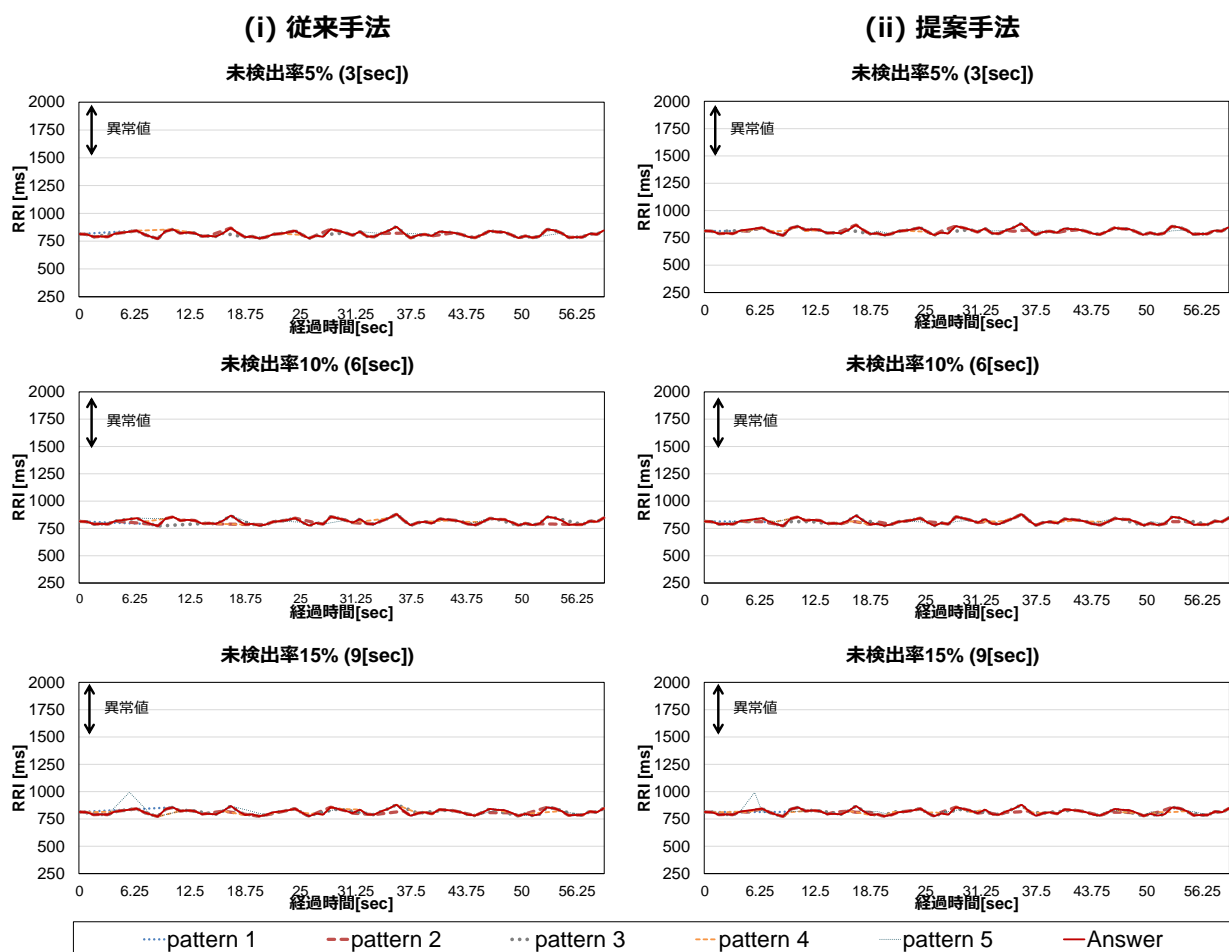


図5 従来手法および提案手法によって生成した RRI タコグラム（線形補間）

QRS 電位の振幅に基づいてアーチファクトとノイズの判別を行うことから、R 波検出アルゴリズムの種別を問わず、正常、ノイズ、アーチファクトの順に正しい R 波である可能性が低くなる。本実験では、Pan-Tompkins の手法の特性を踏まえ、計測信頼度 1 未満の RRI を計測異常 RRI として除外した。さらに、残った RRI 時系列データについて、5.2.2 に記載の時間長の妥当性に基づく異常値除外を行い、すべての異常値除外で対象とならなかった RRI のみをスペクトル分析の対象とした。

6. 実験結果

6.1 実験結果（実験 1）

5.2.1～5.2.3 にしたがって、線形関数でリサンプリングした RRI タコグラムを図 5 に、スプライン関数でリサンプリングした RRI タコグラムを図 6 に示す。従来手法によって生成した RRI タコグラムを線形補間とスプライン補間とで比較すると、未検出率 5%、10%、15%ともに、線形補間は補間値が 750～1000[ms]となり、スプライン補間よりも平均値からの乖離が少ないことがわかる。スプライン補間は R 波の未検出時間が長くなるほど補間値が大きくなり、未検出率 10%以上の一部データにおいては、本実験における

RRI の上限値 1500[ms]を超過していることがわかる。一方、提案手法によって生成した RRI タコグラムに着目すると、線形補間、スプライン補間ともに、従来手法よりも補間値の発散が小さくなっていることがわかる。特に、提案手法では、スプライン補間で生じていた異常値への補間関数の発振が生じていないことが確認できる。

次に、図 5、6 の RRI タコグラムを解析して得られた周波数特徴量を表 2、3 に示す。線形補間、スプライン補間ともに、評価対象データによる違いはあるものの、提案手法の方が正解値に近い値を算出できる傾向があることがわかる。一例として、未検出率 15%のデータを対象として、線形補間でリサンプリングした RRI タコグラムから算出した心拍の周波数特徴量を図 7 に、スプライン補間でリサンプリングした RRI タコグラムから算出したものを図 8 に示す。5.2.6 の RRI 異常値除外のみを行ったデータをスペクトル分析した結果を赤斜線、5.2.6 の RRI 異常値除外後に提案手法による欠損 RRI 補完を行った結果を青で示す。なお、図中の網掛けは、5.2.1 にしたがって作成した、延長 RRI を含むデータが評価対象となっていることを示す。表 2、3 で得られた結果と同じく、提案手法によって算出特徴量の精度が向上しており、特に、心拍特徴量を用いた各種推定アルゴ

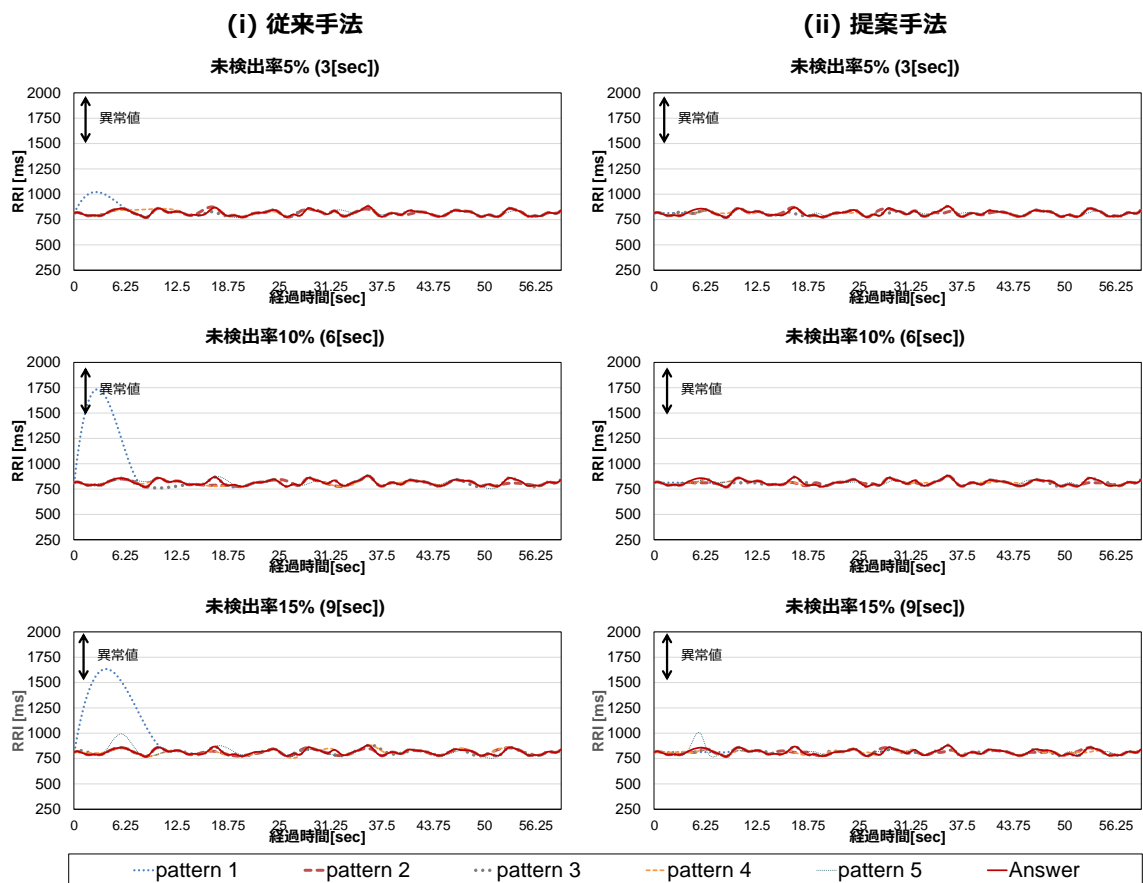


図 6 従来手法および提案手法によって生成した RRI タコグラム (スプライン補間)

表 2 欠損 RRI 補完・補間手法と特徴量 (線形補間)

各未検出率において, pattern 1~5 の RRI タコグラムを解析して得られた特徴量の平均値±標準偏差を示す.

未検出率	log(HRV _{LF})		log(HRV _{HF})		HRV _{LF/HF}		HRV _{HF/(LF+HF)}	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
0% (正解値)	3.73		4.24		0.31		0.76	
5%	3.82±0.09	3.80±0.05	4.10±0.08	4.10±0.09	0.55±0.18	0.52±0.13	0.65±0.07	0.66±0.06
10%	3.93±0.11	3.81±0.07	4.09±0.11	4.12±0.09	0.77±0.33	0.52±0.18	0.59±0.11	0.67±0.08
15%	3.92±0.14	3.70±0.12	4.06±0.13	4.07±0.12	0.84±0.43	0.48±0.22	0.57±0.13	0.69±0.10

表 3 欠損 RRI 補完・補間手法と特徴量 (スプライン補間)

各未検出率において, pattern 1~5 の RRI タコグラムを解析して得られた特徴量の平均値±標準偏差を示す.

未検出率	log(HRV _{LF})		log(HRV _{HF})		HRV _{LF/HF}		HRV _{HF/(LF+HF)}	
	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法	従来手法	提案手法
0% (正解値)	3.75		4.33		0.27		0.79	
5%	3.89±0.09	3.77±0.03	4.27±0.02	4.22±0.07	0.42±0.10	0.36±0.05	0.71±0.05	0.74±0.03
10%	4.02±0.16	3.77±0.02	4.28±0.03	4.23±0.07	0.59±0.23	0.35±0.06	0.64±0.08	0.74±0.03
15%	4.10±0.21	3.66±0.09	4.33±0.05	4.22±0.08	0.70±0.44	0.29±0.08	0.62±0.12	0.78±0.05

リズム[6-8]で用いられる $HRV_{LF/HF}$, $HRV_{HF/(LF+HF)}$ においてこの傾向が顕著であることが確認できる.

6.2 実験結果 (実験 2)

5.2.3~5.2.6 にしたがって算出した RRI データを対象として, 線形関数によるリサンプリングを行って算出した各周波数特徴量を図 9 に, スプライン関数によるリサンプリ

ングを行って算出した各周波数特徴量を図 10 に示す. 従来手法として, 5.2.6 の RRI 異常値除外のみを行ったデータをスペクトル分析した結果を赤斜線, 5.2.6 の RRI 異常値除外後に提案手法による欠損 RRI 補完を行った結果を青で示す. なお, 網掛は, 5.2.5 にしたがって作成した異常区間を含むデータが評価対象であることを示す. 線形補間, スプライ

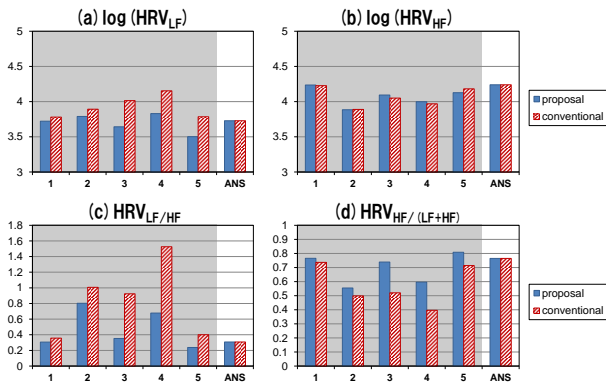


図7 欠損 RRI 補完・補間手法と特徴量（線形補間）
（未検出率 15% のデータを対象とした場合）

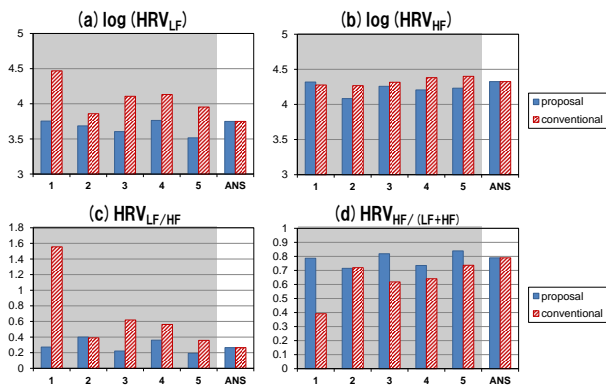


図8 欠損 RRI 補完・補間手法と特徴量（スプライン補間）
（未検出率 15% のデータを対象とした場合）

ン補間ともに、評価対象としたすべての特徴量について、提案手法による欠損 RRI の補完を行うことで、算出精度が向上することを確認した。

7. 考察

まず、実験 1 の結果について考察する。図 5, 6 の RRI タコグラムに着目すると、線形補間、スプライン補間ともに、提案手法によって平均値から逸脱した値への補間関数の発振を抑制できることがわかる。特に、従来のスプライン補間ではリサンプリング後の値が異常となるデータにおいても、すべてのリサンプリングデータを正常範囲内に収めることが可能であることから（図 6）、RRI の欠損率が高いために解析対象から除外されていたデータを解析することも可能になると考えられる。また、線形補間、スプライン補間ともに、提案手法によって欠損 RRI を補完することで、特徴量の算出精度が向上することも確認した。特に、従来手法では正解値の 2.7 倍以上の値となっていた $HRV_{LF/HF}$ を、1.7 倍程度まで改善できるため、ウェアラブル心電計から得られた心拍特徴量に基づいた状態推定を行う各種アルゴリズムには特に有効であると考えられる。しかし、一次特徴量である $\log(HRV_{HF})$ に着目すると、解析対象データによっては従来手法よりも提案手法の精度が劣る

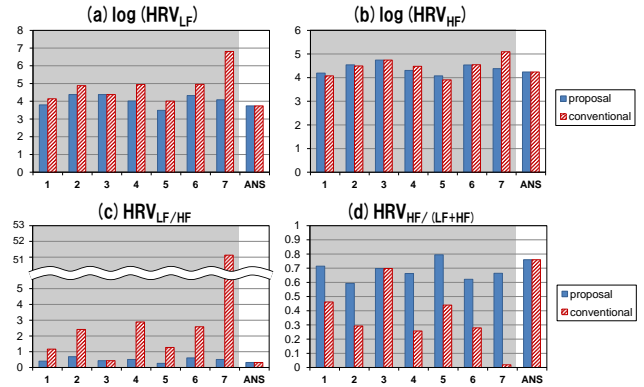


図9 欠損 RRI 補完・補間手法と特徴量（線形補間）
（1: BW, 2: EM, 3: MA, 4: BW+EM, 5: BW+MA, 6: EM+MA, 7: BW+EM+MA）

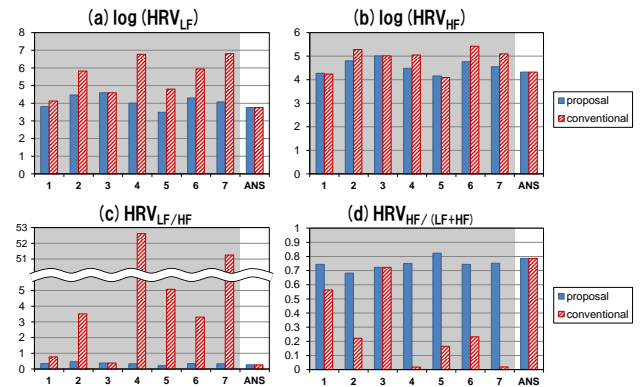


図10 欠損 RRI 補完・補間手法と特徴量（スプライン補間）
（1: BW, 2: EM, 3: MA, 4: BW+EM, 5: BW+MA, 6: EM+MA, 7: BW+EM+MA）

場合があることがわかった（図 7(b)#2, #5 および図 8(b)#2, #4）。これは、提案手法が一定の値で欠損区間を補完するために、 HRV_{HF} を過小評価してしまう場合があることを示唆している。これに関わらず、二次特徴量である $HRV_{LF/HF}$, $HRV_{HF/(LF+HF)}$ の算出精度が従来手法よりも向上しているのは、 $\log(HRV_{HF})$ の算出精度の低下よりも、 $\log(HRV_{LF})$ の算出精度の向上が相対的に大きくなるためだと考えられる。したがって、後続処理で $\log(HRV_{HF})$ を用いる可能性が高い場合には、RRI の変化に合わせて補完時間を変化させる必要があるが、 $HRV_{LF/HF}$, $HRV_{HF/(LF+HF)}$ を用いる場合は現時点の提案手法でも効果があると考えられる。

次に、実験 2 の結果について考察する。本実験で評価対象とした 4 種類の周波数特徴量については、計測異常 RRI を除外した上で欠損 RRI の補完をすることで、算出値の精度を向上できることを確認した。特に、心拍特徴量として頻回に用いられる $HRV_{LF/HF}$, $HRV_{HF/(LF+HF)}$ の算出については、異常値除外の結果として生じる RRI の欠損区間を従来の補間関数のみで処理することは困難であり、RRI の異常値除外のみでは精度向上につながらない場合があることもわかった（図 9(c)(d), 図 10(c)(d)）。以上二つの実験結果から、QRS 群の電位特性を用いて RRI の計測信頼度を評価し、低信頼度 RRI を除外した上で行う欠損 RRI の補完は、ウェ

表 4 RRI 欠損区間の処理方法の違いと特徴量（スプライン補間）

各未検出率において、pattern1~5 の RRI タコグラムを解析して得られた特徴量の平均値±標準偏差を示す。

未検出率	log(HRV _{LF})		log(HRV _{HF})		HRV _{LF/HF}		HRV _{HF/(LF+HF)}	
	切詰手法	提案手法	切詰手法	提案手法	切詰手法	提案手法	切詰手法	提案手法
0% (正解値)	3.75		4.33		0.27		0.79	
5%	3.75±0.05	3.77±0.03	4.27±0.05	4.22±0.07	0.30±0.04	0.36±0.05	0.77±0.02	0.74±0.03
10%	3.73±0.05	3.77±0.02	4.32±0.03	4.23±0.07	0.26±0.03	0.35±0.06	0.80±0.02	0.74±0.03
15%	3.61±0.12	3.66±0.09	4.31±0.05	4.22±0.08	0.21±0.06	0.29±0.08	0.83±0.04	0.78±0.05

アラブル心電計を用いた心拍変動解析に有効と考えられる。

本実験では、欠損 RRI の補完が特徴量の算出精度に与える影響に着目し、従来手法と提案手法とで算出特徴量を比較したが、ここで改めて、欠損 RRI のあるデータを解析対象とする場合における周波数特徴量解析の処理フローについて再考する。線形補間（表 2）とスプライン補間（表 3）で算出した特徴量の精度を比較すると、正解 RRI データから算出した特徴量の差異は小さいが、RRI 欠損率が増加した場合の特徴量の算出精度が異なることがわかる。従来手法で算出した log(HRV_{LF})、log(HRV_{HF})に着目すると、すべての条件において、log(HRV_{LF})は線形関数、log(HRV_{HF})はスプライン関数の方が精度よく算出できることが確認できる。これは、スプライン関数の方が高周波なゆらぎを再現しやすく、より正確な HRV_{HF}を算出できる一方、RRI 欠損率が増加するごとに補間値が平均値から逸脱した値に発振するために HRV_{LF}を過大評価してしまうことが原因であると考えられる。同様に、従来手法で算出した HRV_{LF/HF}、HRV_{HF/(LF+HF)}を比較すると、すべての条件においてスプライン補間が線形補間の精度を上回る。欠損値のある心拍変動解析においては、欠損率が増加するごとに HRV_{LF}が増加し、HRV_{HF}が減少すると指摘されているが[1]、これらの結果を踏まえると、スプライン関数による HRV_{HF}の過大評価よりも、線形関数による HRV_{HF}の過小評価が大きくなる傾向があると考えられる。従来、リサンプリングに用いる補間関数が特徴量算出に与える影響は小さく、線形関数・スプライン関数のいずれを用いてもよいとされてきたが[1]、計測異常など欠損 RRI を生じさせる可能性が高い条件下で計測を行うウェアラブル心電計を用いた心拍変動解析では、スプライン関数を用いることが望ましいと考えられる。

本実験では、心拍変動解析の定義にしたがい、横軸を RRI の計測時刻、縦軸を RRI として作成した RRI タコグラムを対象としてスペクトル分析を行ったが、現実的には、RRI の欠損区間を補完せずに切り詰め、横軸を RRI の累積時間、縦軸を RRI として作成した RRI タコグラムをスペクトル分析の対象にすることも一手段として考えられる（以降、切詰手法と呼ぶ）。そこで、欠損区間を切詰手法で処理する場合と、提案手法による補完を行う場合を対象として、算出特徴量の精度比較を行った。

まず、実験 1 のデータを対象として算出した周波数特徴

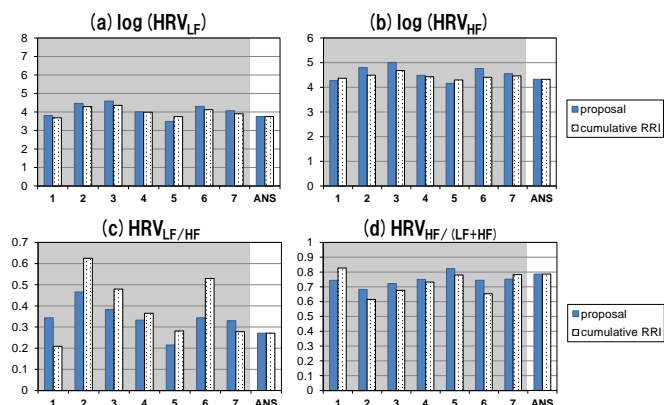


図 11 RRI 欠損区間の処理方法と特徴量（スプライン補間）

(1: BW, 2: EM, 3: MA, 4: BW+EM, 5: BW+MA, 6: EM+MA, 7: BW+EM+MA)

量を表 4 に示す。切詰手法と提案手法における HRV_{LF/HF}、HRV_{HF/(LF+HF)}の算出精度を比較すると、未検出率 5%、10% の場合においては切詰手法の精度の方が良いことがわかる。しかし、切詰手法による特徴量の算出精度は未検出率の増加に伴って低下する傾向にあり、未検出率 15%で提案手法の算出精度を下回る。これは、未検出率の増加に伴って、欠損区間を切り詰めた RRI タコグラムと、RRI の計測時刻で作成した RRI タコグラムとの差が大きくなり、本来とは異なる心拍のゆらぎが生じるためであると推測される。ゆえに本実験においては、未検出率 10%までは切詰手法、それ以上は提案手法を用いることが望ましいと考えられる。しかし、mitdb[17]の ID#100 は比較的心拍変動が少ない RRI データであり、変動が大きいデータでも同じ結果になるとは限らない。したがって、切詰手法と提案手法の切り替えの目安となる未検出率については、心拍変動が異なる様々な RRI データを対象として各手法を比較する必要がある。

次に、実験 2 のデータを対象として算出した周波数特徴量を図 11 に示す。黒網掛けが切詰手法の結果、青が提案手法の結果を示す。切詰手法と提案手法における二次特徴量 HRV_{LF/HF}、HRV_{HF/(LF+HF)}の算出精度を比較すると、提案手法が切詰手法を上回る場合が多いことがわかる。これは、実験 1 のデータが R 波の誤検出が一切生じていない、R 波の未検出のみが生じた状態を再現したデータであるのに対し、実験 2 のデータは R 波の未検出と誤検出の両方による計測異常 RRI が評価対象になっていることに起因すると考えられる。実験 1 と実験 2 の結果から、切詰手法は、R 波の未

検出に対してはその割合が少ない場合に限り有効だが、計測異常 RRI によって生じる誤った心拍変動の影響による精度低下が生じやすい傾向にあると推測される。したがって、R 波の未検出よりも誤検出が生じやすいウェアラブル心電計を用いた心拍変動解析については、切詰手法が不適切となる可能性が高く、提案手法による補完を行う方が望ましいと考えられる。

以上の結果から、ウェアラブル心電計で計測した ECG を対象として心拍の周波数解析を行う場合には、RRI の算出後、前処理として時間情報[15, 16]と電位情報[4]の二つに基づく RRI の異常値除外、および補完処理を行うことが望ましいと考えられる。その上で、横軸を RRI の計測時刻、縦軸を計測 RRI とする RRI タコグラムを作成し、スプライン関数を用いてリサンプリングしたデータを対象としたスペクトル分析を行うことで、従来手法（図 1）よりも高精度に心拍の周波数特徴量を算出できると期待される。なお、これはスペクトル分析に自己回帰モデルを用いることを前提とした処理フローであり、高速フーリエ変換など別の手法を用いる場合における処理フローについては別途検証を行う必要がある。

8. おわりに

計測異常が発生しうるウェアラブル心電計などのデバイスで取得した ECG を対象として、医療現場に近い精度で心拍特徴量を算出することを目的として、計測異常 RRI を除外した上で行う、RRI 欠損区間の補完手法を提案した。計測異常 RRI の除外では、計測異常時に正常状態とは異なる電位が観測されることに着目し、QRS 群の特性に基づいて R 波の計測信頼度を評価した上で RRI の計測状態を判別し、低信頼度の RRI を解析対象から除外する。その上で、補完時間と評価時間の二つの値によって RRI 欠損区間の評価および補完を行う。R 波の未検出によって延長した RRI を含むデータをスペクトル分析する場合を対象として検証を行い、提案手法による補完を行うことで、従来よりも高精度に心拍の周波数特徴量を算出できることを確認した。さらに、異常区間を含む ECG を対象として、R 波検出、RRI 算出を行った上で、RRI の異常値除外と欠損値の補完を行うことで、R 波の誤検出に起因する誤った RRI を解析対象から除外しつつ、補間関数の異常値への発振を防ぐことが可能となり、従来よりも高精度に心拍の周波数特徴量が算出できることを確認した。日常生活でウェアラブル心電計などを用いて行われる心拍の周波数解析の前処理として本提案手法を行うことで、心拍特徴量を用いる様々な推定アルゴリズムの精度向上に貢献できると考える。

参考文献

- [1] 井上博(編), 循環器疾患と自律神経機能 第2版, 医学書院, 2001.
- [2] K. Takagahara, K. Ono, N. Oda, and T. Teshigawara, “‘hitoe’ – A wearable Sensor Developed through Cross-industrial Collaboration,” NTT Technical Review, Vol.12, No.9, pp.1-5, 2014.
- [3] G. M. Friesen, T. C. Jannett, M. A. Jadallah, S. L. Yates, S. R. Quint, and H. T. Nagle, “A Comparison of Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.37, No.1, pp.85-98, 1990.
- [4] 江口佳那, 青木良輔, 吉田和広, 山田智広, “QRS 群電位特性を用いたウェアラブル心電計用の RRI 計測信頼度評価,”信学技報, Vol.116, No.412, pp.171-176, 2017.
- [5] O. Rompelman, “The Assessment of Fluctuations in Heart-rate,” in R. I. Kitney, O. Rompelman (Eds.), The Study of Heart-rate Variability, Oxford, Clarendon Press, pp.59-77, 1980.
- [6] T. Takeda, O. Mizuno, and T. Tanaka, “Time-dependent Sleep Stage Transition Model based on Heart Rate Variability,” Proc. of the 37th Annual Intl. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 2343-2346, 2015.
- [7] 武田十季, 渡辺智樹, 吉田和広, 水野理, “心拍変動を用いた時間依存睡眠段階遷移モデル,”日本データベース学会と文論文誌, Vol.14-J, Article No.16, 2016.
- [8] A. Chiba, K. Tsunoda, H. Chigira, T. Ura, O. Mizuno, and T. Tanaka, “Estimating Critical Fusion Frequency from Heart Rate Variability,” the 37th Annual Intl. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2015.
- [9] T. Ogasawara, K. Ono, N. Matsuura, M. Yamaguchi, J. Watanabe, and S. Tsukada, “Development of Applications for Wearable Electrode Embedded in Inner Shirt,” NTT Technical Review, Vol.13, No.1, pp.1-6, 2015.
- [10] D. A. Tong, K. A. Bartels, and K. S. Honeyager, “Adaptive Reduction of Motion Artifact in the Electrocardiogram,” Proc. of the Second Joint EMBS/BMES Conf., pp.1403-1404, Houston TX, USA, Oct. 2002.
- [11] M. A. D. Raya, and L. G. Sison, “Adaptive Noise Cancelling of Motion Artifact in Stress ECG Signals Using Accelerometer,” Proc. of the Second Joint EMBS/BMES Conf., pp.1756-1757, Houston TX, USA, Oct. 2002.
- [12] J. M. Leski and N. Henzel, “ECG Baseline Wander and Powerline Interference Reduction using Nonlinear Filter Bank,” Signal Processing, Vol.85, pp.781-793, 2005.
- [13] T. Fujii, M. Nakano, K. Yamashita, T. Konishi, S. Izumi, H. Kawaguchi, and M. Yoshimoto, “Noise-Tolerant QRS Detection using Template Matching with Short-term Autocorrelation,” Proc. of the 35th Annual Intl. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp.7330-7333, 2013.
- [14] 島内末廣, 江口佳那, 武田十季, 青木良輔, “非直交ウェーブレット展開に基づく心電波形の特徴分析,”信学技報, Vol.116, No.475, pp.37-42, 2017.
- [15] 佐久間大輝, 神田尚子, 吉見真聡, 吉永努, 入江英嗣, “座位状態での心拍測定を用いたリアルタイムなストレス緩和システム,”マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集, pp.1188-1195, 2013.
- [16] 横田康成, 河村洋子, 松丸直樹, 白井邦博, “心拍変動時系列変化を用いた敗血症の前駆症状モニタリング,”第54回自動制御連合講演会, pp.1258-1261, 2011.
- [17] Physionet, “The MIT-BIH Arrhythmia Database,” <<http://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>> (参照 2017-05-10).
- [18] J. Pan and W. J. Tompkins, “A Real-Time QRS Detection Algorithm,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 32, No. 3, pp. 230-236, 1985.
- [19] Physionet, “The MIT-BIH Noise Stress Test Database,” <<http://physionet.org/physiobank/database/nstdb/>> (参照 2017-05-10).
- [20] 奥出潤, これならわかる! かんたんポイント心電図 第2版, 医学書院, 2011.