

修士論文

容量結合心電計を用いた 睡眠時異常心拍検出システムの構築

城戸 孝士郎

2018 年 3 月 15 日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

城戸 孝士郎

審査委員：

金谷 重彦教授 (主指導教員)

中村 哲 教授 (副指導教員)

MD.ALTAUF-UL-AMIN 准教授 (副指導教員)

小野 直亮准教授 (副指導教員)

黄 銘助教 (副指導教員)

容量結合心電計を用いた睡眠時異常心拍検出システムの構築*

城戸 孝士郎

内容梗概

心疾患は国内の死因の第二位に位置している。検査手段としては心電図や画像診断、カテーテルを用いるものなどがある。心電図は心臓が全身に血液を送る時の収縮・拡張する際に発生する電位を測定したものである。心臓の筋肉が動く際の電位を測定するため、他の非電氣的な手段と比べ心臓と生理機能との関係が深く、また電極を貼ることで非侵襲的・容易に測定ができ、不整脈の検査に広く用いられている。心疾患の兆候は常時現れるものではなく、長期の測定が必要となるが、電極貼付による不快感等、長期の測定には問題点もある。それを睡眠時であるが解決したのが容量結合心電計である。静電容量を介して心電位を測定できるため寝具に組み込むと服を着て寝具で横になるだけで心電位を測定できる。この容量結合心電計の波形は電極を貼る心電計の波形と性質が違いため、それに対応した分類アルゴリズムが必要となる。性質の違いは主に波形の振幅で、睡眠時の姿勢によって電極が身体にあたる位置が変わり、波形の振幅が変わってしまう。しかし心電図の心臓の動く部位に対応する各波形成分の時間情報は姿勢によって変化しない。そのため姿勢の影響を受けない時間情報、相対的振幅を特徴にし、電極を貼る心電計のオープンデータでモデルを作り分類を行った。検証はオープンデータによるクロスバリデーションとシミュレータの出力波形を容量結合心電計で測定したものをオープンデータで作ったモデルで分類し行った。学習分類にはバギング決定木を使っている。分類精度 (Accuracy) はオープンデータとシミュレータで98.9%となり、容量結合心電計を用いた異常心拍検出の可能性が示唆された。

キーワード

非接触心電図, 睡眠中モニタリング, 不整脈, 自動認識

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 修士論文,

NAIST-ISMT1651042 2018 年 3 月 15 日.

The Development of a Heart Monitoring System Based on Capacitive Electrocardiogram *

Koshiro Kido

Abstract

Cardiovascular diseases (CVD) is the number 2 killer in Japan and the number 1 killer in US. The electrocardiogram (ECG) is one of the standard clinical procedures for cardiovascular diagnosis. The ECG is a noninvasive method to measure the electrical signal on skin that arise along with the mechanical contraction-and-relaxation cycle. Since the transmission of electrical signal is the underlying principle for the heart activity, the ECG bear richer physiological information than other kinds of non-electrical signal, e.g., Photoplethysmogram (PPG). However, the standard ECG measurement only lasts for a few minutes during when the abnormal heart activity may not necessarily show up. A longer monitoring period may give an overall image about the heart, but the installation of the device will become obstructive. In this thesis, we proposed to use the capacitive electrocardiogram (cECG) to monitor the heart, which measures the electrical signal generated by the heart by capacitive coupling. The major advantage of the cECG is that the electrical signal can be measured without the direct contact between skin and the electrodes. However, the projection of electrical vector to the cECG varies with the change of sleeping posture, a set of specific algorithm to process and then classify the cECG signal become necessary. Specifically, the amplitude of the ECG waveform will change as the sleeping posture changes, whereas the temporal information doesn't change accordingly. Therefore, we extracted the temporal information and the relative amplitudes of each sub waveforms inside one cardiac cycle and use them as the predictor variables to construct the classifier, whose training data was from the open database, the MIT-BIH arrhythmia database. The classifier was tested with the data from the same database through 10-fold validation as well as the data generated with ECG simulator mixed with white noise. By using the bagging tree ensemble, we built up a classifier showing 98.9% accuracy for the testing data in the database and from simulator. These results suggest the possibility to apply the cECG for abnormal heart activity monitoring.

Keywords:

Capacitive electrocardiogram, sleeping heart monitoring, arrhythmia, autonomic detection

. *Master's Thesis, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology,
NAIST-IS-MT1651042, March 15, 2018.

目次

1 序論.....	1
1.1 研究背景・目的.....	1
1.2 本論文の構成.....	3
2 心電図.....	4
2.1 心電図.....	4
2.2 心電図の基本波形とその生理的意味.....	4
2.3 心電信号誘導法.....	6
2.3.1 四肢誘導.....	6
2.3.2 標準 12 誘導.....	6
2.3.3 ホルター心電計.....	7
2.3.4 不整脈.....	7
2.4 不整脈の自動検出について.....	8
3 容量結合心電計.....	9
3.1 測定原理.....	9
3.2 測定装置.....	9
3.4 容量結合心電計と電極を貼る心電計の比較検討.....	11
4 容量結合心電計を用いた自動異常心拍検出.....	13
4.1 データの収集.....	13
4.2 全体の処理の流れ.....	13
4.3 前処理.....	15
4.3.1 フィルタによるノイズ除去.....	15
4.3.2 解析不適部分の除去.....	15
4.3.3 心拍検出.....	17
4.4 特徴抽出.....	18
4.4.1 ウェーブレット変換.....	18
4.4.2 離散ウェーブレット変換を用いた波形成分の時間座標の検出.....	20
4.4.3 時間的特徴量の抽出.....	23
4.4.4 相対的振幅情報の抽出.....	23
4.5 バギング決定木.....	23
4.5.1 CART 法.....	23
4.5.2 バギング決定木.....	24

4.6 分類・検証	24
5 結果	26
5.1 オープンデータの分類	26
5.2 シミュレータの波形の分類	27
6 考察	28
6.1 オープンデータの分類	28
6.2 シミュレータの波形の分類	28
6.3 特徴量について	28
6.4 全体に関する考察	29
7. 結論	30
謝辞	31
参考文献	32
発表リスト	34

図目次

図 1. KardiaMobile 心電計（左）及び Zio Patch 心電計（右）	1
図 2. 心臓の解剖的な構造	4
図 3. 心電図の基本波形	5
図 4. 標準 12 誘導の概略（b は参考文献[16]より引用）	7
図 5. 心電信号計測原理	9
図 6. 容量結合心電計の電極の配置	9
図 7. 心電図ベクトルと誘導の関係	10
図 8. 姿勢変更と波形の関係	11
図 9. シミュレータと容量結合心電計の接続	14
図 10. 提案手法の処理の流れ	14
図 11. ノイズ除去フィルタの周波数特性	16
図 12. 前処理の流れ	16
図 13. QRS テンプレート作成の概要	17
図 14. フィルタバンクの構成	19
図 15. Daubechies 4 のウェーブレット関数	21
図 16. 離散化した Daubechies 4 のウェーブレット関数とスケーリング関数	21
図 17. Daubechies 4 を用いたウェーブレット変換による周波数分解	21
図 18. 各波形成分のピーク検出の概要	22
図 19. バギング決定木の概要	25
図 20. シミュレータ波形のノイズの強度による精度の変遷	27
図 21. 心房細動、心室細動の心電図	29

表目次

表 1. 標準 12 誘導	6
表 2. 容量結合心電計と電極を貼る心電計の波形の時間成分における比較	12
表 3. オープンデータの分類結果	26
表 4. 各クラスへ分類されたサンプル数	26
表 5. シミュレータ波形の分類結果	27

1 序論

1.1 研究背景・目的

平成 28 年時点で、心疾患は悪性新生物について日本国内における死因の第二位となっている[1]。心疾患の検査方法には、CT や MRI を用いた画像診断や、心電図による診断、カテーテル挿入による電位、血流、血圧等の検査等があり、複数の検査を組み合わせで診断を行っている。

その中でも心電図検査は電極を貼るだけで可能な容易な侵襲的な検査である。心筋虚血や不整脈の有無等の評価ができ、様々な心疾患の兆候が現れる[2]–[4]。心電信号の計測は、心疾患における計測技術として有効に活用されており、物理振動や光学原理と異なり、心臓の拍動の根本となる活動電位が反映されることから医学的に解釈が可能である。従って心電信号の計測は、他の非電気手段に比べて、より重要な生理学情報を含んでいる。

しかし、心疾患の兆候を含む異常心拍は頻度も様々で短時間の測定では発見できない場合もあり、長時間の測定が必要になる場合もある。Barrett らの実験では、ホルターの 24 時間計測では 61 件の不整脈を検出されたのに対し、14 日の連続的なモニタリングでは 96 件を検出している[5]。また、睡眠時におけるモニタリングは、中～高リスクの不整脈検出に有用であると報告されている[6]。これらの医学的エビデンスに基づいて、多様な目的に対応した個人日常用の心電計の開発が必要である。近年では、心疾患の早期発見・早期治療のための常時の心電信号測定に関心も集まっていて、個人用心電計も開発されている[5], [7] (図 1)。

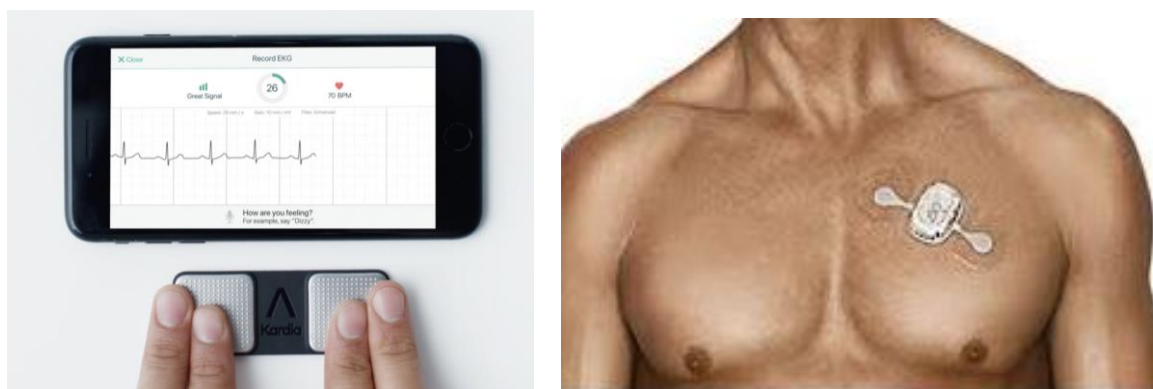


図 1. KardiaMobile 心電計（左）及び Zio Patch 心電計（右）

文献[5], [7]では、Alivecor 社の KardiaMobile 心電計や Zio Patch 心電計で長時間連続的に心電信号を取ることが確認されているが、これらのデバイスは導電性結合にもとづくため、対象者の身体に電極を貼りつける必要があり、長時間の電極貼付には対象者の生活の質（QOL）に影響を及ぼすなど、いくつかの問題がある。

具体的には、まず電極の長時間の貼付による皮膚トラブルが挙げられる。短時間の電極貼付であれば問題は発生しにくいですが、数時間から数日にわたる長時間の測定ではかぶれや皮膚アレルギーを引き起こすおそれがある。また電極の接触不良などのトラブルによって、信号収集が突然できなくなるケースも多く、測定している間に、常に電極を注意を払わなければならないため、QOL の低下につながっている。

近年、接触式の心電計測技術だけにとらわれず、他の方法で心臓状態をモニタリングする研究開発が数多く開発されてきている。Ballistocardiography (BSG) は心臓から血を動脈へ押し出す際の振動信号を記録し、生成した波形に基づいて心臓の生理状況を推定する技術である[8]。また、Photoplethysmography (PPG) は、血管中のヘモグロビンの濃度変化を反映し、生成された時系列信号を用いて、心臓の生理状態の推定ができる[8], [9]。この 2 つの方法は心臓の収縮-拡張等の周期的な活動を他の物理原理で再建し、心臓の生理状態をおおまかに分類はできるが、心電信号のように具体的な生理的・病理的な情報は欠いていて、具体的な不整脈の検出には不十分であるという懸念もある。

電極貼付による問題点を排除しつつ生理的・病理的な情報を維持しているのが容量結合心電計である。容量結合心電計は電極と皮膚間の静電容量を介して交流成分を測定する。静電容量を利用するため皮膚と電極の間に布があっても測定することができる。そのため寝具に電極を配置することで、衣服を着用し、横になるだけで心電位を測定することができる。また容量心電計は皮膚に直接電極を貼らないため、電極貼付による問題を防ぐことができ、なおかつ測定しているのは電圧であるため心電図が持つ生理的・病理的な情報も含んでいる。しかし容量結合心電計に関する研究は測定の可否、心拍間隔の識別の可否に関するような基礎研究が多く[10], [11]、心疾患に関わる異常心拍の検出に関する議論までに至っていない。Lee らは容量結合心電計で測定した心電図から RR 時間（心拍間の間隔）や心拍数等の情報を電極貼付を要する心電計と遜色なく取得できることを確認した[11]が、一般には心拍の間隔や心拍数のみで診断できる疾患は少なく、MRI 等の他の検査手段や心電図のより詳細な情報（波形各部の形態情報）を必要とする場合が多い。そのため本研究では容量結合心電計と電極を貼る心電計から測定できるデータから RR 時間、心拍数以外の特徴量情報で精度良く取り出せるものを検証し、それらの特徴で心電図を分類する。そして容量結合心電計の信号に対応した睡眠時異常心電図の自動検出手法の開発を目標とする。

1.2 本論文の構成

1 章では研究背景と目的について、2 章、3 章ではそれぞれ心電図の生理背景、容量結合心電計の計測原理及び問題点について記述する。4 章では収集した心電信号に対して信号処理及び不整脈を検出する手法について、5 章では結果について述べ、6 章、7 章ではそれぞれ考察、結論について述べる。そして最後に謝辞、参考文献を載せる。

2 心電図

2.1 心電図

心臓は全身の臓器や筋肉等に酸素を含む血液を送り、酸素および栄養成分を供給する器官である。一日中に、およそ十萬回の心拍によって、7,000 L の血液を全身に送る。心臓が血液を循環させるために周期的な心臓の収縮・拡張が必要であり、この周期的な心筋の活動による膜電位の変動が周期的な電気信号を発生させる。そこで、この微弱な電気信号を体表面にある電極等から検出・増幅し、波形として記録したものが心電図である。心電図は心臓の各部位の動きに応じて各基本波形が発生するため、心臓の働きを調べることができ、心電図検査は狭心症や心筋梗塞等の虚血性心疾患、心肥大、不整脈の心疾患の診断に寄与できる重要な検査である。

2.2 心電図の基本波形とその生理的意味

心臓の全体に順序良く電気信号が伝わる機構を心臓の刺激伝道系とよび、その刺激伝道系の興奮順序に沿って発生する電位を測定したものが心電図である（図 2）。刺激伝道系は洞結節という心臓のリズムを作る部位から始まる。洞結節から発生した電気信号はまず、右心房から左心室へ伝わり、その電気的な刺激に応じて、心房が興奮（収縮）する。心房内の電気信号の伝達は心電図の P 波で示す。

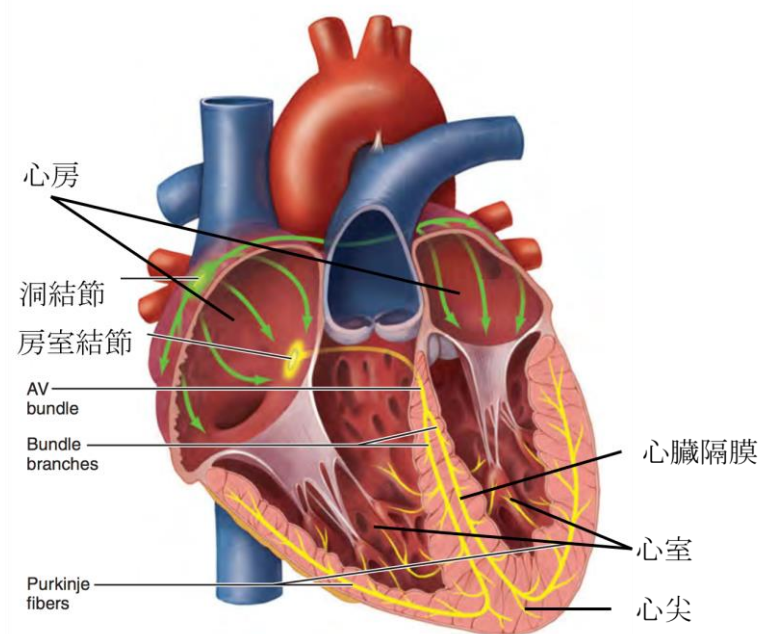


図 2. 心臓の解剖的な構造

心房を伝った電気信号は房室結節という部位につき、約 0.1 秒この部位に停留する。この短時間の停留は、心房を完全に収縮させ、心房に残る血を心室に押し出すための生理機能である。

房室結節に短時間停留したあと、その電気信号を引き続き心臓隔膜にある His bundle、AV bundle、Bundle branches 及び Purkinje fibers などの心繊維を通じて心室に伝わる。心繊維は心筋細胞より早く電気信号を伝達し、心尖部から心室が興奮（収縮）し始める。心室が収縮することで心電図の QRS 波が発生する。QRS 波のうち初めの下向きの波形を Q 波、その次の上向きの波形を R 波、R 波の次の下向きの波形を S 波と呼ぶ、それぞれの波形は、電気信号の His bundle、心尖部及び Purkinje fibers への伝達と対応している。

QRS 波の発生後、心室の興奮が冷める際に現れる緩やかな波を T 波と呼ぶ。それぞれの基本波形は図 3 に示す。

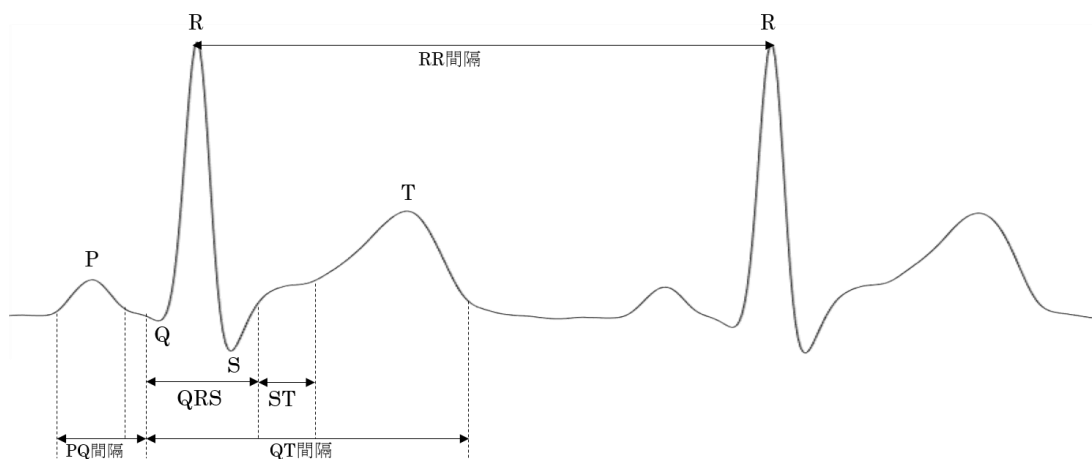


図 3. 心電図の基本波形

心電図の各波形は、下記の特徴と生理的意義を示す。

P 波：小さい上向きの波形で心房の興奮を意味する。

QRS 波：上下に振れる波で心室の興奮を示している。心室性期外収縮（PVC）等の不整脈では形状が変化する。正常の心拍では、R 波の振幅が一番高いである。

T 波：心室が興奮した後の回復の際に現れる波形である。虚血性心疾患等で特徴的な変化を起こす。

PQ 間隔：P 波始端と Q 波始端の間隔を示す。AV ブロック等の疾患では P 波と QRS の間隔が広がる。

RR 間隔：R 波と隣の R 波の間隔を指す。基本的に一定であるが、不整脈等で不規則、または突発的な変化が起こる。

ST 部分：S 波終端から T 波始端までの平坦な部分を指す。虚血性心疾患の際には上昇また低下する。

QT 時間：Q 波始端から T 波終端までの間隔を指す。血中電解質の異常により間隔は変動する。

2.3 心電信号誘導法

2.3.1 四肢誘導

四肢に電極を取り付けて心臓を伝わる電気信号を、複数の角度から測定する誘導法である。両上肢のあいだで起きた電位差をⅠ誘導、右上肢と下肢のあいだの電位差をⅡ誘導、左上肢と下肢のあいだの電位差をⅢ誘導とする（図 4 の a）。信号の取り方は、下記の標準 12 誘導より簡単であるが、心臓各部分の生理状態を反映できる。

2.3.2 標準 12 誘導

一般的に健康診断等では標準 12 誘導が用いられる。この方法は四肢に 4 つ、胸に 6 つの計 10 個の電極を貼り、12 個のチャンネル（四肢誘導 6 つ、胸部誘導 6 つ）で構成されている。この誘導法は異なる部位で電位を測定することで各部位での立体的な電気的活動を解釈できる（図 4）（表 1）。

表 1. 標準 12 誘導

	誘導名	計測電位
標準四肢誘導 (双極誘導)	I	左手右手間の電位
	II	左足右手間の電位
	III	左足左手間の電位
単極肢誘導	aVR	右手の電位
	aVL	左手の電位
	aVF	左足の電位
単極胸部誘導	V1	第 4 肋間胸骨右縁の電位
	V2	第 4 肋間胸骨左縁の電位
	V3	V2 と V4 の中間部分の電位
	V4	第 5 肋間鎖骨中線上
	V5	第 5 肋間前腋窩線上
	V6	第 5 肋間中腋窩線上

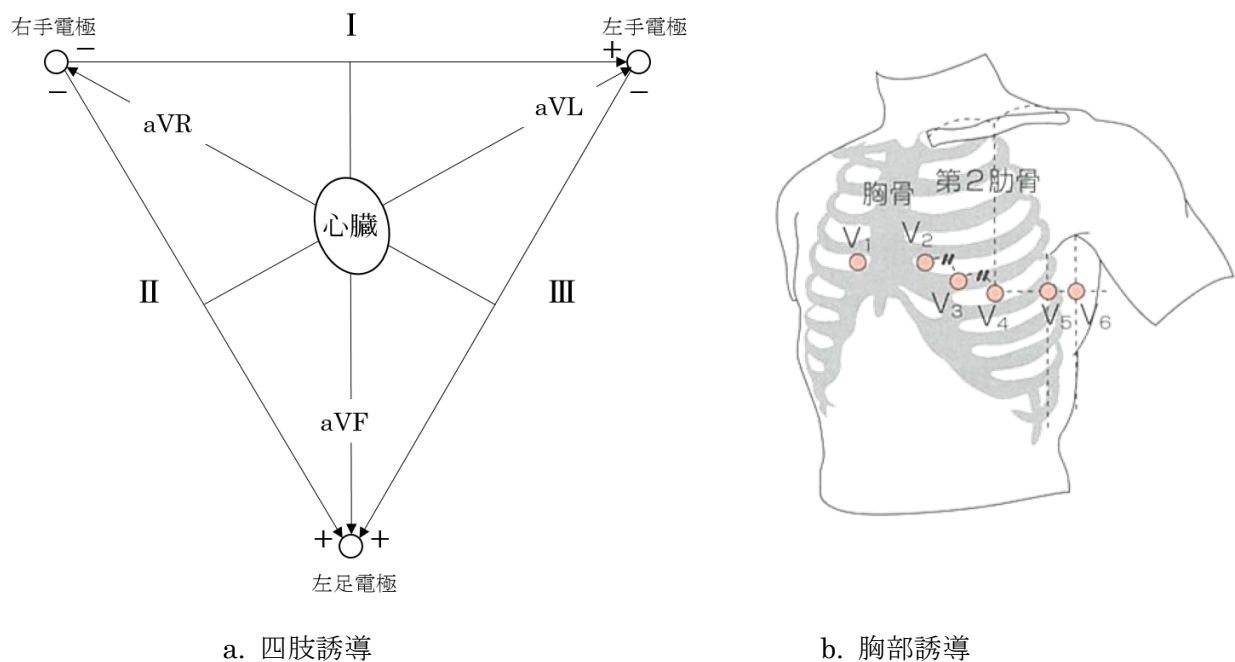


図 4. 標準 12 誘導の概略 (b は参考文献[16]より引用)

2.3.3 ホルター心電計

ホルター心電計は不整脈の検査に用いられる小型の心電計であり、一般的には 24 時間あるいは 48 時間連続的に測定を行う。基本的には、測定後に医師が診断を行うが、HR (1 分当たりの心拍数) や ST レベルの自動解析結果がトレンドとして表示され、波形と同時にしながら診断を行う。HR や ST レベルの自動解析があるとはいえ、24 時間の波形を医師が見ながら診断するのは多大な労力がかかる。

誘導法に関しては、12 誘導を測定できるものも開発されてはいるが、多くの場合アースを含めた 5 つの電極から 2 つの双極誘導を同時に記録している。誘導の種類にはいくつかあり、P 波を識別しやすい NASA 誘導や ST 変化を反映しやすい CM5 誘導等がある。

2.3.4 不整脈

正常な洞調律で発生する心拍リズム以外の異常なリズムを不整脈という。細かく分類すると、洞結節性、異所性、リエントリー性及び伝達ブロックの 4 種類がある。

洞結節性不整脈は、頻脈(100 bpm 以上)、徐脈(60 bpm 以下)はよく見られ、自律神経系の乱れと関係がある。

異所性不整脈は、本来リズムを作る洞結節ではなく、他の心臓の細胞がリズムを作り、全心臓に伝わるものである。実際、全ての心臓細胞はリズムを作る能力があるが、洞結節が一番早いので、常に心臓の周期をリードする。異所性不整脈には心房性期外収縮及び心室性期外収縮がよく見られる。

リエントリー性及び伝達ブロックでは、電気信号の伝達に問題が生じる。副伝導路(リエントリー性)であったり、伝導路がブロックされたり(伝達ブロック)することで問題が起こる。今注目されている心房細動及び、致命的な心室細動はリエントリー性不整脈に分類される。

前述のように、心電図が心臓各部分の活動を反映することでこれらの異常の兆候も表れるため、心電図測定は不整脈のモニタリングに有用となる。

2.4 不整脈の自動検出について

本研究では容量結合心電計で測定した信号から異常心電図を検出する手法を提案する。そのため、従来の心電図における異常心拍の検出手法を紹介する。Martis[12]らは離散ウェーブレット変換をもちいた分類を行っている。ウェーブレット係数を主成分分析にかけ、主成分を特徴として混合ガウス分布、サポートベクターマシン、多層パーセプトロンを用いて心拍を分類している。また Llamedo[13]らは RR 間隔やウェーブレット係数の主成分を特徴として判別分析と EM クラスタリングを併用して分類を行い、処理の各工程で専門家が介入でき、実際に心電図診断の実務の補助として使えるシステムを提案している。Rajpurkar[14]らは一般的に画像に使われる Convolutional Neural Network (CNN)を1次元の心電図に応用し心拍を分類し、心臓病の専門家のパフォーマンスを超える分類性能を示した。そして Luo[15]らは心拍にウェーブレット変換をかけ、時間と周波数、スペクトル強度で構成される画像を生成し、オートエンコーダを備えた Deep Neural Network (DNN)を適応することで心拍の分類を行っている。本研究ではこれらの先行研究と同じように教師データには公開されているデータベースのデータを用いる。しかし、容量結合心電計から測定する、通常の心電計とは異なる性質を持つ心電図を扱うため、それに合わせた特徴を選択し、学習分類を行う。次章では容量結合心電計について詳しく説明していく。

3 容量結合心電計

3.1 測定原理

容量結合心電計では寝具に組み込んだ電極と皮膚で布（衣類やシーツ等）を挟むことで容量性の結合を形成し、結合部の静電容量を介して心電位の交流成分を測定する（図 5）。静電容量を介することで衣類に導電性を持たせる必要がなく電極と皮膚の間に衣類やシーツがあっても心電位の測定が可能となる。しかし衣類や寝具等の布はコンデンサに使われる誘電材料と比べると比誘電率が低く、静電容量も小さくなってしまう。そのため結合部のインピーダンスが大きくなってしまうため、通常的心電計より入力インピーダンスを大きく設定する必要がある。また、皮膚に電極を貼りつけるわけではないため体動によって接地面積が変わりやすく体動等の影響を受けやすいため、ノイズを考慮した装置の設計、アルゴリズムの設計が必要となる。

3.2 測定装置

本研究は Ueno[10]らが開発した容量結合心電計を使用して心電位の測定を行った。電極の素材には導電性布を使用している。電極は図 6 のような配置としている。プラス極は仰臥位時に臀部の裏側に、マイナス極は肩甲骨の裏側に、アースは腰上部の裏側に位置するように配置している。またプラス極に手指が触れてしまうとプラス極とマイナス極が等電位になり心電位が検出できなくなるため、手指が触れないようにプラスの電極は逆 V の字状の形にしている。

装置はアンプ、ノイズ除去フィルタで構成されている。衣類を挟むことで増大してしまう容量結合部のインピーダンスの影響を排除するため計装アンプには公称 $1000T\Omega$ の入力インピーダンスの IC を用いている。ノイズ除去フィルタには 1 次の 1Hz ハイパスフィルタ、2 次の 40Hz フィルタ、60Hz のノッチフィルタを用いている。

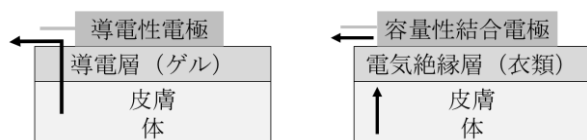


図 5. 心電信号計測原理

（左側は従来の導電性電極、右側は容量結合電極）

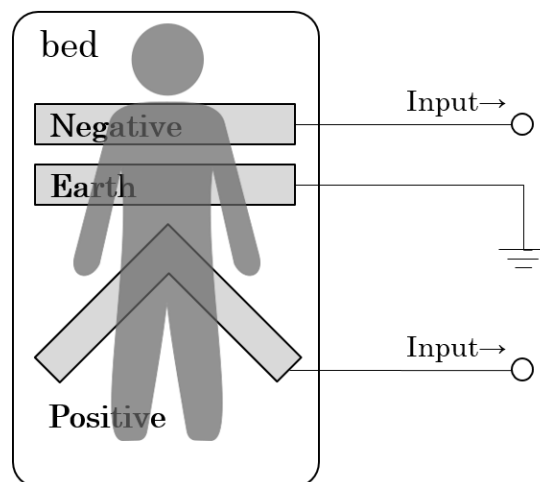


図 6. 容量結合心電計の電極の配置

3.3 容量結合心電法の問題点

容量結合心電法は非接触的な計測で、拘束のないモニタリングができる一方、フレキシブルな計測による問題もある。まず、電極を貼って測定する誘導方法と異なって、睡眠姿勢によって電極の心臓に対する相対的な配置も変化する。図 7 で示しているように、四肢誘導では、刺激伝道系のベクトルモデル（灰色の矢印）が正三角形の各辺へ投影（黒い矢印）し、第Ⅰ～Ⅲ誘導で電気信号を計測する。一方、容量性結合では、姿勢の変更とともに、誘導部位の変化があり投影ベクトルの長さが変化していることがわかる、さらに心拍中においても、特定の波形成分の変形も引き起こす。

想定している睡眠時の姿勢としては仰臥位、右側臥位、左側臥位等があるが、右側臥位の場合、電極はプラス極が右肩、マイナス極が右足に位置し第Ⅱ誘導に近い誘導となる

（図 7 の b）。左側臥位ではプラス極が左肩、マイナス極が左足に位置し第Ⅲ誘導と等価になる（図 7 の b）。このように容量結合心電計は姿勢に応じて変化している心電ベクトルの射影を計測していく装置と考えることもでき、四肢誘導心電計では誘導が変わると波形も変わるため、図 8 のように姿勢によって容量結合心電計の波形の振幅は変化する。最も顕著に変化するのは T 波である。

図 7 の射影部分（黒い矢印）に着目すると右側臥位の T 波の振幅が最も大きくなり、左側臥位の T 波の振幅が最も小さくなっていて、図 8 の T 波の振幅に違いに現れている。このように容量結合心電計は姿勢によって波形が変化する従来と異なる心電信号であり、それに適した自動解析手法の開発が必要となる。さらに、前章に説明したように、各波形の時間間隔は有意な生理情報が含まれているので、次項で実際に電極を貼る心電計と容量結合心電計の波形の違いの検証を行う。

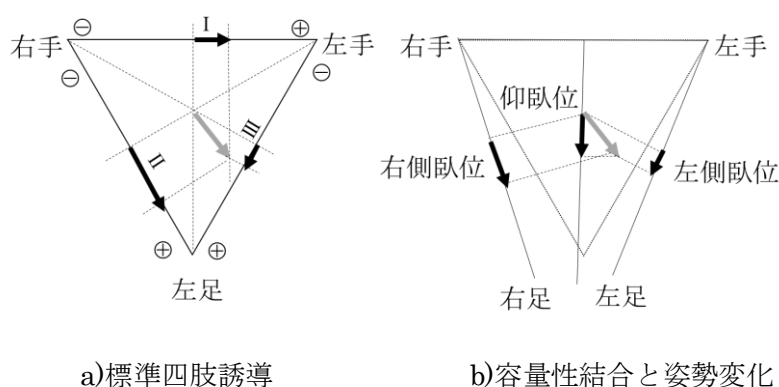


図 7. 心電図ベクトルと誘導の関係

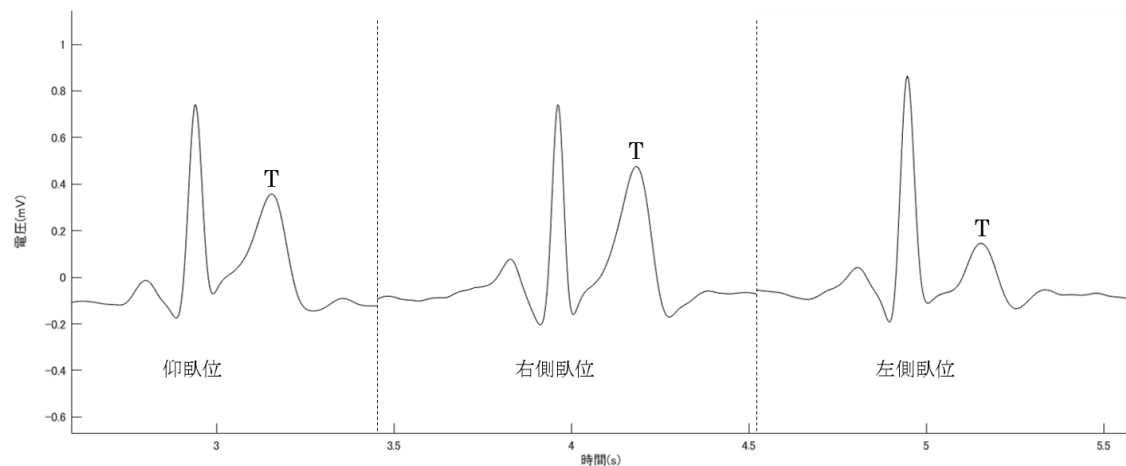


図 8. 姿勢変更と波形の関係

3.4 容量結合心電計と電極を貼る心電計の比較検討

本項では後の処理をするにあたって、容量結合心電計と電極を貼る心電計の比較を行う。比較対象としては携帯心電図 PC-80B（パシフィックメディコ株式会社製造）を用いる。従来の心電図の自動解析手法では波形の形態情報と時間情報を用いているが、形態情報に関しては前項の通り、姿勢によって振幅が変動する影響で従来の手法をそのまま適応することは難しい。そのため本項では容量結合心電計の波形の時間情報の部分の検証を行う。心疾患の中には RR 間隔が変化するような不整脈や QT 部分が変化する虚血性心疾患、QRS 幅が変化する心室性期外収縮等がある。また P 波の位置は AV ブロック等の疾患で変動する。このように P, Q, R, S, T すべての波形の時間情報が疾患の判断指標となるため、これらを電極を貼る心電計と同じように抽出できる場合、自動解析に使える特徴量となりうる。よって本項では RR 間隔、PP 間隔、QQ 間隔、SS 間隔、TT 間隔を容量結合心電計と電極を貼る心電計で比較し、時間情報の質の違いを評価する。比較には 8 人から測定した 180 心拍のデータを使う。測定は事前に倫理委員会の承認を経て、各被験者に対してインフォームドコンセントを済ませたうえで仰臥位、右側臥位、左側臥位のそれぞれの姿勢で各 20 分間心電位を測定した。容量結合心電計で測定をしながら同時に電極を貼る携帯心電図で同時に測定を行い、波形の比較を行った。

各波形成分のピークの間隔について平均誤差、最大誤差を算出しそれぞれの心電計で比較する。結果は表 2 のようになった。今回は電極を貼る心電計に関しては専用のソフトウェアで波形を見て、目視で時間座標を記録した。そのソフトウェアに関しては分解能が 0.04 秒であるため容量結合心電計と電極を貼る心電計で 0.04 秒以内に誤差が収まっていればハード間の差がないと判断することができる。結果を着目すると平均誤差に関しては一番大きい PP 間隔でも 0.0134 秒となっている。最大誤差に関しては PP 間隔、QQ 間隔、TT 間隔が 0.04 秒を超えている。QQ 間隔と TT 間隔に関しては 0.04 秒を超える誤差は 1 区間のみだった。しかし PP 間隔は 0.04 秒を超える誤差は 5 区間存在した。今回、各波形の間隔は 162 区間あり、そのうちの 5 区間（全体の 3%）となる。今回最も診断上重要となる QRS の間隔については 1 区間を除き 0.04 秒以内の誤差に収まっていて、最も振幅が小さく判別難度の高い P 波の間隔でも 0.04 秒の誤差を超えたのは 5 区間（全体の 3%）だった。そのため、容量結合心電計は電極を貼る心電計と比べた場合、振幅は姿勢の影響で変動してしまうが、時間情報に関しては遜色なく取り出せることがわかる。

表 2. 容量結合心電計と電極を貼る心電計の波形の時間成分における比較

	RR 間隔 (秒)	PP 間隔 (秒)	QQ 間隔 (秒)	SS 間隔 (秒)	TT 間隔 (秒)
平均誤差	0.0074	0.0134	0.0094	0.0097	0.0091
最大誤差	0.0267	0.0700	0.0433	0.0367	0.0433

4 容量結合心電計を用いた自動異常心拍検出

前章の実測実験の結果を鑑みると、本容量性心電計の時間的な情報を利用することは可能であることがわかる。さらに、睡眠の姿勢により、各波形の絶対振幅は変化するが、同一姿勢内における心拍間の振幅の相対的値の情報を利用することも可能だと考えられる。

そこで、本章では、容量心電計で計測する心電信号を分析し、上記の時間情報及び波形の相対的振幅等の特徴として、機械学習を適応し不整脈を検出する手法を提案する。さらに、悪性不整脈の場合、リアルタイムでの検出は必要となるため構築した手法の処理時間も合わせて検討を行う。

4.1 データの収集

機械学習において学習モデルを構築するトレーニングデータの量や質は極めて重要であるため、トレーニングデータやテストのデータは下記のものを用意する

本研究で分類や検証に用いるデータは MIT-BIH arrhythmia database[MIT-BIH]のデータとなる。心拍ごとに専門家によってアノテーションされている。データ量としては各 30 分のデータが 48 人分あり、本研究ではこれらのデータから 3 つのクラスのデータを抜き出し、分類に用いる。正常波形であるクラス N(Normal)、心房（心臓の上部）性期外収縮であるクラス A(Atrial premature beat)、心室（心臓の下部）性期外収縮であるクラス V の 3 種類に分類していく。

また、検証用に心電図シミュレータ AX-400G（日本光電製造）から波形も収集している。シミュレータは人体の各部位（標準十二誘導）から測定できる電圧を出力する端子を備えている。これらの端子は正常波形に加えてクラス V（心室性期外収縮）を含む波形を出力し、容量結合心電計で測定している。容量結合心電計の電極への接続については四肢誘導の右手左手部分にあたる端子を洋白板で短絡し容量結合心電計のマイナス電極に接続し、左足部分にあたる端子を容量結合心電計のプラス電極、右足部分（アース）にあたる端子を容量結合心電計のアース電極につないでいる（図 9）。

4.2 全体の処理の流れ

提案手法の処理の流れを図 10 に示す。まず測定した心電信号に対してフィルタを用いたノイズ除去を行う。また姿勢変更中等のノイズが多く心電信号が識別に適してない部分は FFT（高速フーリエ変換）を用いた周波数帯域や信号の最大値等の特定の条件で解析不適部分として後の処理に使わない領域として分離する。その後フィルタと閾値処理を用いて心拍（R 波）を検出する。そして検出した R 波を中心にセグメンテーションを行い、心拍単位で後の処理を適応していく。そしてセグメンテーションした心拍を分類していくが、学習

にはデータ量の多いオープンデータを用いてモデルを構築し、心拍を分類する。特徴には前章で検証を行った時間情報と、同一姿勢間では影響を受けない相対的な振幅を使用する

また検証にはオープンデータとシミュレータから測定したものをを用いる。オープンデータに関しては電極を貼る心電計で測定したものであるが、特徴量を姿勢の影響を受けないものを用いるため、容量結合心電計で使えるかどうかの検証として適当であると考え採用した。10 分割クロスバリデーションで評価する。またシミュレータの波形から出力した波形を容量結合心電計で測定し、人工的にノイズを添加したものも検証に用いる。こちらはオープンデータでモデルを構築し、容量結合心電計のデータで分類・評価を行う。

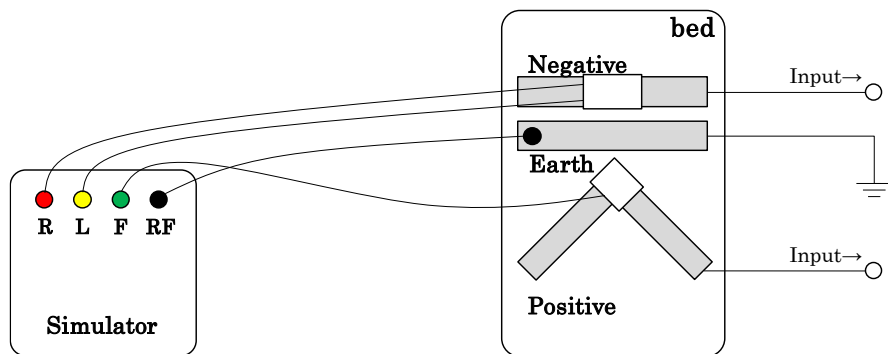


図 9. シミュレータと容量結合心電計の接続

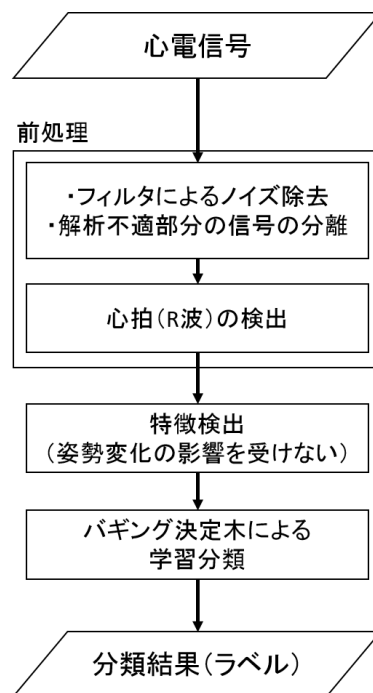


図 10. 提案手法の処理の流れ

4.3 前処理

前処理工程の概要を図 12 に示す。各過程について本項で説明する。

4.3.1 フィルタによるノイズ除去

基本的に心電図にのるノイズには体動等の低周波の成分や筋電図等の高周波成分がある。また 50Hz または 60Hz 商用交流雑音もノイズとしてのってくる。そのため前処理としてフィルタを用いたノイズ除去を行う。ノイズ除去を行う場合に考慮すべき必要があるのは心電図の各波形成分のスペクトルである。厳密には心電図の周波数帯域は 0.05Hz~100Hz とされている[16]。この範囲外のスペクトルを除去する場合、除去しきれないノイズもあるため、0.05~100Hz の範囲内であっても心電図の各波の形が変わらない範囲でノイズを除去していく。文献[17]によると P 波と T 波の周波数スペクトルの大部分は 1~10Hz の範囲に収まっている。また QRS のスペクトルも 40Hz までの範囲に収まっている。そのためノイズ除去フィルタには 2 次の 1Hz ハイパスフィルタと 2 次の 40Hz ローパスフィルタを用いている。フィルタの周波数特性は図 11 のようになっている。フィルタ使用前の信号が図 12 の a で、フィルタ使用後の信号が図 12 の b である。

4.3.2 解析不適部分の除去

本研究で用いている容量結合心電計は姿勢変更の際は身体と電極の接触状態が安定せず図 12 の c の赤線部分のように波形が乱れ、心電位を識別不可能になってしまう。そのため姿勢変更時や体動がある部分を解析不適部分として後の処理に使う部分と分離する必要がある。分離に使う指標は文献[18]を参考にした振幅等の条件や、FFT を用いた周波数の指標を用いている。2 秒の区間ごとに評価を行い、以下の 4 つの条件のいずれかを満たす場合、その 2 秒間を解析不適部分とする。

1) 高周波成分の成分が閾値以上

2 秒区間を中心として両側に 0.5 秒ずつ範囲を拡張した 3 秒間に対して FFT を適応し $\pm 2\text{Hz}$ 以下のスペクトルの合計が全スペクトルの合計に対して 0.2 以上。

2) 低周波成分の割合が閾値以上

2 秒区間を中心として両側に 0.5 秒ずつ範囲を拡張した 3 秒間に対して FFT を適応し $\pm 35\text{Hz}$ 以上のスペクトルの合計が全スペクトルの合計に対して 0.2 以上。

3) 2 秒間の電圧の絶対値の最大値が 3mV 以上

4) 2 秒間の電圧の絶対値の最大値が 0.05mV 以下

これらの条件で信号を評価し、解析不適であると判断した信号には以降の処理は適応しない。信号を評価したのが図 12 の c である。解析不適と判断された区間を赤線で示している。

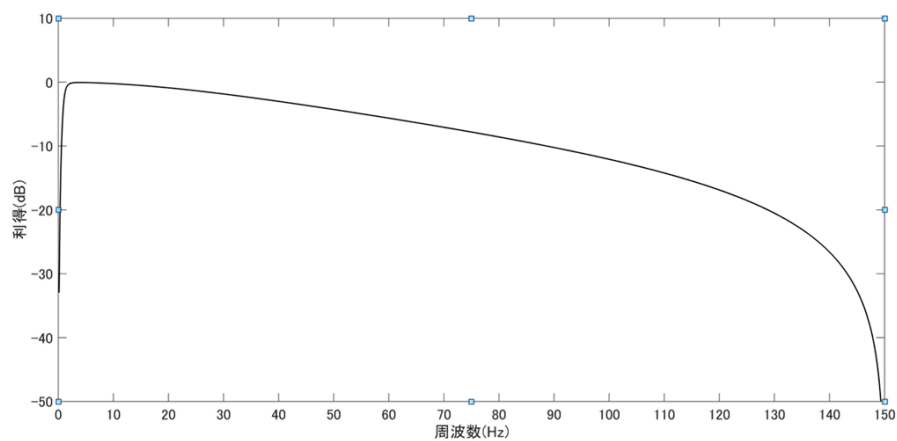


図 11. ノイズ除去フィルタの周波数特性

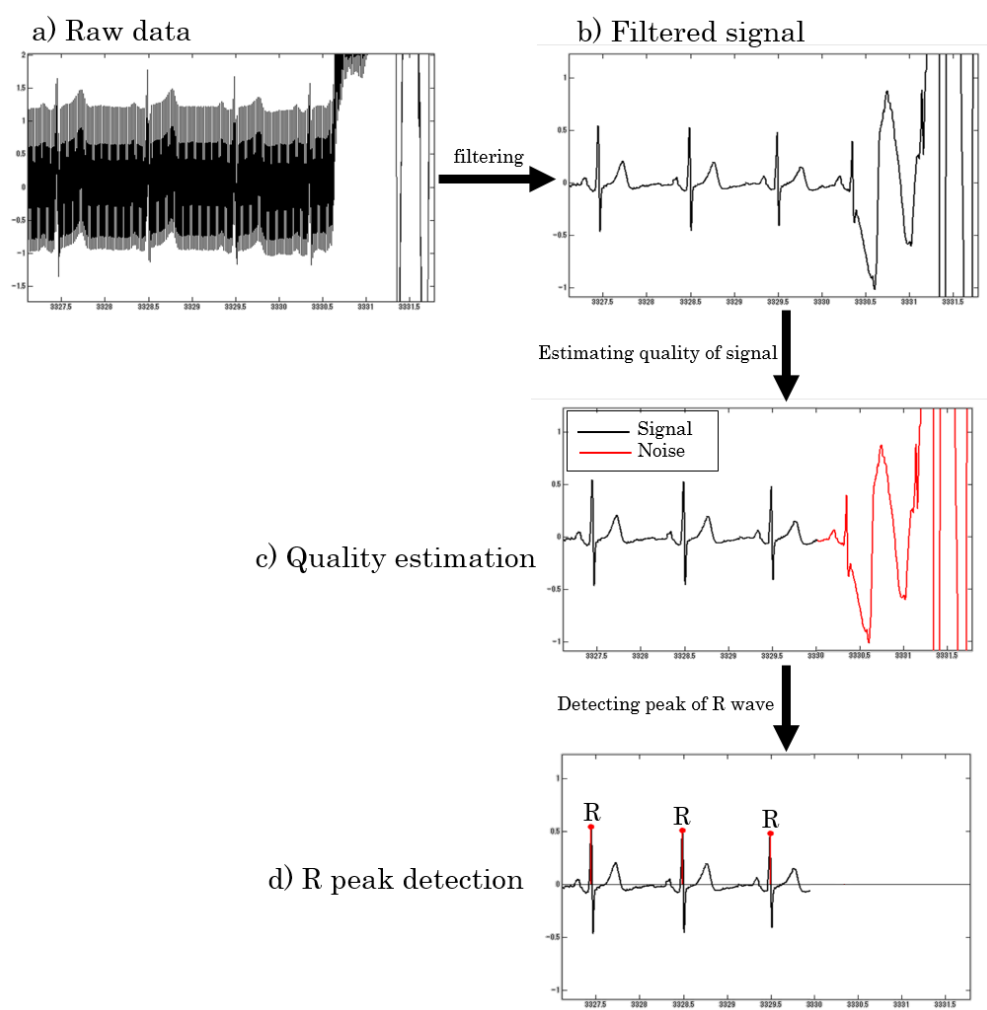


図 12. 前処理の流れ

4.3.3 心拍検出

本研究では Matched filter[19]という手法を用いる。Matched filter は波形のテンプレートを畳み込む処理のことである。QRS 波のテンプレートを畳み込むことで R 波を強調し閾値処理によって R ピークを検出する。特定のサンプルの値が前後の値より大きい場合、そのサンプルをピークと定義する。具体的な処理手順を以下に示す。

a. テンプレートの作成 (図 13)

- 1) 最初の 1 分のデータに対して、QRS を強調するためバンドパスフィルタ (10 – 40Hz) を適応する。
- 2) フィルタリングされた最初の 1 分のデータに対して閾値処理を行い、閾値よりも大きいピークを R 波とする。(閾値の初期値は最初の 5 秒の最大値の 0.6 倍、R ピーク検出の度に閾値を直前の R ピークの 0.6 倍に更新)
- 3) R ピークとその前後 12 個ずつの計 25 サンプルをテンプレートの範囲とし、最初の一分間のすべての R ピークに対するテンプレート区間を平均して QRS のテンプレートを作成する。

b. 心拍 (R 波) の検出

- 1) 全てのデータに QRS を強調するためバンドパスフィルタ (10 – 40Hz) を適応する。
- 2) QRS のテンプレートを畳み込み、QRS をさらに強調する。
- 3) 閾値処理を行い、閾値よりも大きいピークを R 波とする。(閾値の初期値は最初の 5 秒の最大値の 0.6 倍、R ピーク検出の度に閾値を直前の R ピークの 0.6 倍に更新)

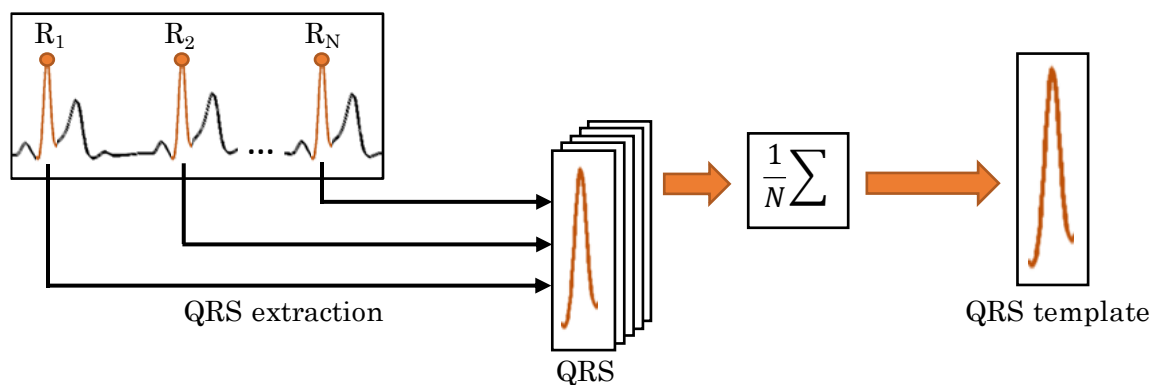


図 13. QRS テンプレート作成の概要

4.4 特徴抽出

今回は学習データにオープンデータを用いるため、特徴は容量結合心電計と電極を貼る心電計で差が出ない時間情報や相対的な振幅を用いる。本項では各特徴の抽出について詳しく説明する。

4.4.1 ウェーブレット変換

1) 連続ウェーブレット変換

ウェーブレット変換は特定の基底（ウェーブレット）の足し合わせで波形を表現しようという考え方である。フーリエ変換と同様に信号処理の分野で使われる周波数解析手法の一種である。ウェーブレット変換ではマザーウェーブレットと呼ばれる基底関数 $\varphi(t)$ に時間シフトと時間軸上での伸縮を組み込んだウェーブレット関数 $\varphi_{a,b}$ が用いられる。

$$\varphi_{a,b} = \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (a: \text{正の実数}, \quad b: \text{実数}) \quad (4.4.1)$$

a がスケール、 b がシフトを示す。連続ウェーブレット変換は入力信号 $f(t)$ とすると以下の式で表される。

$$W_f(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi_{a,b}(t) dt \quad (4.4.2)$$

この式のようにスケール a と時間軸のシフト b の値を変えることで、ウェーブレット関数の形を変えながら畳み込み変換を行うことにより各時間の周波数解析を行うことができる。計算機上でより高速にウェーブレット変換を行うため、この連続ウェーブレット変換の考え方を離散信号に適応したものが離散ウェーブレット変換である。

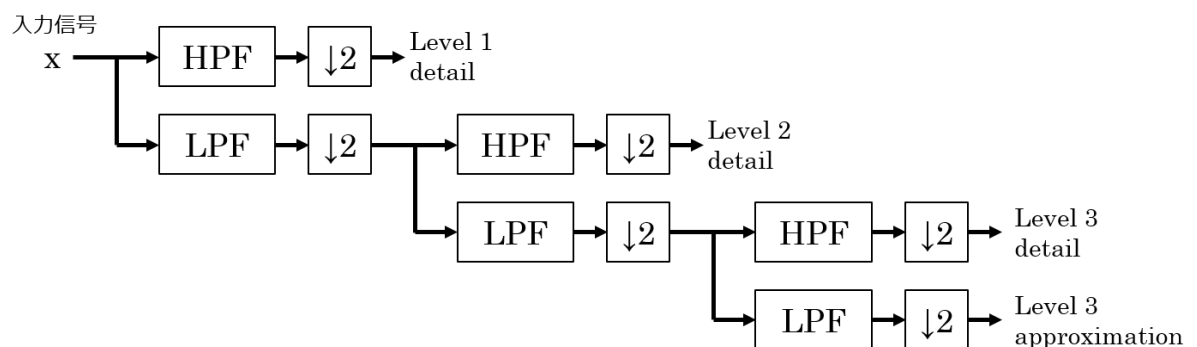
2) 離散ウェーブレット変換（多重解像度解析）

離散ウェーブレット変換はただ連続ウェーブレット変換を離散化する場合もあるが、多くの場合では多重解像度解析という様式に当てはめて行われる。多重解像度解析はフィルタバンクと呼ばれる図 14 のようなフィルタのアレイにより実行される。各過程でダウンサンプリングが行うことで、フィルタの周波数応答を変えながら、周波数帯域を二分するフィルタを何重にもかけることで信号を各周波数帯域（サブバンド）に分割する（図 11 の a）。分割段階を **level** で表し、分割したサブバンドの高周波側を **detail**、低周波側を **approximation** と呼ぶ。入力信号を $x(t)$ 、出力信号を $y(t)$ として、各処理過程のフィルタ（FIR フィルタ）の計算式を以下に示す。

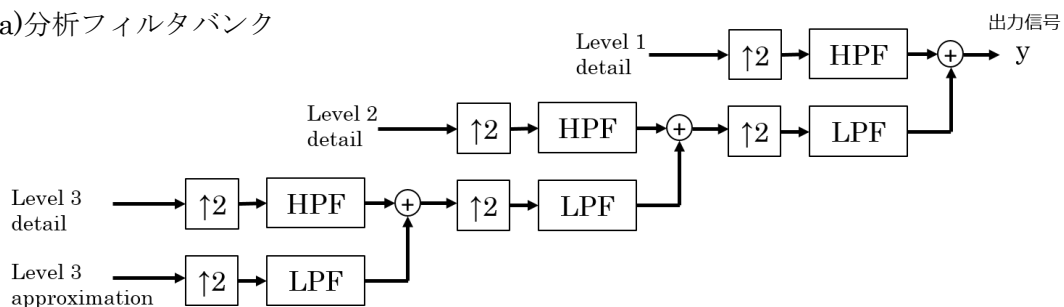
$$y(t) = \sum_{k=0}^{N-1} b(k)x(t-k) \quad (4.4.3)$$

$b(k)$ がフィルタ係数で、 N がフィルタ係数の長さである。 $b(k)$ の構成によってフィルタの周波数特性が決まる。FIR フィルタは特定の基底を畳み込む処理で、多重解像度解析の各過程で処理を行う。この処理を離散化したウェーブレット関数を畳み込む処理で置き換えることにより離散ウェーブレット変換が実装される。図 14 のハイパスフィルタにあたる部分がウェーブレット関数、ローパスフィルタがウェーブレット関数の正規直交基底であるスケーリング関数となる。また各過程でダウンサンプリングが行われるが、これはウェーブレット変換のスケールを定数倍することに対応する。ウェーブレット関数のスケールを変換する代わりに入力をダウンサンプリングしているため、ウェーブレット関数をスケールに応じ再度離散化する必要はなく実装も容易で処理速度も速くなる。

フィルタバンクは分割した信号を図 14 の b のような構成で再構築することもできる。それによって特定の周波数帯域のサブバンドで再構築することで任意の周波数範囲の信号を抽出することができ、ノイズ除去等に応用もされる。



a)分析フィルタバンク



HPF : ハイパスフィルタ	↓2 : ダウンサンプリング
LPF : ローパスフィルタ	↑2 : アップサンプリング

b)合成フィルタバンク

図 14. フィルタバンクの構成

4.4.2 離散ウェーブレット変換を用いた波形成分の時間座標の検出

前項の離散ウェーブレット変換を用いて各波形成分の時間情報を検出し特徴量とする。今回はマザーウェーブレットに Daubechies 4 を選択している (図 15)。離散化した Daubechies 4 のウェーブレット関数とその正規直行基底であるスケーリング関数は図 16 のようになりこの値をフィルタ係数 (式 4.4.3 のb) として波形の分解を行う。ウェーブレット関数の形状 (図 15) をみるとプラスピークの両側にマイナスのピークをもち、QRS の構造に近いので今回は Daubechies 4 を採用している。本研究では容量結合心電計のデータはサンプリング周波数 300Hz で測定し、データベースのデータは 300Hz にリサンプリングして使っている。サンプリング周波数 300Hz の場合の波形分解時の周波数スペクトルを図 17 に示す。離散ウェーブレット変換を用いて level 7 まで分解し、検出したい波形に合わせて異なるサブバンドを用いて波形を再構築する。そして検出した R 波を中心に時間窓で区切り、区間内での最大のピークを検出することで波形成分を検出する。以下の 4 つの各波形成分のピーク検出に使うサブバンドと時間窓を示す。また検出の概要を図 18 に示す。

1) P 波

選択帯域 : detail Lv5 ~ Lv7 (1.17 ~ 9.68Hz)

時間窓 : R-74 sample ~ R-35 sample

2) Q 波 (R 波とは正負逆のピークを探索)

選択帯域 : detail Lv3 ~ Lv7 (1.17 ~ 37.5Hz)

時間窓 : R-15 sample ~ R-4 sample

3) S 波 (R 波とは正負逆のピークを探索)

選択帯域 : detail Lv3 ~ Lv7 (1.17 ~ 37.5Hz)

時間窓 : R+4 sample ~ R+15 sample

4) T 波

選択帯域 : detail Lv3 ~ Lv7 (1.17 ~ 37.5Hz)

時間窓 : R+35 sample ~ R+94 sample

この検出した波形成分のピークをもとに特徴を選択していく。

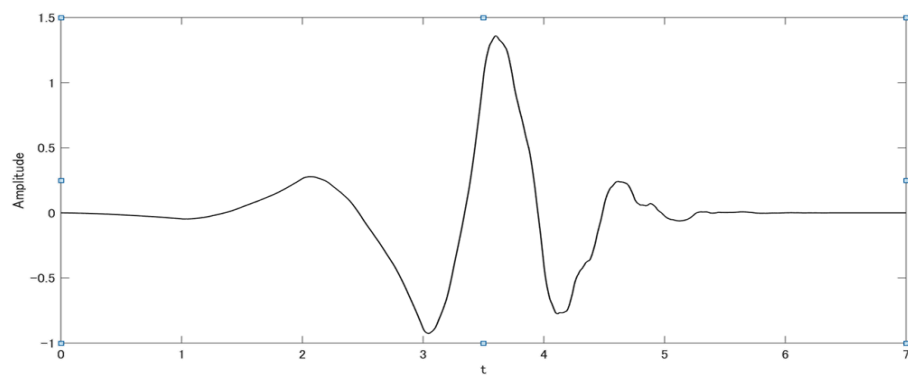
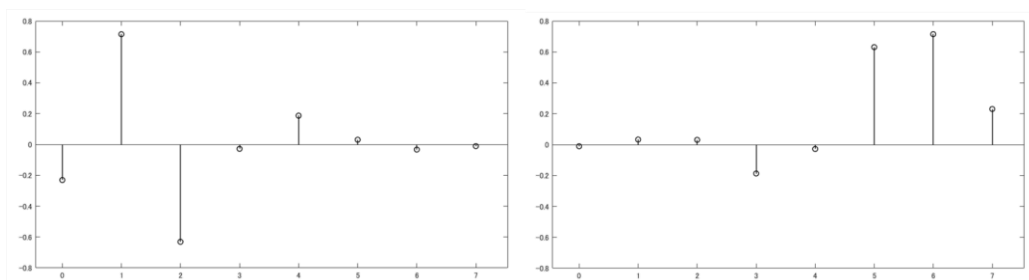


図 15. Daubechies 4 のウェーブレット関数



a) ウェーブレット関数 (ハイパスフィルタ係数) b) スケーリング関数 (ローパスフィルタ係数)

図 16. 離散化した Daubechies 4 のウェーブレット関数とスケーリング関数

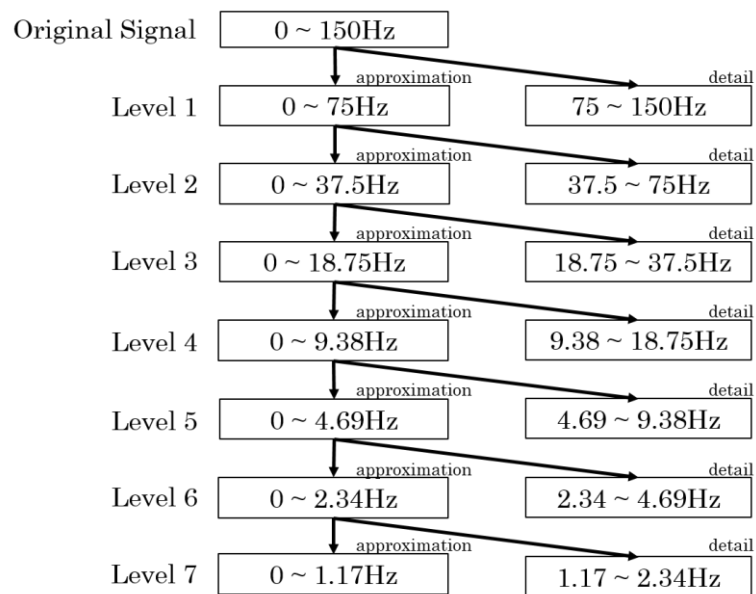


図 17. Daubechies 4 を用いたウェーブレット変換による周波数分解

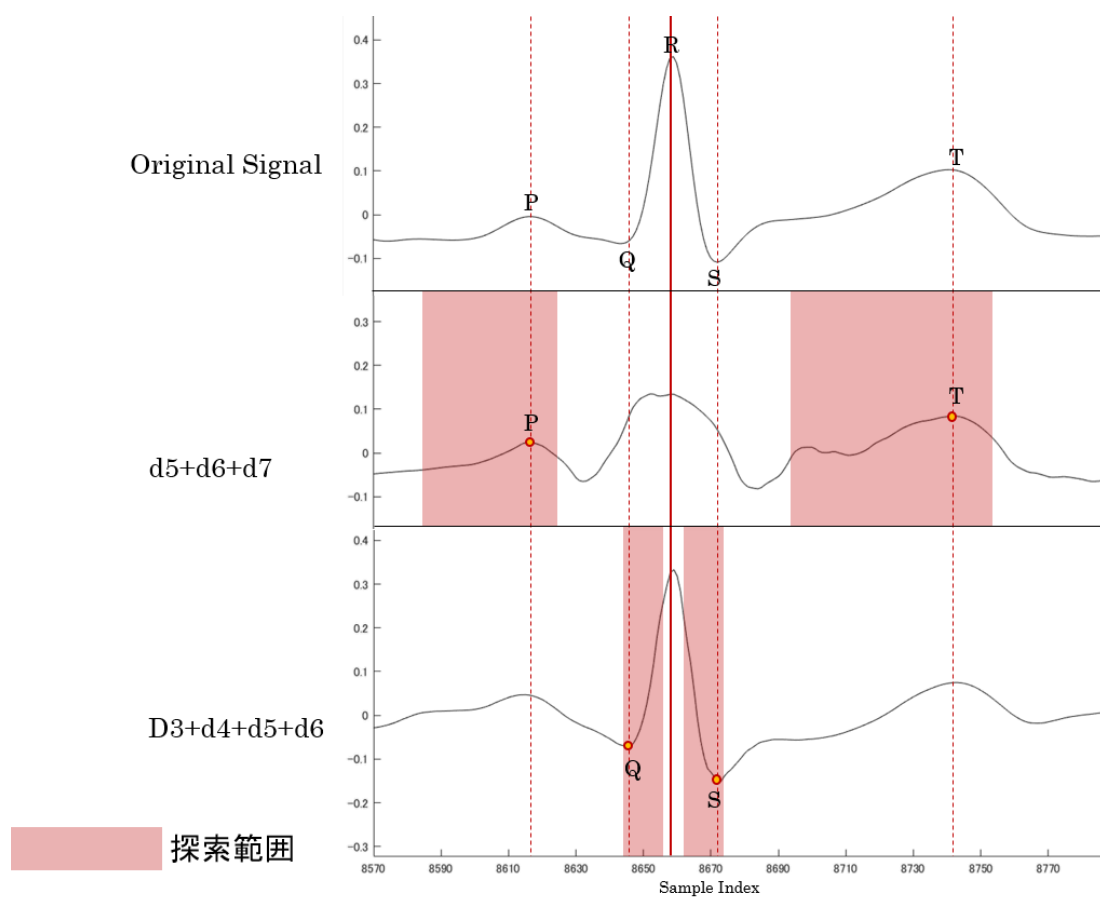


図 18. 各波形成分のピーク検出の概要

4.4.3 時間的特徴量の抽出

前処理で検出した R ピーク、前項で検出した波形成分のピークの時間位置をもとに特徴を選択する。また RR 間隔に関連する特徴を加えることで前後の心拍との関係も特徴に組み込んでいる。選択した時間的特徴量を以下に示す。

1)RR 間隔

- ・直前の心拍との RR 間隔
- ・直後の心拍との RR 間隔
- ・直前の心拍との RR 間隔／過去 60 心拍の RR 間隔の平均

2)PQST の時間座標

- ・R 波を基準とした P, T 波の相対時間
- ・Q と S 波の時間差

4.4.4 相対的振幅情報の抽出

基本的には姿勢の影響がない時間情報を特徴に用いるが、振幅も絶対値ではなく他の値に対する相対値であれば姿勢の影響を最小限に抑えられると考え、特徴量として採用している。相対的振幅に関する特徴を以下に示す。

- ・R 波の振幅／過去 10 心拍の R 波の振幅の平均
- ・R 波の振幅／T 波の振幅
- ・R 波の振幅／P 波の振幅

4.5 バギング決定木

本研究では分類アルゴリズムとしてバギング決定木を選択した。バギング決定木は決定木学習をベースとしたアンサンブル学習であるため、まず決定木学習のアルゴリズムを紹介し、その後バギング決定木について述べる。

4.5.1 CART 法

CART 法は決定木学習のアルゴリズムで、ジニ不純度という指標をもとにノードを 2 分割する。クラス C_k の波形がノード M に属する確率を P_{mk} と定義するとノード M におけるジニ不純度 I_m は以下の式で表現できる。

$$I_m = \sum_k P_{mk}(1 - P_{mk}) \quad (4.5.1)$$

このジニ不純度を各ノードで計算を行い分割を制御する。分岐するノードを M_t とし、左に分岐した先のノードを M_L 、右に分岐した先のノードを M_R とすると、分岐後の不純度の変化 ΔI_{mt} を以下の式で表すことができる。

$$\Delta I_{mt} = I_{mt} - P_{mR}I_{mR} - P_{mL}I_{mL} \quad (4.5.2)$$

分岐後の不純度が下がれば下がるほど ΔI_{mt} の値は大きくなる。そのため ΔI_{mt} が大きくなる特徴量を選んでノードを分割する。そして特定の深さまで分割を繰り返す。

4.5.2 バギング決定木

バギング決定木は決定木学習をベースとしたアンサンブル学習であり、分類の概要を図19に示す。各決定木の学習については前項の CART 法に基づいている。決定木自体は条件分岐に沿ってどちらの分岐に進むかが決まる分類器であり、この条件分岐のみの決定木モデルでは表現力が少なく適応できる問題の幅は狭い。そのため決定木を一定数集め、それぞれで学習を行い、最終的に多数決をとることでモデルの表現力・精度の向上を図るのがバギング決定木である。重複を許すサンプリングであるブーストラップサンプリングを行ったサンプルを前項の CART 法で学習して決定木を複数構築する。そして各決定木の分類結果の多数決をとることで分類を行う。またこの方法はサンプルの中にノイズが入っている場合でも、ブーストラップサンプリングを行い、複数の決定木の多数決をとることでノイズの影響を受けにくくなっている。またもし特徴量の中に必要のないものが多く含まれている恐れがあるようであれば、特徴量に関してもブーストラップサンプリングを行うランダムフォレストを用いることで、不要な特徴量の影響をある程度抑えることができる。

本研究では使う特徴量の種類は少なく、特徴量に対してブーストラップサンプリングを行う必要はないと考えたため本研究ではバギング決定木を使っている。

また Out of bag と呼ばれるブーストラップサンプリングで選ばれなかった全体の 1/3 程度のサンプルの特定の特徴をシャッフルし、学習することで特徴のシャッフル前、シャッフル後の誤差率の変化で特徴量の重要度を評価することもできる。

4.6 分類・検証

今回検証に用いるのは公開されているデータベースである MIT-BIH arrhythmia database のデータと、容量結合心電計で測定したシミュレータから出力されたデータである。MIT-BIH のデータに関しては 10 分割のクロスバリデーションによって学習分類を行い、評価する。MIT-BIH arrhythmia database のデータから前項で抽出した時間や相対的振幅の特徴を抽出し、学習分類を行う。その際クラスは N（正常）、A（心房性の異常）、V（心室性の異常）に分類するため、それ以外のデータを除外する。また、特徴量の中に NaN を含むものは除外している。結果 N クラスが 41853 心拍、A クラスが 1754 心拍、V クラスが 8208 心拍を含む計 51815 心拍のデータを用いる。

シミュレータから出力されたデータに関しては、ノイズが少ないため人工的にノイズを添加している。-60~-20dBW のホワイトガウスノイズを添加している。ホワイトノイズとは周波数スペクトルの分布が一様であるノイズであり、ホワイトガウスノイズは値の分布がガウス分布であるホワイトノイズである。またシミュレータから出力されたデータは

N クラスを 558 心拍、V クラスを 80 心拍含む計 638 心拍のデータである。

評価は各クラスに対して Sensitivity (式 4.6.1) と Positive Predictive Value (式 4.6.2)、全クラスに対して Accuracy (式 4.6.3) を算出する。

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.6.1)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.6.2)$$

$$Ac = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4.6.3)$$

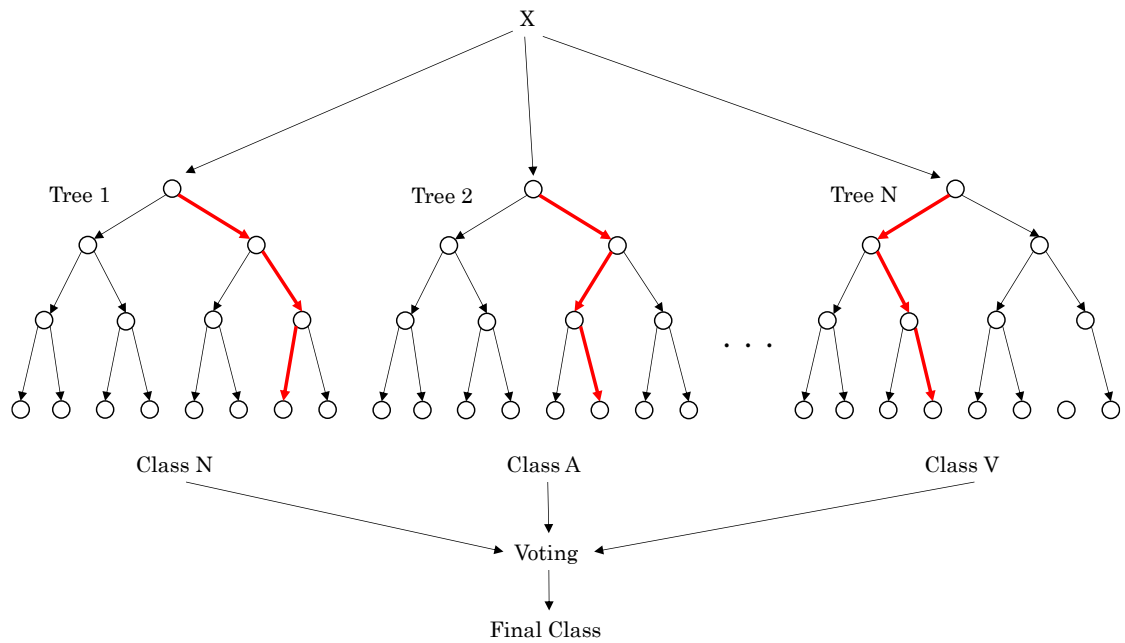


図 19. バギング決定木の概要

5 結果

5.1 オープンデータの分類

MIT-BIH arrhythmia database のデータの分類結果を表 3、表 4 に示す。各クラス毎に Sensitivity や Positive Predictive Value (PPV) を算出している。全体を見るとすべての指標で 90% 以上の値を示している、クラス毎に比較をすると Sensitivity も PPV も A クラスが最も低い結果となっている。

表 3. オープンデータの分類結果 (Se : Sensitivity, PPV : Positive Predictive Value, Ac : Accuracy)

N		A		V		Total
Se	PPV	Se	PPV	Se	PPV	Ac
99.8%	99.1%	92.1%	97.1%	96.2%	98.7%	98.9%

表 4. 各クラスへ分類されたサンプル数

		Predicted class		
		N	A	V
True class	N	41853	28	69
	A	106	1616	32
	V	291	20	7897

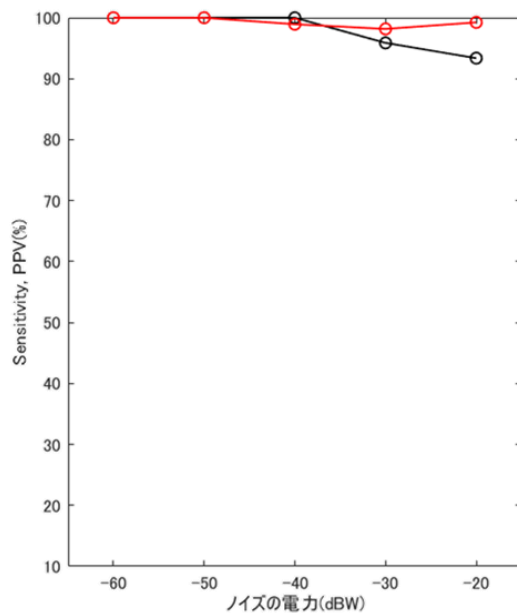
		Predicted class		
		N	A	V
	N	41853	28	69
True class	A	106	1616	32
	V	291	20	7897

5.2 シミュレータの波形の分類

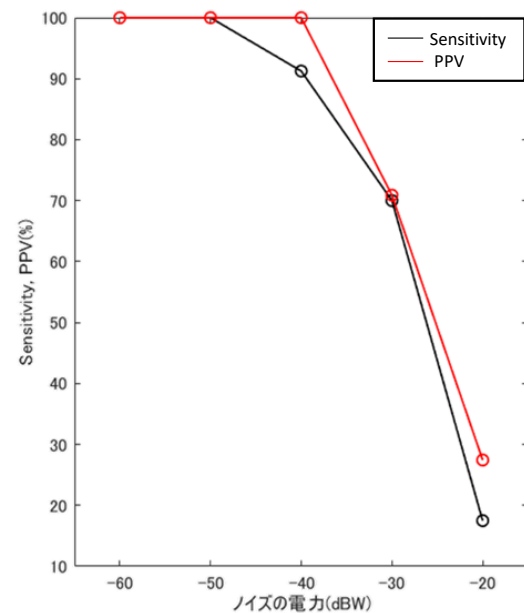
シミュレータから出力された波形にノイズ-40dBW の分類結果を表 4 に示す。またノイズを-20dBW から-60dBW まで変化させた際の Sensitivity と PPV の変動を図 21 に示す。クラス V の波形がノイズレベル上昇の影響を顕著に受けていることがわかる。

表 5. シミュレータ波形の分類結果 (Se: Sensitivity, PPV: Positive Predictive Value, Ac: Accuracy)

N		V		Total
Se	PPV	Se	PPV	Ac
100%	98.9%	91.3%	100%	98.9%



a) 正常波形のクラス (クラス N)



b) 心室性期外収縮のクラス (クラス V)

図 20. シミュレータ波形のノイズの強度による精度の変遷

6 考察

6.1 オープンデータの分類

ウェーブレット変換を用いた分類は Martis らも行っている[12]。その研究は正常・異常の2クラス分類で Accuracy は 97.2%となっていて、提案手法の結果(表 3)の 98.9%の方が高くなっている。また Llamedo らは RR 間隔やウェーブレット係数の主成分等を特徴とし、クラスタリングや判別分析を併用し、分類をしている[13]。その中に MIT-BIH arrhythmia database を用いた全自動分類もあるが、本研究の分類結果はいずれの項目でも上回っている。時間情報を中心に特徴量を制限したが、先行研究と比べても同程度以上の分類能を実現していることがわかる。本研究の結果のみに注目した場合クラス A の波形は Sensitivity も PPV も他のクラスと比べて低い結果となっている。A は心房(心臓の上部)を原因とした不整脈であり、刺激伝道系の開始近くの異常であるため刺激伝道系を通るルートは正常波形と似たルートをたどり、それ故に A は N の波形に似た波形になる場合が多い。それに対し V の波形は心室(心臓の下部)を原因とした不整脈であり刺激伝道系の後半部分から本来の刺激伝道系の経路とは違う刺激が発せられるため波形にも大きな違いが見える。刺激の発生位置も伝道経路も正常波形と似ている A の波形は N の波形との区別が難しく、分類精度は低くなったものと考えられる。

6.2 シミュレータの波形の分類

結果(表 5)をみると全体的に高い値となっているが、やはり異常波形(クラス V)の sensitivity は低くなっていて、疾患の発見という目的としてみると不十分な部分もある。またノイズの添加の程度を変化させると図 20 の b を見るとわかるように、異常波形(クラス V)の Sensitivity、PPV はノイズが大きくなるに合わせて下降幅が大きい、それに対して正常波形(クラス N)はノイズを増やしても Sensitivity、PPV は 90%以上を維持している。これは正常波形のほうがサンプル数が多く、正常波形の検出ミスがクラス V の分類能に与える影響が多いため、ノイズの強度の上昇に伴う分類能の下降幅がクラス V のほうが大きいと考えられる。

6.3 特徴量について

本研究では特徴抽出はまず QRS を複数フィルタで強調、その後 R 波を閾値処理で検出する。その後 R 波を基準とした時間窓内のピークとして PQST 波を検出する、そして PQRST 波を基準として時間情報、相対的振幅情報を特徴として抽出している。分類クラスとして今後はより重篤な疾患の心電図も追加を検討している。例えば心房細動(図 21 の a)、心室粗動、心室細動(図 21 の b)等で、これらは QRS 波の形状の変形が多い。そのため、フィルタで特定の周波数帯の信号を強調して R 波を検出している現状のアルゴリズムを用いる場合は QRS の形状・周波数スペクトルまで大きく変化している恐れがあり、そもそも R 波を

検出できない恐れがある。その場合従来の R 検出に加え、RR 間隔が突然長くなった場合その区間内の閾値を下げ、再度探索するか、または周波数スペクトルを解析するか、いずれにせよ現在使っているものとは別のもの、または改良されたアルゴリズムを採用する必要があると考えられる。

また特徴量自体に関しても今回使った時間振幅情報は多重解像度解析によって特定の周波数帯を切り出して波形を強調し、検出することで特徴として取り出している。結局データの周波数スペクトルが大きく変わるような重篤度の高い異常心電図が発生した場合、特徴抽出がうまくいくとは限らないため検証・改良等が必要となる。

6.4 全体に関する考察

本研究では提案した手法では現状クラス A の波形の **Sensitivity** が低い結果となっている。またシミュレータのデータでノイズの強度が増えると異常波形 (V) の分類精度が正常波形 (N) と比較して大きく低下する。このように改善すべき点が多いが、時間情報を中心に制限した特徴空間の中での分類で、先行研究と同程度の分類精度を実現することはできた。また、従来の心電計と質の違う容量結合心電計の信号の質を検証し、遜色なく取り出せる時間情報と相対的振幅情報を中心とした分類を行ったが、まだ検証を進めることで適切の特徴設計ができるようになれば更に精度を高めることもできると考える。

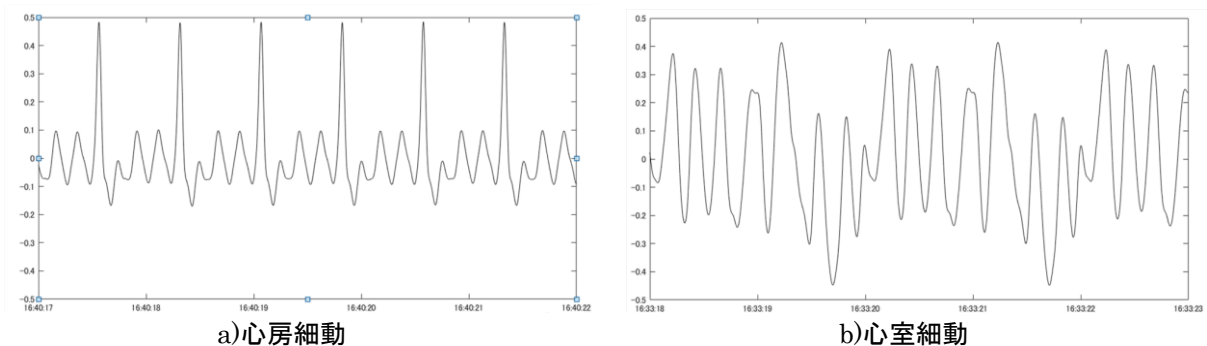


図 21. 心房細動、心室細動の心電図

7. 結論

本研究では、容量結合心電計と電極を貼る心電計の違いを検証し、また容量結合心電計の波形を分類する手法を提案した。容量結合心電計と電極を貼る心電計の違いに関しては振幅の変化、時間情報の違い等を検討し、振幅に関しては電極が身体にあたる際の位置が姿勢によって変化し、波形が変わることを確認した。また時間座標に関しては電極を貼る心電計との違いはないことを確認している。分類手法に関しては前項で機器の性質の差の影響を受けにくい時間座標を中心に特徴を選択し、バギング決定木を用いて学習分類を行うことで、オープンデータとシミュレータのデータで 98.9%の精度を出すことができた。特徴やモデルの改善は必要ではあるが、これは先行研究に匹敵する精度であり、容量結合心電計での異常心拍検出を実現する可能性を示唆した。心臓の活動のモニタリング方法の中でも容量結合心電計は電極等による異物感・拘束感を軽減しつつ心電図の各波形の形態情報まで取り出すことができる。この容量結合心電計で心電図のモニタリングができることで寝る際に自動で異常心拍の有無を評価でき、それにより心疾患の早期発見の役に立つ。今後はモデルや、特徴量の選定・改良を行いつつ精度の向上や分類可能な疾患の種類の拡張を行うことで、分類をしつつリスクに応じて通知を行うシステムを作ることとも可能であると考えられる。また他のウェアラブルな測定手段と組み合わせることで、起床時の心電図を測定することもでき、心電図の 24 時間測定ホルターよりも負担の少ない形での実現に寄与することができる。

謝辞

本研究は多くの方々からのご指導、ご協力によって進めることができました。卓越した御指導と研究環境を与えてくださった奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科計算システムズ生物学研究室 金谷 重彦 教授に深く感謝致します。 研究室のゼミでは卓越した御意見を頂きました、情報科学研究科 Md. Altaf-Ul-Amin 准教授、情報科学研究科 小野 直亮 准教授、杉浦 忠男 客員教授に深く感謝致します。

ゼミナールの際に貴重なご意見をくださいました奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科知能コミュニケーション研究室 中村 哲 教授に深く感謝致します。

日頃より研究に関して多大なご助言をいただき、また研究のみならず学生に気を配ってくださいました情報科学研究科 黄 銘 助教に、深く感謝致します。

同研究室の皆様とは同じ研究室で互いに助け合い刺激を受けながら研究を行うことができました。ここに深く感謝致します。

最後に大学院生活をこれまで支えてくれ、おそらくこれからも支えてくださるであろう家族に心から感謝致します。

参考文献

- [1]厚生労働省, 性別にみた死因順位,
http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/kakutei16/dl/10_h6.pdf
- [2]Karlson, Björn W., et al. "Early prediction of acute myocardial infarction from clinical history, examination and electrocardiogram in the emergency room." *The American journal of cardiology* 68.2 (1991): 171-175.
- [3]Brugada, Pedro, and Josep Brugada. "Right bundle branch block, persistent ST segment elevation and sudden cardiac death: a distinct clinical and electrocardiographic syndrome: a multicenter report." *Journal of the American College of Cardiology* 20.6 (1992): 1391-1396.
- [4]Houlitz, Birgitta, et al. "Electrocardiographic and clinical predictors of torsades de pointes induced by almokalant infusion in patients with chronic atrial fibrillation or flutter: a prospective study." *Pacing and clinical electrophysiology* 21.5 (1998): 1044-1057.
- [5]Barrett, Paddy M., et al. "Comparison of 24-hour Holter monitoring with 14-day novel adhesive patch electrocardiographic monitoring." *The American journal of medicine* 127.1 (2014): 95-e11.
- [6]Gula, L. J., et al. "Clinical relevance of arrhythmias during sleep: guidance for clinicians." *Heart* 90.3 (2004): 347-352.
- [7]Chung, Eugene H., and Kimberly D. Guise. "QTC intervals can be assessed with the AliveCor heart monitor in patients on dofetilide for atrial fibrillation." *Journal of electrocardiology* 48.1 (2015): 8-9.
- [8]Pinheiro, Eduardo, Octavian Postolache, and Pedro Girão. "Theory and developments in an unobtrusive cardiovascular system representation: ballistocardiography." *The open biomedical engineering journal* 4 (2010): 201.
- [9]Krivoshei, Lian, et al. "Smart detection of atrial fibrillation." *Europace* 19.5 (2016): 753-757.
- [10]Ueno, Akinori, et al. "Capacitive sensing of electrocardiographic potential through cloth from the dorsal surface of the body in a supine position: A preliminary study." *IEEE Transactions on biomedical engineering* 54.4 (2007): 759-766.
- [11]Lee, Hong Ji, et al. "Heart rate variability monitoring during sleep based on capacitively coupled textile electrodes on a bed." *Sensors* 15.5 (2015): 11295-11311.

- [12]Martis, Roshan Joy, Chandan Chakraborty, and Ajoy Kumar Ray. "Wavelet-based machine learning techniques for ECG signal analysis." *Machine learning in healthcare informatics*. Springer Berlin Heidelberg, 2014. 25-45.
- [13]Llamedo, Mariano, and Juan Pablo Martínez. "An automatic patient-adapted ECG heartbeat classifier allowing expert assistance." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 59.8 (2012): 2312-2320.
- [14]Rajpurkar, Pranav, et al. "Cardiologist-level arrhythmia detection with convolutional neural networks." *arXiv preprint arXiv:1707.01836* (2017).
- [15]Luo, Kan, et al. "Patient-Specific Deep Architectural Model for ECG Classification." *Journal of Healthcare Engineering* 2017 (2017).
- [16]石原謙, 臨床工学講座 生体計測装置学 第1版, 医歯薬出版株式会社, 2010, p39-63
- [17]Thakor, Nitish V., John G. Webster, and Willis J. Tompkins. "Estimation of QRS complex power spectra for design of a QRS filter." *IEEE Transactions on biomedical engineering* 11 (1984): 702-706.
- [18]Moody, Benjamin E. "Rule-based methods for ECG quality control." *Computing in Cardiology, 2011*. IEEE, 2011.
- [19]Olvera, Felipe E. "Electrocardiogram waveform feature extraction using the matched filter." *ECE SIO Stat Proc* (2006).

発表リスト

寝具組込型容量結合心電計を用いた異常心拍検出手法の検討 日本生体医工学会
第 56 回大会 2017 5 月