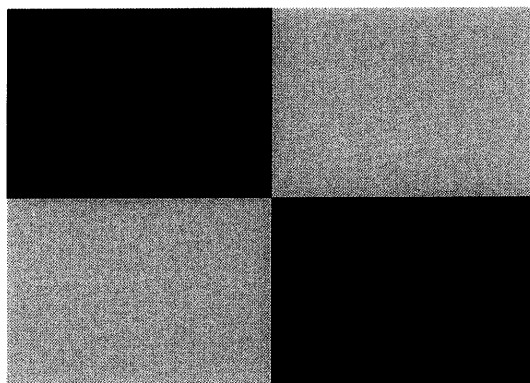


2016（平成 28）年度 修士論文

マイクロ波レーダーを用いた
心拍数変動指標（HRV）による睡眠段階推定
—可変移動平均差分法による脈波抽出と
SVM 活用の睡眠段階識別—



首都大学東京大学院
システムデザイン研究科
経営システムデザイン学域

15892515

鈴木 和季

指導教員 松井 岳巳

目次

第 1 章	緒論	3
1.1	研究背景	3
1.2	睡眠段階計測の現状および課題	4
1.3	心拍を用いた睡眠段階計測に関する研究	5
1.3.1	簡便な睡眠段階計測に関する研究	5
1.3.2	非拘束な睡眠段階計測に関する研究	8
1.4	本研究グループによるマイクロ波レーダーを用いた睡眠段階計測研究	8
1.5	研究目的	9
1.6	本論文の構成	9
第 2 章	マイクロ波レーダーを用いたバイタルサイン計測システムの構成	11
2.1	人体表面の微小振動発生原理	11
2.1.1	脈波による体表面の振動	11
2.2	マイクロ波レーダーについて	13
2.2.1	マイクロ波レーダーの特性	13
2.2.2	マイクロ波レーダーの安全性	14
2.2.3	マイクロ波レーダーの電波照射範囲と減衰性	15
2.3	計測システムの概要	16
2.3.1	測定ボックスの構成	17
2.4	計測方法	19
2.5	ドップラー計測による呼吸及び心拍の検出方法	20
第 3 章	可変移動平均差分法を用いた HRV 算出アルゴリズムの開発	23
3.1	緒言	23
3.2	HRV 算出アルゴリズム	23
3.2.1	可変移動平均差分法を用いた脈波抽出手法	24
3.2.2	ピーク検出	29
3.2.3	心拍間隔補正処理	33

3.2.4	最適チャンネル, 移動平均法の選択	33
3.3	レーダーから算出した HRV・心拍数の精度検証	34
3.4	考察	37
3.5	結言	38
第 4 章	HRV と呼吸・体動を組み合わせた睡眠段階推定システムの提案	39
4.1	緒言	39
4.2	HRV と呼吸・体動を組み合わせた睡眠段階推定の試み	39
4.2.1	HRV・心拍数による睡眠段階分別性の検証	39
4.2.2	HRV・心拍数を用いた正準判別分析による睡眠段階推定	45
4.2.3	HRV と呼吸・体動を組み合わせた正準判別分析による睡眠段階推定 ...	49
4.3	睡眠段階推定のための判別方式の提案	52
4.3.1	決定木分析	52
4.3.2	サポートベクターマシン	55
4.3.3	提案した判別方式と従来方式との比較評価	58
4.4	考察	60
4.5	結言	64
第 5 章	結論	65
謝辞	66
引用文献	67

第1章 結論

1.1 研究背景

厚生労働省の調査によると、日本国民の約 5 人に 1 人が睡眠に悩みを抱えているとの報告がある（表 1-1）[1]。また睡眠障害は疾病や交通事故の原因となり、社会的課題となっている[2]。一方、睡眠に影響を及ぼす因子は、主に寝室環境に関する因子と生体に関する因子の 2 種類に分類されると考えられている。寝室環境に関する因子は、温熱、光・照明などであるが、これらは就寝前の環境を照度 30lx 以下に、色温度 3000K 以下にすることで適切な状態やレベルに整えることが可能となる（図 1-1）[3]。しかし、生体に関する因子は、生活リズム、精神的ストレスなどであり、その日の状況に左右される。そのため睡眠状態は日々変化し、一晩で睡眠の質を判断することは困難である。従って、良質な睡眠をとるには、自分で客観的に毎日の睡眠状態を把握し、自己管理することが重要となる。

表 1-1 睡眠の質の状況（20 歳以上、性・年齢階級別）

		総数		20～29歳		30～39歳		40～49歳		50～59歳		60～69歳		70歳以上	
		人数	%	人数	%	人数	%	人数	%	人数	%	人数	%	人数	%
男性	総数	3,255	-	256	-	405	-	553	-	519	-	713	-	809	-
	1 寝つき(布団に入ってから眠るまでに要する時間)に、いつもより時間がかかった	358	11.0	38	14.8	42	10.4	65	11.8	41	7.9	78	10.7	96	11.9
	2 夜間、睡眠中に目が覚めて困った	721	22.2	26	10.2	72	17.8	106	19.2	98	18.9	184	25.8	235	29.0
	3 起きようとする時刻よりも早く目が覚め、それ以上眠れなかった	563	17.3	16	5.9	44	10.9	80	14.5	93	17.9	162	22.7	169	20.9
	4 睡眠時間が足りなかった	599	18.4	84	32.8	118	29.1	139	25.1	115	22.2	82	11.5	61	7.5
	5 睡眠全体の質に満足できなかった	629	19.3	69	27.0	103	25.4	118	21.3	111	21.4	113	15.8	115	14.2
	6 日中、眠気を感じた	1,139	35.0	99	38.7	166	41.0	192	34.7	187	36.0	231	32.4	264	32.6
女性	7 上記1～6のようなことはなかった	1,076	33.1	79	30.9	109	26.9	173	31.3	170	32.8	252	35.3	293	36.2
	総数	3,802	-	297	-	428	-	659	-	586	-	829	-	1,003	-
	1 寝つき(布団に入ってから眠るまでに要する時間)に、いつもより時間がかかった	608	16.0	43	14.5	55	12.9	60	9.1	98	16.7	155	18.7	197	19.6
	2 夜間、睡眠中に目が覚めて困った	886	23.4	53	17.8	100	23.4	118	17.9	125	21.3	191	23.0	301	30.0
	3 起きようとする時刻よりも早く目が覚め、それ以上眠れなかった	638	16.8	19	6.4	42	9.8	71	10.8	85	14.5	156	18.8	265	26.4
	4 睡眠時間が足りなかった	844	22.2	121	40.7	123	28.7	196	29.7	164	28.0	140	16.9	100	10.0
	5 睡眠全体の質に満足できなかった	822	21.6	81	27.3	131	30.6	144	21.9	162	27.6	148	17.9	156	15.6
	6 日中、眠気を感じた	1,486	39.1	160	53.9	202	47.2	288	43.7	227	38.7	298	35.9	311	31.0
	7 上記1～6のようなことはなかった	1,144	30.1	60	20.2	114	26.6	179	27.2	158	27.0	295	35.6	338	33.7

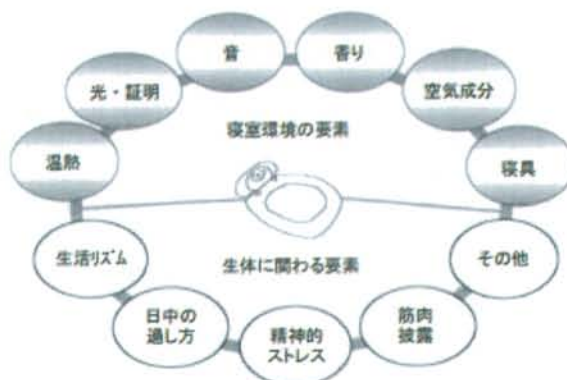


図 1-1 睡眠に影響を与える因子

1.2 睡眠段階計測の現状および課題

睡眠状態は主に REM 睡眠[Rapid Eye Movement (急速眼球運動)]と NREM 睡眠の 2 種類に分けられる。REM 睡眠は、体は休息しているのに脳は覚醒に近い状態にある浅い睡眠のことを表し、睡眠中における情報処理と記憶の固定という重要な役割を担っている。また、この状態のときに起きた場合、夢の内容を覚えていることが多いため“夢見睡眠”とも呼ばれる。NREM 睡眠は、体も脳も休息している状態にある深い睡眠のことを表し、大脳に休息を与え、疲労回復の役割を担っている。また NREM 睡眠は睡眠の深さに応じて NREM1,2,3,4 に分けられる[4]。この REM 睡眠と NREM 睡眠が交互に約 90 分間隔のサイクル（睡眠サイクル）となつて一晩に 4 回から 5 回現れ、深い睡眠（NREM3,4）が一定時間持続することが良質な睡眠につながる。従つて、睡眠段階（REM,NREM1,2,3,4）の状況を把握することが重要である。

睡眠段階は Rechtschaffen & Kales 法（R&K 法）に基づいて REM 睡眠、NREM 睡眠 1,2,3,4 に分けられているが（表 1-2）、R&K 法は脳波、眼球運動（入眠および REM 睡眠の鑑別）、オトガイ筋の筋電図（REM 睡眠の鑑別）の記録を睡眠段階判定の基準としている[5]。そのためこれらの生理現象を同時に計測して解析する睡眠ポリソムノグラフィ計測（PSG: polysomnography）が睡眠段階計測の Gold standard とされる（図 1-2）。またこの睡眠段階計測方法は現在も R&K 法や AASM（米国睡眠医学会）のマニュアルなど様々な検討が行われている[6][7]。しかし、この計測は拘束性が高く肉体的負荷が大きいため、毎日の睡眠状態の把握には不適切であり、簡便な計測方法が望まれる。

表 1-2 各睡眠段階の特徴

睡眠段階	特 徴
覚醒 (stage W)	8-13 Hz の α 波が 50%以上を占める。 急速な眼球運動がみられる。 筋電図は相対的に高電位。
ノンレム睡眠	
睡眠段階 1 (stage 1)	α 波振幅低下、8-13 Hz の α 波が 50%未満。 低電位でさまざまな周波数 (low voltage mixed frequency: LVMF) の脳波がみられる。 緩徐な眼球運動 (slow eye movements) がみられる。
睡眠段階 2 (stage 2)	紡錘波 (spindles) (12-14 Hz、持続は 0.5-1.5 秒) が中心、頭頂部に出現 K 複合 (K complex) (陰性鋭波から急速に陽性波に続く、2 相性の波形) の出現 眼球運動はほとんど消失
睡眠段階 3 (stage 3)	2 Hz 以下で振幅が 75 μ V 以上の δ 波が 1 epoch の 20-50%を占める。
睡眠段階 4 (stage 4)	2 Hz 以下で振幅が 75 μ V 以上の δ 波が 1 epoch の 50%以上を占める。
レム睡眠	睡眠段階 1 と類似した LVMF の脳波がみられる。 鋸歯状の脳波 (sawtooth wave)。 覚醒時より 1-2 Hz 遅い α 波が出現することもある。 特徴的な急速眼球運動がみられる。 筋電図は一夜を通して最も低電位。



図 1-2 PSG 計測の様子

1.3 心拍を用いた睡眠段階計測に関する研究

1.3.1 簡便な睡眠段階計測に関する研究

そこで近年研究されている簡便な睡眠段階計測方法として心電図を用いた計測がある (図 1-3). 心電図計測は 3 つの電極を取り付けるだけで計測可能となるため, PSG 計測と比較して負担が小さくなる. 心電図は心筋の脱分極 (depolarization)・再分極 (repolarization) に伴う電位の変化を体表面から記録したものである. 心筋は自動的, 律動的な収縮を営み, 生体内の他の部分の筋肉に比べて特異的なものである. ある収縮終了から次の収縮終了までの期間を心周期と呼ぶ. 心周期は収縮期 (systole) と拡張期 (diastole) の 2 つからなり, さらに心房収縮期 (atrial systole), 等容性収縮期 (isovolumetric systole), 駆出期 (ventricular ejection), 等容性弛緩期 (isovolumetric ventricular relaxation), 充満期 (ventricular filling) の 5 つに分かれる [8].

心電図には通常 P 波, Q 波, R 波, S 波, T 波, U 波という 6 つの波が記録される (図 1-4). 図 1-5 に示したように, P 波は心房筋の興奮 (脱分極) 状態を表す波で, Q 波は心室筋の脱分極による下向きの波である. また, R 波は Q 波に続く上向きの波で, 心室筋の脱分極によって起きる. その R 波に続いて, 心室筋の脱分極によって起きる下向きの S 波が生じ, S 波に続いて上向きの T 波, T 波に続いて上向きの U 波が順に生じる. T 波は心室筋の再分極によって起き, U 波はプルキンエ線維の再分極によって起きる [8].

心電図計測により得られる指標は, 主に心拍数と心拍数変動指標 (HRV : Heart Rate Variability) の 2 つである. HRV とは自律神経の活動度を表す指標であり, HRV の周波数を解析すると, 0.1Hz あたりにピークを持つ LF 成分と, 0.25Hz あたりにピークを持つ HF 成分に分かれる. そのスペクトル成分のパワースペクトル密度を求め, それを自律神経機能の目安とする.

- ・ HF 成分のパワーは副交感神経機能の指標となる。
- ・ 「(LF 成分のパワー) / (HF 成分のパワー)」は交感神経機能の指標となる。

HRV のパワースペクトル解析は、以下の 3 つの周波数解析に分けられる。

- ・ VLF: 低周波数成分 (0~0.04Hz) は血管運動活動、レニン・アンジオテンシン系、そして体温調節を反映。VLF 成分は主として交感神経活動により影響を受け、一部は副交感神経活動により影響を受ける。
- ・ LF: 中間周波数成分 (0.04~0.15Hz) は圧受容体系の反映。
LF 成分は交感神経活動と副交感神経活動によって影響を受ける。
- ・ HF: 高周波数成分 (0.15~0.40Hz) は呼吸変動の反映。
HF 成分は呼吸によって生ずる副交感神経活動によって影響を受ける。

また HRV には周波数解析ではなく時間領域の心拍数変動解析も存在する。

- ・ CVRR: RR 間隔の標準偏差を平均値で割ったもので、呼吸による循環血流量の変化を示しており、交感神経の興奮によって変動は小さくなる。
- ・ pNN50: 隣り合う RR 間隔に 50ms 以上の差が認められる単位時間あたりの頻度で、副交感神経の活動指標として用いられる

これらの指標と睡眠段階の関係は、ノンレム睡眠が始まる状態では、交感神経の働きが弱まって副交感神経が優位になり、心拍数が減少し、レム睡眠時には自律神経の活動の乱れが起こり、心拍数が大きく変動する。そのため睡眠の深さと自律神経の活動度との間には一定の相関があると考えられる。

心電図計測を用いた研究として、例えば藤原らは RRI 時系列データのゆらぎを定量的に解析する手法としてカオス解析を採用し、最大リアプノフ指数と KS エントロピーは睡眠段階が深くなるに伴い低下する傾向を得た[9]。P. BUSEK らは HRV 解析を行い、NREM2,4 では HF が REM 睡眠時と比較して有意に高値であること、また反対に VLF, LF, LF/HF は有意に低値を示すことを報告した。また、同じ NREM2 でも深睡眠 (NREM4) 移行時と浅睡眠 (REM) 移行時の LF/HF に有意な差があるという知見を得た[10]。また谷田らは従来の 5 分間区分 HRV 解析に加え、より PSG 解析区分 30 秒に近い 1 分間区分 HRV 解析も行い、1 分間区分でも 5 分間区分と同様に LF/HF, HF/(LF+HF), HF/(VLF+LF+HF) の各指標において睡眠段階間に有意な差を得た[11]。睡眠段階推定という観点でも、A. Lewicke らが HRV を用いて判別可能な領域において、サポートベクターマシンにより WAKE/SLEEP 判定を試みた[12]。また、HRV を用いて WAKE/REM/NREM 判定を行うことで、ナイーブベイズ、サポートベクターマシン、時間依存睡眠段階遷移モデルの 3 つの関数を比較した例もある[13]。しかしながら、心電図計測は依然として拘束性は残り、毎日の計測は困難なため、毎日の睡眠状態の把握に不適切であり、やはり非接触・非拘束での計測方法が望まれる。

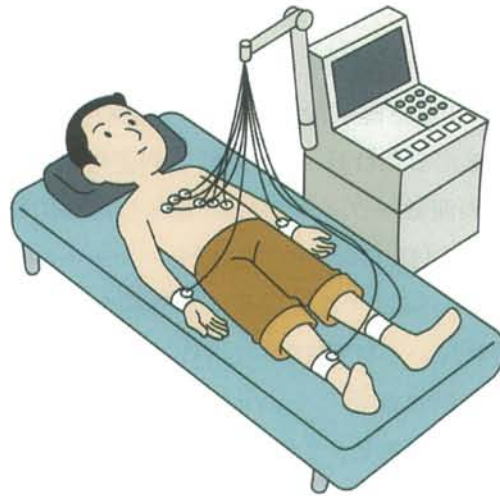


図 1-3 心電図計測

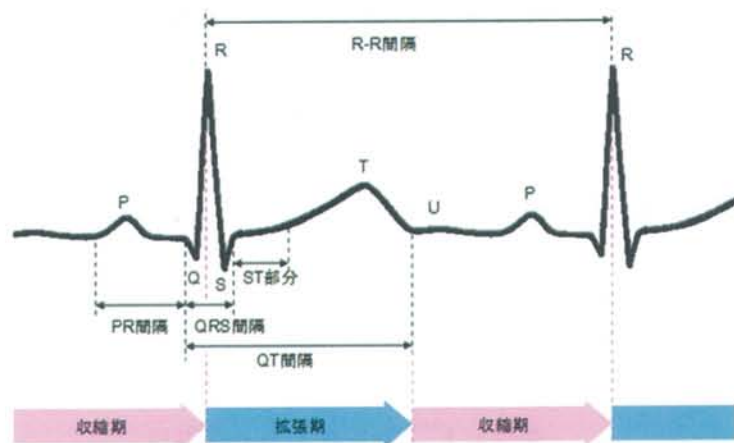


図 1-4 心電図波形

(坂井建雄, 河原克雅: 人体の正常構造と機能Ⅱ循環器, 日本医事新報社, 2000)

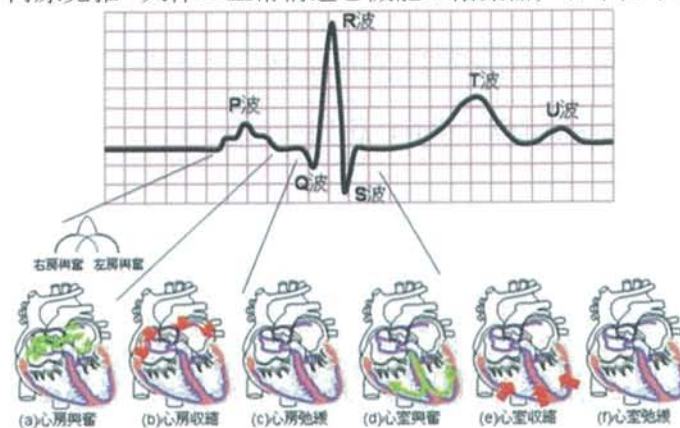


図 1-5 心電図と心拍の関係

(坂井建雄, 河原克雅: 人体の正常構造と機能Ⅱ循環器, 日本医事新報社, 2000)

1.3.2 非拘束な睡眠段階計測に関する研究

非拘束な睡眠段階計測方法として、渡辺らはエアマットレス型生体センサを用いた呼吸及び心拍の非拘束計測システムを提案し、実際に睡眠段階と心拍数変動を3つの周波数帯域に分けて比較し、心拍数変動と睡眠段階の推移の関係を表す数学モデルをつくり、心拍数変動のみから睡眠段階を推定した[14]。さらに時系列変化に着目した睡眠段階遷移モデルの作成やくし型フィルタの周波数—ゲイン特性に着目した心拍数算出により、更なる睡眠段階精度向上に取り組んでいる[15][16]。その他にも、マットレスの下にセンサを敷いたりすることで計測した活動量から推定する方式や、赤外線センサを利用する方式により覚醒／睡眠を推定する報告がされている[17][18]。しかし、エアマットレスを用いた計測システムはマットレスを通して間接的に測定しているため、睡眠姿勢の影響を受けやすい等計測精度に限界が生じるという問題がある。このことから、非接触計測が長期測定での運用として必要であると考えられる。

1.4 本研究グループによるマイクロ波レーダーを用いた睡眠段階計測研究

本研究グループでは、マットレスの下にマイクロ波レーダーを設置することで終夜の非接触計測を実現し、マイクロ波レーダーから体動指標と呼吸間隔ゆらぎ指標を算出することにより睡眠段階推定に成功している[19]。以下、体動指標および呼吸間隔ゆらぎ指標の1つである呼吸間隔標準偏差の導出手順を簡潔に述べる。

(1) 体動指標

レーダーの出力信号 $S(t)$ ($t=0.01, 0.02\dots$) から体動がない状態を通常呼吸時ベースラインとして体動発生時の振幅変化に着目し、覚醒／睡眠分別を行うため、時刻 i における過去10秒間の振幅エリア面積を式(1-1)で定義する。

$$A(i) = \int_0^{10} |S(t)| dt \dots \text{式(1-1)}$$

この $A(i)$ (Vsec) を1秒毎に算出し、時刻 j における体動指標 ($BI(j)$ (Vsec²)) を、式(1-2)のように定義した。

$$BI(j) = \int_0^{60} (A(i) - A(i)_{min}) di \dots \text{式(1-2)}$$

ここで、 $A(i)_{min}$ は、60秒間における $A(i)$ の最小値（ベースライン）である。

(2) 呼吸間隔の標準偏差

呼吸間隔標準偏差 (SDR : standard deviation of respiratory intervals) は、 N 個の呼吸間隔データ列 $x_i (i = 1 \dots N)$ に対して式(1-3)によって算出される。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \dots \text{式(1-3)}$$

ここで、 μ はそのデータ列の平均である。

1.5 研究目的

本研究グループでは、1.4 節で述べたようにマイクロ波レーダーを用いて、体動指標・呼吸間隔ゆらぎ指標から睡眠段階の推定に挑戦し、一定の成果を得ている[19]。一方、心電図を用いた P. BUSEK らの研究により、NREM2,4 では HF が REM 睡眠時と比較して有意に高値であること、また反対に VLF, LF, LF/HF は有意に低値を示すことが明らかにされている[11]。しかし、レーダーを用いて終夜の HRV を測定することは、睡眠中のベッド上の位置、姿勢、そして体動アーチファクトのため長時間定常的に脈波間隔を抽出することが困難であり、難しい課題であった。これまで、2 つのレーダーの I, Q チャネルの合計 4 チャネルのダイナミック選択の方式を導入してきたが[19]、30 分以上の安定脈波の抽出が困難であった。そこで、マイクロ波レーダーに含まれる脈波信号に着目し、正確な心拍間隔を算出するアルゴリズムを開発し、心拍数変動指標を中心に、呼吸間隔ゆらぎ指標・体動指標と合わせて非接触・非拘束で高精度な睡眠段階推定を行うことを研究目的とする。

本研究の内容は主に 3 つに分類される。

1 点目は、マイクロ波レーダーから脈波抽出を行い、正確な HRV を算出するアルゴリズムの開発である。レーダーに含まれる脈波信号は呼吸信号や体動信号と比較して非常に微小な信号であるため、従来は約 8 時間の終夜計測において、仰向け状態かつレーダーの真上に位置しているといった理想的な睡眠姿勢の 30 分程度しか脈波抽出が困難であった。そこで、可変移動平均差分法を考案することにより、睡眠中のベッド上の位置や姿勢に伴い、レーダー信号の大きさが変化するという課題を解決し、長時間の安定した脈波抽出を可能にした。

2 点目は、HRV による睡眠段階分別性の検証である。算出した HRV の中で、どの指標が最も睡眠段階推定に有効であるのかを調べることを目的として、各睡眠段階における HRV の分散分析、そして計測対象者 1 人 1 人を対象として隣り合う睡眠段階分別 (WAKE / SLEEP, REM / NREM, LIGHT / DEEP) 時の HRV の AUC の算出を行った。

3 点目は、睡眠段階推定のための判別方式の提案である。最も一般的とされてきた正準判別分析に加え、各指標の睡眠段階分別における特徴を活かして自動で明確な Tree 構造を構築できる決定木分析、近年睡眠段階推定に有効とされているサポートベクターマシン判別関数の計 3 つの判別方式の比較を行い、本研究に有効な判別方式を決定した。

1.6 本論文の構成

上述の研究目的を踏まえ、本研究全体の流れを以下に示す。

第 1 章では、まず研究背景で毎日睡眠状態を計測する必要性を述べ、現状の睡眠段階計測方法およびその課題を記述した。その課題へのアプローチとして、マイクロ波レーダーを用いることで解決できることを述べ、それを研究目的とした。

第 2 章では、マイクロ波レーダーの性質、バイタルサイン計測システムの概要を説明した。また脈波による微小振動発生原理について生理学的側面から述べ、ドップラー計測によ

る脈波計測原理について数式を用いて説明した。

第3章では、可変移動平均差分法を用いたレーダーによる HRV 算出アルゴリズムについて説明し、得られたレーダーHRV と心電図 HRV を比較することにより、レーダーHRV の精度を検証した。

第4章では、得られた HRV の分別性を検証した後、正準判別分析により睡眠段階推定を行った。さらに、体動指標・呼吸間隔ゆらぎ指標を加えて判別関数の検討（正準判別分析，決定木分析，サポートベクターマシン）を行い，推定精度向上を目指した。

第5章では，結論として第3章と第4章で得られた結果のまとめを記述し，更なる推定精度向上への今後の展望を述べた。

マイクロ波レーダーを用いた睡眠段階推定システムの構成

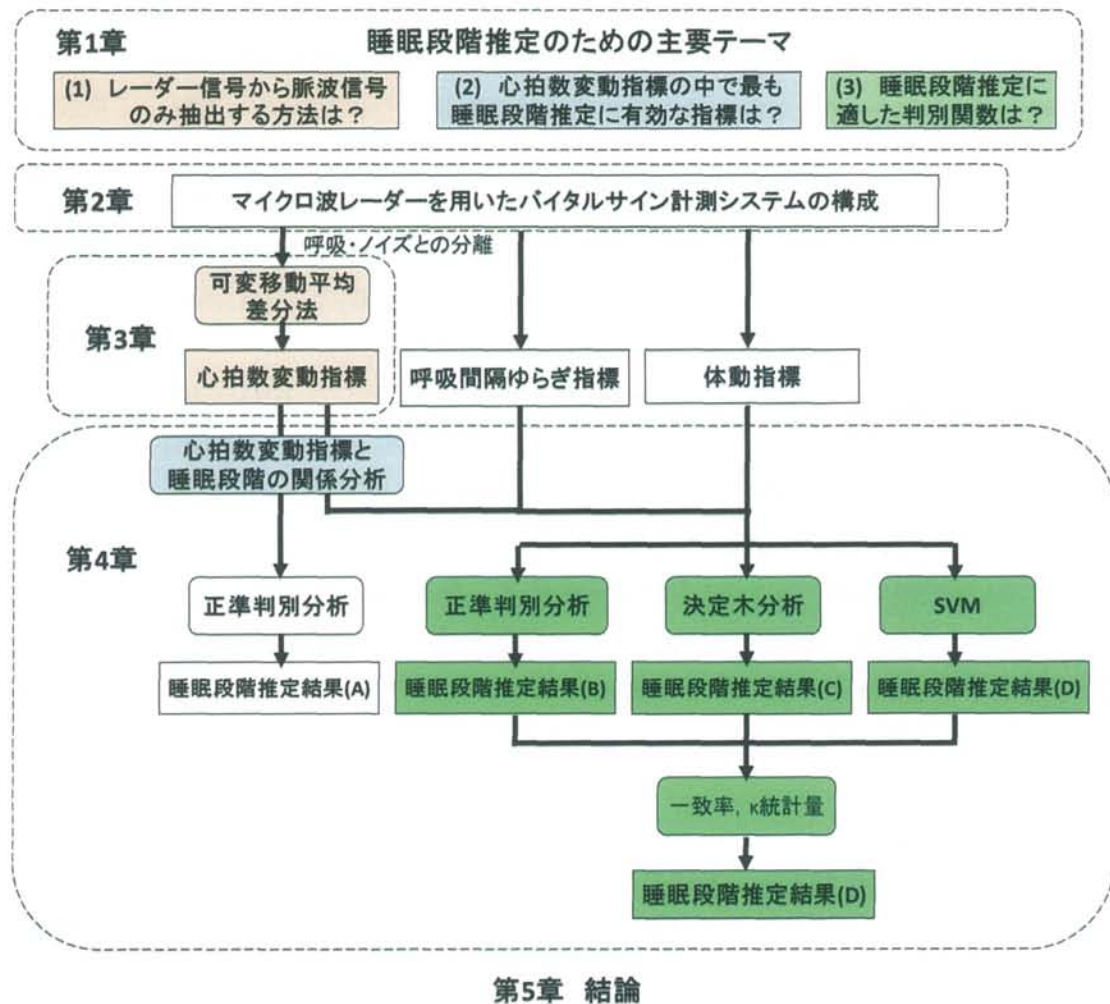


図 1-6 本論文の構成

第2章 マイクロ波レーダーを用いたバイタルサイン計測システムの構成

2.1 人体表面の微小振動発生原理

2.1.1 脈波による体表面の振動

心臓から送り出された血液が大動脈から末梢動脈に伝える際、大動脈のもつ弾性により拍動が起こる。拍動は体表面から触診することができ、この動脈の拍動を脈波という。中でも皮膚表面近くに存在し簡易に知ることのできる動脈として橈骨動脈がある。橈骨動脈は脈拍を計測するときに最もよく用いられ、手関節の親指側を通っており、動脈の下に骨があるため軽く押さえるだけでもはっきりと拍動を触診でき、簡易に脈拍数を数えることができる。末梢で脈波が測れる理由として、血管各部における血圧の変化が挙げられる（図 2-1）。心臓が収縮したときに動脈壁にかかる圧力を収縮期血圧（最高血圧）といい、心臓が拡張したときに動脈壁にかかる圧力を拡張期血圧（最低血圧）という。左心室から送り出す瞬間が最も血圧が高く、送り出した後に左心室に血液が流れ込む間血圧は低下する。動脈の内圧である血圧は定常圧ではなく心臓の拍動に応じて変化する拍動圧である。左心室から送り出された血液の平均血圧は末梢動脈の先の毛細血管まで大きく下がらず、毛細血管を通る過程で低下し、静脈を流れる血液の血圧は 0 に近い値となる。

末梢動脈に至るまで血管内部の圧力は変動するものの平均血圧は大きく低下しない。心臓からの拍出は断続的であるが、動脈の血流は連続的となる。血液が動脈→細動脈→毛細血管→細静脈→静脈の順に流れる過程で、血管系の断面積、血流速度、血管内圧、血管の総断面積、流速、血圧はそれほど大きく変動しない。急激な変化が出現するのは細動脈のレベルである。血管抵抗が極端に大きくなり血管内圧も著明に減少する。毛細血管のレベルになると、血管の総断面積が最大に広がり、血流速度も最小になる。これは、組織での物質交換に最適な条件といえる。細静脈から静脈を介して心房に血液が戻ってくる過程で、血管内圧は下がり続けるが血流速度は回復する。末梢組織まで血液を送る駆動圧、すなわち血圧の発生には、心筋の力以外に弾性血管と抵抗血管の機能が重要な役割を演ずる。

弾性血管:大動脈や動脈は壁内には弾性線維が豊富に存在し、この動脈の弾性が断続的な心拍出を連続的な血流に変える。大きな動脈は弾性血管と呼ばれる。

抵抗血管:細動脈は平滑筋が豊富で、神経性あるいは液性因子により血管平滑筋の収縮が調節される。普段から血管平滑筋は持続的な緊張があり、血流抵抗を形成する。細動脈は抵抗血管と呼ばれる。

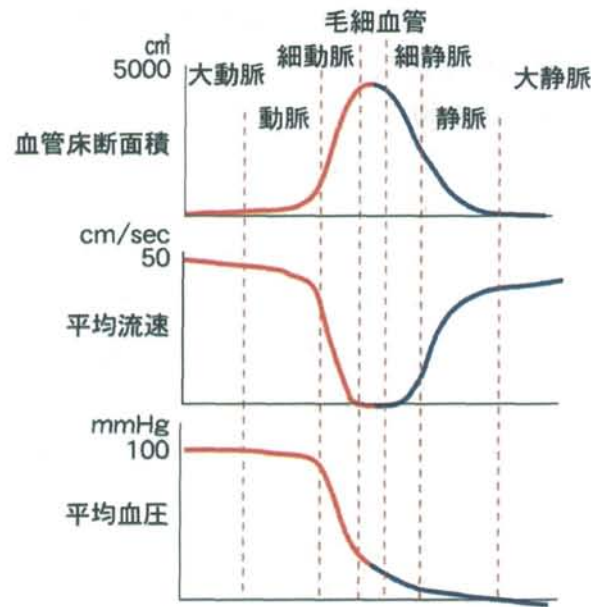


図 2-1 血管系における断面積，流速，血圧の変化

心臓からの血液は断続的に拍出されるが，血管内の血流は連続的である．また，心室内圧は拡張期にほぼゼロになるが，動脈圧は拡張期でも約 80mmHg (120/80mmHg) と高値を維持する．そのメカニズムは，弾性血管と抵抗血管を組み込んだ Windkessel モデル

(図 2-2) によって説明される[20]．

Windkessel モデル: ピストンは心室に相当し，一定のリズムで往復運動をしているものとする．筒の先端は細くなって，抵抗血管の特性を表している．空気槽は血管の弾性を表す．貯水槽は心房あるいは静脈である．ピストンから水が押し出されると，水の一部は先端から噴出するが，抵抗血管のために残りは空気槽の方に貯まり，空気を圧縮する．拍出が終わり，ピストンが左に動いている間にも，空気槽の圧縮された空気の力（すなわち，血管の弾性）で筒の先端からの水の噴出は続く．その結果，ポンプからの断続的な拍出は，筒先からの連続的な噴流となる．血圧は拡張期でも 80mmHg と高い．

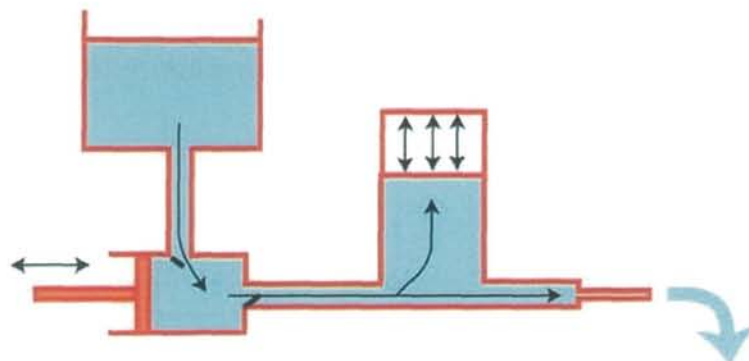


図 2-2 Windkessel モデルによる脈波発生のメカニズム

2.2 マイクロ波レーダーについて

2.2.1 マイクロ波レーダーの特性

マイクロ波（microwave）とは、周波数帯域（波長 100 μm ~1m, 周波数 300MHz~3THz）の範囲に属する電波である。本研究で用いるマイクロ波レーダー（図 2-3）は、移動体検知センサ（送信周波数 24.05~24.25GHz）のドップラー・レーダー（Doppler radar）である。ドップラーレーダーとは、ドップラー効果による周波数の変移を観測することで、位置だけではなく観測対象の移動速度の観測が可能なレーダーである。ドップラー効果により、観測対象がレーダーから遠ざかっている場合には反射波の波長が長くなる。反対に、近づいている場合には反射波の波長が短くなる。この波長の変化を計測することで、観測対象がレーダーサイトに対してどの程度の速度で遠ざかっているのか、もしくは近づいているのかを検知することが可能となる。

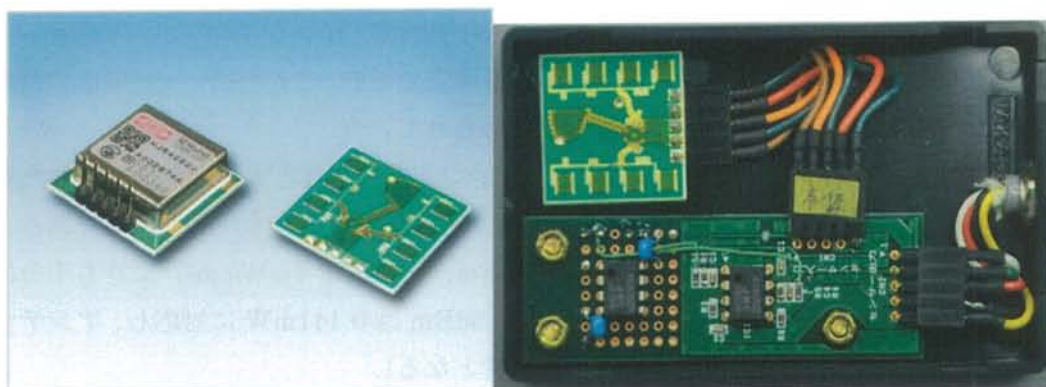


図 2-3 マイクロ波レーダー（左）とレーダーユニット（右）

表 2-1 マイクロ波レーダーの規格

モジュール寸法	(W) 25mm×(D) 25mm×(H) 9.4mm
電源電圧	+3.3V ~ +5.5V
送信周波数	NJR4262J (24.05~24.25GHz)
発振出力	30mW (15mW~45mW) +14.8dBm (+11.8dBm ~ +16.5dBm)
動作範囲	-20℃ ~ +60℃

2.2.2 マイクロ波レーダーの安全性

日常生活の中で、人は常に電波にさらされている。携帯電話や電子レンジ、ラジオや航空通信など世の中には様々な電波が飛び交っている。日本では、電波法に基づき総務省が周波数管理を行っており、利用目的毎に周波数帯域が割り当てられている。本研究で用いるマイクロ波レーダーはアマチュア無線など一般に開放されている周波数帯に属しており、使用許可の面では特に問題はない。

電波には、総務省の定める電波防護指針により人体への影響を加味した電波強度の基準がある。マイクロ波レーダーに限らず、電波を発するものは人体への影響が心配視され、規定が定められている。管理指針は、基礎指針を満たすための実測できる物理量（電界強度、磁界強度、電力密度、電流及び比吸収率）で示した実際の評価に用いる指針である、なお、周波数等により人体に与える影響が異なることから、指針の値は周波数等によって異なっている。さらに、管理指針はこれを適用する環境を管理環境と一般環境に分けて規定している。両者の違いは、管理環境は電波について専門的な知識を有する人のみが入る環境、一般環境は電波について知識のない一般の人も入れる環境である。このため、一般環境の指針値は管理環境から5倍の安全率をとって厳しく決められている。

今回使用する24GHzのマイクロ波レーダーは、レーダー本体と人体が最も近接した場合（マットレス厚さ10cm）の電界強度は8.8V/m、電力密度は $1.5 \times 10^{-2} \text{mW/cm}^2$ である。これらは、電波防護指針の規定値（電界強度61.4V/m、電力密度 1mW/cm^2 ）よりも十分に小さい値であり、人体に安全と言える（受信電力-8.5dBmは0.141mWに対応し、アンテナ開口面積 9.45cm^2 から電力密度は $1.5 \times 10^{-2} \text{mW/cm}^2$ となる）。

表 2-2 移動体検地センサ用の周波数、空中線電力などの制限

用途	電波 型式	周波数	空中線電力	占有周波数帯幅 の許容値	備考
13. 移動体検知 センサ用		10.525GHz	0.01W 以下	40MHz	使用は屋内に限る
		24.15GHz		200MHz	

表 2-3 不均一または局所的にさらされる場合の補助指針（6分間平均値）

周波数 f	電磁界強度の 空間的平均値	電磁界強度の 空間的最大値	適用する空間
1.5GHz ～ 300GHz (一般環境下)	電力密度の和が基準値 以下とする(周波数成分 が複数の場合)	体表: 10mW/cm^2 眼: 2mW/cm^2	電磁放射源、金属物体 から 10cm 以上離れた人 体の占める空間

2.2.3 マイクロ波レーダーの電波照射範囲と減衰性

一般に電波は周波数が高くなるにつれ直進性、反射性が強まり、反対に低くなると拡散性、透過性が強くなると言われている。マイクロ波レーダーは中心周波数が 10GHz, 24GHz が一般に開放されており、かなりの高周波であることから、高周波の特徴である直進性と反射性が強いとされている。また、マイクロ波は波長が短く、波長がセンチメートルのオーダーである電波は大気に吸収されにくいという特性を持っている。一方、マイクロ波長よりも波長の短い赤外領域にある電波は大気中や水中にあるチリやホコリによって散乱してしまう。反対にマイクロ波よりも波長が長い電波は船舶や飛行機に当たっても回折成分が多いため、検知することがない。これら波長の長さによる電波の特性からレーダーとしてマイクロ波が利用される主な理由となっている。ここで、マイクロ波の波長の長さは光の速度を周波数で割ったものと等しく、 $3.0 \times 10^8 [\text{km/s}] \div 24.0 [\text{GHz}]$ を計算することにより波長を算出することができる。つまり、中心周波数 24GHz のマイクロ波レーダーの波長は 1.25cm となる。

2.3 計測システムの概要

本研究では、マイクロ波レーダーを用いて人の体表面に現れる呼吸・心拍活動にともなう微小振動を検知し、計測対象者のバイタルサインの計測を非接触で行う。病院や福祉施設等で実際に運用する際に、幾つかの条件が発生する。装置を運用するためには、計測対象者の日常を阻害しないこと、施設関係者の作業の邪魔にならないことが挙げられる。装置の設置場所はベッドサイド、ベッド頭側、ベッド下のいずれかが考えられる。ベッド頭側には緊急時のコール機器（ナースコール）が既に設置されていることが多い。ベッドサイドは転落防止用にバーが設置されている場合があり、また床に装置を置いておくと、計測対象者や施設関係者が踏み、怪我をする恐れがある。よって、最も空きスペースがあり、かつ施設関係者の仕事を妨害せず、計測対象者に計測しているという不快感を与えない場所としてベッド下に本システムを設置する。

本システムは、24GHz 帯の周波数の異なる 2 つのマイクロ波レーダーを寝具用ベッドとマットレスの間に設置し、呼吸及び心拍を計測する（図 2-4）。マイクロ波レーダーは計測対象者の睡眠の妨げにならないように厚さを 15mm と薄く設計されており、マットレスの下部に設置することで計測対象者に対してセンサで計測をしているというストレス感を与えないコンパクトな設計となっている。

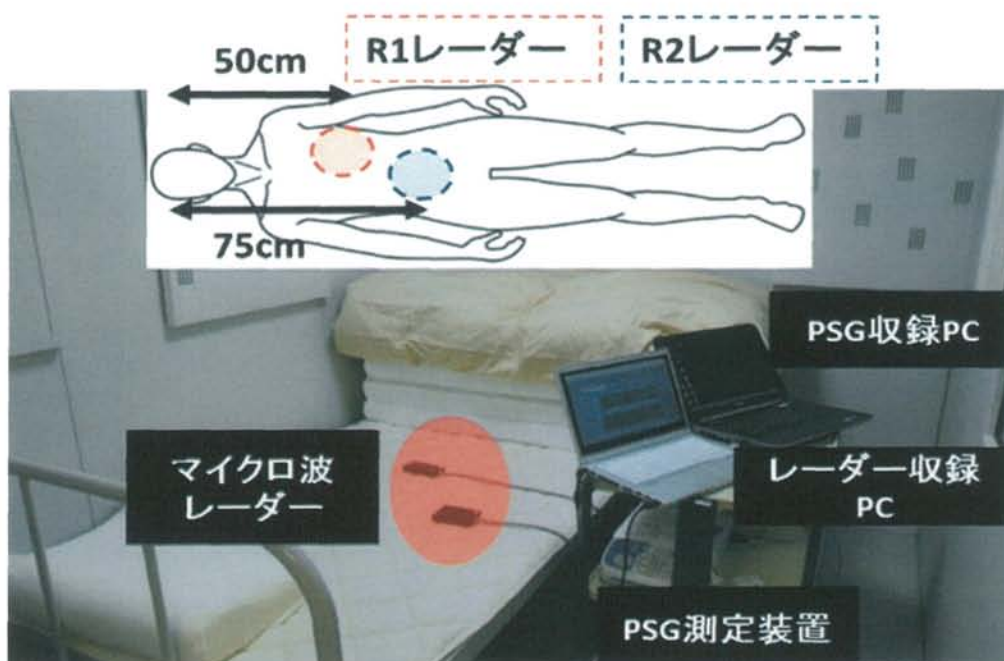


図 2-4 本システム構成とレーダーの位置

2.3.1 測定ボックスの構成

病院や福祉施設等で測定する場合、装置が大掛かりでなく持ち運びができるもの、ベッドフレームの下に設置できるなどコンパクトであることが求められる。そこで、測定に使用する装置、マイクロ波レーダー装置、電源、電流増幅器、DAQ (A/D 変換器) を 1 つのボックスにまとめた。外観は図 2-5 のようになる。大きさは縦×横×高さがそれぞれ 25cm×35cm×5cm であり、重さは 3kg 程度であり簡単に持ち運びでき、かつベッドフレームの下に設置できる。また、マイクロ波レーダーは着脱可能であり、病院で万が一故障した場合でもすぐに交換することができる。

測定装置の中身は図 2-6 のようになる。大きく分けて a) 直流増幅器、b) A/D 変換器、c) 電圧変換器の 3 つである。図 2-7 が本システムにおける信号の流れである。マイクロ波レーダーからの微弱な信号を 100 倍に増幅し、A/D 変換器を通して USB 接続にてパソコンに収録する。

a) 直流増幅器

マイクロ波レーダーから計測された波形は非常に微弱なため、波形を増幅させるために絶縁型直流増幅器を使用する (図 2-6A 参照)。この直流増幅器を介すことで、マイクロ波レーダーの出力を 0.1~500 倍に調節して出力することが可能である。これにより、マイクロ波レーダーの出力 (呼吸・心拍活動に伴う微小振動) に適応することができる。マイクロ波レーダーから計測される波形信号を直流増幅器で 100 倍に増幅を行う。

b) A/D 変換器

本計測システムは、コンピュータで解析を行なう。そのため、マイクロ波レーダーから得られたアナログデータをデジタルデータに変換する必要がある。そこで、アナログ→デジタル (A/D) 変換器に、National Instruments 社製の NI USB-6200 を使用する (図 2-6B 参照)。A/D 変換の際のサンプリングは、サンプリング周波数を 100Hz とし、増幅器にて増幅された電圧をデジタル変換する。NI USB-6200 は電圧分解能 16bit であり、入力電圧の範囲を $-10 \sim +10$ [V] と設定すると、電圧は 0.032 [V] の分解能となる。

c) 電圧変換器

今回の計測で使用するマイクロ波レーダーは、使用電圧が変動すると、送信される電波の周波数が変動してしまう。そのため、一定の電圧を常時供給できる電源が必要になる。そこで、家庭用電源電圧交流 100V をマイクロ波レーダーの使用電圧である直流 5V に変圧する安定化電源を使用する (図 2-6C 参照)。また、使用する電圧変換器は医療用のものであり、雑音が少なく本システムに適している。



図 2-5 マイクロ波レーダー測定ボックス



図 2-6 測定装置の中身

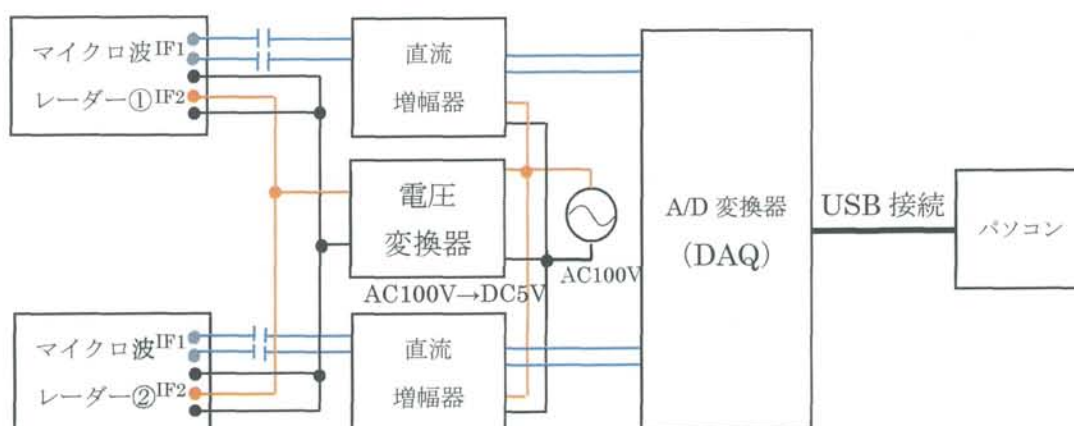


図 2-7 計測システムの構成図

2.4 計測方法

本システムを用いたレーダー計測およびリファレンスとして PSG 計測（日本光電工業㈱ PSG-1100）を同時に行う。PSG 計測の計測項目は、脳波、眼電図、顎筋電図、心電図、鼾センサ、カニューラ、呼吸バンド、そしてパルスオキシメータである。計測した PSG データは、30 秒間を 1 エポックとして、計測時間 8 時間における全エポックの睡眠段階として出力される。本論文では、さらに隣り合うエポック（奇数番目と偶数番目）の比較を行い、浅い睡眠段階（より覚醒に近い睡眠段階）を選択し、1 分間を 1 エポックとした。

計測に際して、計測対象者は健康な男子大学生 20 名、計測時間を 23 時から翌日の 7 時までの 8 時間とし、また睡眠を妨げないように計測対象者は防音室の中で睡眠を取り、室温を 23・25℃に保つようにした。計測対象者の測定条件を揃えるために、計測の前日はアルコールを控え、適切な睡眠を取るようにした。さらに当日の過度な運動の禁止、昼寝の禁止、そして計測開始直前の飲食の制限も行った。また、計測に先立ち、首都大学東京日野キャンパスの安全倫理委員会の承認を得た。

2.5 ドップラー計測による呼吸及び心拍の検出方法

ここで、マイクロ波レーダーによる呼吸及び心拍の信号を検出する原理について記述する。図 2-8 において、レーダーから距離 d_0 [m] 位置にある計測対象者の体表面が呼吸及び脈波によって $x(t)$ の振動を起こしているとする。

送信波 $T(t)$ の周波数を f [Hz]、送信回路における全位相ノイズを $\phi(t)$ とすると

$$T(t) = \cos[2\pi f \cdot t + \phi(t)] \quad \dots \text{式(2.1)}$$

で表わされる。

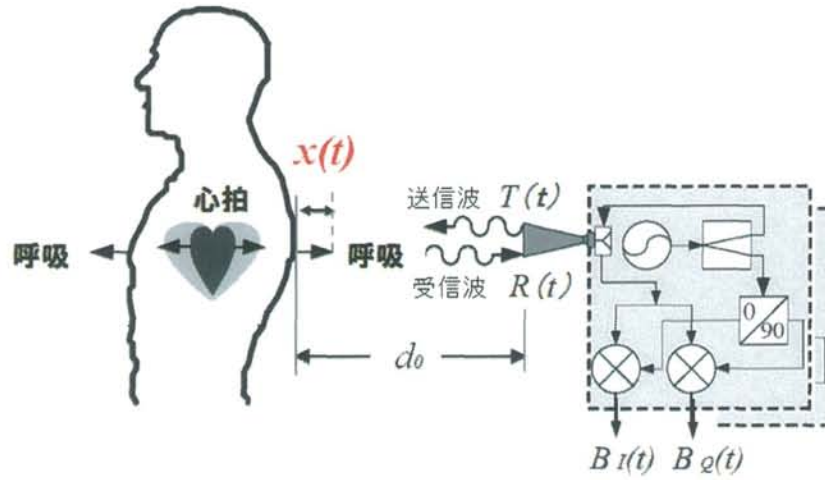


図 2-8 レーダーによる心拍計測時の条件及び I/Q チャンネル出力信号

送信波が距離 d_0 の位置にある対象者の体表面で反射すると、送信波は距離 $2d(t) = 2d_0 + 2x(t)$ を移動し、受信波 $R(t)$ となり帰ってくる。その場合、受信波 $R(t)$ は式(2.2) となる。

$$\begin{aligned} R(t) &= \cos \left[2\pi f \left(t - \frac{2d(t) - \frac{d(t)}{c}}{c} \right) + \phi \left(t - \frac{2d(t) - \frac{d(t)}{c}}{c} \right) \right] \\ &= \cos \left[2\pi f \left(t - \frac{2d_0 + 2x(t) - \frac{d(t)}{c}}{c} \right) + \phi \left(t - \frac{2d_0 + 2x(t) - \frac{d(t)}{c}}{c} \right) \right] \\ &= \cos \left[2\pi f - \frac{4\pi d_0}{\lambda} - \frac{4\pi dx(t) - \frac{d(t)}{c}}{\lambda} + \phi \left(t - \frac{2d_0}{c} - \frac{2x(t) - \frac{d(t)}{c}}{c} \right) \right] \\ &\quad \dots \text{式(2.2)} \end{aligned}$$

ここで、 $x(t)$ は時間によって変化する体表面の微小振動であり、また c は電波の伝播速度（光速[m/sec]）、 λ は電波の波長（ $=f/c$ [m]）である。この時、 $x(t)d(t)/c$ における $d(t)/c$ の項は非常に小さいため、無視することができ、位相項における $x(t)d(t)/c$ もまた非常に小さいため、無視することができる。よって、受信波 $R(t)$ は次の式(2.3)で表わされる。

$$R(t) = \cos \left[2\pi f t - \frac{4\pi d_0}{\lambda} - \frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \phi \left(t - \frac{2d_0}{c} \right) \right] \quad \dots \text{式(2.3)}$$

受信波は送信波とほぼ同じ周波数であるが、体表面の微小振動で位相変調されている。この受信波に送信波と同じ発信器からの信号で検波すると、位相変調されている目的信号（体表面の微小振動）が復調され、式(2.4)で表わされるベースバンド信号 $B(t)$ を取得する。

$$B(t) = \cos \left[\frac{4\pi d_0}{\lambda} + \theta_0 - \frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \phi(t) - \phi \left(t - \frac{2d_0}{c} \right) \right]$$

$$\left\{ \begin{array}{l} B(t) = \cos \left[\theta + \frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \Delta\phi(t) \right] \\ \theta = \frac{4\pi d_0}{\lambda} + \theta_0 \\ \Delta\phi(t) = \phi(t) - \phi \left(t - \frac{2d_0}{c} \right) \end{array} \right.$$

・・・式(2.4)

ここで、 θ はターゲットまでの距離 d_0 に依存する定数の位相シフトであり、 $\Delta\phi(t)$ は残存位相ノイズである。また、 θ_0 は固定値の位相差であり、体表面での反射及びレーダー回路における時間遅れによるものである。 $\Delta\phi(t)$ は検波後も残存する微小な位相ノイズである。

ここで、式(2.4)の θ が $\pi/2$ の奇数倍($\pi/2, 3\pi/2, 5\pi/2 \dots$)のとき、式(2.4)は図 2-9 に示すように \cos 関数の微小角近似によって

$$B(t) \cong \frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \Delta\phi(t) \quad \dots \text{式(2.5)}$$

となる。この時、ベースバンド信号 $B(t)$ は体表面の微小振動 $x(t)$ と直線的に比例した動きとなり、呼吸及び心拍によって人体表面に発生する微小振動を抽出することができる。これが、ドップラーレーダーによる呼吸及び心拍の計測原理である。

ここで、ベースバンド信号 $B(t)$ が体表面の微小振動 $x(t)$ に比例する条件「 θ が $\pi/2$ の奇数倍」を満たすためには、レーダーと計測対象者の体表面の距離 d_0 が

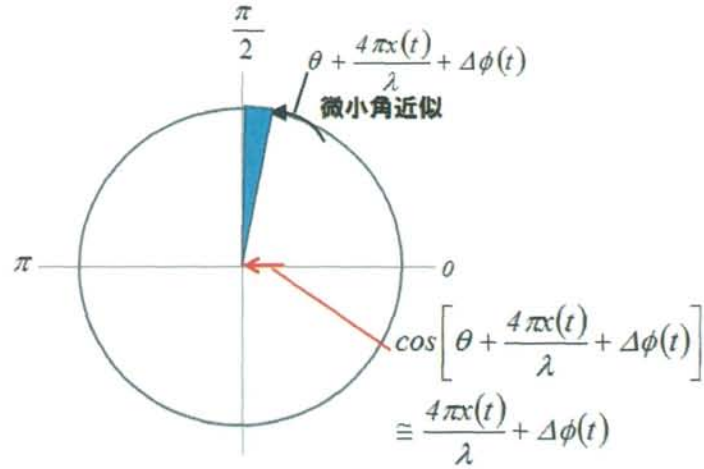


図 2-9 cos 関数の微小角近似

$$d_0 = \frac{\lambda}{8} + \frac{\lambda}{4\pi}\theta_0, \quad \frac{3\lambda}{8} + \frac{\lambda}{4\pi}\theta_0, \quad \frac{5\lambda}{8} + \frac{\lambda}{4\pi}\theta_0 \cdots \text{式(2.6)}$$

となる場合であり，その前後の間隔は $\lambda/4$ となる．そのため，レーダーからの出力信号が 1 チャンネルの場合，体表面の微小振動 $x(t)$ を検出できない恐れがある．そこで，図 2-8 のように直交検波を行い，ベースバンド出力信号 I/Q チャンネルを生成する方法を示す．レーダー受信信号 $R(t)$ を復調する際，局部発振器の基準信号と，基準信号から 90° 位相を遅らせた信号との 2 信号でそれぞれ周波数検波することにより，In-phase チャンネル (I チャンネル) 及び Quadrature-phase チャンネル (Q チャンネル) の出力信号を得る．I チャンネル及び Q チャンネルの出力信号は式(2.7)，式(2.8)となる．

$$B_I(t) = \cos\left[\frac{4\pi d_0}{\lambda} + \frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \theta_0 + \Delta\phi(t)\right] \cdots \text{式(2.7)}$$

$$B_Q(t) = \sin\left[\frac{4\pi d_0}{\lambda} + \frac{4\pi x(t)}{\lambda} + \theta_0 + \Delta\phi(t)\right] \cdots \text{式(2.8)}$$

そして，I チャンネルの式(2.7)の出力信号が呼吸及び心拍信号に比例するのは，式(2.6)の条件下であり，式(2.6)の条件が成立する位置から $\lambda/8$ 移動した位置においては，式(2.9)が成立する．

$$d_0 = \frac{2\lambda}{8} + \frac{\lambda}{4\pi}\theta_0, \quad \frac{4\lambda}{8} + \frac{\lambda}{4\pi}\theta_0, \quad \frac{6\lambda}{8} + \frac{\lambda}{4\pi}\theta_0 \cdots \text{式(2.9)}$$

そして，式(2.9)の条件下の位置では，Q チャンネルの式(2.8)の出力信号が呼吸及び心拍信号に比例する．よって，I チャンネルと Q チャンネルは相互に補完し，レーダーと体表面の位置がどのような条件下であっても，両者の組み合わせによって呼吸心拍信号を表現できる．

第3章 可変移動平均差分法を用いた HRV 算出アルゴリズムの開発

3.1 緒言

本研究グループでは、1.4 節で述べたようにマイクロ波レーダーを用いて、体動指標・呼吸間隔ゆらぎ指標から睡眠段階の推定に挑戦し、一定の成果を得ている[19]。しかし、当時はマイクロ波レーダーによる HRV の算出はまだ安定しておらず、睡眠段階推定に HRV を用いることは課題となっていた。一方、心電図を用いた P. BUSEK らの研究により、深い睡眠（NREM2・4）では HF が REM 睡眠時と比較して有意に高値であること、また反対に VLF、LF、LF/HF は有意に低値であることが報告されている[11]。

そこで、本章では睡眠段階推定に HRV を用いるため、マイクロ波レーダーから脈波抽出を行い、正確な HRV を算出するアルゴリズムを開発する。

3.2 HRV 算出アルゴリズム

レーダーから 120 秒分のデータを蓄積し、抽出した脈波波形からピーク検出を行い、心拍間隔（PPI : Peak-Peak Interval）を算出した。次に横軸に時間、縦軸に心拍間隔をとり心拍間隔を 1 拍ごとにプロットして心拍間隔 PPI 時系列データを得た。これは一般的に滑らかな曲線で補間される。本研究では、スプライン補間を用いて 4Hz でリサンプリングを行った。最後に高速フーリエ変換（FFT）を用いて周波数解析することによって HRV を算出した。この HRV 算出の手順を以下のフローチャートでまとめた（図 3-1）。なお、自動で HRV 算出を目指すため、しきい値の調整や数値入力が必要とせず、リアルタイムで算出可能な解析プログラムを構築した。解析プログラムは National Instruments 社の LabVIEW を用いて記述した。

HRV は個々の心拍間隔の誤差、ノイズ混入に非常に敏感であるため、瞬間的な脈波信号の大きさの変化にも常時対応可能とし、約 1000msec の心拍間隔を正確に算出し続けなければならない（8 時間で約 28800 個）。そのなかで、睡眠中のベッド上の位置や姿勢の変化に伴う脈波信号の大きさの変化、そして体動アーチファクトという課題に対して、どのような方式を考案したのか、以下、レーダーから心拍間隔算出までの流れを詳しく述べていく。

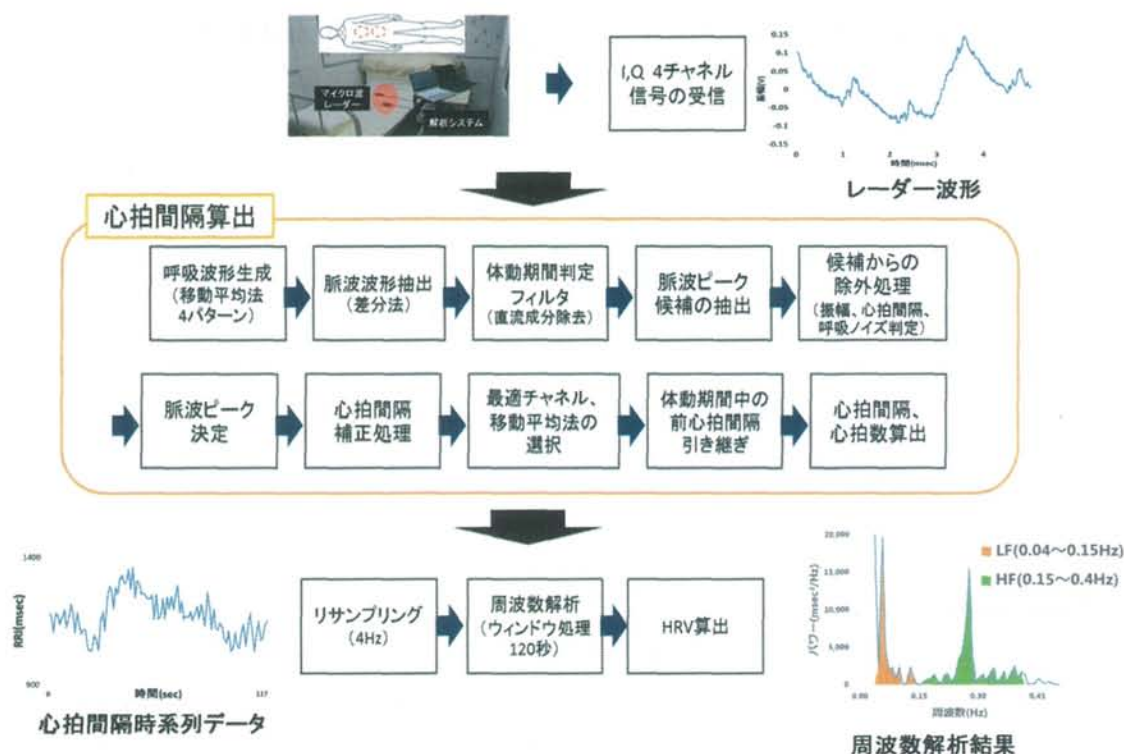


図 3-1 HRV 算出の流れ

3.2.1 可変移動平均差分法を用いた脈波抽出手法

(1) 可変移動平均差分法を用いた脈波抽出処理

マイクロ波レーダーによって計測される波形は、体動に伴う振動、呼吸活動にともなう振動、脈波活動に伴う振動、その他の振動（ノイズ等）による合成波である。計測される振動の中で最も大きな波形として現れるのは体動波形であるが、人の安静睡眠時において最も大きな波形として現れるのは呼吸波形であり、脈波波形は呼吸波形の約 1/20 程度の微弱な波形である。また、呼吸波形は大まかな周期性は一定であるものの、細かい部分では不規則な変化が多々見られた。そのため、脈波抽出において呼吸波形を取り除くことが重要である。そこで、レーダー波形に対し、移動平均法による平滑化を施すことで細かい変化まで追従した擬似的な呼吸波形を構成し、構成した呼吸波形とレーダー波形との差分を取ることで脈波波形を抽出する手法を導入した。以下、この手法を移動平均差分法とする。

移動平均差分法について数式を用いて表すと以下のようになる。
対象物の動きを捉えるマイクロ波レーダーの出力 $M[i]$ には、波形振幅の大きい順に、体動に伴う振動 $B[i]$ 、呼吸活動に伴う体表面の振動 $R[i]$ 、心拍活動に伴う体表面の振動 $H[i]$ 、ホワイトノイズ $W[i]$ が含まれる(式 3.1)。

$$M[i] = B[i] + R[i] + H[i] + W[i] \cdot \cdot \cdot \text{式(3.1)}$$

マイクロ波レーダーの出力波形に対して移動平均法を施し、出力波形の平滑化を行う。ここで、平滑化の刻み幅を整数 m とし、呼吸信号、体動ノイズを通過させて、脈波信号、ホワイトノイズを遮断する適切な値、この場合は $m=80$ (サンプリング周波数 100Hz で 800msec) とすると、式(3.1)の平滑化後の出力信号 $S[i]$ は、次式(3.2)となる。

$$S[i] \cong B[i] + R[i] \cdot \cdot \cdot \text{式(3.2)}$$

そして、移動平均法により発生する位相のずれを調整して、マイクロ波レーダーの出力波形 $M[i]$ と平滑化後の出力波形 $S[i]$ の差分信号 $Q[i]$ が次式(3.3)で表され、低周波数の呼吸波形と体動波形が除去され、脈波信号とホワイトノイズが残波として出力される。

$$Q[i] = M[i] - S[i] \cong H[i] + W[i] \cdot \cdot \cdot \text{式(3.3)}$$

ホワイトノイズは振幅が心拍に比較して小さい場合、式(3.3)から容易に脈波信号が抽出可能となる。図 3-2 にマイクロ波レーダーの出力波形および構成した呼吸波形、図 3-3 に抽出された脈波信号とホワイトノイズの合成信号の一例を示す。

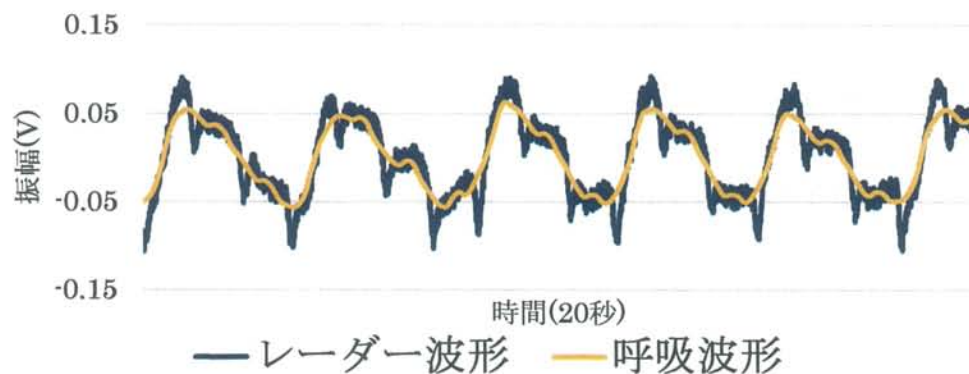


図 3-2 マイクロ波レーダーの出力波形および構成した呼吸波形

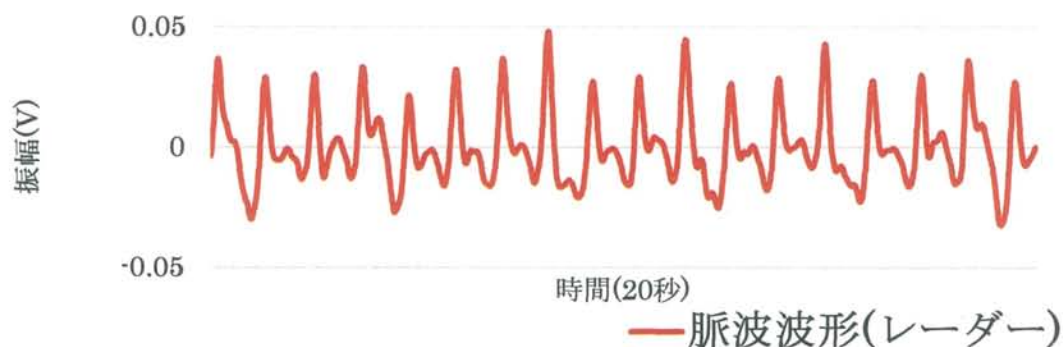


図 3-3 移動平均差分法により抽出した脈波波形

しかし、約 8 時間にも及ぶ終夜計測においては、睡眠姿勢（仰向け・横向き・うつ伏せ等）が時間帯によって変化し、それに従いレーダー波形に含まれる脈波成分の大きさも変化する。そのため、移動平均差分法（刻み幅 $m=80$ ）を用いた場合、低周波数帯のゆるやかな呼吸波形を構成するため、レーダー波形に含まれる脈波成分が微小なときホワイトノイズとの分離が困難であるという問題があった。また、移動平均差分法（刻み幅 $m=10$ ）を用いた場合、元々のレーダー波形を追従した呼吸波形を構成するため、脈波成分が微小なときは対応できるものの、通常時（脈波成分が微小でない時）脈波成分まで取り除いてしまうという問題があった。

そこで、この課題を解決するため、可変移動平均差分法を考案した。これは移動平均差分法における刻み幅を $m=80, 40, 20, 10$ の 4 パターンとし、その 4 つの刻み幅から最も良い刻み幅を 1 分毎に自動で選択する手法である。可変移動平均差分法を導入することにより、レーダー波形に含まれる脈波成分の大きさがいかなる場合でも脈波抽出を行うことが可能となった。実際に改善した例として通常時（刻み幅 $m=80$ と $m=10$ ）と脈波微小時（刻み幅 $m=80$ と $m=10$ ）を図 3-4 に示す。

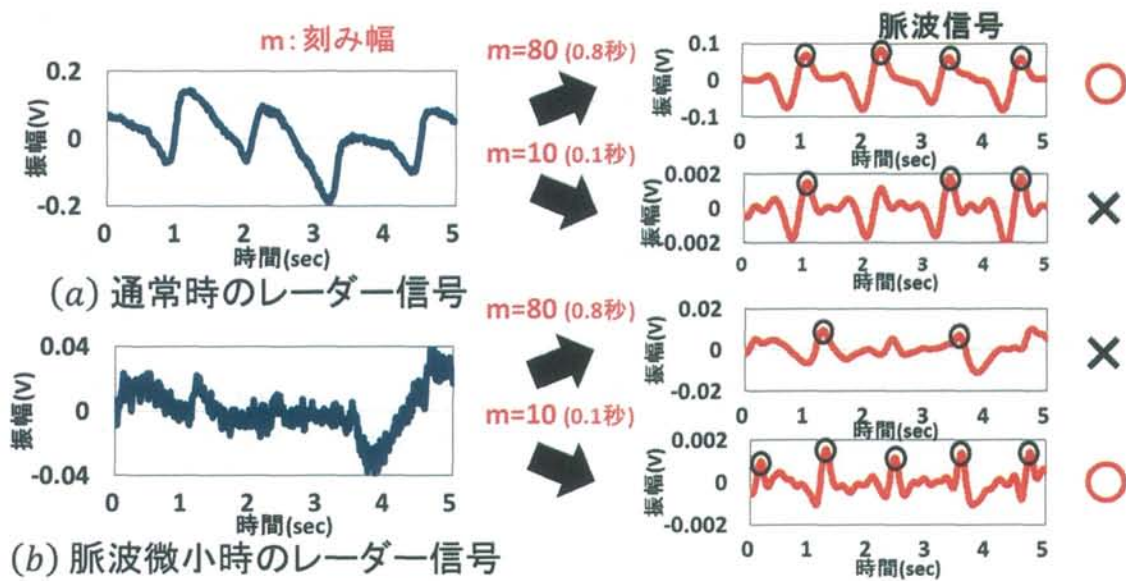


図 3-4 可変移動平均差分法により改善した脈波抽出例

図 3-5 に可変移動平均差分法後に得られた脈波波形と心電図波形を示す。脈波波形にも心電図波形の R 波に相当する波が見られることから、脈波波形から心電図波形と同等の心拍間隔が得られることが直感的に分かる。

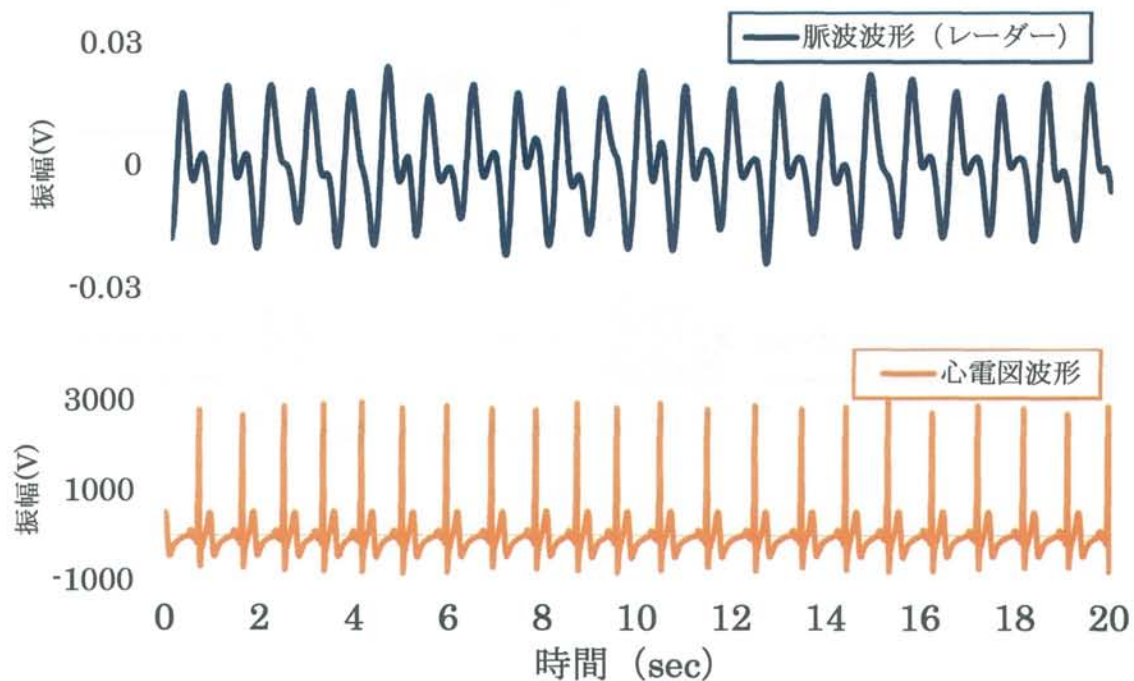


図 3-5 可変移動平均差分法後に得られた脈波波形と心電図波形

(2) 体動区間除外プログラムの作成

3.2.1(1)項でも述べたように、計測される振動の中で最も大きな波形として現れるのは体動波形であり、脈波抽出を可能とする前提条件として体動の無い安静睡眠状態であるということが挙げられる。そのため、体動区間除外プログラムを作成した。

体動区間の判定方法として、体動の振幅の違いに着目した指標が望まれるが、レーダーと体表面の距離によってレーダー波形の振幅にも影響が出る。そのため、単に大きい振幅を検出するだけでなく、レーダーから体表面の距離にも対応可能な指標として、レーダーの出力信号の120秒間の面積を5秒毎に算出し、得られた面積の最小値で割ることによって安静区間の面積を「1」とした面積の時系列変化のグラフを作成した（図3-6参照）。そして、面積が「10」を超える場合体動発生区間とみなし、面積算出に使用した5秒間を除外した。

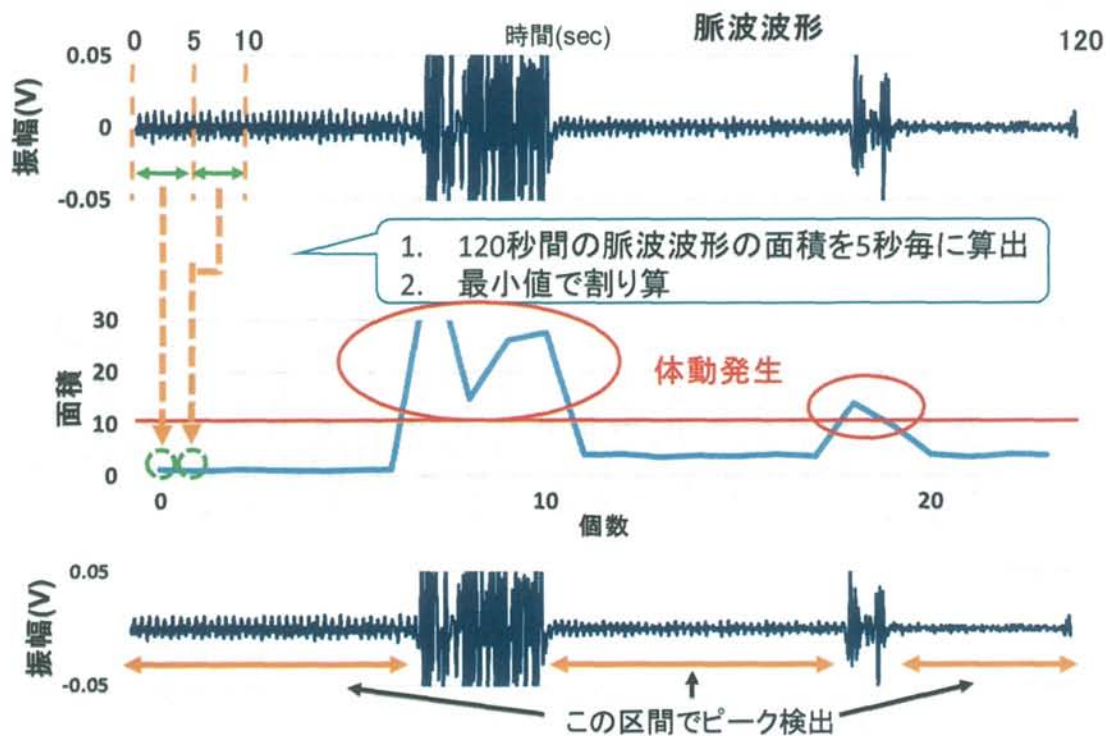


図 3-6 体動区間除外プログラム

3.2.2 ピーク検出

レーダーと体表面の距離によって脈波ピークの振幅値は大きく異なるため、振幅値に着目し閾値を設定して脈波ピークを検出する場合、検出できない脈波ピークが存在する。そこで、ノイズも含めた脈波ピーク候補となり得る全てのピークを検出し、振幅値・心拍間隔・呼吸ノイズの観点からノイズ（ピーク候補）を除外する手法を考案した。

(1) 脈波ピーク候補の抽出

まずレーダー脈波波形において、原点から次の原点までの間で1つのピークを検出した。具体的には、原点から次の原点までの間の波形の振幅値が正ならば振幅が最大となる点を上ピーク、原点から次の原点までの間の波形の振幅値が負ならば振幅が最小となる点を下ピークとした。以降、上ピークにも下ピークにも同様の処理を行っているため、上ピークを例にとって説明していく（図 3-7）。

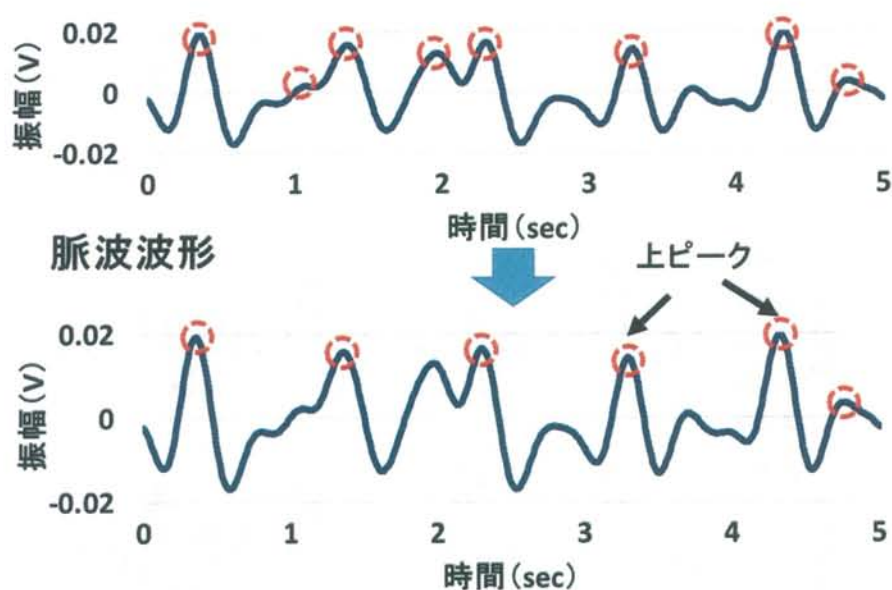


図 3-7 脈波ピーク候補の抽出

(2) ピーク候補からの除外処理

3.2.2(1)項で述べた手法は閾値の設定を必要としないピーク候補の抽出を可能とする一方で、ノイズもピーク候補として抽出する問題がある。そこで、以下の3つの処理を施した。

ア 振幅値に着目したピーク候補の除外

脈波（ピーク候補）と脈波（ピーク候補）の間に現れる1つもしくは2つのノイズ（ピーク候補）に対して、以下の2ステップで処理を施した（図3-8）。ステップ1は脈波（ピーク候補）と脈波（ピーク候補）の間に1つのノイズ（ピーク候補）が現れる場合、ステップ2は2つのノイズ（ピーク候補）が現れる場合を想定した。

ステップ1: 【着目したピーク候補(P_i)の振幅値 < 前のピーク候補(P_{i-1})の振幅値÷2

AND

着目したピーク候補(P_i)の振幅値 < 後のピーク候補(P_{i+1})の振幅値÷2】

⇒ 着目したピーク候補(P_i)の除外

【着目したピーク候補(P_i)の振幅値 < 前のピーク候補(P_{i-1})の振幅値÷2

OR

着目したピーク候補(P_i)の振幅値 < 後のピーク候補(P_{i+1})の振幅値÷2】

⇒ ステップ2へ

ステップ2: 着目したピーク候補(P_i)の振幅値 < 2つ後のピーク候補(P_{i+2})の振幅値÷2

⇒ 着目したピーク候補(P_i)の除外

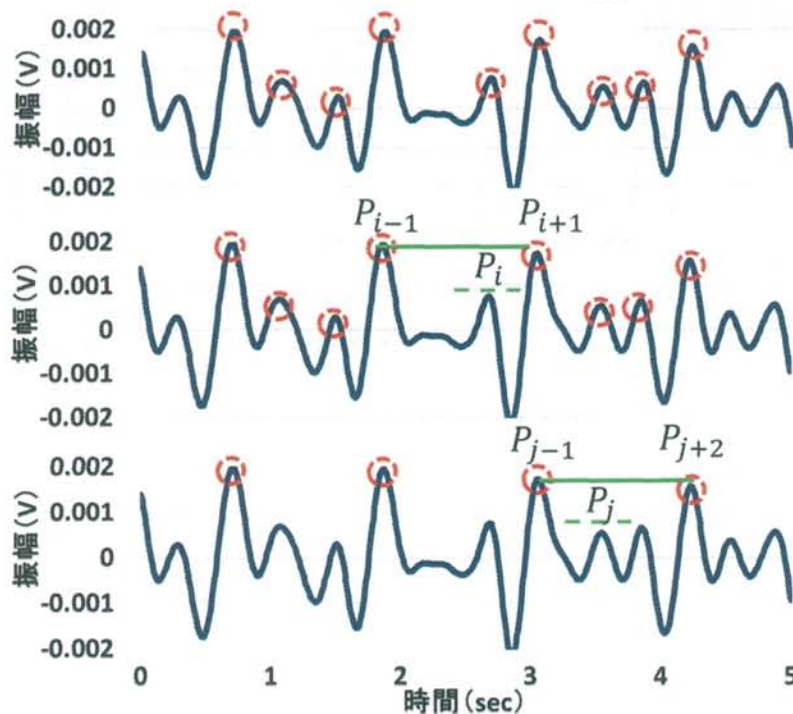


図3-8 振幅値に着目したピーク候補の除外
(真ん中: ステップ1後 下: ステップ2後)

イ 心拍間隔に着目したピーク候補の除外

振幅値の小さな脈波ピーク検出のため、心拍間隔（PPI：Peak-Peak Interval）に着目し、異常な心拍間隔を構成するピーク候補に対して、以下の 2 つのステップで処理を施した。

ステップ 1：心拍間隔（PPI）が短いピークの除去（図 3-9 参照）

着目したピーク候補(P_n)と前のピーク候補(P_{n-1})の間の心拍間隔($P_{n-1}P_nI$)と後のピーク候補(P_{n+1})と前のピーク候補(P_{n-1})の間の心拍間隔($P_{n-1}P_{n+1}I$)で平均心拍間隔との比較を行った。

$$|P_{n-1}P_nI - \{(P_{n-16}P_{n-15}I + P_{n-15}P_{n-14}I + \dots + P_{n-2}P_{n-1}I) \div 15\}|$$

$$> |P_{n-1}P_{n+1}I - \{(P_{n-16}P_{n-15}I + P_{n-15}P_{n-14}I + \dots + P_{n-2}P_{n-1}I) \div 15\}| \dots \text{式(3-4)}$$

$$\Rightarrow \text{着目したピーク候補}(P_n)\text{の除外}$$

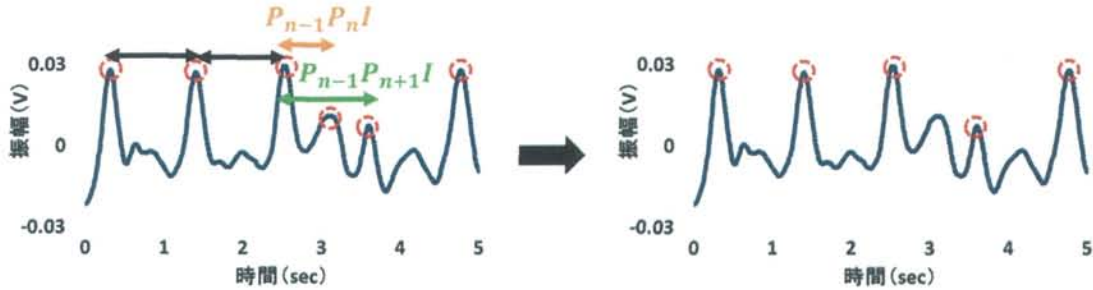


図 3-9 心拍間隔（PPI）が短いピークの除去

ステップ 2：異常な心拍間隔（PPI）のピークの再検出（図 3-10 参照）

着目したピーク候補(P_n)と前のピーク候補(P_{n-1})の間の心拍間隔($P_{n-1}P_nI$)と着目したピーク候補(P_n)と後のピーク候補(P_{n+1})の間の心拍間隔($P_nP_{n+1}I$)の比較を行った。

$$P_nP_{n+1}I < P_{n-1}P_nI \times 0.6 \quad \text{OR} \quad P_nP_{n+1}I > P_{n-1}P_nI \times 1.4 \dots \text{式(3-5)}$$

$$\Rightarrow \text{ピークの再検出}$$

$P_nP_jI - \{(P_{n-16}P_{n-15}I + P_{n-15}P_{n-14}I + \dots + P_{n-2}P_{n-1}I) \div 15\}$ が 0 以上の最小の値をとるピーク候補(P_j)を除外処理前のピーク候補から再検出する。再検出後、再度心拍間隔の比較を行った。

$$P_{n-1}P_nI \times 0.7 < P_nP_jI < P_{n-1}P_nI \times 1.3 \dots \text{式(3-6)}$$

$$\Rightarrow \text{ピーク候補}(P_j)\text{を選択}$$

なお、この条件を満たさなかった場合、注目した心拍間隔が前の心拍間隔の 0.6 倍以下ならばそのまま、注目した心拍間隔が前の心拍間隔の 1.4 倍以上ならば前のピークとの間隔が心拍間隔平均になる位置にピークをいれた。

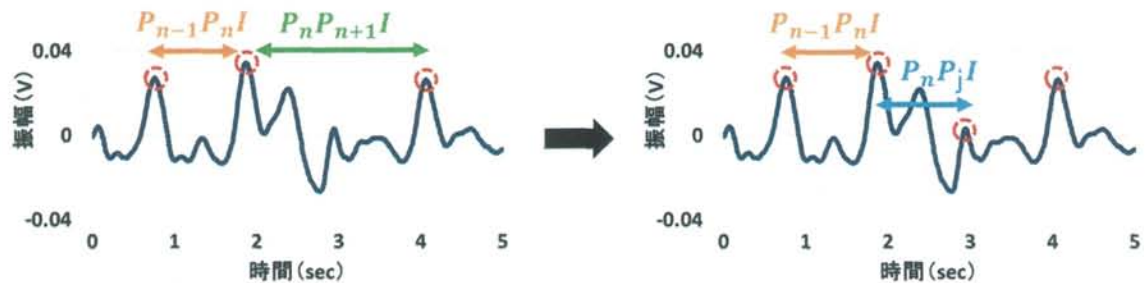


図 3-10 異常な心拍間隔 (PPI) のピークの再検出

ウ 呼吸ノイズに着目したピーク候補の選択 (図 3-11)

呼吸波形といえば、一定の低周波数帯で構成されたゆるやかな波形をイメージするが、実際にはピークの部分、すなわち呼気（吸気）から吸気（呼気）に変わる箇所で不規則な変化が生じる場合がある。そのため、可変移動平均差分法を用いて抽出した脈波波形においても、5 秒に 1 回（成人の呼吸数は 1 分間に 12 回程度）呼吸成分がノイズとして残存する場合がある。そこで、呼吸ノイズを含んだピーク候補（脈波）は面積が大きくなることに着目し、呼吸ノイズに関する処理を施した。

着目したピーク候補(P_n)を通る原点から次の原点までの波形の面積値を S_n とし、

$$S_n \geq \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m S_k \times 2 \cdots \text{式(3-7)}$$

$\Rightarrow |P_{n-1}P_jI - (P_{n-1}P_{n+1}I \div 2)|$ の値が最小値となるピーク候補(P_j)を選択

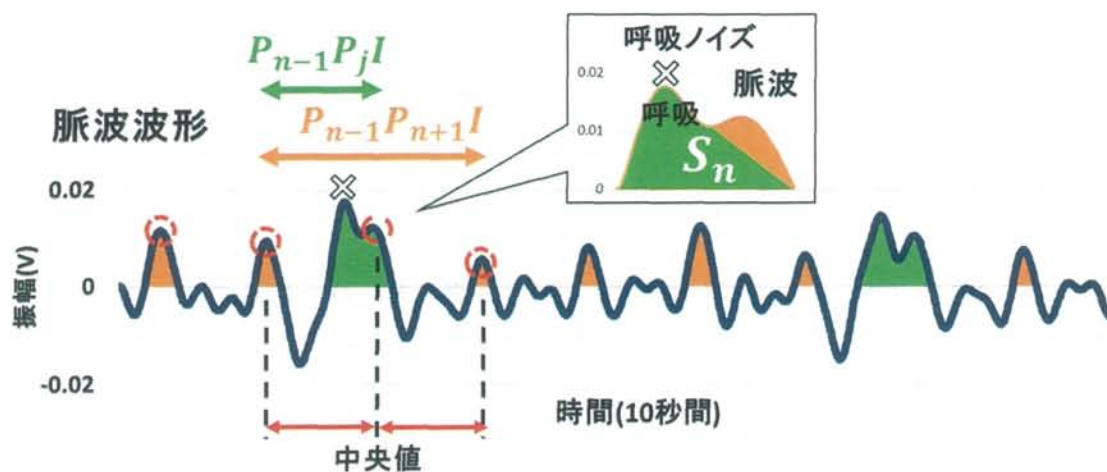


図 3-11 呼吸ノイズに着目したピーク候補の選択

3.2.3 心拍間隔補正処理

3.2.2 で述べたピーク検出によって、正確に脈波ピークを検出することを可能にした。その後、脈波ピークと脈波ピークの間隔 (PPI) を算出し、異常な PPI への処理を施した。異常な PPI の検出条件として、 PPI_n の比較対象は前後の PPI (PPI_{n-1} , PPI_{n+1}) が異常な PPI となり得るという懸念から PPI_n の前後 15 拍の平均とし、先行研究から隣り合う PPI の差は最大で 200msec 程度であること [21] を踏まえ、ゆらぎ閾値は 250msec とした。

$$|PPI_n - \{(PPI_n \text{ の過去 15 拍の平均} + PPI_n \text{ の未来 15 拍の平均}) \div 2\}| > 250\text{msec}$$

・・・式(3-8)

⇒ PPI_n を「 PPI_{n-1} と PPI_{n+1} の中点」で補正

3.2.4 最適チャンネル，移動平均法の選択

今回構築したシステムでは、精度を安定させるために 24GHz 帯のマイクロ波レーダーを 2 つ用いた。1 つのレーダーから 2 つの出力 (i と q) を得られるので、全部で 4 つの出力を得た。また、3.2.1 項にて移動平均差分法における刻み幅を $m=81, 41, 21, 11$ の 4 パターンと設定したため、1 つの出力に対して 4 つの脈波波形が得られる。そして、3.2.2 項で述べたように 1 つの脈波波形から上ピークと下ピークの 2 つの心拍間隔が得られる。よって、全部で

【4 チャンネル×移動平均法 (4 つの刻み幅 $m=81, 41, 21, 11$) × 2 つ (上下) ピーク = 32 個】

の心拍間隔 (PPI) から最適な PPI が得られたチャンネルを 1 分毎に選択した。なお、1 分間における異常心拍間隔の個数が最も少ないチャンネルを最適なチャンネルとした。

3.3 レーダーから算出した HRV・心拍数の精度検証

レーダーの出力信号から 1 分毎に算出した HRV の精度を検証するため、心電図（日本光電工業㈱ PSG-1100）からも R 波の検出を行い、RR 間隔からレーダーと同様の条件（周波数解析（ウィンドウ処理 120 秒））で 1 分毎に HRV を算出した。そして、2.4 節で述べた男子大学生 20 名（計測時間約 8 時間、データ数 9781 個）を対象にレーダーから算出した HRV・心拍数と心電図から算出した HRV・心拍数の比較を行い、相関係数と平均二乗誤差を算出した（1 名あたり約 480 個の HRV 比較）（表 3-1 参照）。なお、1 個の HRV の異常値の影響を最小限にするため、HRV の比較にあたって 5 分間移動平均処理を施した。

20 名の平均の相関は HF が 0.62 (± 0.20)、LF が 0.71 (± 0.12)、LF/HF が 0.64 (± 0.20)、心拍数が 0.92 (± 0.06) となり、平均の平均 2 乗誤差は HF が 1003.2 (± 420.3)、LF が 977.3 (± 500.6)、LF/HF が 1.0 (± 0.8)、心拍数が 1.6 (± 0.6) となった。心拍数に関しては、相関係数が高くずれも小さいことからどの計測対象者においても 8 時間継続して正確に算出できたといえる。また LF に関しても、相関係数に着目すると相関が高くばらつきも少ないことから心拍数ほどではないが、どの計測対象者でも十分な精度で算出可能であるとわかった。一方、HF、LF/HF に関しては、相関係数のばらつきが大きく、相関係数が 0.6 以下の計測対象者が HF は 7 名、LF/HF は 6 名いたことから個人差が大きいとわかった。HRV・心拍数全て PP 間隔から算出しているにも関わらず結果が大きく異なる要因としては、心拍数は PP 間隔の平均値、LF は PP 間隔の時系列データの大きなゆらぎ、HF は PP 間隔の時系列データの小さなゆらぎが影響しているためだと考えられる。

可変移動平均差分法導入前と導入後の HF と LF/HF (t19) を図 3-12 に示す。（計測対象者別に着目すると、）可変移動平均差分法導入前と比較して、t19 の相関係数は HF が +0.24 (0.89)、LF が +0.07 (0.87)、LF/HF が +0.15 (0.90) と改善し、HRV も正確に算出できた。

今後、さらに HRV 算出精度を向上させていくためには、レーダー本体から継続して発生するノイズに対してアナログフィルタを用いて減衰させるなど、ハード面から S/N 比を向上させることが必要であると考えている。

表 3-1 レーダーから算出した HRV・心拍数と心電図から算出した HRV・心拍数の比較

計測対象者	相関係数				平均 2 乗誤差			
	HF	LF	LF/HF	心拍数	HF	LF	LF/HF	心拍数
t1	0.45	0.71	0.51	0.83	1186.0	812.8	2.6	3.3
t2	0.69	0.80	0.80	0.96	865.2	1443.8	0.8	1.1
t3	0.28	0.57	0.73	0.94	962.5	707.8	0.7	1.0
t4	0.90	0.86	0.82	0.94	960.2	765.4	0.6	2.1
t5	0.83	0.86	0.27	0.91	833.5	1376.5	1.1	1.1
t6	0.20	0.66	0.63	0.85	1545.5	1215.1	2.0	2.0
t7	0.42	0.87	0.53	0.98	528.8	305.6	2.7	0.9
t8	0.53	0.62	0.63	0.92	1050.9	815.6	0.7	1.6
t9	0.46	0.59	0.54	0.87	809.5	465.1	0.6	1.0
t10	0.60	0.48	0.48	0.81	1762.9	1696.6	0.5	1.7
t11	0.62	0.77	0.73	0.97	1055.5	1362.4	0.4	1.4
t12	0.65	0.63	0.66	0.86	935.1	1962.6	1.5	2.4
t13	0.80	0.57	0.88	0.79	816.7	556.5	0.8	1.4
t14	0.64	0.79	0.74	0.89	820.9	981.2	0.6	2.5
t15	0.54	0.60	0.11	0.97	2262.0	1526.5	0.5	1.5
t16	0.57	0.72	0.46	0.94	928.5	1515.6	2.9	2.3
t17	0.92	0.84	0.85	0.98	651.5	360.4	0.3	1.2
t18	0.68	0.65	0.71	0.97	889.8	850.1	0.6	1.7
t19	0.89	0.87	0.90	0.98	537.2	458.9	0.6	1.2
t20	0.84	0.83	0.79	0.96	661.4	366.4	0.4	1.5
平均	0.62	0.71	0.64	0.92	1003.2	977.3	1.0	1.6
標準偏差	0.20	0.12	0.20	0.06	420.3	500.6	0.8	0.6

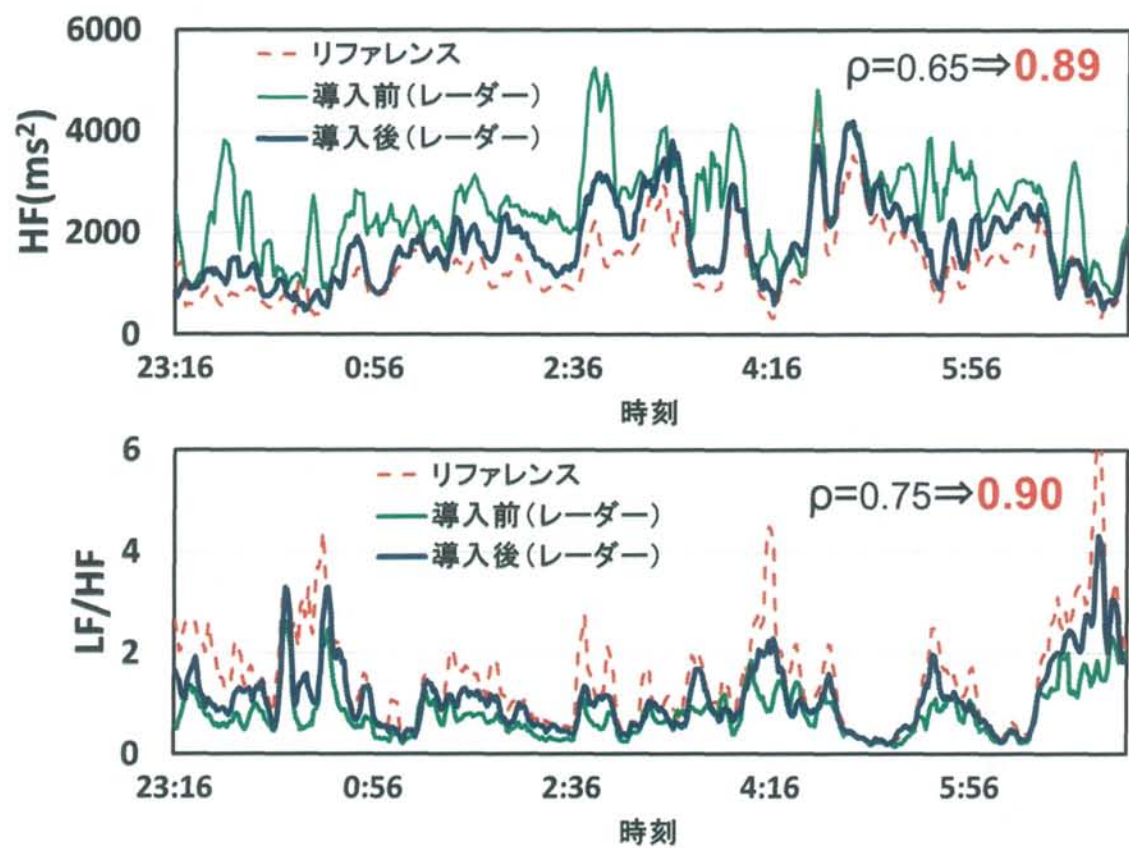


図 3-12 t19 の 8 時間における HF (上) と LF/HF (下)
(可変移動平均差分法導入前と導入後の比較)

3.4 考察

更なる HRV・心拍数算出精度向上のため、3.2.2 項で述べたピーク検出とは全く違う視点から時間軸に依存しないピーク検出を考案したので、以下に記す。また HRV・心拍数を算出できなかった計測対象者の原因分析も行った。

(1) 時間軸に依存しないピーク検出

3.2.2 項で述べたピーク検出では、時系列に従って先頭から順番にピークを確定していく逐次処理を行ってきた ($P_1, P_2, P_3 \dots$ の順で検出)。しかしながら、本来私たちは振幅が大きいピーク（かつ近辺に似たようなピーク候補が存在しない）が連続しており、ピークとピークの間隔が 1000msec 程度のピークから脈波であると判断していく。そこで、振幅の大きさに着目した時間軸に依存しないピーク検出手法を考案し、3.2.2 項で述べたピーク検出手法と同等の HRV 算出精度を得られたので、参考として手順を以下に述べる（図 3-13）。

ステップ 1：最大振幅から順次確定処理

確定条件：前後約 500msec 以内に近い振幅のピーク候補が存在しない

⇒存在する場合、2 次候補として残し、ステップ 2 へ

ステップ 2：2 次候補については適正間隔で確定処理

確定方法：前後ピークの中点に近い 2 次候補を選択

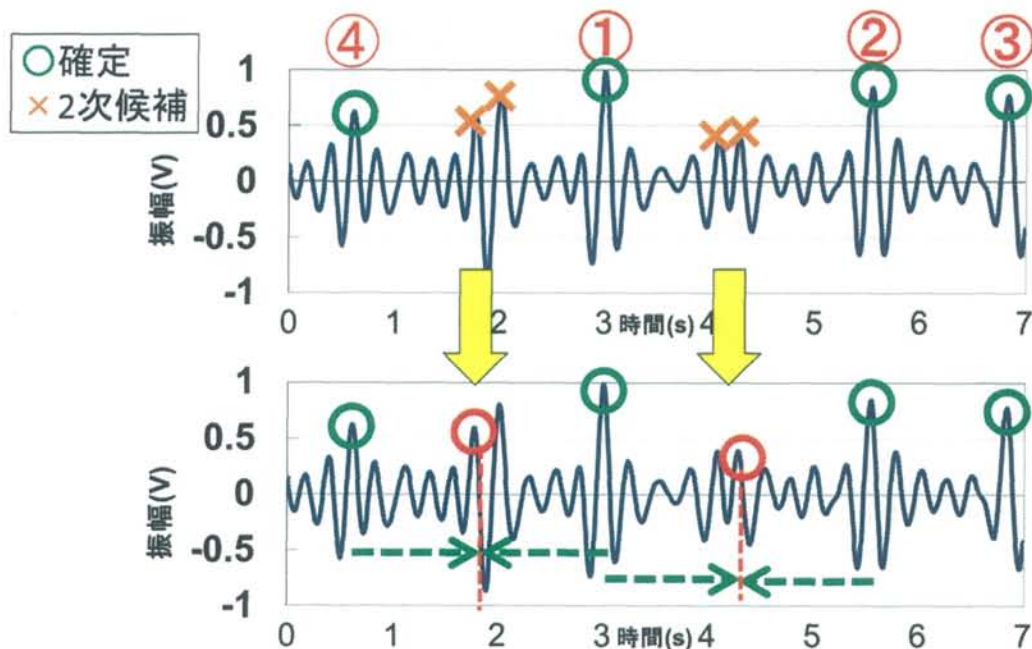


図 3-13 時間軸に依存しないピーク検出（上：ステップ 1 後 下：ステップ 2 後）

(2) HRV・心拍数を算出できなかった計測対象者の原因分析

HRV・心拍数が短時間であれば確実に算出可能で、長時間になると計測が困難になる理由としては、やはり睡眠姿勢（仰向け・横向き・うつ伏せ等）の頻繁な変化に伴い、レーダー信号が対応できない姿勢・動きがあったと考えられる。また、睡眠姿勢が頻繁に変化することは、覚醒の時間が長い、睡眠が深い時間が短い、体動期間が長いということだと推測できる。HRV・心拍数を算出できた計測対象者の睡眠段階の 1 例（t19）と算出できなかった計測対象者の睡眠段階の 1 例（t15）を示す（図 3-14）。なお、睡眠段階は PSG 計測により出力されたものである。

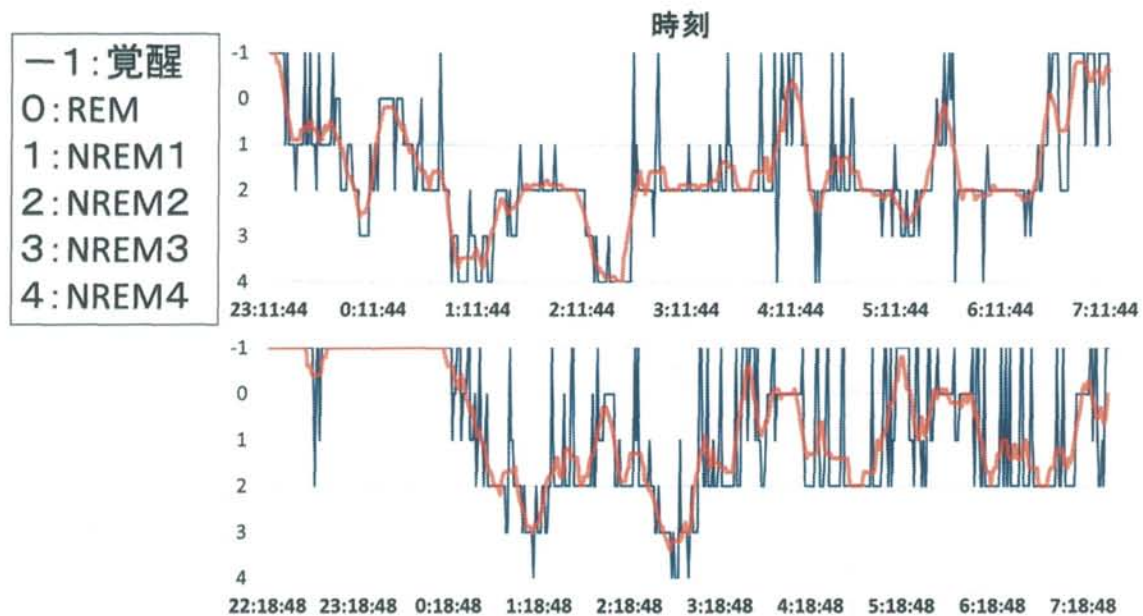


図 3-14 睡眠段階グラフ

（上：HRV・心拍数を算出できた計測対象者 下：算出できなかった計測対象者）

3.5 結言

本章では、第 2 章で構築した計測システムにより得られたレーダー信号から、脈波抽出を行い、正確な HRV を算出するアルゴリズムの開発を行った。具体的には、睡眠中のベッド上の位置や姿勢の変化に伴う脈波信号の大きさの変化への対策として可変移動平均差分法を、体動アーチファクトへの対策として体動区間除外プログラムを考案し、記述した。またピーク検出に関しては基本的考え方と数式モデル、そして波形を用いた改善例をまとめて記述した。そして、レーダーから算出した HRV、心拍数の精度検証として、心電図から算出した HRV、心拍数との比較を行い、正確に算出できたことを確認した。その際、可変移動平均差分法による効果も図示しながら確認した。以上のことから、初めて実用レベルで長時間の HRV の非接触測定を可能とした。

第4章 HRV と呼吸・体動を組み合わせた睡眠段階推定システムの提案

4.1 緒言

本章では、まず第3章で算出した HRV・心拍数と睡眠段階との関係进行分析した後、実際にこれらをパラメータとして睡眠段階の推定を行う。そして、本研究グループの成果である呼吸・体動もパラメータとして組み合わせる。さらに睡眠段階推定精度向上を目的とした新たな判別方式の提案も行う。

4.2 HRV と呼吸・体動を組み合わせた睡眠段階推定の試み

4.2.1 HRV・心拍数による睡眠段階分別性の検証

まず睡眠段階推定を行う前に、HF、LF、LF/HF がそれぞれ睡眠段階とどのような関係があるのか、どの睡眠段階分別（WAKE/SLEEP、LIGHT/DEEP 等）に適しているのかを分析し、HF、LF、LF/HF のなかで最も睡眠段階推定に有効な指標を抽出することを目的として、HRV・心拍数による睡眠段階分別性の検証を行った。

HRV・心拍数による睡眠段階分別性の検証として、2.4 節で述べた計測対象者である健康な男子大学生 20 名に対し、各睡眠段階における 1 分毎の HRV・心拍数の値を用いて分散分析を行った。分散分析では、睡眠段階を 4 ステージ {WAKE, REM, LIGHT (NREM1, 2), DEEP (NREM3, 4)} とした。4 ステージと LF/HF の分散分析の結果、有意差 ($p < 0.01$) が認められ、さらに多重比較検定 (手法: Bonferroni) を行ったところ、REM, LIGHT, そして DEEP の 3 者間にそれぞれ有意差 ($p < 0.01$) が確認された (図 4-1, 表 4-1)。次に 4 ステージと LF の分散分析を行ったところ、有意差 ($p < 0.01$) が認められ、さらに多重比較検定 (手法: Bonferroni) を行ったところ、LIGHT と DEEP の 2 者間に有意差 ($p < 0.05$) が確認された (図 4-2, 表 4-2)。心拍数についても同様に 4 ステージとの分散分析を行ったところ、有意差 ($p < 0.01$) が認められ、さらに多重比較検定 (手法: Bonferroni) を行ったところ、REM と LIGHT の 2 者間に有意差 ($p < 0.01$) が確認された (図 4-3, 表 4-3)。一方、HF については分散分析で有意差が認められなかった。また、LF/HF と LF、心拍数の 3 つの指標ともに睡眠が深くなるにつれ、値が減少する傾向があった。以上の結果を踏まえ、LF は LIGHT/DEEP 分別、心拍数は REM/LIGHT 分別、LF/HF は両方の分別により適しているということが判明した。

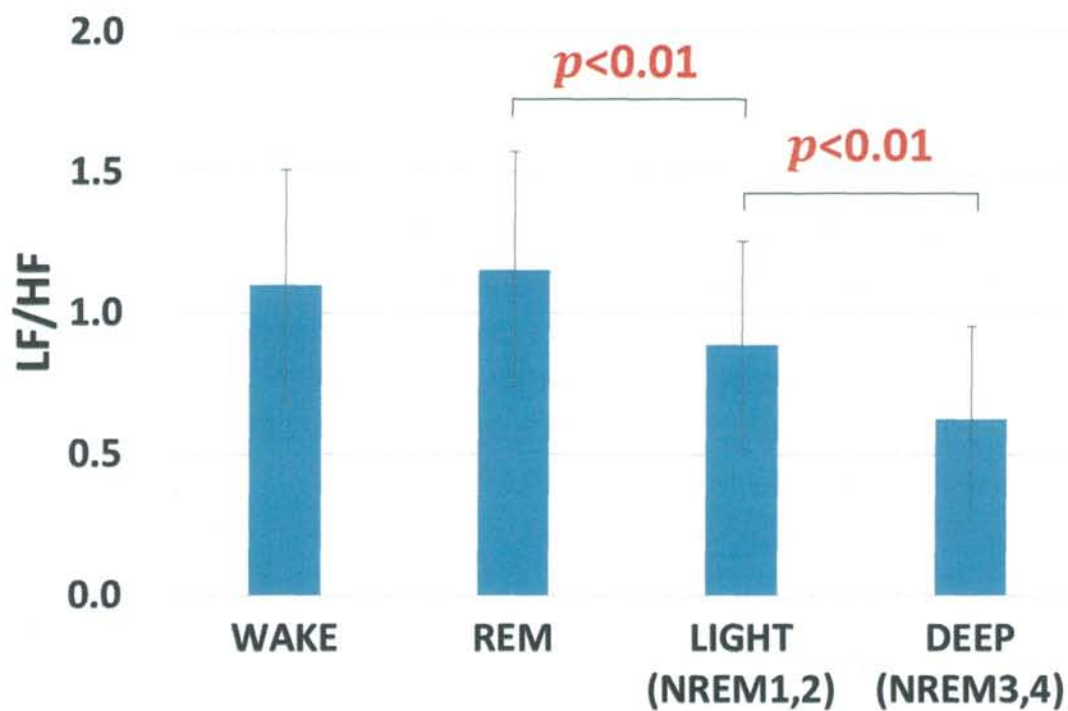


図 4-1 4 ステージにおける LF/HF の分散分析結果

表 4-1 4 ステージにおける LF/HF の多重比較検定結果
(手法 : Bonferroni)

水準 1	水準 2	平均 1	平均 2	差	P 値
WAKE	REM	1.10	1.15	0.06	1.000
WAKE	LIGHT	1.10	0.89	0.21	0.002
WAKE	DEEP	1.10	0.63	0.47	0.000
REM	LIGHT	1.15	0.89	0.27	0.000
REM	DEEP	1.15	0.63	0.53	0.000
LIGHT	DEEP	0.89	0.63	0.26	0.000

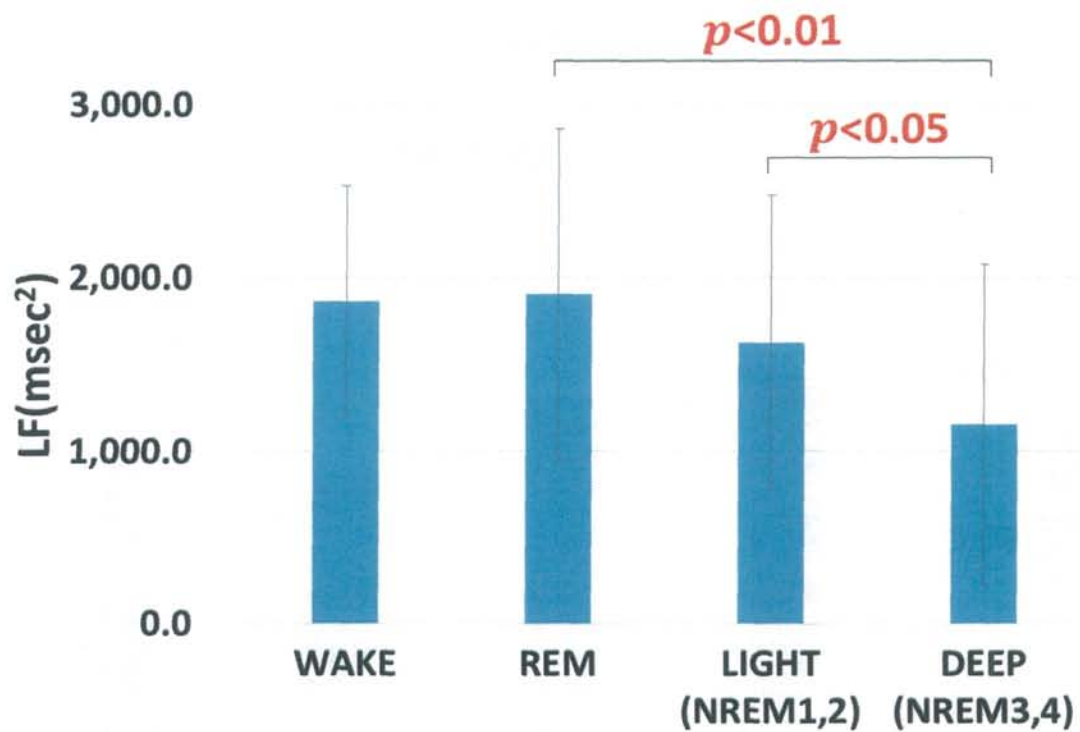


図 4-2 4 ステージにおける LF の分散分析結果

表 4-2 4 ステージにおける LF の多重比較検定結果
(手法 : Bonferroni)

水準 1	水準 2	平均 1	平均 2	差	P 値
WAKE	REM	1864.2	1906.1	41.9	1.000
WAKE	LIGHT	1864.2	1623.9	240.2	0.667
WAKE	DEEP	1864.2	1153.3	710.8	0.000
REM	LIGHT	1906.1	1623.9	282.1	0.375
REM	DEEP	1906.1	1153.3	752.7	0.000
LIGHT	DEEP	1623.9	1153.3	470.6	0.015

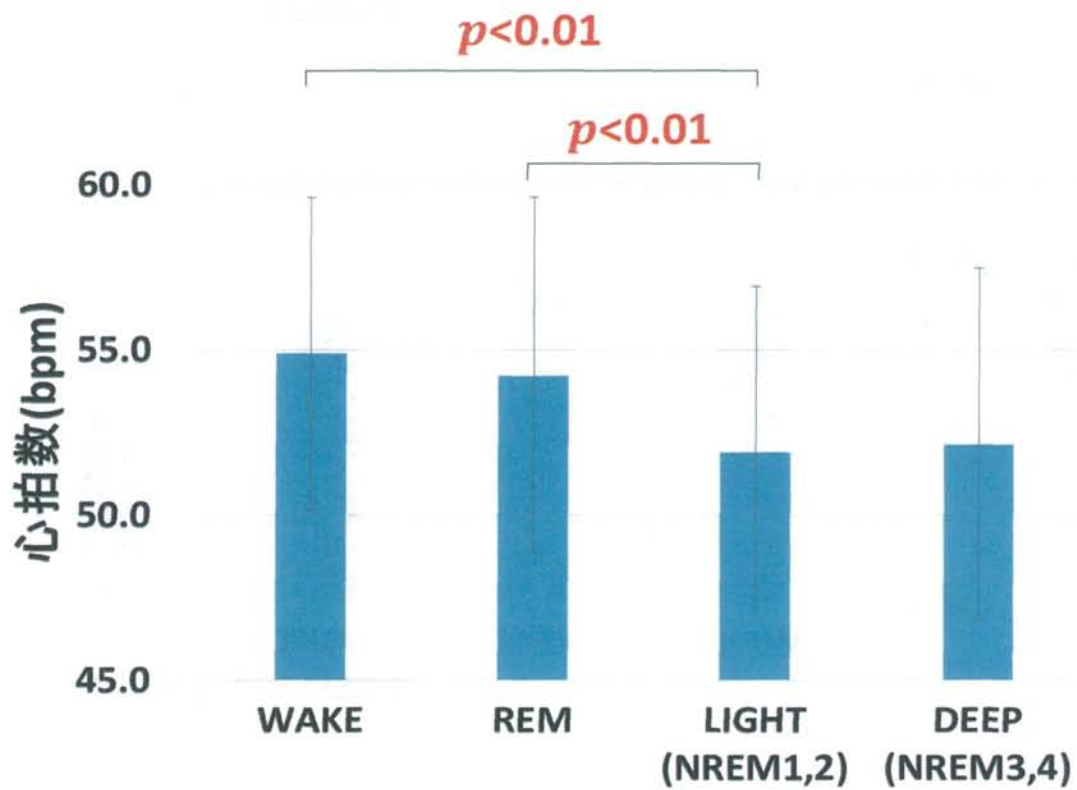


図 4-3 4 ステージにおける心拍数の分散分析結果

表 4-3 4 ステージにおける心拍数の多重比較検定結果
(手法：Bonferroni)

水準 1	水準 2	平均 1	平均 2	差	P 値
WAKE	REM	54.91	54.23	0.67	1.000
WAKE	LIGHT	54.91	51.91	3.00	0.000
WAKE	DEEP	54.91	52.15	2.76	0.000
REM	LIGHT	54.23	51.91	2.33	0.001
REM	DEEP	54.23	52.15	2.09	0.002
LIGHT	DEEP	51.91	52.15	0.24	1.000

次に、各指標パラメータと各睡眠段階との関係（メカニズム）を明確にするため、計測対象者個人に焦点をあてて分析を試みる。

計測対象者ごとの各睡眠段階間における HRV の分別性を検証した。LIGHT (NREM1,2) と DEEP (NREM3,4) における LF と LF/HF の散布図および ROC 曲線 (Receiver Operating Characteristic curve) の一例 (t18) を図 4-4 に示す。この図は LF (X 軸) のみでも LIGHT と DEEP を閾値判定から分別（覚醒感度 0.89、特異度 0.87）できることを示している。計測対象者ごとの WAKE / SLEEP 分別、REM/NREM 分別、LIGHT/DEEP 分別の ROC 曲線の AUC (area under the curve) を算出した (表 4-4)。AUC は、値が 1 に近いほど判別性能が良いことを表す。

LF, LF/HF は 3 つの睡眠段階分別で AUC 平均が 0.7 前後と高い分別力が示された。特に、LF/HF は、REM/NREM 分別のとき 20 名中 14 名で 0.7 以上の値が得られ、最も AUC 平均が高くなったことから、REM/NREM 分別により適しているということが判明した。また、LF は、LIGHT/DEEP 分別のとき 20 名中 12 名で 0.7 以上の値が得られ、最も AUC 平均が高くなったことから、LIGHT/DEEP 分別により適しているということが判明した。一方、HF は 3 つの睡眠段階分別における AUC 平均は 0.5 程度と期待した分別力を得られなかったが、t10,t15,t19 の WAKE / SLEEP 分別、REM/NREM 分別において HRV の中で最も高い AUC (0.8 前後) の値が得られたことから、計測対象者によっては最も良い睡眠段階分別指標となり得る可能性が示された。HRV の中で、LF/HF が 3 つの睡眠段階分別全てにおいて最も高い AUC 平均が得られ、標準偏差も最も小さいことから最も睡眠段階分別に適した指標であるという結果が得られた。

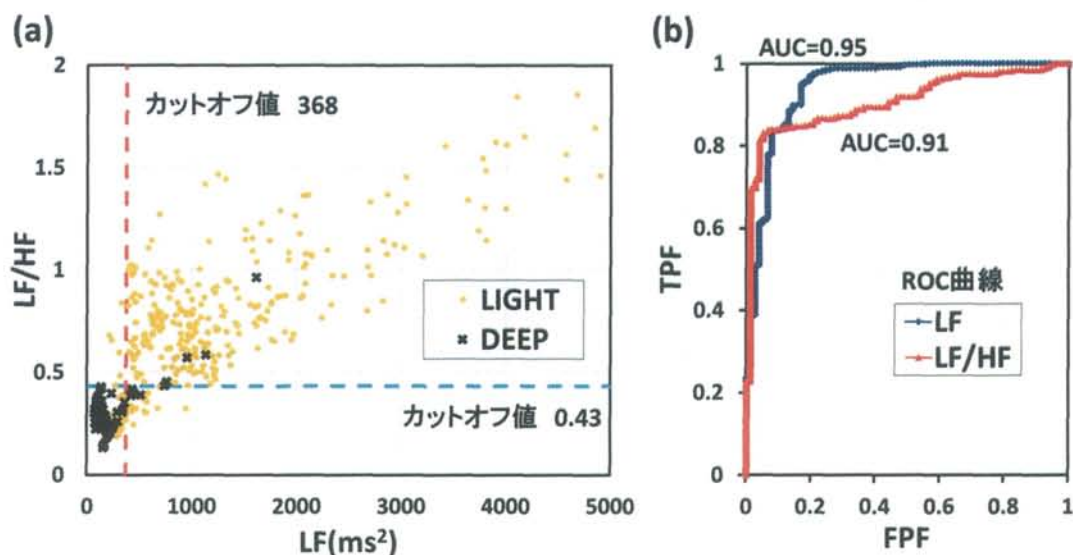


図 4-4 LIGHT/DEEP 分別時の LF と LF/HF (t18)

(a) 散布図 (b) ROC 曲線

表 4-4 各睡眠段階分別における HF, LF, LF/HF の AUC

計測対象者	AUC								
	WAKE / SLEEP			REM / NREM			LIGHT / DEEP		
	HF	LF	LF/HF	HF	LF	LF/HF	HF	LF	LF/HF
t1	0.38	0.72	0.63	0.61	0.47	0.68	0.47	0.76	0.82
t2	0.56	0.49	0.56	0.55	0.55	0.59	0.50	0.73	0.72
t3	0.49	0.71	0.81	0.55	0.62	0.74	0.57	0.45	0.48
t4	0.57	0.58	0.66	0.79	0.56	0.84	0.59	0.70	0.79
t5	0.41	0.64	0.60	0.09	0.89	0.49	0.25	0.82	0.65
t6	0.32	0.73	0.75	0.53	0.74	0.92	0.35	0.75	0.80
t7	0.43	0.61	0.57	0.31	0.73	0.59	0.44	0.71	0.62
t8	0.36	0.76	0.78	0.65	0.62	0.70	0.69	0.64	0.75
t9	0.41	0.75	0.72	0.66	0.62	0.82	0.73	0.50	0.63
t10	0.81	0.41	0.69	0.86	0.62	0.78	0.34	0.50	0.46
t11	0.67	0.59	0.69	0.46	0.72	0.73	0.61	0.64	0.71
t12	0.39	0.75	0.75	0.48	0.70	0.76	0.57	0.58	0.64
t13	0.47	0.70	0.70	0.56	0.64	0.71	0.49	0.60	0.58
t14	0.40	0.73	0.69	0.21	0.87	0.79	0.68	0.94	0.95
t15	0.75	0.18	0.20	0.85	0.38	0.56	0.46	0.43	0.43
t16	0.50	0.57	0.56	0.55	0.50	0.65	0.22	0.86	0.67
t17	0.68	0.57	0.76	0.67	0.64	0.81	0.21	0.85	0.83
t18	0.34	0.69	0.65	0.34	0.78	0.90	0.17	0.95	0.91
t19	0.75	0.66	0.82	0.86	0.41	0.81	0.35	0.87	0.78
t20	0.52	0.61	0.74	0.49	0.64	0.70	0.45	0.76	0.79
平均	0.51	0.62	0.67	0.55	0.63	0.73	0.46	0.70	0.70
標準偏差	0.15	0.14	0.13	0.21	0.13	0.11	0.17	0.16	0.14

4.2.2 HRV・心拍数を用いた正準判別分析による睡眠段階推定

(1) 正準判別分析

線形判別は既に与えられているデータがいくつかの異なるグループに分かれることが明らかな場合、新たにデータが与えられた際、どのグループに入るか判別するための基準（判別関数）を得るための手法である。2つのグループに判別する判別関数には超平面・直線による線形判別関数と、非線形の場合には超曲面・曲面によるマハラノビス汎距離による非線形判別関数とがある。また、3つ以上のグループの判別では重判別分析や正準判別分析と呼ばれる。線形判別関数（ $y = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n + b$ ）の求め方は3ステップであり、

ステップ1：第一群、第二群の平方和・積和をそれぞれ算出

$$W_{ii} = \sum (x_i - \bar{x})^2, \quad W_{ij} = \sum (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x}) \dots \text{式(4.1)}$$

ステップ2：算出した第一群、第二群の平方和・積和を足し、自由度 $N_1 + N_2 + 2$ で除算

$$S_{ij} = \frac{(W_{ij}(\text{第一群}) + W_{ij}(\text{第二群}))}{N_1 + N_2 + 2} \dots \text{式(4.2)}$$

ステップ3： S_{ij} をその i 行 j 列に対応させて分散共分散行列 S とし、各変数にかかる係数を行列に並べた n 行1列 A 、第一群の各変数の平均値から第二群の各変数を引いた数 $x_i(\text{第一群}) - x_i(\text{第二群})$ を n 行1列に並べた行列 X とすると式(4.3)が成立、これにより各変数の係数が決定。定数項を式(4.4)によって算出。

$$SA = X \quad \therefore A = S^{-1}X \dots \text{式(4.3)}$$

$$b = -\frac{a_1\{x_1(\text{第一群平均値}) + x_1(\text{第二群平均値})\} + \dots + a_n\{x_n(\text{第一群平均値}) + x_n(\text{第二群平均値})\}}{2} \dots \text{式(4.4)}$$

判別得点 y の正負によって第一群か第二群かを判別する。また、変数が標準化されていれば、係数の大きさは、そのままその変数が判別に与える影響の大きさである。変数が定性的な場合は、ダミー変数を用いる。

(2) 睡眠段階推定結果

睡眠段階推定精度の検証方法として、2.4節で述べたように計測対象者が20名（計測時間約8時間、データ数9781個）と比較的少ないため、分類学習法ではなく交差確認法（Cross validation）のLeave-one-out交差検証法で行った。また、推定する睡眠段階を2ステージ（WAKE / SLEEP）、3ステージ（WAKE / REM / NREM）、4ステージ（WAKE / REM / LIGHT / DEEP）の3種類とした。なお、正準判別分析を行うにあたり個人差を無くすため、実験協力者毎に各パラメータに対して最大値を1、最小値を0に変換する正規化を行った。

判別対象を t8 とし, t8 を除いた計測対象者 19 名によって算出された判別関数 (x_1 : HF, x_2 : LF, x_3 : LF/HF, x_4 : 心拍数) は, 2 ステージ・3 ステージ・4 ステージでそれぞれ以下ようになる. なお, 3 ステージで導出された第 1 判別関数 (式(4-6)) の寄与率が 95%, 第 2 判別関数 (式(4-7)) の寄与率が 5% であり, 4 ステージで導出された第 1 判別関数 (式(4-8)) の寄与率が 84%, 第 2 判別関数 (式(4-9)) の寄与率が 15%, 第 3 判別関数 (式(4-10)) の寄与率が 1% であった.

$$2 \text{ ステージ: } y_2 = 0.659x_1 + 0.880x_2 - 1.354x_3 + 5.079x_4 - 2.635 \cdots \text{式(4-5)}$$

$$3 \text{ ステージ: } y_{3-1} = 0.346x_1 + 1.209x_2 - 1.614x_3 + 4.795x_4 - 2.605 \cdots \text{式(4-6)}$$

$$y_{3-2} = -2.795x_1 - 2.649x_2 + 1.981x_3 - 3.331x_4 + 0.728 \cdots \text{式(4-7)}$$

$$4 \text{ ステージ: } y_{4-1} = 0.515x_1 + 1.266x_2 - 2.077x_3 + 4.439x_4 - 2.695 \cdots \text{式(4-8)}$$

$$y_{4-2} = 0.610x_1 + 0.793x_2 + 3.468x_3 - 3.602x_4 - 0.236 \cdots \text{式(4-9)}$$

$$y_{4-3} = 6.848x_1 - 3.801x_2 + 2.367x_3 + 1.245x_4 - 2.349 \cdots \text{式(4-10)}$$

これらの式から第 1 判別関数に着目すると, 2 ステージ・3 ステージ・4 ステージいずれも心拍数, LF/HF, LF, そして HF の順の重み付けとなり, 各指標の影響度が確認された. Leave-one-out 交差検証法を用いてレーダーから推定した 1 分毎の睡眠段階 (約 480 個) と PSG 計測により出力される 3 つの睡眠段階との一致率を表 4-5 に示す.

一致率の平均は 2 ステージで 63%, 3 ステージで 60%, 4 ステージで 34% と全体として期待したよりも低かったが, t8, t17 は 2 ステージで 80%, 3 ステージで 80% (4 ステージで 40%) と高い推定精度が得られたため, 計測対象者によっては心拍数と HRV だけでも十分に睡眠段階推定可能であると示唆された. t8, t17 の 4 ステージ推定結果のグラフを図 4-5 に示す. なお, 図 4-5 では, 周期性を捉えやすくするために 10 分間の移動平均を施した. 図 4-5 から LIGHT/DEEP 判別は困難であるが, 睡眠サイクルは把握可能であると考えられる.

表 4-5 PSG 計測とレーダーの判定一致率
(指標：HRV・心拍数 判別関数：正準判別分析)

計測対象者	一致率 (%)		
	2 ステージ	3 ステージ	4 ステージ
t1	82.5	77.0	35.9
t2	65.4	50.2	40.6
t3	81.6	74.3	27.5
t4	62.0	47.5	35.1
t5	42.3	43.0	31.8
t6	63.1	61.5	41.2
t7	60.4	60.0	29.9
t8	78.4	80.9	38.8
t9	85.9	74.3	34.4
t10	47.2	48.6	29.2
t11	71.3	69.0	31.0
t12	73.8	68.8	31.3
t13	58.0	66.9	19.9
t14	44.8	49.4	41.7
t15	36.2	39.4	37.1
t16	59.9	55.8	32.9
t17	79.6	76.3	40.7
t18	45.9	49.3	27.1
t19	73.5	61.6	39.9
t20	50.3	53.3	33.1
平均	63.1	60.4	34.0
標準偏差	15.0	12.6	5.7

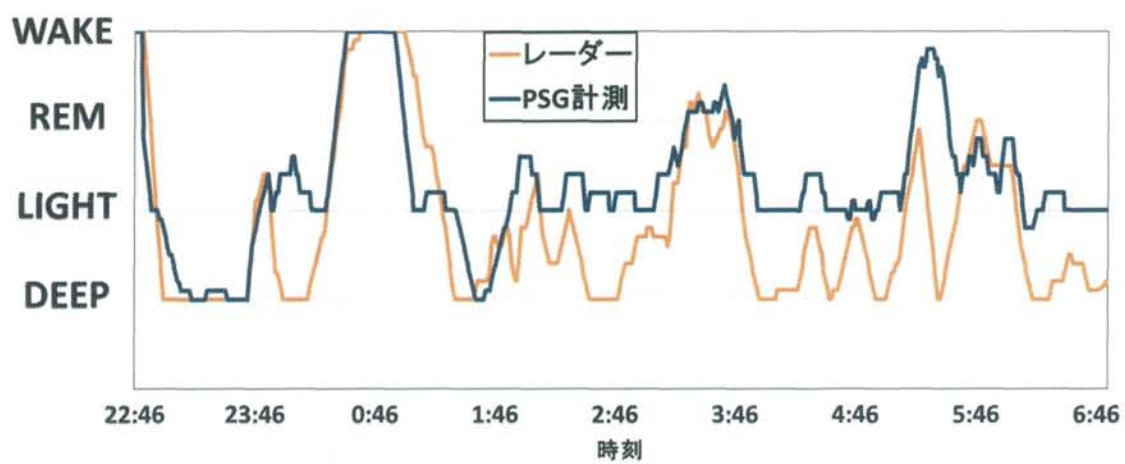
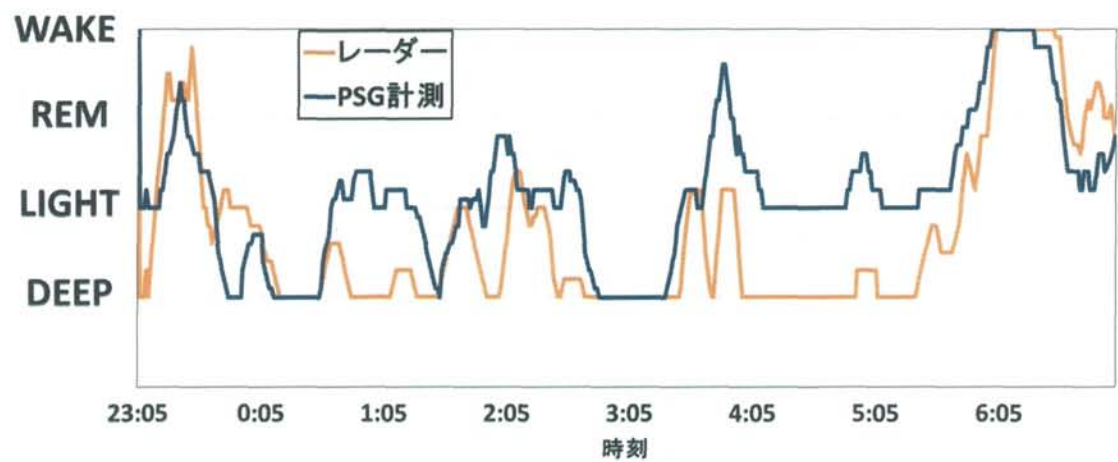


図 4-5 PSG 計測とレーダーによる 4 ステージ推定結果（上：t8 下：t17）
（指標：HRV・心拍数 判別関数：正準判別分析）

4.2.3 HRV と呼吸・体動を組み合わせた正準判別分析による睡眠段階推定

本研究グループの知見として、レーダーを用いて非接触計測した呼吸間隔ゆらぎ指標と体動指標において各睡眠段階間で有意差があることを明らかにした[19]。そこで、本計測実験においても呼吸間隔ゆらぎ指標、特に呼吸間隔の標準偏差と体動指標が睡眠段階推定に対して有効な指標となりうるのか分散分析により検証した後、睡眠段階推定のための指標として加えた。

(1) 呼吸間隔の標準偏差と体動指標による睡眠段階分別性の検証

呼吸間隔の標準偏差と体動指標の導出手順は 1.4 節にて説明している。4.2.1 項と同様の条件で分散分析を行った。4 ステージと呼吸間隔の標準偏差の分散分析を行った結果、有意差 ($p < 0.01$) が認められ、さらに多重比較検定 (手法: Bonferroni) を行ったところ、REM, LIGHT, そして DEEP の 3 者間にそれぞれ有意差 ($p < 0.01$) が確認された。4 ステージと体動指標の分散分析を行ったところ、有意差 ($p < 0.01$) が認められ、さらに多重比較検定 (手法: Bonferroni) を行ったところ、WAKE とその他の 3 ステージ (REM, LIGHT, DEEP), すなわち SLEEP との間に有意差 ($p < 0.01$) が確認された (図 4.6)。以上の結果から、本計測実験においても呼吸間隔の標準偏差は LIGHT/DEEP 分別, 体動指標は WAKE/SLEEP 分別に適しており、睡眠段階推定のための有効な指標になるということを確認した。

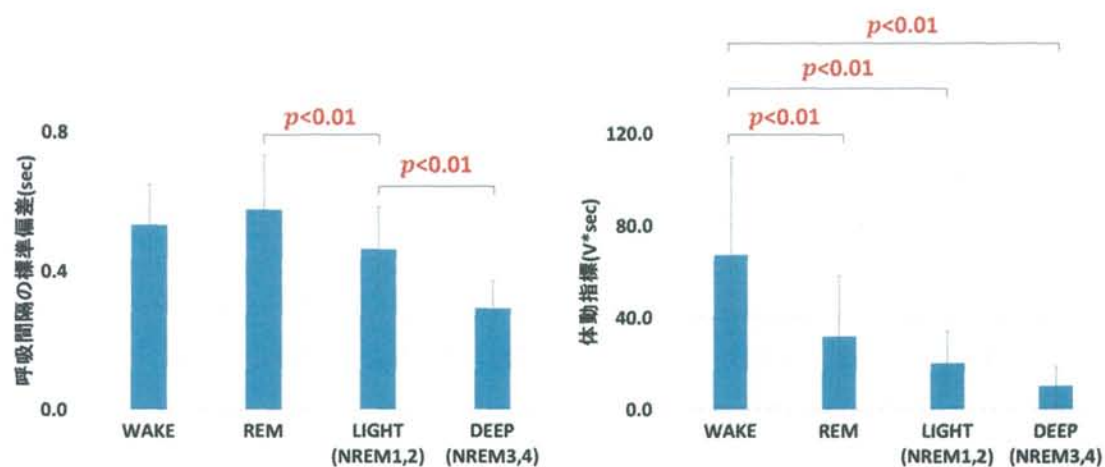


図 4-6 4 ステージにおける呼吸間隔標準偏差および体動指標の分散分析結果

(2) HRV と呼吸・体動を組み合わせた正準判別分析による睡眠段階推定結果

4.2.2 節で睡眠段階推定に用いた指標 (HRV, 心拍数) に, 呼吸間隔ゆらぎ指標 (呼吸間隔の標準偏差と平均) と体動指標を加えて, 4.2.2 節と同様に計測対象者 20 名 (計測時間 8 時間, データ数 9781 個) のデータを用いて正準判別分析を行った. また, 個人差を無くするため, 被験者毎に各パラメータに対して正規化を行ったが, 今回は正規化の手法を 3 つ用意した. 正規化手法 1 は最大値を 1, 最小値を 0 となるように変換する手法であり, 正規化手法 2 は上位 5% に位置する数字が 1, 下位 5% に位置する数字が 0 となるように変換する手法であり, 正規化手法 3 は平均が 0, 標準偏差が 1 のデータとなるように変換する手法である. 正規化手法 2 は, 正規化手法 1 において外れ値の影響を受けやすいという問題を解決する手法として紹介されている[22].

$$\text{正規化手法 1: } x_{new} = (x - x_{min}) \div (x_{max} - x_{min}) \cdots \text{式(4-11)}$$

$$\text{正規化手法 3: } x_{new} = (x - \bar{x}) \div SD_x \cdots \text{式(4-12)}$$

判別対象を t8 とし, t8 を除いた計測対象者 19 名によって算出された判別関数 (x_1 : HF, x_2 : LF, x_3 : LF/HF, x_4 : 心拍数, x_5 : 呼吸間隔平均, x_6 : 呼吸間隔標準偏差, x_7 : 体動指標) は, 2 ステージ・3 ステージ・4 ステージでそれぞれ以下のようになる (正規化手法 1 の場合). なお, 3 ステージで導出された第 1 判別関数 (式(4-14)) の寄与率が 90%, 第 2 判別関数 (式(4-15)) の寄与率が 10% であり, 4 ステージで導出された第 1 判別関数 (式(4-16)) の寄与率が 77%, 第 2 判別関数 (式(4-17)) の寄与率が 19%, 第 3 判別関数 (式(4-18)) の寄与率が 4% であった. また, 4 ステージ判別時, 3 つの正規化手法によって算出された第 1 標準化判別関数も以下に記載する.

2 ステージ:

$$y_2 = 0.18x_1 + 0.09x_2 + 0.48x_3 + 3.37x_4 - 0.07x_5 + 1.10x_6 + 5.23x_7 - 2.63 \cdots \text{式(4-13)}$$

3 ステージ:

$$y_{3-1} = -0.01x_1 + 0.35x_2 + 0.60x_3 + 3.19x_4 - 0.56x_5 + 1.66x_6 + 4.81x_7 - 2.11 \cdots \text{式(4-14)}$$

$$y_{3-2} = 1.11x_1 - 1.46x_2 - 0.56x_3 + 1.70x_4 + 2.82x_5 - 3.01x_6 + 3.46x_7 - 0.93 \cdots \text{式(4-15)}$$

4 ステージ:

$$y_{4-1} = 0.00x_1 + 0.44x_2 + 0.83x_3 + 2.75x_4 - 0.21x_5 + 2.52x_6 + 4.30x_7 - 2.48 \cdots \text{式(4-16)}$$

$$y_{4-2} = -2.17x_1 + 0.55x_2 + 0.81x_3 - 2.47x_4 + 0.67x_5 + 3.29x_6 - 3.38x_7 - 0.71 \cdots \text{式(4-17)}$$

$$y_{4-3} = 1.35x_1 - 1.45x_2 + 0.10x_3 + 0.46x_4 + 4.52x_5 - 0.75x_6 + 2.31x_7 - 2.32 \cdots \text{式(4-18)}$$

正規化手法 1:

$$y_{4-1-1} = 0.00x_1 + 0.09x_2 + 0.16x_3 + 0.49x_4 - 0.04x_5 + 0.51x_6 + 0.56x_7 \cdots \text{式(4-19)}$$

正規化手法 2:

$$y_{4-1-2} = -0.02x_1 + 0.16x_2 + 0.09x_3 + 0.40x_4 - 0.11x_5 + 0.55x_6 + 0.56x_7 \cdots \text{式(4-20)}$$

正規化手法 3:

$$y_{4-1-3} = 0.02x_1 + 0.12x_2 + 0.07x_3 + 0.42x_4 - 0.14x_5 + 0.55x_6 + 0.59x_7 \cdots \text{式(4-21)}$$

これらの式から第 1 判別関数に着目すると、2 ステージ・3 ステージ・4 ステージいずれも体動、心拍数、呼吸間隔の標準偏差、LF/HF、LF、呼吸間隔の平均、そして HF の順の重み付けとなり、各指標の影響度が確認された。また、3 つの正規化手法によって算出された第 1 標準化判別関数に関しては、あまり大きな違いは見られなかったものの、正規化手法 1 は LF/HF の重みが、正規化手法 2 は LF の重みが、正規化手法 3 は呼吸間隔平均の重みが大きくなる傾向が見られた。

Leave-one-out 交差検証法を用いてレーダーから推定した 1 分毎の睡眠段階と PSG 計測により出力される睡眠段階との一致率を表 4-6 に示す。

HRV・心拍数に呼吸間隔ゆらぎ指標（呼吸間隔の標準偏差と平均）と体動指標を加えることで精度が向上した。それは体動指標により 2 ステージ（WAKE / SLEEP）の判別精度が向上し、呼吸間隔の標準偏差により LIGHT / DEEP の判別精度が向上したためと考えられる。

3 つの正規化手法を比較すると、正規化手法 3 のとき一致率が最も高くなった。また、20 名の一致率の標準偏差も最も小さくなったことから個人差をなくすという正規化本来の目的にも最も適していると考えられる。以上のことから、正規化手法 3 が 3 つの中で最も良い正規化手法であると判明した。その要因としては、正規化手法 1 が信頼性の高いデータを想定しているのに対し、正規化手法 3 は信頼性の高さによらず、データ数も 9781 個と多いため、外れ値やレーダーから算出した際の異常値の影響を最小限に抑えることが出来たことなどが考えられる。

表 4-6 3 つの正規化手法を用いた PSG 計測とレーダーの判定一致率
(指標：HRV・心拍数・呼吸間隔指標・体動指標 判別関数：正準判別分析)

一致率 (%)		2 ステージ		3 ステージ		4 ステージ	
		平均	標準偏差	平均	標準偏差	平均	標準偏差
HRV・心拍数		63.1	15.0	60.4	12.6	34.0	5.7
HRV・心拍数	正規化手法 1	69.4	12.2	65.5	9.2	44.5	11.0
呼吸間隔指標	正規化手法 2	70.3	9.1	64.4	7.6	44.4	6.1
体動指標	正規化手法 3	71.9	5.9	65.9	5.2	45.9	4.4

4.3 睡眠段階推定のための判別方式の提案

本研究では、レーダーから計測した HRV (HF, LF, LF/HF), 心拍数, 呼吸間隔ゆらぎ指標 (呼吸間隔の標準偏差と平均), 体動指標の 7 次元の特徴量を取り扱っているため, 複雑なデータ構造となり, 統計的および機械学習 (Machine learning) 的な観点からデータマイニングする必要がある。また, 4.2.3 節でも述べたように, 各睡眠段階間のこれらの特徴量の差異は非常に微小かつ複雑なものであるため, 正準判別分析以上に高度なデータ処理が求められている。

本節では, 統計的および機械学習的な観点から, 決定木分析, サポートベクターマシン判別関数を提案し, 従来手法である正準判別分析と合わせてこれらの判別関数のパフォーマンスの比較評価する。

4.3.1 決定木分析

(1) 決定木分析とは

決定木 (decision tree) は, 分類や予測を行う際に広く使われている手法であり, 目的変数と説明変数のデータから木構造の分類器を生成し, トップダウンに, 再帰的に, データを分割していく手法である。決定木のイメージは図 4-7 のようになる。決定木は, a) 理解可能なルールを作り出すことができる, b) 多くの計算を必要とせずに分類を実行できる, c) 連続変数, カテゴリ変数の双方を扱うことが可能である, d) 予測や分類においてどの項目が最も重要化を明確に示す, などの特徴を持つ[23]。そのため, 睡眠中の EEG, EOG, EMG の特性に着目し, 決定木分析を用いた睡眠ステージの自動判定方法なども提案されている[24]。また, 決定木は数多く存在するため, クラスを高精度で予測する決定木を生成することが必要であり, これまでに種々の決定木アルゴリズムが提案されている[25][26][27]。

現在主に C4.5, CART, CHAID の 3 つのアルゴリズムが用いられており, それぞれの特徴を表 4-7 にまとめた。

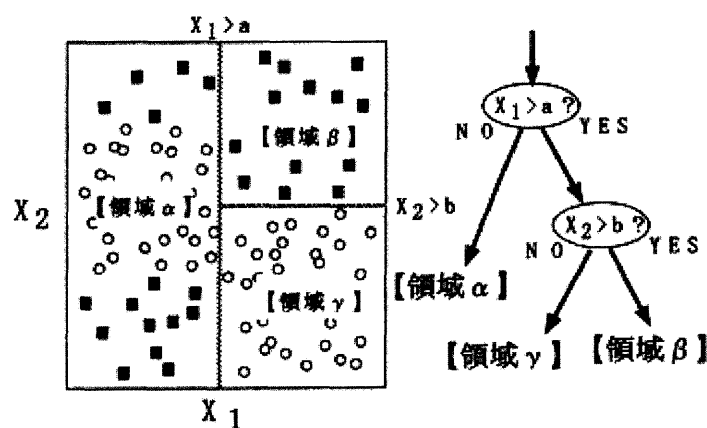


図 4-7 決定木のイメージ

表 4-7 決定木の種類と特徴

名称	C4.5	CART	CHAID
目的変数の型	シンボル型のみ	数値型 シンボル型	数値型 シンボル型
説明変数の型	数値型 シンボル型	数値型 シンボル型	数値型 シンボル型
分岐の数	多分岐が可能	2 分岐のみ	多分岐が可能
評価基準	情報量	Gini 係数	カイ 2 乗値

(2) 決定木アルゴリズムの選択

決定木学習ツールとして Weka を使い、その中で Quinlan の C4.5、データ更新、枝刈りをまとめて実行するアルゴリズムである J48 を選択した。C4.5 による決定木生成アルゴリズムは以下ようになる。

ステップ 0：根ノードである全てのデータ集合を C とする

ステップ 1：集合 C 中の全てのデータが同一クラスに属するなら、そのクラスノードを作り停止する。それ以外なら、属性の基準判断により一つの属性 A を選んで判別ノードを作る

ステップ 2：属性 A の属性値により C を部分集合 C_1, C_2, \dots, C_n に分けてノードを作り、属性値の枝をはる

ステップ 3：それぞれのノード C_i ($1 \leq i \leq n$) について、このアルゴリズムを再帰的に適用する（ステップ 1 に戻る）

ステップ 1 における属性の選択基準は、C4.5 を用いた場合、ゲイン比(gain ratio)となる。ゲイン比導出の手順は以下ようになる。

ステップ 1.1：まず分岐前のエントロピー $Info_p$ を計算する

ステップ 1.2：次にある属性がある値であるかどうかで分岐させたと仮定したときのエントロピー $Info_i$ を計算する。

$Info_i$ を各属性の各カテゴリ変数の全て計算する。

$$Info(x) = - \sum_{j=1}^2 \{p(j|t) \log_2 p(j|t)\} \cdots \text{式(4.22)}$$

$p(j|t)$ ：ノード t 内の k 種類あるクラス a_1, \dots, a_k のうちクラス a_j ($1 \leq j \leq k$) の出現確率。
ただし $a_i \cap a_j = \emptyset (i \neq j)$

ステップ 1.3 : $Info_p$ と $Info_i$ の差が Gain (相互情報量) となる.

$$\text{Gain (相互情報量)} = Info_p - Info_i \cdots \text{式(4.23)}$$

ステップ 1.4 : Split Info(x) で Gain(x) を割り, 規格化された Gain 比を算出する.

$$\text{Gain ratio}(x) = \frac{\text{Gain}(x)}{\text{Split Info}(x)} \cdots \text{式(4.24)}$$

$$\text{Split Info}(x) = \sum_j^C \frac{N(t_j)}{N(t)} \times \log_2 \frac{1}{\frac{N(t_j)}{N(t)}} \cdots \text{式(4.25)}$$

$N(t)$: ノード t 内のデータ数

$N(t_j)$: ノード t 内のクラス j をもつデータ数 C : クラスのカテゴリ数

このゲイン比が最大になるものを選択する.

決定木分析による睡眠段階推定の精度検証も Leave-one-out 交差検証法を用いる. 4 ステージ判別時, 判別対象を t12 とし, t12 を除いた計測対象者 19 名のデータを用いて, 機械学習で自動生成された決定木は図 4-8 のようになる. 図 4-8 から 4 ステージ判別の場合, 体動, 呼吸間隔の標準偏差, LF/HF, 心拍数, そして呼吸間隔の平均の順の Tree 構造となり, 各指標の分別性の検証から予測された階層構造の妥当性が確認できた. 正準判別分析の場合と比較して心拍数の重みが小さくなった理由として, 心拍数が体動と動きが同期していたためと考えられる.

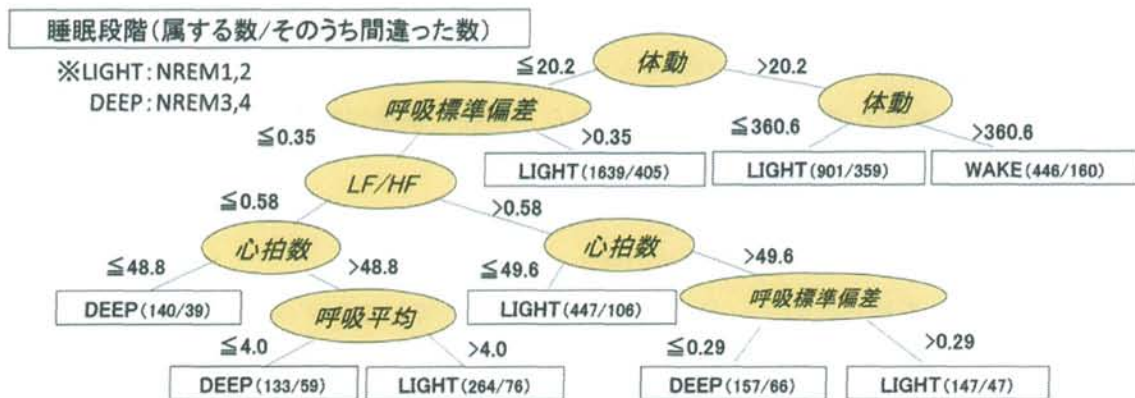


図 4-8 機械学習で自動生成された決定木

4.3.2 サポートベクターマシン

(1) サポートベクターマシンとは

サポートベクターマシン (Support Vector Machines, SVM) は、現在最も広く利用されているパターン認識学習アルゴリズムの 1 つで、高次元特徴空間において最大マージンを実現する 2 クラス問題の線形識別関数の構成法である[28]。マージン最大化は、学習データによって与えられた不等式制約条件として最適化問題を解くことにより得られる。また 2 クラス分類を組み合わせることで多クラス分類も可能となる。SVM は、a) 未観測のデータに対する識別能力が高い、b) 高次元データ解析に適している、c) 判別時の計算量が少ない、d) 学習を効率よく行うアルゴリズムである、などの特徴を持つ。従って、V. Vapnik らによって考案されてから、すでに様々な分野において応用され、非常に強力なツールになっている[29][30][31]。その後、SVM アルゴリズムの更なる改良が進み、カーネルトリックという方法を用いることで、非線形の判別関数を構成できるように拡張したサポートベクターマシンは、高次元の学習データに対し高い判別性能を持つ優秀な学習モデルともいえる。

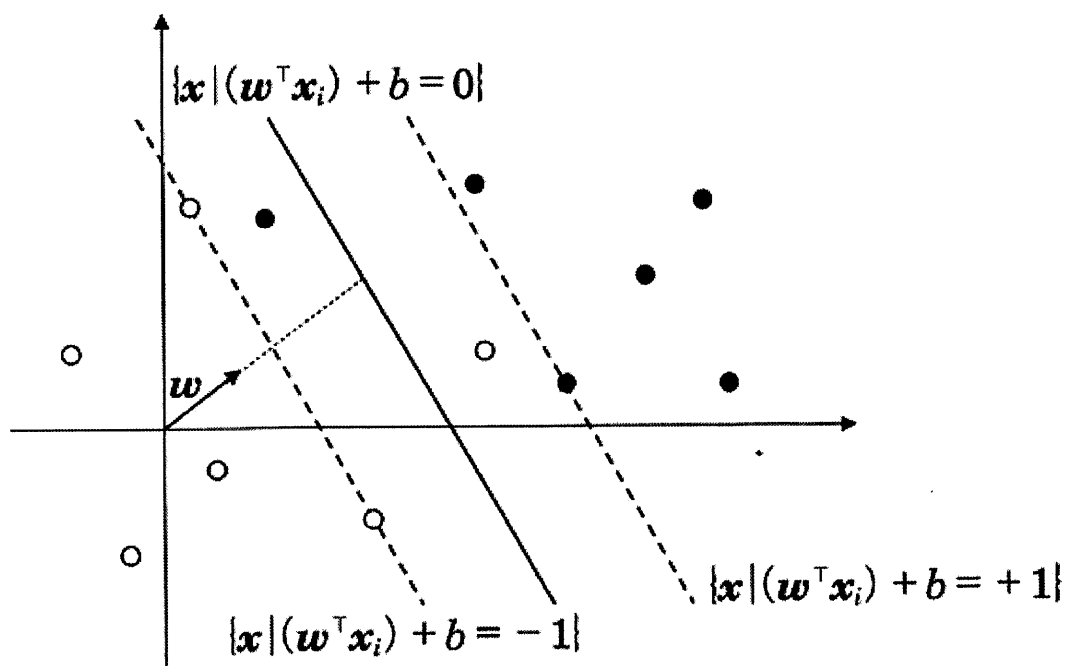


図 4-9 サポートベクターマシンによるマージン最大化の概念図

(小野田崇：知の科学サポートベクターマシン，オーム社，平成 19 年)

学習データの集合を $D_L = \{(t_i, x_i)\} (i = 1, \dots, N)$ とする。教師付き学習法であるため、 $t_i = \{-1, +1\}$ は教師データとし、学習データは $x_i \in R^d$ がどちらのクラスに属するのか指定できる。判別関数のマージンを k とすれば、すべての学習データで式 4-26 が成り立つ。

$$|\omega^T x_i + b| \geq k \cdots \text{式(4-26)}$$

判別関数のマージン k で正規化したものを ω と b で表した線形判別関数は式 4-27 となる。

$$t_i = +1 \text{ の場合} \quad \omega^T x_i + b \geq +1 \cdots \text{式(4-27)}$$

$$t_i = -1 \text{ の場合} \quad \omega^T x_i + b \geq -1$$

クラス間マージンは、各クラスタのデータを ω の方向へ射影した長さの差の最小値が式 4-28 で与えられる。

$$p(\omega, b) = \min_{c \in C_{y=+1}} \frac{\omega^T x}{\|\omega\|} - \max_{c \in C_{y=-1}} \frac{\omega^T x}{\|\omega\|} = \frac{2}{\|\omega\|} \cdots \text{式(4-28)}$$

ここで、最適な超平面の式を $\omega_0^T x + b_0 = 0$ とすれば、この超平面では最大クラス間マージンが式 4-29 となる。

$$p(\omega_0, b_0) = \max_{\omega} p(\omega, b) \cdots \text{式(4-29)}$$

最大マージン D_{\max} を最大とする ω と b を求める問題は不等式制約条件最適化問題を解くことで得られる。その制約条件は式 4-30 で示す。

$$\text{評価関数最小化: } L_p(\omega) = \frac{1}{2} \omega^T \omega \cdots \text{式(4-30)}$$

$$\text{不等式制約条件: } t_i(\omega^T x_i + b) \geq 1$$

この問題は、Lagrange 乗数 a_i を導入することで、目的関数が式 4-31 で示される。

$$L_p(\omega, b, a) = \frac{1}{2} \omega^T \omega - \sum_{i=1}^N a_i (t_i(\omega^T x_i + b) - 1) \cdots \text{式(4-31)}$$

ここで、 $a = (a_1, \dots, a_N)^T$ ($a_i \geq 0$) であり、 ω および b に関する偏微分から、

$$\omega = \sum_{i=1}^N a_i t_i x_i \cdots \text{式(4-32)}$$

$$0 = \sum_{i=1}^N a_i t_i$$

式(4-32)を式(4-31)に代入すると、制約条件 $a_i \geq 0$ により、式(4-31)が式(4-33)に変形できる。

$$L_D(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N a_i a_j t_i t_j x_i^T x_j \cdots \text{式(4-33)}$$

$a_i > 0$ となる学習データ x_i は、 $\omega^T x + b = 1$ か $\omega^T x + b = -1$ どちらかに配置している。このことから、 $a_i > 0$ となる x_i をサポートベクターと言う。サポートベクターマシンは多くの学習データの中から少数のサポートベクターを選出し、これらのサポートベクターマシンを用いて線形閾値を決定することになる。

(2) サポートベクターマシンのアルゴリズムの選択

サポートベクターマシン学習ツールとして Weka を使い、その中でカーネル関数を利用した SVM の学習アルゴリズムである SMO アルゴリズムに基づいて設計された LIBSVM を選択した。LIBSVM は多クラス分類（今回では 3 ステージ, 4 ステージの推定）には 1 対他方式を採用している。またカーネル関数の導出は以下のようなになる[32].

線形モデルの重み w を学習データの線形結合で表現する.

$$w = \sum_{i=1}^N a_i x_i \cdots \text{式(4-34)}$$

そうすると、線形モデル $f(x)$ は、 x と x_i の内積で表現できる.

$$f(x) = \sum_{i=1}^N a_i x^T x_i \cdots \text{式(4-35)}$$

このような線形モデル高次元特徴空間で適用すると

$$f(\Phi(x)) = \sum_{i=1}^N a_i \Phi(x)^T \Phi(x_i) \cdots \text{式(4-36)}$$

となる。ここで、 Φ に対するカーネル関数 k が存在すると仮定する。つまり

$$k(x, z) = \Phi(x)^T \Phi(z) \cdots \text{式(4-37)}$$

となる。この仮定のもとで、高次元特徴空間での線形モデルは、 k のみによって記述することが可能で

$$f(\Phi(x)) = \sum_{i=1}^N a_i k(x, x_i) \cdots \text{式(4-38)}$$

となって写像 Φ の直接の計算を回避できる。

今回はカーネル関数として、最もよく用いられている RBF カーネルを使用した。

そのため、サポートベクターマシンを使用する前に、グリッドサーチを行い、ペナルティパラメータ C と RBF カーネルのパラメータ γ の 2 つの最適な値を決定した[33]。今回、 $C=2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1}, \dots, 2^{15}$, $\gamma=2^{-15}, 2^{-13}, 2^{-11}, \dots, 2^{-3}$ と動かして計算を行い、計測対象者 19 名の学習データに対する 10-fold Cross Validation での分類精度をプロットしてパラメータを決定した。例えば、4 ステージ判別時、判別対象を t2 としたとき、 $C=2$, $\gamma=0.5$ が最適な値であるとの結果が得られた。

サポートベクターマシンによる睡眠段階推定の精度検証も Leave-one-out 交差検証法を用いる。

4.3.3 提案した判別方式と従来方式との比較評価

従来方式である正準判別分析，提案した判別方式である決定木分析およびサポートベクターマシンのパフォーマンスの比較評価を行った．評価方法として，4.2.3 節と同様に HRV，心拍数，呼吸間隔ゆらぎ指標（呼吸間隔の標準偏差と平均），体動指標により，計測対象者 20 名（各計測時間 8 時間，総データ数 9781 個）のデータを用いて睡眠段階推定を行い，PSG 計測との 1 分毎の一致率， κ 統計量を算出し比較した（表 4-8）．今回も Leave-one-out 交差検証法で行い，推定する睡眠段階を 2 ステージ（WAKE / SLEEP），3 ステージ（WAKE / REM / NREM），4 ステージ（WAKE / REM / LIGHT / DEEP）の 3 種類とした．

表 4-8 従来手法と提案手法におけるレーダーの一致率と κ 統計量（20 名平均）

睡眠段階	一致率 (%)			κ 統計量		
	正準判別	決定木	SVM	正準判別	決定木	SVM
2 ステージ	71.9	81.7	82.1	0.35	0.31	0.32
3 ステージ	65.9	77.6	77.9	0.31	0.33	0.31
4 ステージ	45.9	64.6	65.8	0.25	0.27	0.26

今回提案した決定木分析とサポートベクターマシンによって，従来方式である正準判別分析と比較して 2 ステージで約 10%，3 ステージで約 10%，4 ステージで約 20%程度一致率が向上した．一方で， κ 統計量に関しては先行研究[13]と同様に 0.2～0.4 に収まり，判別方式による差があまり見られなかった．また今回の従来方式および提案方式の結果の信頼性を検証するため，4 ステージ判別時の計測対象者（計 20 名）それぞれの一致率と 3 つの判別方式の分散分析を行った結果，有意差（ $p < 0.01$ ）が認められ，さらに多重比較検定（手法：Bonferroni）を行ったところ，正準判別分析と決定木分析，正準判別分析とサポートベクターマシンで有意差（ $p < 0.01$ ）が確認された（図 4-10）．以上のことから決定木分析とサポートベクターマシンでの判別方式による有意な差は見られなかったものの，提案方式により有意に推定精度を向上させることができた．今回は最も睡眠段階推定における一致率が高く，カーネル関数や多クラス分類法など様々な検討の余地があるサポートベクターマシンが今回比較した 3 つの判別方式の中で最も睡眠段階推定に適した判別方式であると考えた．

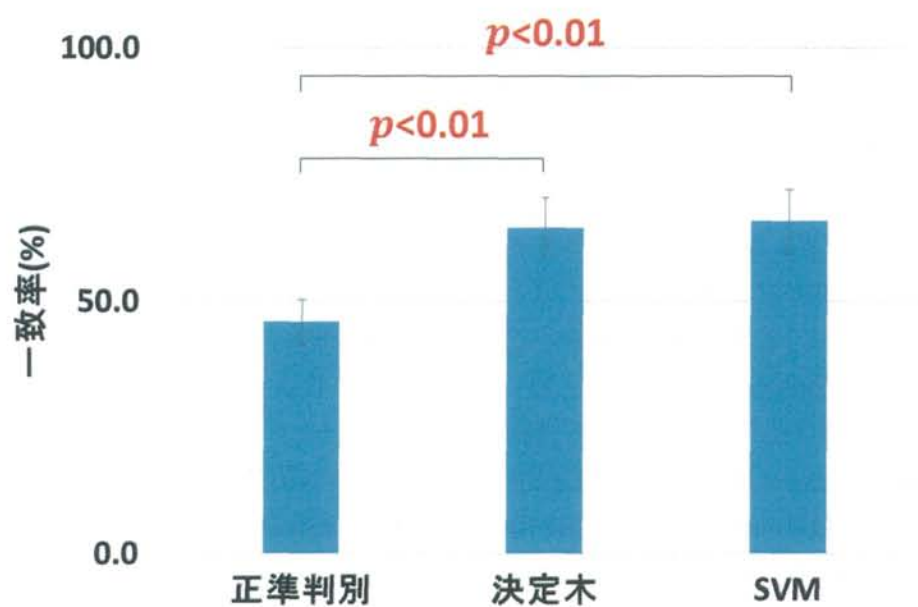


図 4-10 3つの判別方式による4ステージ一致率の差の検定

4.4 考察

(1) HF が各睡眠段階間で有意差が見られなかった原因分析

一般的に HF は副交感神経の活性を表す指標であるため、睡眠が深くなるにつれて HF が増加するといわれている。しかしながら、実際には HF は各睡眠段階間で有意差が見られなかった。また、3つの睡眠段階分別における AUC 平均も 0.5 前後と低く、期待された判別性が得られなかった。有意差が見られなかった原因は、各睡眠段階間における HF の変化は個人差が大きくなったためであると考えられる。HF に変化が見られなかった計測対象者がいた要因としては、普段と異なる環境、さらに多くの電極をつけた PSG 計測のため、DEEP のときにも副交感神経の活性化が不十分だったと考えられる。そのため、今後は予備計測として前日、前々日にも同じ実験条件下で睡眠をとってもらい、環境要因等を排除する必要がある。最後に、表 4-4 の WAKE / SLEEP 分別、REM / NREM 分別において HRV の中で HF が最も高い AUC (0.8 前後) の値が得られ、睡眠段階推定に有効な指標となり得る可能性を示した t10,t15,t19 のうち、t10 の 4 ステージにおける HF と LF/HF の散布図を以下に示す (図 4-11)。図 4-11 は、睡眠段階推定に最も良いとした LF/HF では分別できない 4 ステージを、HF であれば分別できる可能性を示している。また、t10,t15,t19 には REM 睡眠が多いという特徴が見られたことから、HF は REM 推定に有効な指標となりうることを示唆された。

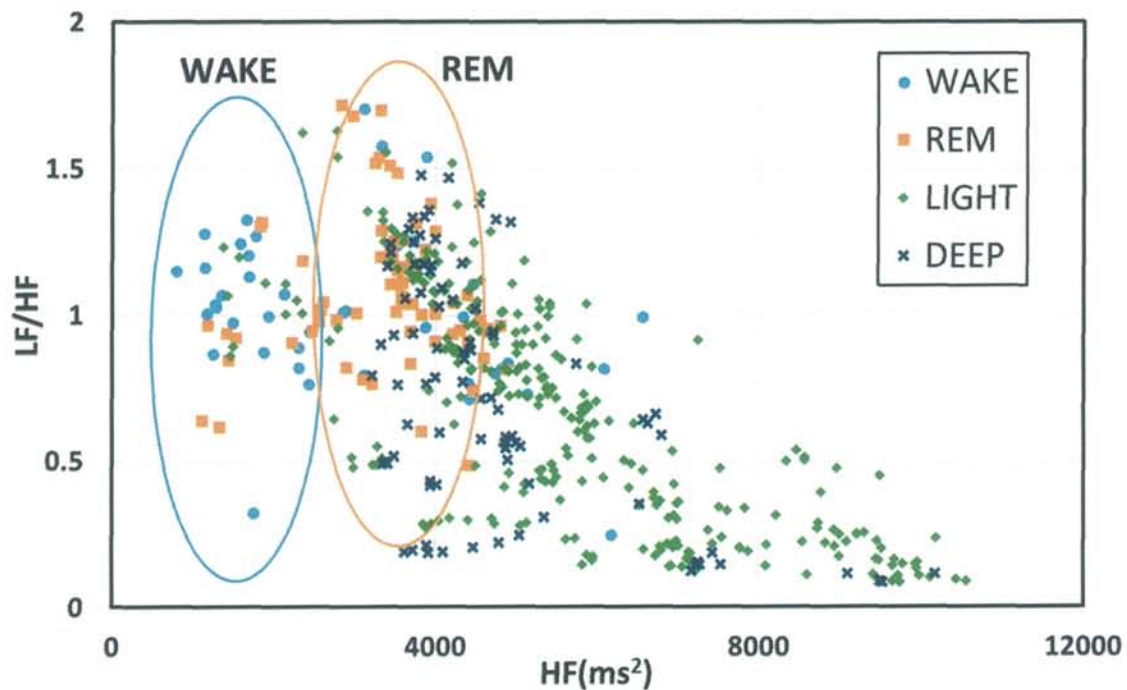


図 4-11 4 ステージにおける HF と LF/HF の散布図 (t10)

(2) HRV と呼吸・体動を組み合わせた正準判別分析における 4 ステージ判別の困難さ

2 ステージ判別, 3 ステージ判別の一致率がそれぞれ 72%, 66%だったのに対し, 4 ステージ判別の一致率は 46%と低下した. その原因を分析するために, 4.2.3(2)項で判別関数の式の説明で利用した t_8 を除いた計測対象者 19 名の計測値を正準軸上に正準スコア $\{Z$ 値: $(Z_1, Z_2, Z_3)\}$ として配置した散布図 (4 ステージ) を作成した (図 4-12). 図 4-12 から全体的な傾向として, 各ステージ間で分布のばらつきは確認できるものの, 各ステージ間の重心の位置が近く, 各群の分布に重なりがあり, 4 ステージ判別の一致率が低くなったと考えられる.

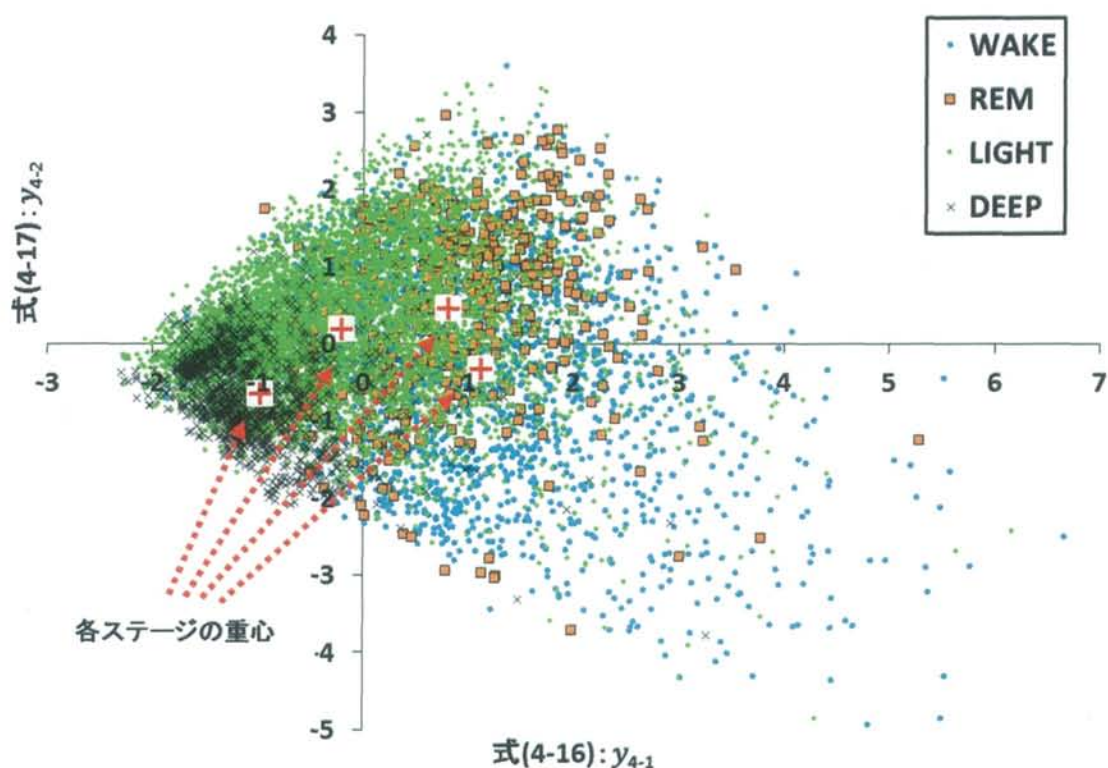


図 4-12 各睡眠段階の正準スコア分布図 (4 ステージ)

(3) 決定木分析及びサポートベクターマシンで REM 判定がされなかった原因分析

決定木分析およびサポートベクターマシンによる 4 ステージ推定結果を表 4-9 に示す。表 4-9 から WAKE や DEEP がある程度推定できているのに対し、REM がほとんど推定できていないことがわかる。REM が推定できなかった原因は、PSG 計測から出力された睡眠段階は REM であるが、レーダーでは LIGHT と誤判定したデータ数が 350 個前後あったことから、レーダーでは REM と LIGHT の判別が困難であることが挙げられる。またレーダーによる 4 ステージにおける REM の推定割合（約 1% : 100 個前後）が、PSG 計測から出力された REM の割合（約 5% : 471 個）と比較して極端に少ないことも 1 つの原因として挙げられる。

レーダーによる 4 ステージにおける REM の推定割合が少なくなったのは、機械学習の特性上、データ数が圧倒的に多い LIGHT に引っ張られてしまったためであると考えられる。各睡眠段階のデータ数の偏りへの対策としては、SMOTE 関数を用いることや予備計測による環境要因等の排除などが考えられる。SMOTE 関数とは、不均衡データに対して、少ない方のデータを人工的に生成し、多い方のデータを削除することによって、均衡データに近づけるという手法で、4 ステージの睡眠段階推定においては、REM のデータを人工的に生成し、LIGHT のデータを削除することが可能になる。

また、本質的に REM の推定精度を向上させていくためには、やはり REM 推定に適した新たな指標の抽出が不可欠である。福田らは、心拍間隔変動のカオス指標である最大リアプノス指数と相関次元において、睡眠段階と有意な相関が得られたと報告している[34]。そこで、本論文では心拍間隔変動の周波数領域に着目した指標抽出を行ったが、今後はより詳細な自律神経系の情報を取得できるカオス解析も行っていく必要がある。

表 4-9 4 ステージ推定結果（上：決定木分析 下：サポートベクターマシン）

計 20 名		レーダー推定結果				
		WAKE	REM	LIGHT	DEEP	計
PSG 結果	WAKE	756	56	1051	32	1895
	REM	120	6	340	5	471
	LIGHT	593	66	5171	335	6165
	DEEP	34	4	837	375	1250
	計	1503	132	7399	747	9781

計 20 名		レーダー推定結果				
		WAKE	REM	LIGHT	DEEP	計
PSG 結果	WAKE	750	21	1116	8	1895
	REM	91	2	375	3	471
	LIGHT	499	35	5366	265	6165
	DEEP	27	2	909	312	1250
	計	1367	60	7766	588	9781

4.5 結言

本章では、まず HRV の中で、最も睡眠段階推定に有効な指標を抽出するため、HF、LF、LF/HF、心拍数による睡眠段階分別性の検証を行った。各睡眠段階における HRV の分散分析、そして計測対象者 1 人 1 人を対象として隣り合う睡眠段階分別 (WAKE / SLEEP, REM / NREM, LIGHT / DEEP) 時の HRV の AUC の算出を行った結果、HRV の中で LF/HF が最も有効な指標となることが判明した。次に、実際に HRV を用いて正準判別分析により睡眠段階推定を行った。計測対象者 2 名については、PSG 計測とレーダーによる推定結果のグラフを用いて睡眠サイクルは十分把握可能であるということを示した。最後に、更なる睡眠段階推定精度向上を目的として、指標に HRV、心拍数だけでなく呼吸間隔指標、体動指標を加えた上で、決定木分析、サポートベクターマシンを提案し、従来手法である正準判別分析と合わせて 3 つの判別方式のパフォーマンスを比較評価した。正準判別分析では各指標の選定のための寄与度を明確にし、決定木分析では各指標の分別性の検証から予想された階層構造の妥当性が明らかになったものの、一致率からサポートベクターマシンが本研究に有効な判別方式であると判明した。以上のことから、レーダーを用いて完全に非接触・非拘束での睡眠段階推定に成功した。

第5章 結論

本論文では、家庭で日常的に睡眠状態を計測することを目的とし、非接触で負担のないマイクロ波レーダーを用いた心拍数変動指標・呼吸間隔ゆらぎ指標・体動指標による睡眠段階推定システムの開発を行った。

第1章では、まず研究背景で毎日睡眠状態を計測する必要性を述べ、現状の睡眠段階計測方法およびその課題を記述した。次に非接触・非拘束のマイクロ波レーダーを用いることでその課題を解決できることを述べて、本研究の必要性について記述した。また、マイクロ波レーダーを用いた睡眠段階推定のために重要だと考える3つのテーマについても研究目的と併せて簡潔に記述した。

第2章では、マイクロ波レーダーの性質、バイタルサイン計測システムの概要を説明した。また脈波による微小振動発生原理について生理学的側面から述べた。そして、ドップラー計測による脈波計測原理について数式を用いて説明した。

第3章では、レーダーによるHRV算出アルゴリズムについて記述した。特に、脈波と呼吸・ノイズとの分離の難しさに触れながら可変移動平均差分法を考案するまでの過程を中心に述べ、ピーク検出に関しては基本的考え方と数式モデル、そして波形を用いた改善例をまとめて記述した。最終的に、レーダーから算出したHRV、心拍数と心電図から算出したHRV、心拍数を比較した結果、HRVが相関係数0.7、心拍数が相関係数0.9に到達した。

第4章では、HF、LF、LF/HF、心拍数と各睡眠段階との関係分析を行った後、実際に基準判別分析により睡眠段階推定を行った。睡眠サイクルが十分把握可能な場合がある一方で、全体としての睡眠段階推定の困難さについて考察した。また、呼吸間隔指標、体動指標も加え、2つの判別方式（決定木分析とサポートベクターマシン）の提案を行った。それぞれの判別方式の特徴を説明し、3つの判別方式を用いて推定精度を算出した結果、サポートベクターマシンが本研究に有効な判別方式であると判明した。最後に、更なる睡眠段階推定精度向上のため、予備計測による環境要因等の排除、REM推定に特化した指標抽出の必要性についても記述した。

最終的に、マイクロ波レーダーを用いて初めて長時間のHRVの非接触測定を可能とし、さらに完全に非接触・非拘束で2ステージ82%、3ステージ78%、4ステージ66%という高精度での睡眠段階推定に成功した。この睡眠段階推定システムにより、今後日常的な睡眠状態の計測が可能になり、フィードバックすることにより個々人に最適な生活リズムや睡眠環境の発見に寄与することが期待される。

謝辞

本論文は首都大学東京においての学部4年次から博士前期課程2年次までの3年間の研究成果に基づき執筆したものであり、その間、諸先生方には沢山のご指導を賜った。

安全人間工学研究室の松井岳巳教授（システムデザイン研究科経営システムデザイン学域）には論文のテーマから背景，構成や論文に関連した重要用語など，本研究に対して沢山のご指導を頂いた。香川正幸客員准教授（システムデザイン学部経営システムデザインコース）には研究に関する具体的なアドバイスや論文のテーマ，構成などについて，細部にわたるご指導を頂いた。橋爪絢子助教（システムデザイン研究科経営システムデザイン学域）には研究の内容や方向性など，沢山のご指導を頂いた。瀬尾明彦教授（システムデザイン研究科経営システムデザイン学域）と飯村清明教授（システムデザイン研究科経営システムデザイン学域）には副査として論文の具体的な内容について沢山の助言を頂いた。また，経営システムデザイン学域の諸先生方には，期末発表の際にご意見やご指導を頂き，多くを学ばせて頂いた。また，計測対象者として本研究に参加して頂いた松井研究室の学生にも沢山のご協力を頂いた。

執筆した本論文はこのような沢山の方々のご指導，ご協力を基に作成されたものであり，本論文に関わって頂いた方々にこの場を借りて感謝の意を表す。

引用文献

- [1] 厚生労働省, 「平成 27 年国民健康・栄養調査結果の概要」
<http://www.mhlw.go.jp/file/04-Houdouhappyou-10904750-Kenkoukyoku-Gantaisakukenkouzoushinka/kekkgaiyou.pdf>
- [2] 厚生労働省, 「健康づくりのための睡眠指針 2014」
<http://www.mhlw.go.jp/file/06-Seisakujouhou-10900000-Kenkoukyoku/0000047221.pdf>
- [3] 北堂真子, 「良質な睡眠のための環境づくり・就寝前のリラクゼーションと光の活用」,
バイオメカニズム学会誌, Vol.29, No.4, pp.194-198, 2005
- [4] 小林保, 「睡眠のしくみ」, ナツメ社, 2002
- [5] 野田明子, 古池保雄, 「終夜睡眠ポリグラフィ」, 生体医工学, Vol.46, No.2, pp.134-143, 2008
- [6] D Moser, P Anderer, G Gruber, S Parapatics, E Loretz, M Boeck, et al, " Sleep Classification According to AASM and Rechtschaffen & Kales: Effects on Sleep Scoring Parameters", *SLEEP*, Vol.32, No.2, 2009
- [7] MM Grigg-Damberger, " The AASM Scoring Manual Four Years Later", *Journal of Clinical Sleep Medicine*, Vol.8, No.3, 2012
- [8] 坂井建雄, 河原克雅, 「人体の正常構造と機能Ⅱ循環器」, 日本医事新報社, 2000
- [9] 藤原義久, 黒田征平, 岡田志麻, 松浦英文, 安田昌司, 飯田健夫, 牧川方昭, 「カオス解析による心拍変動からの睡眠段階の推定」, 生体医工学, Vol.41, No.4, pp.328-334, 2003
- [10] P Busek, J Vankova, J Opavsky, J Salinger, S Nevsimalova, " Spectral Analysis of Heart Rate Variability in Sleep", *Physiol. Res.* , Vol.54, No.4, pp.369-376, 2005
- [11] 谷田恵子, 楊箸隆哉, 本田智子, 柴田真志, 「1 分間区分における各睡眠段階の心拍変動パワースペクトル指標値の比較」, 日本看護研究学会誌, Vol.34, No.1, pp.191-198, 2011
- [12] A Lewicke, E Sazonov, MJ Corwin, S Schuckers, " Sleep Versus Wake Classification From Heart Rate Variability Using Computational Intelligence: Consideration of Rejection in Classification Models ", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.55, No.1, pp.108-118, 2008
- [13] 武田十季, 渡部智樹, 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和文論文誌, Vol.14, No.16, pp.1-7, 2016
- [14] 渡邊崇士, 渡辺嘉二郎, 「無拘束エアマットレス型生体センサによる睡眠段階の推定

- 心拍数変動と睡眠段階-」, 計測自動制御学会論文集, Vol.37, No.9, pp.821-828, 2001
- [15] Y Kurihara, K Watanabe, H Tanaka, " Sleep-States-Transition Model by Body Movement and Estimation of Sleep-Stage-Appearance Probabilities by Kalman Filter ", *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION TECHNOLOGY IN BIOMEDICINE*, Vol.14, No.6, pp.1428-1435, 2010
- [16] 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
- [17] T Kogure, S Shirakawa, M Shimokawa, Y Hosokawa, " Automatic Sleep/Wake Scoring from Body Motion in Bed: Validation of a Newly Developed Sensor Placed under a Mattress", *Journal of physiological anthropology*, Vol.30, No.3, pp.103-109, 2011
- [18] 城和男, 荻原啓, 「赤外線モーションセンサを用いた睡眠時体動の評価」, 生体医工学, Vol.47, No.1, pp.7-14, 2009
- [19] 佐々木紀幸, 香川正幸, 鈴木和季, 松井岳巳, 「マイクロ波レーダを用いた体動と呼吸間隔ゆらぎ指標による睡眠段階推定」, 生体医工学, Vol.53, No.4, pp.209-216, 2015
- [20] 有田秀穂, 「「循環器系」ユニット講義録 11, 12」
<http://www.lab2.toho-u.ac.jp/med/physi1/cardio/cardio11,12/cardio11,12.html>
- [21] K Tateno, L Glass, " Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and Δ RR intervals", *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol.39, No.6, pp.664-671, 2001
- [22] M Xiao, H Yan, J Song, Y Yang, X Yang, " Sleep stages classification based on heart rate variability and random forest", *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.8, No.6, pp.624-633, 2013
- [23] B Michael, L Gordon, 「データマイニング手法」, 海文堂, 1999
- [24] 花岡正明, 小林正樹, 山崎晴明, 「波形認識法と決定木学習に基づく睡眠ステージの自動判定」, 電子情報通信学会論文誌, Vol.84, No.12, pp.2672-2683, 2001
- [25] EB Hunt, J Marin, PJ Stone, " Experiments in induction", *Academic Press*, 1966
- [26] JR Quinlan, " Induction of Decision Trees", *Machine Learning*, Vol.1, No.1, pp.81-106, 1986
- [27] JR Quinlan, " C4.5: Programs for Machine Learning", *Morgan Kaufmann*, 1993
- [28] N Cristianini, J Shawe-Taylor, 「サポートベクターマシン入門」, 共立出版, 2005
- [29] Y Ding, X Song, Y Zen, "Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine", *Forecasting financial condition of Chinese listed*

- companies based on support vector machine*, Vol.34, No.4, pp.3081-3089, 2008
- [30] 青木空眞, 佐藤憲一, 星憲司, 川上準子, 森弘毅, 齋藤芳彦, 吉田克己, 「医療データ解析へのサポートベクトルマシン (SVM) の応用」, 東北薬科大学研究誌, Vol.56, No.10, pp.67-74, 2009
- [31] T Lajnef, S Chaibi, P Ruby, PE Aguera, JB Eichenlaub, M Samet, et al, " Learning machines and sleeping brains: Automatic sleep stage classification using decision-tree multi-class support vector machines", *Journal of Neuroscience Methods*, Vol.250, No.10, pp.94-105, 2015
- [32] 小野田崇, 「知の科学サポートベクターマシン」, オーム社, 2007
- [33] CW Hsu, CC Chang, CJ Lin, " A Practical Guide to Support Vector Classification" <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>
- [34] 福田敏男, 湧田雄基, 長谷川泰久, 新井史人, 川口三夫, 野田明子, 「心拍変動のカオス解析に基づく睡眠状態推定手法」, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.125, No.1, pp.43-49, 2005