

日常生活における生体計測に基づく
注意・情動特性の顕在化に関する研究

2019年 3月

角田 啓介

日常生活における生体計測に基づく
注意・情動特性の顕在化に関する研究

角田 啓介

システム情報工学研究科
筑波大学

2019年 3月

内容梗概

人は周囲の人や環境と関わりながら日常生活を営んでいる。そのような中、人が周囲の人や環境から受ける刺激は、その人の心身に様々な影響を及ぼす。影響の具体例として、知人との交流や休息における娯楽による快感情の発生、または人間関係の不仲や劣悪な労働環境による精神疲労の蓄積が挙げられる。そして、人が周囲からの刺激へ適切に対応できないことで、心身への負荷が高まり、疾患等を発症する恐れがある。その一例としてうつ病が挙げられ、WHOの調査によるとうつ病患者数は全世界で約3.2億人、自殺者数は約80万人/年にも達すと報告されている。さらに、うつ病をはじめとする各人の疾病や能力低下は、社会全体の生産性の低下にもつながることが指摘されている。そのため、人が周囲から様々な刺激を受ける環境下において健康を保ちつつ生活するためには、自身が周囲の刺激から受ける影響やその傾向である特性を正確に理解した上で、刺激に適応するため自身の行動を変化させることが重要である。

しかしながら、実際の日常生活においては自身の特性を正しく理解できないために、本来すべき行動の変化ができず、心身の不調に陥ってしまうケースも多く存在する。このような現象が生じる理由は2つあると考えられる。1つは、同じ刺激であっても、個人の持つ体質やそれまでの経験、置かれた状況によって生じる内面状態の変化が異なることであり、これは生理的個人差と呼ぶことができる。もう1つは、実際に生じた内面状態の変化と、本人が理解した変化がかい離し得ることであり、これは認知的個人差と呼ぶことができる。そしてこの2つの理由により、人の特性は、周囲の人々はもちろん、本人すら正確に理解することが困難なのである。また、生理的個人差は、周囲からの刺激が受容器を通して脳に到達した後、脳からの指令によって内面状態がどのような変化が生じたかに依存し、認知的個人差は無自覚な内面状態の変化を脳の前頭前野が自覚した上で、どのように意味づけをするかに依存すると考えられる。よってまず、生理的個人差を正しく理解できるようにすることが、人の特性理解と行動の改善に必要である。

人の内面状態は多岐にわたるが、特に基礎的かつ重要なものとして、前帯上皮質といわれる領域で処理される、注意 (Attention) や情動 (Emotion) がある。注意とは、人が外部の刺激に対し、自身の持つ知識や信念、他の刺激などを踏まえて判断し、適切な反応を行うために重要な機能である。情動とは人が外部刺激によって生じる、「楽しい」「悲しい」といった感情的な反応である。これらの内面状態は、近年「ワークライフバランス」という概念で取り上げられるような、人の日常生活において重要な部分を占める「労働」と「余暇」と強く関連すると考えられる。これら

で、内面状態は主に Advanced Trail Making Test や Profile Of Mood States のような検査によって測定されてきた。しかしながら、これらの検査は1回あたり数分から数十分を要するため、日常生活における本来の活動を支障してしまうという問題点があり、日常生活において高頻度に、または連続的に計測することは困難であった。一方で近年、ハードウェア技術の発展によってウェアラブルセンサが普及しつつあり、ウェアラブルセンサによって心拍や呼吸をはじめとしたバイタルデータを、安価かつ低負荷に、長時間計測することが可能になりつつある。その結果、心拍や呼吸をウェアラブルセンサによって低負荷に計測し、心拍や呼吸から自律神経活動を反映する、心拍数や LF/HF といわれるような特徴量を常時算出し、ユーザへ提示することで、ユーザ自身の特性理解を支援する技術が考案されている。しかしながら、従来の技術で提示される特徴量だけでは、それらの持つ意味をユーザ自身で解釈し、行動変化に役立てることは困難であった。さらに、多チャンネル EEG や多数のセンサを用いて測定した多種類のバイタルデータから検査結果相当の内面状態を推定する試みもなされてきたが、これらのセンサは高価な上に装着の手間がかかり、活動の場所や行動を制限してしまうため、日常生活において継続的に利用することが困難であった。

本研究の目的は、人の刺激に対する適切な行動変容の支援による健康的な日常生活の実現を目指し、日常生活で人が周囲から受ける刺激により生じる影響であり、なおかつ行動変化に役立てることができる検査結果相当の内面状態を推定し、刺激に対する正しい特性理解と行動変化を促す工学的な方法論とその実現性を明らかにすることである。具体的に本研究では内面状態として、日常生活に深く関連する2大状態といえる注意と情動を取り上げ、それらの特性を数十分から数時間単位の自律神経活動に基づき顕在化することを目指す。そのために、日常生活の中で継続的に利用可能な少数種類の生体計測に基づき、従来の検査によって測定していた注意や情動を日常生活において低負荷に推定する方法論を提案する。さらに、提案する方法論を実現するための4つの技術課題について述べ、それぞれの技術課題に対する解決手段について検討する。最後に、技術課題の検討結果を踏まえ、提案方法論の実現性と有効性に関して考察した上で、本研究の結論を述べる。

目次

第1章	序論	1
1.1	研究の背景	1
1.2	個人特性の理解と行動変化	1
1.3	日常生活における内面状態と行動変化	3
1.4	本研究の目的	5
1.5	本論文の構成	5
第2章	注意と情動	7
2.1	注意	7
2.1.1	注意の定義	7
2.1.2	注意のメカニズム	8
2.1.3	注意の測定手法	9
2.2	情動	11
2.2.1	情動の定義	11
2.2.2	情動のメカニズム	12
2.2.3	情動の計測手法	13
2.3	本章のまとめ	14
第3章	提案方法論	15
3.1	従来の方法論	15
3.1.1	検査に基づく方法論	15
3.1.2	生体計測から算出される特徴量に基づく方法論	16
3.1.3	従来方法論の課題	16
3.2	提案方法論	17
3.3	技術課題	19
3.4	本章のまとめ	19
第4章	心拍変動を用いた注意変化の推定	21
4.1	緒言	21
4.2	関連研究	22
4.2.1	注意推定	22
4.2.2	心拍変動を用いた状態推定	24
4.3	実験	24

4.3.1	目的	24
4.3.2	方法	25
4.3.3	ATMT	26
4.3.4	結果	28
4.3.5	考察	29
4.4	注意変化推定手法	31
4.5	評価	33
4.5.1	評価方法	33
4.5.2	評価結果	33
4.5.3	考察	33
4.6	結言	35
第5章	心拍と呼吸を用いた情動変化の推定	37
5.1	緒言	37
5.2	関連研究	38
5.2.1	コンテンツ視聴が及ぼす影響の測定	38
5.2.2	バイタルデータを用いた状態推定	39
5.3	提案手法	40
5.4	実験と評価	42
5.4.1	実験目的	42
5.4.2	実験方法	42
5.4.3	実験結果	45
5.4.4	実験結果の考察	48
5.4.5	評価	49
5.4.6	評価結果	49
5.4.7	評価結果の考察	50
5.5	結言	51
第6章	心拍変動を用いた注意水準の逐次推定	53
6.1	緒言	53
6.2	関連研究	54
6.3	実験	55
6.3.1	目的と方法	55
6.3.2	結果	56
6.3.3	考察	57
6.4	注意水準の逐次推定手法	59
6.5	評価	61
6.5.1	評価方法	61
6.5.2	評価結果	62
6.5.3	考察	63

6.6	結言	65
第7章	心拍変動を用いた注意変化の予測	69
7.1	緒言	69
7.2	実験	70
7.2.1	目的	70
7.2.2	被験者	70
7.2.3	実験ツール	71
7.2.4	フリッカー検査	71
7.2.5	実験手順	72
7.2.6	データ分析	73
7.2.7	結果	73
7.2.8	考察	75
7.2.9	課題	77
7.3	提案手法	77
7.4	評価	79
7.4.1	評価方法	79
7.4.2	結果	80
7.4.3	考察	80
7.5	結言	81
第8章	結論	85
8.1	各技術課題の検討結果	85
8.2	全体を通じた考察	86
8.3	本研究の貢献	90
8.4	今後の課題	90
	参考文献	93
	謝辞	103
	研究業績	105

目次

3.1	検査に基づく方法論	15
3.2	生体計測から算出される特徴量に基づく方法論	16
3.3	提案方法論	18
4.1	提案方法論に基づく提案技術の全体像	23
4.2	ATMT Task-R の例	26
4.3	ローレンツプロットにおける L, T, CVI, CSI	27
4.4	被験者群ごとの SDNN の変動係数	31
4.5	提案アルゴリズム	32
4.6	各被験者の推定値と実測値の相関係数 (k=5)	34
4.7	被験者 ID=2(1) の注意推定値と実測値	35
5.1	提案方法論に基づく提案技術の全体像	39
5.2	提案手法	41
5.3	各被験者における TMD 変化量と主観的面白さ	47
5.4	被験者 ID=1 の正規化済心拍数と呼吸数	48
5.5	被験者 ID=11 の正規化済心拍数と呼吸数	49
5.6	心拍数と呼吸数の類似度算出手順	50
5.7	心拍数・呼吸数の類似度と TMD 得点変化の関係 (遮断周波数=1/1200Hz)	51
5.8	TMD 変化量の推定値と実測値	52
6.1	提案方法論に基づく提案技術の全体像	54
6.2	提案手法	60
6.3	各被験者の平均推定誤差の平均値と標準偏差	62
6.4	全被験者の推定値と実測値 (手法 2, 特徴量:L, k=300)	63
6.5	2 被験者 (ID=11, 16) の比較例 (実測値)	64
6.6	2 被験者 (ID=11, 16) の比較例 (手法 1 での推定値)	65
6.7	2 被験者 (ID=11, 16) の比較例 (手法 2, 特徴量 L, k=300 での推定値)	66
7.1	提案方法論に基づく提案技術の全体像	70
7.2	提案技術の想定適用例	71
7.3	実験手順	72
7.4	全被験者の RRI mean の変化 (平均 ± 標準偏差)	74

7.5	全被験者の SDNN の変化 (平均 ± 標準偏差)	75
7.6	全被験者の CFF の変化 (平均 ± 標準偏差)	76
7.7	全被験者の ATMT スコアの変化 (平均 ± 標準偏差)	77
7.8	各被験者の ATMT スコア (t セット目) と主観的疲労感 (t セット目直 前) の相関係数	78
7.9	提案手法	79
8.1	特性理解と行動変化を支援する各方法論及び本研究の成果の適用対象 と位置付け	87
8.2	特性理解と行動変化に関する想定メカニズム	88
8.3	検査に基づく従来方法論における想定メカニズム	88
8.4	バイタルデータの特徴量に基づく従来方法論における想定メカニズム	89
8.5	提案方法論における想定メカニズム	89

表 目 次

4.1	算出した特徴量	28
4.2	心拍変動特徴量と ATMT スコアの相関	29
4.3	被験者群の分類	30
4.4	タスク中の特徴量の変化	30
4.5	評価における推定可能な被験者数・比率と推定誤差平均	33
4.6	被験者 ID=8 のタスク前半・後半における心拍変動特徴量と ATMT スコアの相関	35
5.1	被験者群毎の POMS 得点の変化量と動画の主観的面白さ	46
5.2	POMS 得点の変化量と主観的面白さの相関	46
5.3	心拍数と呼吸数の類似度と POMS 得点変化量の相関係数	47
6.1	算出した特徴量	56
6.2	各被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量	57
6.3	全被験者における ATMT スコア (注意水準) と心拍変動特徴量の相関	58
6.4	全被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量	58
6.5	各被験者における平均推定誤差	67
7.1	算出した特徴量	73
7.2	特徴量の 2 クラス間での統計値と有意差	78
7.3	全被験者に対する評価結果	80
7.4	SVM+PCA, RF+PCA それぞれにおける各被験者の正解率 (%)	83
7.5	RF における重要度が高い各特徴量	84
7.6	2 クラスの被験者間における特徴量の統計量と有意差	84

第1章 序論

1.1 研究の背景

人は常に、自身の周囲にいる人や環境と関わり合いながら日常生活を営み、様々な活動を行っている。周囲と関わりあうプロセスを通じ、人は刺激を受けながら学び、成長していく。さらに、人同士がそのように影響を及ぼしあうことで、社会が形成され、一人では決して成し遂げることができない大事業を達成することができるようになる。その結果として、現在の人間社会の繁栄があるといっても過言ではない。

日常生活の活動において、人が周囲の人や環境から受けた刺激は、時にその人の心身に様々な影響を及ぼすことがある [1]。影響の具体例として、余暇における娯楽の鑑賞といった活動での快感情の発生 [2] や精神的リラックス、または労働における多忙や劣悪な労働環境による精神的ストレスや精神疲労の発生 [3] が挙げられる。そのため、人が精神、肉体両面での健康を保ちつつ日常生活を営み、かつ精神疲労や疾患などによる生産性低下 [4] を防止し、さらなる人間社会の持続的発展を実現するためには、人は自身の日常生活の活動における刺激から受ける影響やその傾向である「特性」を理解した上で、日常生活の活動において適切に行動を変化させることが重要である。

1.2 個人特性の理解と行動変化

日常生活の活動において、人が周囲から受ける影響やその傾向を正確に理解できないために、本来すべき適切な行動の変化ができず、心身の不調に陥ってしまうケースが多く存在する。例として、労働などにおける過酷な環境や活動内容によって生じるうつ病が挙げられ、WHOの調査によるうつ病患者数は全世界で3億人、自殺者数は年間で70万人に達するとされている [5]。

日常生活の活動において、適切な行動の変化が難しい理由は2つあると考えられる。1つは、同じ刺激であっても、個人の持つ体質やそれまでの経験、置かれた状況によって生じる影響が異なることであり、これは生理的個人差と呼ぶことができる。もう1つは、実際に受けた影響と、本人が理解した影響がかい離することがあり得ることであり、これは認知的個人差と呼ぶことができる。そしてこの2つの理由により、人が周囲から受ける影響やその傾向である特性は、周囲の人々はもちろ

ん、本人すら正確に理解することが困難なのである。また、生理的個人差は、周囲からの刺激が受容器を通して脳に到達した後、脳からの指令によって自律神経活動をはじめとする身体にどのような変化が生じたかに依存し、認知的個人差は自律神経活動の変化に基づく自身の変化を自覚した上で、個人の持つ経験や置かれた状況に基づいてどのように意味づけをするかに依存すると考えられる。よってまず、生理的個人差を正しく理解できるようにすることが、人の特性理解と行動の改善に必要である。

上述のような人の特性理解を目指した研究はこれまでも数多くなされてきた。例えば、人体メカニズムの解明に焦点を当てた研究として、脳活動から人が刺激を受けた際の内面状態 (Mental State) の変化を客観的に推定する研究が挙げられる。具体例として、functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI) [6] や Electroencephalogram (EEG) [7], Near Infrared Spectroscopy (NIRS) [8] を用いた脳活動の計測が挙げられる。人が周囲から受ける刺激は脳で処理され、身体や内面状態が変化するため、脳活動を計測することは刺激に対する影響やその傾向である特性を推定するために有用であると言える。しかし、脳活動の計測には、高価な機器を多数、対象者に装着し、体動や周囲の電磁気といったノイズを遮断する必要がある上に、ユーザの行動も制限されてしまうケースが多い。そのため、医療現場など極めて限定された環境下における、単純な刺激によって生じる影響を把握するケースでの有用性は高いが、日常生活の中で継続的に計測し、生活に役立つような結果を把握することは非常に困難だといえる。

一方で、日常生活における特性理解と行動変化を目指す方法として、ストループ課題 [9] や Profile Of Mood States (POMS) [10], Advanced Trail Making Test (ATMT) [11] といった検査を用いて人の内面状態を測定する方法がある。これらの手法はいずれも適用事例が豊富であり、確立された手法といえるため、結果の信頼性は高い。さらに、測定結果を行動変化に生かすことを目的としているため測定結果には意味付けがなされており、専門家以外の一般ユーザにとっても理解と活用が比較的容易といえる、しかしながら、検査の実施には最低でも数分程度かかるため、測定対象となるユーザの活動を中断させてしまうことになる。そのため、日常生活において頻繁に計測し、結果を得ることは困難であり、主に数日から数ヶ月に1回実施する想定で利用されることが多い。結果として、数日から数ヶ月に1回のみ特性を理解し、行動変化に活用することしかできないといった限界がある。

他方、近年は日常生活での測定が容易な、小型のウェアラブルセンサや非接触センサが普及しつつある。代表例として、導電性繊維 [12] を用いたシャツ型のウェアラブル心電センサ [13], 脈波を測定できるスマートウォッチ [14] や面型センサ内臓デバイス [15], 非接触で心拍数や呼吸数を測定可能なミリ波センサ [16] が挙げられる。そして、それらのセンサで測定されたバイタルデータより、人の日常生活を支援に役立つ技術が多数提案されている。例として、心電や脈波から算出される基本的な特徴量である心拍数や、心拍の変動 (以下、心拍変動) から算出できる自律神経活動を反映する特徴量である LF/HF [17] を算出し、ユーザへ提示する技術が挙げら

1.3 日常生活における内面状態と行動変化

れる。このように、日常的な生体計測が可能になったことで、バイタルデータの活用場面が医療現場などの限られた統制環境から日常生活へ拡張されつつある。さらに、上述のような生体計測と行動変化支援を含む、日常生活におけるヘルスケア機器については近年「体調改善機器」[18] という名称で認定基準を策定する動きがあり、今後のさらなる普及が予想される。しかしながら、従来技術は、日常生活において人が特性を理解し、行動を改善するには不十分であると考えられる。なぜなら、従来技術はある一時点での、心拍数や LF/HF といった特徴量のみを算出・提示するが、このような特徴量は非常にプリミティブな情報である上、ユーザの測定時点での行動や置かれた状況に依存してその持つ意味が異なるからである。具体例を挙げると、心拍数の増加はユーザが恐怖を感じた際だけでなく、喜びで興奮した際や、体を動かした際も同様に上昇するため、心拍数の上昇といった結果には自身の内面状態や特性に関する複数の解釈があり得ることになる。そのため、ユーザはそのような特徴量の意味を正しく解釈して特性を理解し、行動を適切に変化させることが困難と考えられる。つまり、日常生活における適切な行動変化を促すためには、日常生活における行動において、推定することで行動を変化させるために役立つ内面状態を、できるだけ負担の少ない方法に基づき推定できることが求められる。

1.3 日常生活における内面状態と行動変化

人の日常生活は非常に多様なため、一般化することは難しいが、本研究では一般に人口が多く社会への影響力が強い、青年期から壮年期の人に焦点を当てる。この年代の人の多くは労働をしていると考えられるが、その中で近年は「ワークライフバランス」[19] という概念が重要視されている。これは、人の日常生活における「労働」に相当する「ワーク」と、その他の余暇等相当する「ライフ」のバランスを適正に保つことが、当人の健康や社会全体のためにも重要であるという概念である。この考え方に基づくと、人の日常生活には「労働」と「余暇」といった大きく2つの場面が含まれているといえる。これらはどちらも日常生活の中で繰り返される活動であるが、特徴が大きく異なる。労働では、人はある目標をより高い質で効率的に達成することを求められ、自分だけでなく他の人と協力して実施されるケースも多い。余暇では特定の目標は与えられず、自身の好みで選択して実施した行動を通じ、快感情を得ることなどにより心身の調子を整えることが主眼になると考えられる。よって、このような場面における行動変化を支援するためには、各場面に対応した、行動変化に役立つ内面状態を定義した上で、それらの推定技術を個別に検討する必要がある。

労働には、肉体労働と頭脳労働、感情労働といったバリエーションが存在するが、いずれも人の判断能力といった知的な能力が活用されると考えられる。このような場面において、人は自身を取り巻く状況の観測結果や、自身が持っている知識や記憶から、最適な判断を早急に下し、実行することが常に求められる。そして、上述のような判断と実行するための能力が低下することが、労働における効率の低下の

みならず、人為的なミス誘発、さらに非効率な労働を繰り返したことによる慢性的疲労の発生や精神疾患の発症につながる恐れがあり、これを避けるためには、能力低下時における休息や他者への分担変更、能力低下の傾向である特性と労働環境の関係の把握による労働内容の変更や進め方の工夫といった行動変化が重要である。このような能力は注意 (Attention) [20] といわれる能力の、特に実行 (Executive) と呼ばれる領域に相当する [21]。実際、注意を測定できるとされる検査である ATMT を用いて、労働と其中での休息といった行動変化と密接に関連する疲労を測定している例が存在する [11] [22]。よって、労働の場面においては注意の把握が、行動変化に重要であると考えられる。

他方、余暇の場面では労働以上に活動のバリエーションが多いが、1つ重要な目的として、労働などによって疲弊した自身の心身の調子を整えることが挙げられる。その際、取りうる行動は幅広いが、その分自身に合った、言い換えれば自身の心身に好影響を与える活動を見つけることが重要と考えられる。心身の調子を示す指標のうち、特に目に見えない心に関する指標として情動 (Emotion) [23] がある。情動は人が持つ様々な種類の感情からなっており、Ekman によるとそれは17種類に及ぶとされている [24]。しかしながら、多種ある基礎的感情の結果は専門家には理解できるが、類似したものも多いうえそれらの感情の変化が連動するとは限らないため、非専門家のユーザにはその意味を理解できず、行動の変化に役立てることは困難である。むしろ、心身の調子を整えるという観点から考えると、調子が良くなるか、悪くなるかという1軸のレベルが把握できれば、その活動が好影響を及ぼしたのかそうでないかをユーザが理解でき、余暇における行動を評価し、今後の行動変化に役立てられると考えられる。実際、余暇を含めた日常生活の中のある活動が内面状態に及ぼした影響の良し悪しを、POMS や The Positive and Negative Affect Schedule (PANAS) といった検査で測定した例 [25] [26] が存在する。そのため、余暇の場面では、情動がどの程度、ポジティブまたはネガティブに変化したかを把握することで、ユーザは自身の行動の効果を理解し、その後の行動変化に役立てることができると考えられる。

さらに、注意や情動といった内面状態には、脳の旧脳といわれる本能に近い領域のうち、前帯状皮質の活動が関連しているとされているが [27] [28]、前帯状皮質は同時に自律神経活動の制御にも関与しているとされている [28]。そのため、注意や情動や、自律神経活動と間接的に関係があると考えられる。さらに自律神経活動は前述のように、心拍や呼吸などに影響を及ぼすため、バイタルデータから推定することが可能である。よって、心拍や呼吸といったウェアラブルセンサから取得したバイタルデータから、日常生活で利用可能な、行動変化に役立つ人の内面状態である注意や情動を推定できる可能性があると考えられる。

1.4 本研究の目的

本研究の目的は、人の刺激に対する適切な行動変化の支援による健康的な日常生活の実現を目指し、日常生活で人が周囲から受ける刺激により変化し、なおかつ行動変化に役立てることができる検査結果相当の内面状態を推定し、刺激に対する正しい特性理解と行動変化を促す工学的的方法論とその実現性を明らかにすることである。そのためには、関連研究の調査に基づき、検査結果相当の内面状態を、日常生活で継続的に利用できる負荷の少ない方法によって推定することで、刺激に対する正しい特性理解と行動変化を促すことができる工学的的方法論を提案する。そして、提案方法論を実現するための技術課題を挙げ、それらの解決手法について検討する。

1.5 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。2章では人の脳活動のうち、代表的かつ重要な注意 (Attention) および情動 (Emotion) を取り上げ、そのメカニズムについて述べる。また、注意および情動の測定に関する既存研究を調査・整理することで、従来の測定手法は負担が大きく日常生活で利用することは困難である点、一方で情動や注意に関する脳活動は自律神経系と関係がある点、そして自律神経活動は心拍と呼吸に影響を及ぼすことを示す。さらに、注意や情動には個人特性が存在し、その個人特性を理解することが、正しい行動変化を促し、本人の健康的で豊かな生活に役立つことを述べる。

3章では、行動変化を目指した注意・情動特性理解を支援する従来方法論として、検査を用いた方法論、生体計測に基づいた特徴量を用いた方法論、多数のセンサに基づいた方法論についてそれぞれ述べた上で、本研究の目的に対するそれらの課題について述べる。次にそれらの課題を解決するために、自律神経活動と関連がある心拍や呼吸によって、検査結果相当の注意・情動状態を客観的に推定して提示することで、本人の正しい特性理解を実現する新たな方法論を提案する。さらに提案する方法論を実現するための課題として、ウェアラブルセンサなどで低負荷かつ継続的に測定可能な、心拍や呼吸といった少数のバイタルデータから、日常生活においてもロバストかつ低負荷に注意・情動状態を把握する必要があることを述べる。

4章では3章で述べた課題のうち注意について取り上げ、注意の中でも特に人の知的作業に深く関係する注意の変化を取り上げ、心拍変動を用いることで、個人差を吸収しつつ、低負荷に注意の変化を推定できることを示す。まず、心拍変動として体動などにロバストな指標として R-R 間隔 (RRI) を、注意として人の Selective Attention を客観的に測定できる Advanced Trail Making Test (ATMT) の成績を取り上げる。次に実験を通じ、注意の変化は心拍変動の変化との相関には個人差があるが、それは大きく2パターンに分けられることを示す。また、各個人がどのパターンに属すかは、RRIの変動の大きさである SDNN から分類できることを明らかにした上で、SDNNに基づいて推定に用いる学習データを選択することで、個人差を吸収

しつつ注意変化を推定できる手法を提案する。さらに提案手法を 30 名のデータに適用することで、その有効性を示す。

5 章では 3 章で挙げた課題のうち、知的作業と対極に位置する余暇時の娯楽に関連する情動について取り上げる。まずは日常生活における娯楽でも様々な刺激があることを想定し、多面的に情動を測定しつつ、情動全体の評価も可能な Profile Of Mood State(POMS) を情動計測の手法として取り上げる。ただ、情動変化はコンテンツ視聴などの刺激によって生じるが、往往にしてそのような状況下では体動が伴う場合が多い。そのため本研究では体動に対してロバストな推定手法を実現するため、ウェアラブルセンサから測定できる心拍数および呼吸数に着目し、心拍数と呼吸数の長期変動の類似性が情動変化と関係することを実験データより示した上で、心拍数と呼吸数の数十分単位での長期変動の類似性を元に、情動変化を推定する手法を提案する。提案手法を 20 名の実測データに適用したところ、スムージングによりノイズ等が除去された、数十分単位での心拍数および呼吸数の変動の類似性より、高精度に情動変化を推定できることを明らかにする。併せて、主観的な情動変化と客観的な情動変化が必ずしも一致しないことを実験データより示すことで、提案方法論の有効性も同時に示す。

6 章では、4 章の成果で対応できないケースとして、ある労働期間内に自身の注意だけでなく、自身の過去の注意や他者の注意と現在の自身の注意との差異を把握して行動を変化させるケースを想定し、注意水準を心拍変動より推定する方法について述べる。4 章と同様に RRI に着目した上で、実験データより、注意水準も心拍変動と関係が見られるが、その関係はやはり心拍変動特徴量の大小によって異なる傾向が見られることを示す。次に、推定に用いるデータと心拍変動が近い学習データを用いることで、高精度に注意水準を逐次推定できる手法を提案し、実測データに適用することで、高精度に注意水準を逐次推定できることを示す。

7 章では、人が前もって自身の内面状態変化を予測することで自身の特性を予測し、プロアクティブな行動変化を促すことを目的に、心拍変動より、注意の低下を予測する手法を提案する。まず実験を通じ、ある時点から 10 分以内に生じる注意の低下は、当該時点より過去の心拍変動から予測されうることを示した上で、体動等によって生じるノイズに対するロバスト性を確保するため、主成分分析 (PCA) と分類器 (SVM) を組み合わせた注意低下の予測手法を提案する。提案手法を 45 名の実測データに適用することで、高精度に注意低下を予測できることを示す。

8 章では本研究における成果をとりまとめ、心拍や呼吸から、検査結果相当の注意や情動を低負荷に推定できること、またそのように推定された客観値は、主観値と異なることが多々あることを述べる。よって本研究の提案する方法論を実現するための課題は解決されたため、提案方法論により、日常生活においても継続的に行動変化に役立つ検査結果相当の注意や情動の特性を正しく理解できるようになること、それによって今後の生活をより健康で豊かなものにするための正しい行動変化に寄与できる可能性があることを述べる。

第2章 注意と情動

本章では、本研究において取り扱う内面状態である注意と情動をそれぞれ定義し、主に神経心理学 (neuropsychology), 脳科学, 生理学の観点からそれらのメカニズムについて述べた上で、注意および情動は、自律神経活動と関連している可能性があることを示す。そして、注意能力と情動変化の測定に関する従来研究について述べ、従来研究では日常生活における注意と情動の測定が困難であることを明らかにする。

2.1 注意

2.1.1 注意の定義

注意は一般的に使われる単語であるが、ここでは主に神経心理学 (neuropsychology) で研究されてきた概念としての注意 (Attention) について述べる。注意に関しては様々な定義がなされてきたが、最も伝統的かつ基本的な定義は James が示した下記のものである [20]。

It is the taking possession by the mind in clear and vivid form, of one out of what seem several simultaneously possible objects or trains of thought. ”

さらに James は、注意に関して以下のように述べている。

” It implies withdrawal from some things in order to deal effectively with others, and is a condition which has a real opposite in the confused, dazed, scatterbrained state.”

上記を端的に日本語訳すると、「何かを効率的に成し遂げるために他の何かを捨てることであり、混乱状態などとは対極である」となる。つまり、人は自身の周囲から様々な刺激を受け、また自身の内部にも様々な情報や信念を持っているが、注意とはある目的を達成するためにそれらを取捨選択した上で、一部を利用し、あるいは他を無視する能力であると捉えられてきた。そしてこのように定義された注意は人の知的活動における基盤的な能力として位置付けられてきた。

上記の議論や、20 世紀後半から 21 世紀にかけて急速に進展した脳イメージングに関する研究を基に、Posner らは人間の脳には注意を構成する “Altering”, “Orienting”, “Executive” というそれぞれ機能を持つ 3 種のネットワークがあることを示した [21]. “Altering” とは外界からの刺激に対し即座に反応できる能力であり、古くは Moruzzi らが覚醒 (Arousal) として定義した、他の能力を含めた注意全体の土台となる能力だと述べている. “Orienting” とは複数の入力情報を取捨選択してそれらの処理の優先順位付けする能力と述べている. “Executive” とは様々な入力情報や記憶から総合的に判断し実行する能力と述べている. よって人はこの 3 つが一体となって、外部からの刺激に対して素早く反応し、複数に入力情報を取捨選択して取り入れた上で、取り入れた情報や自身の持つ記憶を基に、判断と行動を行っていると考えられる.

上記 3 種のネットワークについてはそれぞれ、脳のどの部位が機能しているのか、3 種はどこまで独立し、従属しているのかといった点は今日まで活発に議論され続けてきた. 一方で、本研究では人の行動変化を促すため、日常生活における注意に関して検討しようとしている. 上記 3 種のネットワークはそれぞれ人が状況を判断し、何かしらの行動を行うためには必要不可欠であるが、最終的に人が判断・行動するには上述のように相互に関連しあった上で、“Executive” によって判断・行動をしていると考えられる [29]. そこで本研究では、3 種のネットワークを独立に扱い、それらが発揮する能力を個別に把握することは難しいと考え、それらが持つ機能全てを包括して注意として定義した上で、外部から観測可能な “Executive” が最終的に発揮する能力を注意として定義する.

2.1.2 注意のメカニズム

近年、注意のメカニズムについては脳イメージングや動物実験を通じ、脳のどの部位が関連しているかが徐々に明らかにされつつある. ここでは前節で述べた 3 種のネットワークに関連する脳部位について述べる.

“Altering” については、古くは Moruzzi らが脳幹網様 (Brain stem reticular system) との関連について述べている [30]. また、Petersen らは Moruzzi らの議論を踏まえた上で、“Altering” は主に脳幹における神経調整系 (neuromodulatory system) と視床 (thalamus) が関与していると述べている [29]. さらに Posner は “Altering” の能力には日内変動があることを明らかにしている [31]. そのため “Altering” は人の脳の中でも脳幹や視床といった、動物的本能に近い基礎的な能力を司る部位が関連していると考えられる.

“Orienting” については、Petersen らは視床の中でも視床枕 (pulvinar) が関与しているとしながら、同時に頭頂葉皮質 (parietal cortex) も関与していると述べている. また脳イメージングの研究成果から、前頭葉と頭頂葉も “Orienting” に関与している可能性が示されている [29].

“Executive” については、Dehaene らは正中葉 (midline cortex) から前帯状皮質 (anterior cingulate cortex) へ広がる繋がりが関与していることを述べている [32].

また Botvinick らは、複数の競合する刺激に対する処理を被験者に行わせた際、前帯状皮質が確実に活性化したことを実験により確認しており [27]、前帯状皮質が非常に重要な役割を果たすと考えられる。さらに、前帯状皮質はその後複数の研究で、報酬の処理 [33]、競合の解決 [27]、エラー検知 [34] を行う際にも活性化することが示されていることから、前帯状皮質は様々な脳の部位から来た情報を受け、いわゆるトップダウン制御に基づく実行制御を司っていると考えられる。

上述の関連研究をまとめると、注意には様々な脳部位が関連しあって関与しているが、基礎となる“Altering”については本能に近い能力を司る脳幹や視床が、“Orienting”については頭頂葉皮質や前頭葉、頭頂葉といった部位が、“Executive”については他2種と関与する脳部位との調整を行う前帯状皮質が重要な役割を果たしていると言える。よって、注意の中でも特に“Executive”は、自律神経活動とも間接的に関連している可能性がある。

2.1.3 注意の測定手法

主観評価に基づく手法

ISO10075において「疲労とは能力の低下である」と定義されていること [35]、デスクワークをはじめとする知的労働では認知的能力が必要であることを考慮すると、注意の低下は精神疲労と言い換えることができ、それを踏まえると精神疲労の測定が注意の測定に相当すると考えられる。主観評価で精神疲労を測定する試みはいくつかなされており、代表的なものとしては Visual Analog Scale(VAS) を用いた手法が挙げられる [36]。VAS では紙に記載された一定長の直線に置いて、左端を全く疲労していない、右端を極度に疲労しているとしたとき、主観的に自分がどの程度疲労しているかを対象者に記入してもらう方法である。VAS のような主観評価による測定手法は特殊な機器が不要なため非常に簡易に実施できる反面、対象者が正確に自身の状態を把握できず不正確に回答してしまう可能性がある点、測定に数十秒程度を要するため、日常生活中で測定すると作業などの中断が必要になる点などが欠点である。

脳活動計測に基づく手法

神経心理学 (neuropsychology) において、注意と脳活動の関連を調べる研究は多数実施されてきたが、その中で特に重要な役割を果たしているのが、functional magnetic resonance imaging(fMRI) [6] や near infrared spectroscopy(NIRS) [8] を用いた脳活動計測である。fMRI では核磁気共鳴を用いて脳の各部位における血流動態反応を計測し、視覚化する。NIRS では近赤外光を用いて脳の各部位における酸素化ヘモグロビンの酸素供給を計測する。いずれの手法でも、何かしらの刺激に対して人の脳がどの部位がどのように活動したかを測定することができる。しかしなが

ら、fMRI や NIRS は主に医学における診断や、神経心理学などにおいて脳活動を測定するための実験器具といった用途が主であり、機器が非常に高価である上に、測定の為には大型のセンサアレイを常時装着する必要がある。そのため、日常生活において継続的に注意を測定するために使用することは難しいと考えられる。

一方、Electroencephalogram (EEG) [7] を用いた日常生活における注意推定に関してはいくつかの既存研究が存在する。たとえば、Roy らは EEG を用いて、注意を用いるタスクにおける注意能力をリアルタイムに推定している [37]。Chai らは EEG を用いて、自動車運転中における運転者の注意を推定している [38]。しかしながら、EEG を測定する際、最低も数十個以上の電極を頭部に装着する必要があるため拘束性が高いため、日常生活において継続的に測定することは困難だと言える。

検査に基づく手法

日常生活での活動の合間に、対象者に対し何かしらの検査を実施し、その成績を基に注意を推定する方法もいくつか検討されてきた。代表的な例としてはストループ課題がある [9]。ストループ課題とは、意味の異なる刺激が同時に呈示されると刺激に反応するまでに時間が多くかかる「ストループ現象」を利用し、たとえば複数のカードにそれぞれ様々な色の名前をその色と異なる色で書き、カードを提示した対象者にはカードに書かれた色の名前ではなく、その文字の色を回答させるといったタスクである。ストループ課題では対象者に色の名前と文字の色を同時に与え、その中から指示通り回答してもらい、その所要時間から注意における“Orienting”と“Executive”の能力を測定できるとされている。

また、“Executive”の能力を測定するものとして Advanced Trail Making Test (ATMT) がある [11]。ATMT は対象者が PC を操作し、ディスプレイに表示された数字付きマーカーを、マウス等を用いて順にクリックしていくタスクであり、タスク遂行時間から主に“Executive”の能力を測定できるとされていることから、労働といった活動における精神疲労の推定などに活用されている [22]。

生体計測と自律神経活動推定に基づく手法

自律神経は人体の様々な抹消器官に張り巡らされ、循環、呼吸や呼吸といった末梢の不随意的な機能を制御する神経であり、前帯状皮質などによって制御されていると考えられている [39]。自律神経は交感神経系と副交感神経系に分類され、交感神経系が活性化すると瞳孔の拡大、心拍数の上昇などが生じていわゆる興奮状態となり、副交感神経が活性化すると逆に心拍数の低下などが生じていわゆる安静状態になると言われている [40]。よって、自律神経が影響を及ぼす各器官の状態を生体計測によって測定することで、間接的に自律神経活動を推定することができる。

生体計測を基に注意やそれと類似する精神疲労を推定する研究はこれまでも複数なされてきた、たとえば八谷らは、心拍数、前頭皮膚温度、指尖皮膚温度、手掌部

皮膚血流量，呼吸数の5指標を用いて主観的疲労感の推定を行ったことが挙げられる [41]。また，Jiらは瞬きや頭の動き，表情，過去の睡眠時間等のデータから，自動車運転時の連続的な疲労推定を行っている [42]。これらの手法はいずれも複数の生体センサを用いて推定を行っており，精度が高い反面，日常生活で使用するには対象者の拘束性が高い点が難点と言える。

また，自律神経活動と関連する生体計測の中でも近年特に心拍変動が注目されている。心拍変動とは，心臓が拍動した際に生じ，心臓の電気活動を測定した心電位に表れる鋭いピーク (R波) の間隔である R-R 間隔 (以下 RRI) や，末梢血管の血流量を測定した脈波の間隔である Pulse-to-Pulse Interval (以下 PPI) の変動である。RRI 及び PPI の変動は自律神経系との関連が示唆されており，個人差があるものの，一般に自律神経系のうち交感神経が活性化することで RRI 及び PPI の変動は小さくなり，副交感神経が活性化することでそれらの変動が大きくなるとされる [17]。RRI は，胸部に最低2点の電極を装着したり，導電性の布 [12] を用いたシャツ [13] を着るだけで測定できる心電位から算出可能である。また PPI は，スマートウォッチ [14] や，広い測定領域を持つ面型センサに指尖部等が触れるだけで測定できる脈波から算出可能である [15]。よって，RRI 及び PPI は多数の電極を用いる EEG 等と比較し，測定対象となるユーザの負担が少ないという特徴がある。なお，RRI と PPI の値はほぼ一致するため，本研究では以降 PPI も RRI と同一とみなし，特に断らない限りまとめて RRI と表記する。RRI の変動を用いた注意能力推定の例として，Hansenらは，安静時における心拍変動の特徴量 RMSSD が中央値以上の被験者の方が，中央値未満の被験者と比較して Working Memory Test の成績が有意に高いことを示している [43]。また Duschek らは，注意に関する機能 (Attentional Performance) を測定するタスクの成績と，タスク中に測定した RRI との間には弱い負の相関が見られることを示している [44]。しかし，これらの研究は RRI と注意能力の間に弱い相関や有意差が見られることを報告したことにとどまっており，注意の推定までには至っていない。

2.2 情動

2.2.1 情動の定義

情動は一般には感情という語で表現されることも多いが，ここでは主に神経心理学 (neuropsychology) で研究されてきた概念としての情動 (Emotion) について述べる。情動とは人が外部刺激を受けた時に生じる，基礎的感情に関する反応であるとされており，Darwin は基礎的な感情とは悲しみ，幸福，怒り，軽蔑，嫌悪，恐怖，驚きであり，これらは文化や地域に関係なく共通であると述べている [23]。一方で Ekman は，基礎的感情は幸福感，驚き，恐れ，悲しみ，怒り，嫌悪，楽しさ，軽蔑，満足，困惑，興奮，罪の意識，功績に基づく自負心，安心，満足感，喜び，罪悪感の17種類と定義している [24]。そこで本研究では，上記の全基礎的感情に関する反応を情

動と定義する。また、Russell は “Arousal” のレベルと “Pleasure - Displeasure” の 2 軸で表現する円環モデルを提案しており、各情動には覚醒に関する軸と、快不快に関する軸によって表現可能であることが示唆されている [45]。

2.2.2 情動のメカニズム

情動がどこから生じるのか、といった議論は古くからなされており、代表的な 2 つの説として、情動が末梢から生じるとする James Lange 説 [46] と、中枢から生じるとする Cannon Bard 説 [47] [48] が挙げられる。James Lange 説では、外部からの刺激に対して人の末梢 (運動器, 循環器など) が先に反応し、それが情動の起源であるとしている。一例として「悲しいから泣くのではなく、泣くから悲しい」ということが挙げられる。一方の Cannon Bard 説では、同じ体の反応が複数の異なる感情で見られること、ホルモン投与による人工的な体への刺激だけでは情動変化が発生しない例があることに着目し、脳が情動の起源であるとしている。

この 2 説をベースに、これまで様々な研究成果が蓄積されている。代表例として Cannon Bard 説を基にした MacLean のモデルがある [49]。MacLean のモデルでは、脳は爬虫類脳 (Reptilian brain), 旧哺乳類脳 (Old mammalian brain), 新哺乳類脳 (New mammalian brain) の三位一体構造を持つとされている。そして、爬虫類脳は主に恐怖などの基礎的情動の司り、旧哺乳類脳は爬虫類脳から生じた基礎的情動を社会的情動へ拡張し、新哺乳類脳は他の脳で生じた情動反応と統合したトップダウンな処理を実施するとされている。また、James Lange 説を基とした説として Schachter と Singer による情動 2 要因説がある [50]。情動 2 要因説では情動に関する最初の反応は末梢で生じるが、その反応を自身の脳で過去の経験や他の外部入力を基に解釈し、解釈結果が情動になるとされている。いずれにせよ、情動の生じるメカニズムは完全に確定してはいないものの、脳の複数の部位が関与していること、中枢または末梢のいずれか一方のみが発生源ではなく、相互に関連しあって情動が生じていることが示唆されていることが分かる。

さらに、近年特に前帯状皮質 (anterior cingulate cortex) が注目されている。前帯状皮質は元々自律神経活動を司る部位とされてきたが、Bush らは感覚器からの刺激と脳にある記憶、脳のお他部位からの入力を統合・調整し、情動をトップダウンに制御する役割を果たしているとしている [28]。また Phan らは fMRI を用いることで、あらゆる情動を起こす刺激に対し、前帯状皮質の活性化が見られたことを報告している [51]。

よって現在、メカニズムを説明する統一的な説は未だ存在しないものの、情動は Schachter と Singer が述べた 2 要因説で述べられているように末梢・中枢の両方が関連しあって発生すること、またそれらの関連付けにおいて特に、脳の前帯状皮質が、感覚器からの入力、記憶及び脳のお他部位からの入力を統合・調整し、情動をトップダウンに制御する役割を果たしている可能性が高いことがいえる。さらに 2.2.2 で

述べたように、前帯状皮質は自律神経活動と関連があることから、情動の変化も自律神経活動とも間接的に関連している可能性があるといえる。

2.2.3 情動の計測手法

主観評価に基づく手法

最も基本的な計測方法として、主観評価に基づく手法がある。代表的な主観評価手法としては、注意能力の測定でも用いられる VAS 法がある [36]。また、情動を計測するための手法としては、Profile Of Mood States(POMS)がある [10]。POMS では、対象者に現在の情動状態を測定するために 65 項目の質問に「全くなかった (0 点)」「少しあった (1 点)」「まあまああった (2 点)」「かなりあった (3 点)」「非常に多くあった (4 点)」の 5 段階で回答してもらうことで、「緊張 (Tension-Arousal)」「抑うつ (Depression)」「怒り (Anger-Hostility)」「活気 (Vigor)」「疲労 (Fatigue)」「混乱 (Confusing)」の 6 要素と、それらの総合得点である TMD(Total Mood Disturbance)を評価する手法であり、労働によって生じる気分障害の測定や、娯楽中の動画視聴といった活動中に生じた対象者の情動変化測定などに幅広く用いられている。しかし、このような検査に基づく手法は、対象者に数十秒から数分かけて質問に回答してもらう必要があり、日常生活における活動を中断して測定する必要がある。

脳活動計測に基づく手法

注意と同様に、fMRI や NIRS を用いた脳活動計測によって情動を把握しようとする試みはいくつかなされてきた。たとえば Morris らによる、恐怖という情動に対しては扁桃体が選択的に活動するという報告がある [53]。しかしながら 2.3.2 節で述べたように、情動と脳機能のマッピングに関する統一見解は未だ存在しないため [52]、脳活動計測だけで様々な情動を測定するのはといえる。

表情に基づく手法

情動変化は顔表情に表れやすいことに着目し、カメラによって測定できる表情の変化から、対象者の情動変化を推定する技術も考案されている [54]。日常生活における活動では、突発的に発生する笑いや驚きなどに対応して、表情だけでなく対象者の体や顔が大きく動くことが想定される。このような動きは、対象者の情動に大きく影響すると考えられるが、同時にカメラによる測定ではノイズとなってしまう。ところが、顔の動きを安定して測定するには、対象者の動作を制限することになるため、結果として対象者の負荷となってしまう。よって日常生活における情動変化を測定する際、顔画像などを用いた手法はで継続的に測定することは困難だと考えられる。

自律神経活動に基づく手法

自律神経活動と関連する生体計測は複数存在するが、ウェアラブルセンサで簡易に計測できる心拍は情動推定で広く用いられてきた。心拍を用いた代表的な手法としては、Sakuragi らは心拍間隔のスペクトル解析を用いて、1 時間程度のコメディ動画と悲劇動画を視聴中のユーザから心拍を連続的に測定し、心拍間隔をスペクトル解析して得られる指標 (LF/HF) より、コメディ動画と悲劇動画がユーザに与える効果の違いについて検討しており、コメディ動画は悲劇動画と比較し、ユーザの自律神経活動に早く、短い変化を与えると述べた上で、視聴によって生じた気分変化と、視聴中に測定・算出した LF/HF の関係について検討している [55]。Russell の円環モデルでも Arousal のレベルが軸に含まれており、かつ一般に自律神経活動のうち交感神経活動優位の状態は覚醒、副交感神経活動優位の状態は安静とされるので、自律神経活動から情動を推定することは妥当なアプローチであると考えられる。しかし、スペクトル解析を用いる場合、心拍間隔データのノイズによって LF/HF の算出結果が大きく狂ってしまう可能性があり、日常生活における対象者の体動など、瞬間的に生じるノイズに弱いという欠点がある。

他方、上記の欠点を克服するにあたって注目すべき知見として、Sharfer らと Zhang らの研究が挙げられる。Sharfer らは心拍数と呼吸数の 20 分以下の、分単位の長期的変動には同期がみられることから、それらの長期的変動が類似し得ることを示している [56]。また Zhang らは、暗算負荷時と比較して、安静時の方がそれらの変動がより類似していることを実験により示している [57]。つまり、共に自律神経活動と関連する心拍数と呼吸数の長期的変動を用いることで、情動変化を低負荷に、かつ体動などのノイズにロバストに推定できる可能性が示されている。

2.3 本章のまとめ

本章ではまず、本研究における注意と情動という概念を定義した。そして、主に神経心理学 (neuropsychology) や脳科学、生理学の観点からそれらのメカニズムについて述べた上で、注意および情動は共に脳の前帯状皮質が深く関与していること、そして前帯状皮質は自律神経活動と関連していることから、注意と情動は共に、間接的に自律神経活動とも関連している可能性があることを示した。さらに、注意能力および情動変化の測定に関する従来研究を俯瞰し、注意能力と情動変化は共に、日常生活において低拘束かつ低負荷に推定することは未だ困難であることを明らかにした。

第3章 提案方法論

本章では，2章で述べた関連研究を基に，従来の日常生活における特性顕在化の方法論を示し，それらの課題を明らかにした上で，少数種類のバイタルデータに基づく新たな注意・情動特性顕在化の方法論を提案する．そして，提案方法論を実現するための課題について述べる．

3.1 従来の方法論

1章で述べたように，従来の人の特性を顕在化することで日常生活を支援する方法論は以下2種類に分類できると考えられる．以下，各従来方法論の全体像と課題について，2章で述べた注意や情動のメカニズムと関連付けながら述べる．

3.1.1 検査に基づく方法論

本方法論は，POMS や ATMT といった，確立した注意や情動の計測手法である検査を通じ，人の内面状態を把握することで，特性を顕在化する方法論である．図 3.1 に全体像を示す．

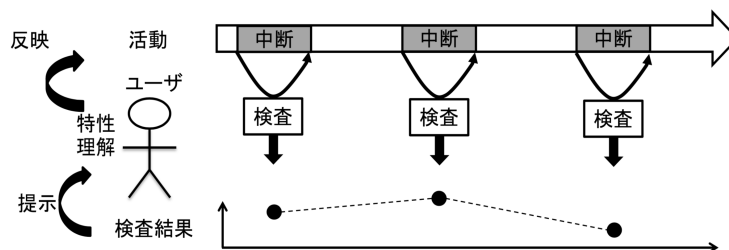


図 3.1: 検査に基づく方法論

本方法論では，人の内面状態を行動変化を支援する結果が得られる手法で計測するため，結果の解釈が容易である．そのため，例えば数日ごとに計測するといった，検査の頻度が低いケースにおいては，ユーザはその結果に基づいて特性を理解し，自身の現在の行動を変化させるために役立つと考えられる．しかしながら，検査は

ユーザへ数分程度の活動中断を強いるため、日常生活において継続的に利用することで特性を理解し、行動を変化させるのは困難である。

3.1.2 生体計測から算出される特徴量に基づく方法論

本方法論は、スマートウォッチなどのウェアラブルセンサを用いて上記バイタルデータを計測し、データから推定可能な、自律神経活動などを示す特徴量を提示することで、自身の特性理解と行動変化を支援する方法論である。図 3.2 に全体像を示す。

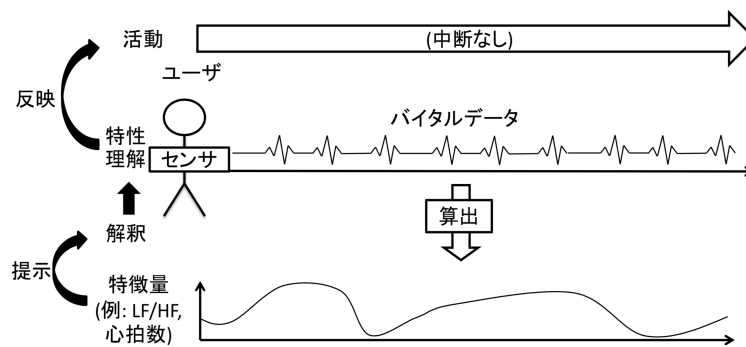


図 3.2: 生体計測から算出される特徴量に基づく方法論

本方法論では、ユーザの日常生活の中でデータを低負荷に計測することができるため、活動の中断を伴わず、結果を継続的に把握することができる点がメリットである。しかしながら、推定結果は自律神経活動の状態などを表す、プリミティブな特徴量となる。そのため、例えばストレスレベルでいえばその上昇を集中力の高まりと捉えるか、過負荷と捉えるかといった解釈は、ユーザの置かれた状況のみならず、本人の知識や主観的解釈に大きく依存することになるため、誤った解釈と特性理解を招き、適切な行動変化ができなくなってしまう恐れがある。実際、自覚的な注意や情動の状態は常に正しいものと考えて良いのかという点には議論の余地がある。情動において自覚した内面状態と無自覚な内面状態がかい離した具体例として、Mandryk らはゲームをプレイ中の自覚的な情動と無自覚的な情動がかい離し得ることを示している [58]。そのため、日常生活での活動においてこれらの特徴量は活動中断を伴わないため高頻度に把握できるが、その結果を解釈した上で特性を理解し、実際の行動変化に活用することは困難と考えられる。

3.1.3 従来方法論の課題

従来方法論はそれぞれメリットと課題があるが、まとめると本研究の目的を達成する上での課題は以下の通りである。

日常生活での活動において、ユーザの特性理解と行動変化に寄与できる内面状態を、日常生活で継続的に利用できるよう、活動内容の制限や活動の中断を強いることがない方法で推定できない。

3.2 提案方法論

上述したように、従来方法論には課題があり、本研究における目的である、日常生活における適切な人の行動変化の支援には寄与できないと考えられる。

一方で、3.2で示した無自覚な状態は主に、自律神経が張り巡らされた、循環器をはじめとする末梢から生じると考えられる。そして2章で述べたように、注意・情動は自律神経と共に前帯状皮質から主に制御されており、自律神経活動と間接的に関連すると考えられる。さらに、自律神経活動は心拍や呼吸といった、ウェアラブルセンサを用いて少数の機器で簡易に常時計測できるデータから推定できること、またそれらのデータは注意や情動とも関連していることが従来研究より明らかになった。つまり、日常生活で継続的に測定した心拍や呼吸のデータから、プリミティブな内面状態だけでなく、日常生活における「労働」や「余暇」といった活動において重要な、検査結果に相当する人の注意や情動の無自覚的状态を推定できる可能性がある。そして、その無自覚的状态を対象者にフィードバックすれば、人は正しい自身の状態を把握することで自身の特性を顕在化でき、それに基づいて正しい行動変化を実現できるようになると考えられる。

そこで本研究では、人が自身の注意・情動特性を、検査結果やバイタルデータから算出した特徴量から解釈し、把握するのではなく、検査結果相当の内面状態を少数(1, 2種類)のバイタルデータより推定し、本人にフィードバックことで、検査結果相当の内面状態を基にした特性顕在化の方法論を提案する。提案方法論では、少数のセンサだけを用いるため日常生活における活動を極力制限せず、同時に作業中断を伴わないため数十秒から数十分といった検査より高い頻度で結果を把握でき、かつ推定される検査結果相当の結果には意味づけがすでになされているため、日常生活における継続的な特性理解と適切な行動変化に役立つと考えられる。さらに、日常生活における活動にはある程度のパターンが存在しうることを考慮すると、提案方法論では活動中断を伴わないため利用が容易となり、繰り返し結果を把握することで行動パターンごとの結果が予測できるようになることで、結果として内面状態変化前にユーザは自身の特性を予測できるようになることも期待できる。提案する方法論を図3.3に示す。

2章で述べたように、自律神経活動に基づいて心拍や呼吸といった生体計測を用いた注意や情動の推定手法は個人差もあり、単一の特徴量から容易に推定することは困難と想定される。そこで本研究における提案方法論では、推定対象以外のユーザから取得した、時刻 t における被説明変数となる検査結果 $Y'(t)$ と、説明変数となる n 個の特徴量からなる特徴量ベクトル $\mathbf{X}'(t) = X'_1(t), X'_2(t), \dots, X'_n(t)$ が事前データとして多数蓄積されていることを前提とする。ここでの特徴量 X'_i は、測定された

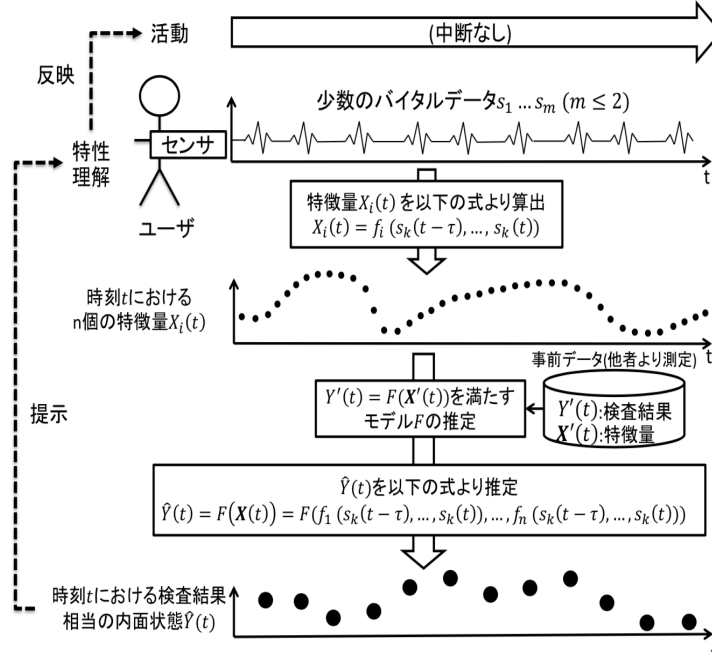


図 3.3: 提案方法論

m 種類のバイトルデータ s'_k ($k = 1, 2, \dots, m$) のうち, 時刻 $t - \tau$ から t までの k 種類目のバイトルデータ $s'_k(t - \tau), \dots, s'_k(t)$ ($k = 1, \dots, m$) と, 特徴量算出関数 f_i から以下の式 (3.1) に基づいて算出されるものとする. なお, m は高々2程度を想定する.

$$X'_i(t) = f_i(s'_k(t - \tau), \dots, s'_k(t)) \quad (3.1)$$

次に, 推定対象となるユーザから事前データと同様に m 種類のバイトルデータ s_k を作業中に測定後, 時刻 t における n 個の特徴量 $X_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) を式 (3.2) に基づいて算出する.

$$X_i(t) = f_i(s_k(t - \tau), \dots, s_k(t)) \quad (3.2)$$

次に, 事前データより式 (3.3) を満たすモデル F を算出する ($i = 1, 2, \dots, n$).

$$Y'(t) = F(f_i(s'_k(t - \tau), \dots, s'_k(t))) \quad (3.3)$$

最後に, 推定対象ユーザの特徴量 $X_i(t)$ に対して式 (3.4) を用いてモデル F を適用することで, 時刻 t における検査結果相当の内面状態 $\hat{Y}(t)$ を推定する.

$$\hat{Y}(t) = F(f_i(s_k(t - \tau), \dots, s_k(t))) \quad (3.4)$$

3.3 技術課題

前節で述べた方法論を実現するためには、対象者が日常生活での労働や余暇における活動中であっても、その活動を極力制限しない方法で心拍や呼吸のデータを測定し、それらのデータから対象者の内面状態である注意や情動の変化を推定することが必要となる。さらに、特に注意は日常生活における労働に大きく影響し、かつ労働は複数人で長時間実施するため、行動変化は自身だけではなく、周囲のメンバーと協力や分担をするといったパターンも求められる。さらに、もし正しく状態を把握しないまま労働を続けると精神疾患などに繋がる可能性もあるため、自身の注意の推定だけでなく、他人との比較や将来の注意能力変化予測も、行動変化には重要であると考えられる。また情動の場合、主に日常生活における余暇において、自身の情動がポジティブになるか否かについて把握できることが重要であると考えられる。

上記を踏まえ、日常生活での特性理解に向け、本研究で解くべき技術的課題を以下の通り設定する。各課題については、4から7章でそれぞれ解決手法を検討し、その有効性を明らかにする。

- 1 生体計測に基づいて低負荷に自身の注意を推定すること。日常生活における労働などを考慮するとさらに以下3つに分類される。
 - 1-1 自身の注意変化を推定すること
 - 1-2 他者と比較可能な自身の注意水準を推定すること
 - 1-3 自身の注意変化を予測すること
- 2 生体計測に基づいて低負荷に自身の情動変化を推定すること

3.4 本章のまとめ

本章では、2章で述べた関連研究を基に、従来の日常生活における人の注意・情動特性顕在化の方法論を明らかにした上で、従来方法論では日常生活において継続的に注意・情動特性を理解し、行動変化を支援することが困難であることを述べた。そしてさらに、新たに少数の生体計測に基づいた注意・情動特性顕在化の方法論を提案し、提案する方法論実現のためには生体計測に基づき、低負荷に検査結果相当の人の注意や情動変化を推定する技術が必要であることを示した。

第4章 心拍変動を用いた注意変化の推定

本章では、オフィスワーカー等知的労働者の注意変化を、検査や多数のセンサの装着を伴わず、低侵襲に推定する方法について述べる。従来、知的労働者の注意は主に主観評価や検査で測定されてきた。しかし、従来手法は労働者に作業中断を強いるため、実労働環境に導入し、高頻度に短期的な注意変化を測定した上で、測定結果に基づき働き方の改善を促すようなユースケースの実現は困難であった。本章では、自律神経活動等との関連が示唆され、かつセンサを用いて常時測定可能な心拍変動に着目する。心拍変動と注意変化の関係を実験により明らかにした上で、個人毎の心拍変動と注意変化の特徴に基づく注意変化の推定手法を提案し、実測したデータより提案手法の有効性を評価した。本章で得られた知見は以下のとおりである。(1) 注意変化と心拍変動の関係は、被験者によって異なる。(2) 同一被験者でも日が変わることで、注意変化と心拍変動の関係は変化し得る。(3) 注意変化と心拍変動の関係は、大きく2パターンに分類でき、これらは活動中のSDNNの変動によってある程度分類可能である。(4) 3を用いた注意変化推定手法を実測したデータに適用した結果、約70%のユーザに対して推定が可能である。以上の知見を応用することで、知的労働者の注意変化を低侵襲に推定した上でフィードバックし、注意変化の特性を把握することにより、働き方の改善といった行動変化を促進することができ、知的労働者の生産性向上と過労防止への貢献が期待できる。

4.1 緒言

ビジネスのグローバル化と企業間競争の激化に伴い、ホワイトカラーをはじめとする労働者の能力向上は企業経営のみならず、社会全体の大きな課題である。しかし、特に先進国では過労に伴う労働者の生産性低下や精神疾患が大きな経済損失を生んでおり [4] [59]、数日以上の長期的な変化から数時間未満の短期的な変化まで、労働者の状態変化に応じた適切な労務管理が重要である [3]。従来、オフィスワーカー等を対象とした注意や、注意の低下とされる精神疲労の測定には、Visual Analog Scale(VAS)による主観的評価 [36]、フリッカー検査 [60]、Advanced Trail Making Test(ATMT) [11] [22] 等が用いられてきた。しかし、これらの測定手法ではユーザに数分間作業を中断してもらった上で測定する必要があるため、高頻度な測定自体がユーザにとって負担となり、ひいては本来活動を阻害する恐れがある。そのため、

従来手法では数時間程度、もしくは数日間隔に測定することで、長期的な状態変化を推定するのが限度と考えられる。もしここで、作業中断を伴わない測定手段があれば、より短期的に数分単位での注意変化を測定することができるようになる。そして短期的な変化を測定することができれば、労働中に生じた労働者の能力変化の傾向や要因を明らかにすることができると思われる。さらにその結果を労働者自身にフィードバックすることで、自身の持つタスクの進捗管理、あるいは適切な能力回復タイミングや方法の発見等、注意変化に基づく働き方の最適化といった行動変化を促すことができ、結果として、労働者の生産性向上と過労防止に貢献できると考えられる。

本章では、測定対象となるユーザの作業中断を伴わずに、数分の時間分解能で注意変化を推定する手法を提案する。注意変化と関連する指標は Electroencephalogram (EEG) [37] [38]、あるいは指尖血流量や呼吸数等複数のバイタルデータに組み合わせ [41] が提案されてきたが、EEG や、複数のバイタルデータをオフィスワーカー等の知的労働者が日常的に測定することは、拘束性等ユーザ負担の観点から困難である。そこで本章では、ウェアラブルセンサによって常時安定した測定が可能で、なおかつ注意や自律神経活動との関連が示唆されている心拍変動に着目し [17]、心拍変動より着席作業中における注意変化を推定することを目指す。

本章では、従来の注意測定手法である ATMT の結果を注意の正解データと定義した上で、実験によって心拍変動と注意変化の関連を明らかにする。次に、類似した関連を持つユーザ同士を抽出し、ユーザに合わせた推定モデルを作成することで、個人差を吸収しつつ注意変化を推定する手法を提案する。最後に、実測したデータを用いて提案手法の評価を行う。

本章における提案方法論に基づく推定技術の全体像を図 4.1 に示す。本章では提案方法論におけるモデル F は線形モデルを想定し、係数ベクトル $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ とする。

4.2 関連研究

4.2.1 注意推定

まず、本節で扱う注意とは、ATMT で測定できる、短期記憶である Working Memory や特定の対象に着目する能力である Selective Attention を含んだ脳の前頭葉が発揮するとされる注意と定義する [11]。また ISO では、注意等の能力が低下した状態を精神疲労と定義しており [35]、注意の低下を測定することは、精神疲労を測定することと同義と考えられる。

従来の注意測定手法として、Trail Making Test (TMT) [61] がある。TMT は 1 枚の紙に印字された数字付きマーカを、1 から順に線で結んでいくタスクであり、タスク遂行時間が長くなることで能力が低下したと判断する。また、これを発展させた方法として Advanced Trail Making Test (ATMT) [11] がある。ATMT はディスプレ

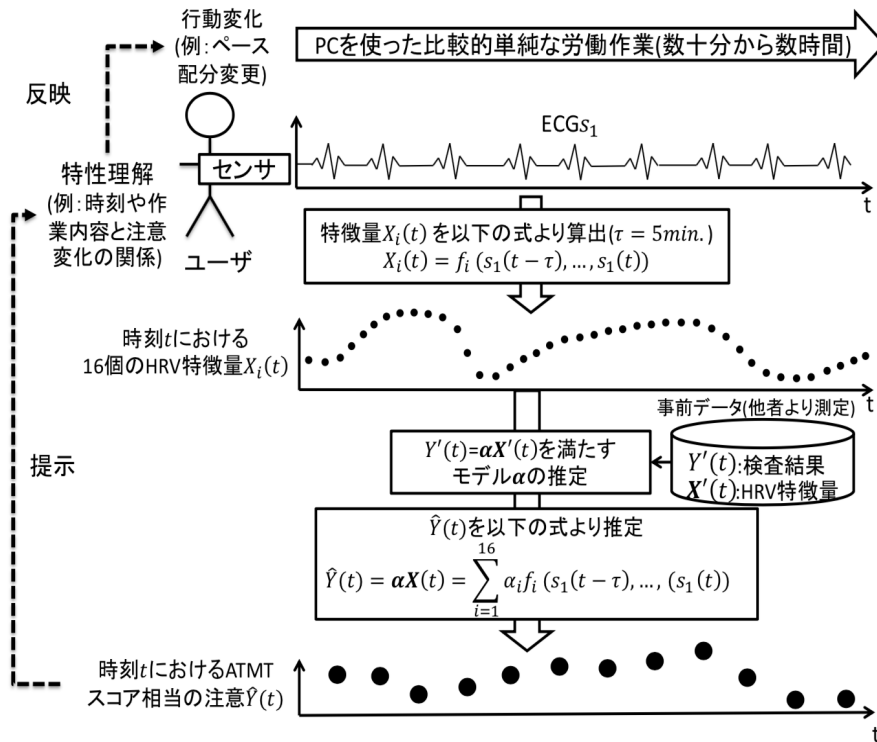


図 4.1: 提案方法論に基づく提案技術の全体像

イに表示された数字付きマーカを、マウス等を用いて順にクリックしていくタスクであり、TMT 同様にタスク遂行時間が長くなることで能力が低下したと判断する。

他方、主観的な注意低下といえる主観的精神疲労を測定する方法もいくつか提案されており、代表的なものに Visual Analog Scale(VAS) を用いた疲労感検査がある。VAS では紙に記載された一定長の直線において、左端を全く疲労していない、右端を極度に疲労しているとしたとき、主観的に自分がどの程度疲労しているかを記入してもらう方法であり、記入してもらった点を基に主観的疲労を評価する。しかし、以上で述べた検査や主観評価に基づく測定手法は作業を中段し、数十秒から数分かけて測定する必要がある。

また近年では、生体センサを用いて注意の変化や精神疲労を連続的に推定する手法も提案されつつある。例えば、八谷らは心拍数、前頭皮膚温度、指尖皮膚温度、手掌部皮膚血流量、呼吸数の 5 指標を用いて主観的疲労感の推定を行っている [41]。また、Ji らは瞬きや頭の動き、表情、過去の睡眠時間等のデータから、自動車運転時の連続的な疲労推定を行っている [42]。しかし、これらは推定のために多種多様なデータの測定が必要であり、オフィスワーカー等の労働現場に適用することは、測定機器装着に伴う拘束性等ユーザ負荷の観点から困難である。さらに EEG を用いて精神疲労を連続的に推定する研究も数多くなされているが [37] [38]、EEG を測定するには頭部に多数の電極を装着する必要があるため、やはり拘束性が高いため、オフィ

スワーカー等の労働現場に適用することは困難である。

4.2.2 心拍変動を用いた状態推定

心拍変動とは、心臓が拍動した際に生じ、心臓の電気活動を測定した心電位に表れる鋭いピーク (R 波) の間隔である R-R 間隔 (以下 RRI) や、末梢血管の血流量を測定した脈波の間隔である Pulse-to-Pulse Interval (以下 PPI) の変動である。RRI 及び PPI の変動は自律神経系との関連が示唆されており、個人差があるものの、一般に自律神経系のうち交感神経が活性化することで RRI 及び PPI の変動は小さくなり、副交感神経が活性化することでそれらの変動が大きくなるとされる [17]。

RRI は、胸部に最低 2 点の電極を装着したり、導電性の布を用いたシャツを着たりするだけで測定可能 [12] な心電位から算出可能である。また PPI は、広い測定領域を持つ面型センサに指尖部等が触れるだけで測定可能 [15] な脈波から算出できる。そのため、RRI 及び PPI は、多数の電極を用いる EEG 等と比較し、測定対象となるユーザの負担が少ないという特徴がある。よって、RRI 及び PPI は個人差があるという課題はあるものの、オフィスワーカー等の労働現場における状態推定に用いることが比較的容易であると考えられる。

なお、RRI と PPI は両者とも心臓の拍動によって生じており、PPI は RRI とは異なり血圧の影響を受けるが、血圧によって生じる RRI と PPI の差は数ミリ秒であるため、それらの値はほぼ一致すると言える。そのため、本論文では以下、特に断らない限り PPI も含めて RRI と記述する。

RRI の変動を用いて、交感神経の活性度に基づいた精神的ストレスの推定 [62] や、副交感神経活動と関連する眠気の推定 [64] が行われてきた。また、暗算等の精神作業後に表れる心拍変動の変化についても研究がなされており、一般に精神作業によって負荷を与えることで、主観的疲労度向上し、同時に交感神経が活性化することが示されている [65]。一方、知的作業中における心拍変動を用いた検査結果相当の注意の推定についてはほとんど検討がなされていないため、本章ではまず注意と心拍変動の関係やその特徴について明らかにする。

4.3 実験

4.3.1 目的

本実験の目的は、RRI に個人差が存在することを踏まえた上で、年齢、性別、実験実施時間帯を統制した場合における注意と心拍変動の関係を明らかにすることである。具体的には、以下の仮説を検証する。なお、本実験は NTT サービスエボリューション研究所倫理委員会の承認の基、実施した。

仮説1 : 注意変化と心拍変動の関係は、年齢、性別、実験実施時間帯を統制した場合でも、被験者によって異なる。

仮説2 : 同一個人かつ同一時間帯であれば、複数回実験を行っても、注意変化と心拍変動の関係は変化しない。

仮説3 : 仮説1, 2で述べた注意変化と心拍変動の関係の個人差は、心拍変動に表れる何かしらの特徴を用いることで推定できる。

なお、注意は先行研究 [11] より、ATMT における単位時間当たりの正解数と定義する。

4.3.2 方法

被験者

被験者は年代や性別、生活習慣による心拍変動への影響を考慮し、前日の飲酒や喫煙習慣のない、健康な20代の成人男性24名とした。被験者にはあらかじめ実験内容を説明したうえで、参加への了承を頂いた。被験者の年齢は 26.5 ± 1.7 歳であった。

実験では心拍変動を用いた状態推定に関する従来研究 [63] を基に、心拍変動への飲食の影響を避けるため、被験者には実験の1時間前から飲食を禁止した。さらに、心拍変動は同一個人内でも夜間から朝と日中で有意に異なることが知られており [66]、時間帯による影響を避けるため、実験は13時30分から17時の間に実施した。なお、個人内での心拍変動と注意変化の関係を把握するため、24名のうちランダムに選択した6名の被験者は、初回の実験から1週間以上経過後に同一手順にて2回目の実験を行った。

実験機器

心拍変動を測定するため、Biopac社製の心電位センサ (BN-RSPEC) 及びデータ収集システム (MP150) を用いた [67]。心電位を測定後、測定した心電位よりBiopac社製のソフトウェアであるAcqknowledge [68] を用いてRRIを算出した。なお、400msec未満、または1500msecを超えるRRIはノイズとして除外した。

また、ATMTは市販のPC上で動作するアプリケーションとして作成した。ディスプレイサイズは17インチ、ATMTタスク画面の解像度は600px × 800pxとし、タスク回答にはマウスを用いた。

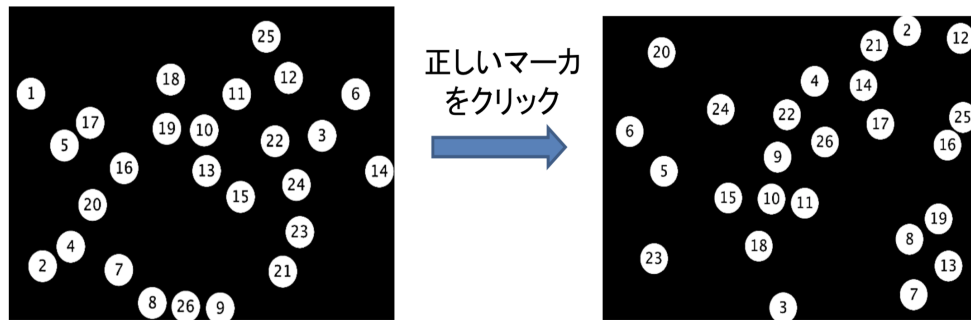


図 4.2: ATMT Task-R の例

4.3.3 ATMT

ここでは ATMT について詳しく述べる。ATMT とは元々、慢性疲労症候群等の診断に役立つための客観的疲労の測定手段として提案され、前頭葉機能評価に使用されてきた Trail Making Test (TMT) をコンピュータ上へ移植したものである。ATMT の開始時はディスプレイに 1~25 までの数字が書かれたマーカがランダムに配置されており、被験者は 1 から順にマーカをできるだけ早くクリックしていくよう指示される。被験者が正しい順序のマーカ a をクリックすると、クリックしたマーカが消え、同時に $a+1$ から $a+25$ までのマーカが表示される。被験者は再度正しいマーカを探し、クリックすることを繰り返す。ATMT には、マーカ再配置時に全ての配置場所がランダムに変化する Task-R と、新たに表示される $a+25$ のマーカのみランダムに配置される Task-F が存在するが、本章では視覚的探索が必要なためより高い注意を必要とし、なおかつ健常者であっても精神負荷をかけることで注意が低下し、それに伴い反応時間が低下する Task-R をタスクとして採用した [22]。その上で、反応時間から算出される一定時間あたりの正答数を ATMT スコアとし、被験者の注意と定義した。ATMT Task-R の例を図 4.2 に示す。

以上のように、本実験で使用する ATMT は、被験者に対して負荷をかけるタスクであると同時に、注意変化を測定する手段でもある。

実験手順

実験は以下の手順にて行った。

- 1 心拍変動を用いて作業ストレス評価を行った従来研究を基に [69]、被験者の実験直前における心理的負荷や身体的負荷の影響を避けるため、被験者には心電位センサを装着したあと、椅子に着座してもらい、5 分間閉眼安静状態を保ってもらおう。

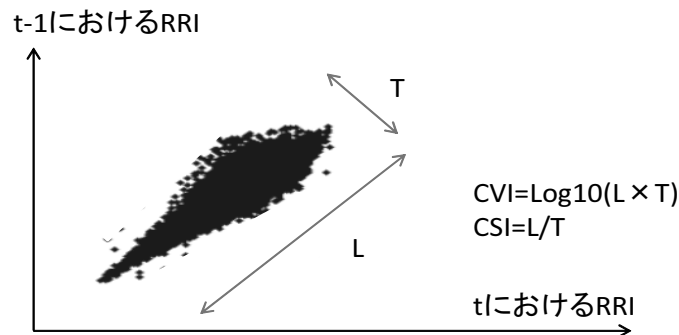


図 4.3: ローレンツプロットにおける L, T, CVI, CSI

- 2 ディスプレイに向かい，マウスを用いて ATMT を 12 回行ってもらう．計 480 個のマーカをクリックすることになるが，被験者にはできるだけ早くタスクをこなすよう教示した．
- 3 ATMT が終了したら，閉眼安静状態を 5 分間保ってもらうことで被験者の負荷を軽減し，その後心電位センサを取り外す．

なお，本実験において ATMT を時間ではなく回数で課した理由は 2 つある．1 つは被験者にとって早く ATMT を終わらせることは，早く実験が終わることを意味するため，それが被験者にとってタスクの早期完了へのモチベーションになると考えられるためである．もう 1 つは，本章で提案する推定手法の応用先として，オフィス等における知的作業を想定しているが，このような作業では通常所要時間ではなく，ある目標の達成をもって 1 つのタスクの区切りとすることが一般的と考えられるため，タスクは所要時間ではなくタスク量で設定する方が，より想定する応用先に適した技術になると考えられるからである．

分析方法

心拍変動はタスク中に測定した心電位より RRI を算出後，分析時間窓を 5 分とし，時間窓を 30 秒刻みでスライドさせて特徴量を算出した．算出した特徴量とその算出方法を表 4.1 に示す．

ATMT は心拍変動と同様に，分析時間窓を 5 分，窓のスライド幅を 30 秒とし，時間窓あたりの正解クリック数を ATMT スコアとして算出した．LF, MF, HF 等を算出する際のスペクトル解析では 3 次スプライン補間後，ユールウォーカ法を用いてスペクトル解析を行い，算出した [72]．従来の心拍変動解析に関する研究 [73] を参考に，ユールウォーカ法における次数は 32 とした．L, T, CVI, CSI の算出方法については図 4.3 のローレンツプロットに示す．

表 4.1: 算出した特徴量

名称	説明
Mean	RRI の平均値
SDNN [17]	RRI の標準偏差
pNN50 [17]	隣接 RRI の差が 50msec を超えた比率
RMSSD [17]	隣接 RRI の差の二乗平均平方根
L [70]	ローレンツプロットにおける長辺成分
T [70]	ローレンツプロットにおける短辺成分
CVI [70]	$\log_{10}(L \times T)$
CSI [70]	L/T
LF [71]	低周波成分 (0.04Hz~0.08Hz) における総パワー
MF [71]	中周波数成分 (0.08Hz~0.15Hz) における総パワー
HF [17]	高周波数成分 (0.15Hz~0.40Hz) における総パワー
LF/HF	$(LF+MF)/HF$
HF ratio	$HF/(LF+MF+HF)$
HF peak pow.	HF におけるピーク周波数帯のパワー
HF peak freq.	HF におけるピーク周波数

4.3.4 結果

ATMT

被験者のべ 30 名の ATMT12 回の所要時間は平均 1406 秒、標準偏差は 387 秒であった。また最長は 2566 秒、最短は 1016 秒であった。

注意 (ATMT) と心拍変動の関連

ATMT スコアにおける短期的・偶発的な変化や各個人のタスクの得意・不得意、及び心拍変動における個人差を考慮し、ATMT スコア及び各心拍変動特徴量について単純移動平均を用いて平滑化後、被験者ごとに正規化を行い平均=0、分散=1 の値に変換した。そして、各被験者においてどの特徴量が ATMT スコア、すなわち注意の変化に影響しているかを明らかにするため、被験者ごとに ATMT スコアと各特徴量間の相関係数を算出した。算出結果を表 4.2 に示す。なお、ID の末尾についている (1), (2) は、それぞれ同一被験者の 1 回目, 2 回目のデータであることを表している。

表 4.2 より、以下の結果が導かれる。

結果 1 : ATMT スコアと相関する心拍変動特徴量は、年齢、性別、実験実施時間帯を統制した場合でも被験者によって異なる。

結果 2 : 同一被験者において実験実施時間を統制した場合でも, 1 回目と 2 回目の実験で必ずしも ATMT スコアと相関する特徴量やその相関が同じとは限らない。

結果 3 : 多くの被験者において ATMT スコアと相関が高い心拍変動特徴量として, SDNN, pNN50, RMSSD 等が挙げられる。しかし, 必ずしも相関が類似しているとは限らず, たとえば SDNN, RMSSD と注意が強い正の相関を持つ被験者もいれば, 負の相関を持つ被験者も存在する。

表 4.2: 心拍変動特徴量と ATMT スコアの相関

ID	時間窓数	Mean	SDNN	pNN50	RMSSD	CVI	CSI	LF	MF	HF	Total pow.	LF/HF
1(1)	69	0.59	-0.79	-0.31	-0.57	-0.81	-0.80	-0.35	-0.35	n.s.	-0.30	-0.78
1(2)	104	-0.46	-0.87	-0.74	-0.83	-0.87	-0.71	n.s.	n.s.	0.23	n.s.	-0.66
2(1)	25	0.86	0.77	0.90	0.93	0.84	n.s.	0.55	0.50	0.55	0.55	n.s.
2(2)	25	n.s.	n.s.	n.s.	0.73	n.s.	n.s.	0.51	0.65	0.60	0.62	n.s.
3(1)	32	n.s.	-0.61	-0.73	n.s.	-0.51	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
3(2)	27	0.84	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	0.58	n.s.	0.51	0.49	n.s.
4(1)	28	-0.79	n.s.	-0.45	n.s.	n.s.	n.s.	0.67	0.68	n.s.	0.62	0.46
4(2)	30	n.s.	-0.89	-0.87	-0.87	-0.90	-0.82	-0.41	-0.44	n.s.	n.s.	-0.58
5(1)	40	0.47	n.s.	-0.45	n.s.	n.s.	n.s.	0.54	0.56	0.35	0.51	0.60
5(2)	34	-0.60	0.38	0.52	n.s.	0.38	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	0.40
6(1)	53	n.s.	-0.65	n.s.	n.s.	-0.68	n.s.	n.s.	n.s.	0.34	0.29	n.s.
6(2)	41	n.s.	-0.81	n.s.	n.s.	-0.77	-0.75	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
7	37	-0.53	-0.87	-0.90	-0.76	-0.89	-0.73	-0.63	-0.50	-0.37	-0.52	-0.85
8	39	n.s.	n.s.	-0.361	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
9	33	-0.54	0.40	-0.59	-0.57	n.s.	0.52	0.50	0.54	n.s.	n.s.	0.64
10	25	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	-0.48
11	25	-0.52	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
12	36	n.s.	n.s.	0.36	n.s.	n.s.	-0.40	-0.46	n.s.	n.s.	n.s.	-0.85
13	32	0.48	-0.41	-0.38	-0.51	-0.43	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	-0.52
14	38	0.70	n.s.	0.76	0.83	0.52	-0.79	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	-0.40
15	32	-0.49	0.52	-0.43	-0.56	0.42	0.58	-0.71	-0.70	-0.69	-0.71	n.s.
16	38	-0.46	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	-0.40	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
17	35	n.s.	0.55	n.s.	n.s.	0.50	0.77	0.69	0.55	0.42	0.53	n.s.
18	24	n.s.	n.s.	n.s.	-0.45	n.s.	0.55	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
19	24	0.92	-0.83	-0.66	n.s.	-0.76	-0.92	n.s.	0.66	0.78	0.66	-0.93
20	42	0.69	-0.71	0.76	0.51	-0.41	-0.69	-0.44	-0.50	n.s.	-0.41	-0.56
21	36	-0.73	-0.86	-0.64	-0.82	-0.93	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	-0.97
22	75	0.61	-0.57	-0.78	-0.70	-0.65	0.40	-0.42	-0.57	-0.36	-0.48	-0.53
23	28	-0.77	-0.46	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	-0.67	-0.54	-0.41	-0.57	-0.81
24	32	n.s.	-0.53	n.s.	n.s.	n.s.	-0.56	0.49	0.53	0.62	0.56	n.s.

4.3.5 考察

前節の結果より, 以下の考察が導かれる。

考察 1 : 年齢, 性別, 時間帯を統制した場合でも, 全ての被験者に共通して注意変化と相関する特徴量は存在しない。そのため, 全ての被験者に対応可能な, 同一特徴量を含んだ推定モデルを一概に決定することは困難と考えられる。よって, 仮説 1 は正しいと考えられる。

考察 2 : 実験実施時間帯を統制しつつ同一被験者で 2 回実験を行った場合でも, 同一被験者内で必ずしも注意変化と相関する特徴量が同じとは限らない。例として, ID=6 は 1 回目, 2 回目共に相関する特徴量が比較的類似しているが, ID=2, 3 のように, 1 回目で相関していた特徴量が 2 回目では相関なしになっている場合や, ID=5 の mean や pNN50 のように, 相関係数の符号が逆転する場合がある。よって, 仮説 2 は必ずしも正しくはないと考えられる。

表 4.3: 被験者群の分類

被験者群	被験者 ID
1	1(1), 1(2), 3(1), 4(1) 4(2), 5(1), 6(1), 6(2), 7, 8, 9, 13, 15, 18, 19, 21, 22, 23, 24
2	2(1), 2(2), 5(2), 12, 14, 17, 20

表 4.4: タスク中の特徴量の変化

被験者群	指標	平均			標準偏差			変動係数		
		SDNN	pNN50	RMSSD	SDNN	pNN50	RMSSD	SDNN	pNN50	RMSSD
1	平均	53.65	0.16	35.14	8.22	0.04	3.52	0.15	0.31	0.12
	標準偏差	22.20	0.11	12.34	5.14	0.03	3.04	0.07	0.26	0.17
2	平均	45.08	0.17	36.30	4.82	0.02	2.31	0.11	0.31	0.07
	標準偏差	15.41	0.18	13.79	2.18	0.01	0.10	0.03	0.24	0.03

考察 3 : SDNN, pNN50, RMSSD は主に副交感神経活動を反映する特徴量である。よって、被験者は大きく 2 種類に分類できると考えられる。1 つは ID=1(1), 7, 21 に代表される, SDNN, RMSSD, pNN50 が注意変化と負の相関を持つ被験者であり、彼らは副交感神経活動の亢進と関連する状態変化 (例えば眠気 [74]) によって能力が低下していると考えられる。もう 1 つは, ID=2(1), 14, 17 のような, それらの特徴量と注意変化が正の相関を持つ被験者である。彼らは逆に副交感神経活動が亢進しているときほど能力が高くなっており, 副交感神経の活性化によって能力が発揮できたと考えられる。

次に, 考察 3 で挙げた被験者の分類を自動的に行う方法について検討する。まず, 前述した複数の被験者において注意変化との相関がみられた SDNN, pNN50, RMSSD の変動の大きさと, それらが能力へ及ぼす影響の関係について考察する。そのため, 以下の基準で被験者を分類する。なお, どちらにも分類されない被験者はこの分類から除外した。

- 副交感神経と関連するとされる SDNN, pNN50, RMSSD のうち, ATMT スコアと負の相関を持つ特徴量の方が多いのであれば被験者群 1 に, 正の相関を持つ特徴量の方が多いのであれば被験者群 2 に分類する。

以上の基準によって分類された 2 つの被験者群を構成する被験者 ID を表 4.3 に, 被験者群におけるタスク中の特徴量の平均, 標準偏差, 変動係数を表 4.4 に示す。

表 4.4 より, タスク中におけるこれらの特徴量の平均, 標準偏差, 変動係数の大部分は, 被験者群 1 の方が被験者群 2 より大きい傾向があることが分かる。特に SDNN の変動係数は, 被験者群 1 の方が被験者群 2 より大きい傾向があり, スチューデントの t 検定を用いて被験者群間の SDNN の変動係数の差を検定したところ, 有意な差

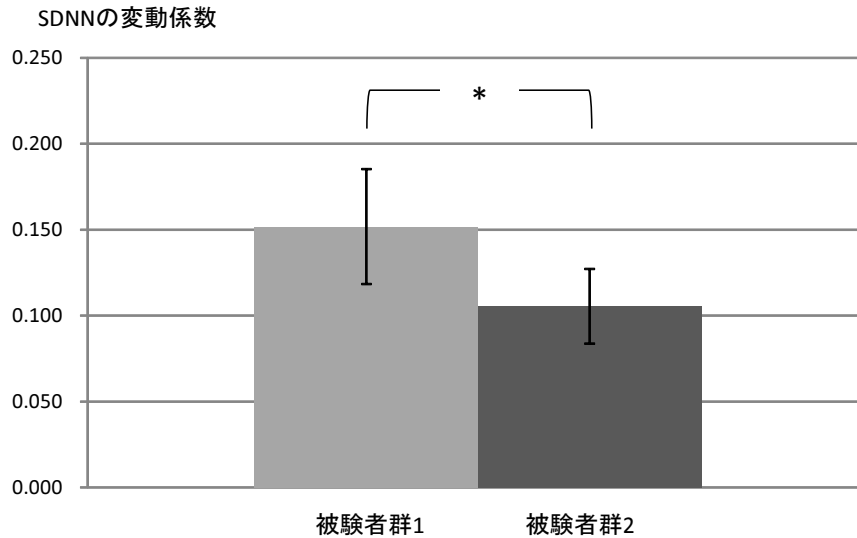


図 4.4: 被験者群ごとの SDNN の変動係数

が見られた ($p < 0.05$). 図 4.4 に被験者群ごとの SDNN の変動係数の平均値とその 95% 信頼区間を示す. この傾向は, SDNN の変動が大きい被験者は, 眠気等によって副交感神経活動が強く活性化しており, 強く活性化した被験者ほど, 副交感神経の活性化と共に注意が低下したことを示唆している. よって, この特徴は被験者の分類に応用できると考えられ, 仮説 3 は正しいと考えられる.

4.4 注意変化推定手法

前節で述べた考察を基に, 類似した傾向を持つ被験者のデータを学習データとして用いた注意変化推定手法を提案する. 提案アルゴリズムを図 4.5 に示す.

まず, あらかじめユーザ i より ATMT スコアと RRI を同時に測定後, ATMT スコアベクトル Y_i と RRI より心拍変動特徴量ベクトル X_i を算出する. そして, 個人毎に SDNN の変動係数 cv_{sdnn_i} を算出後, 3.4.2 節で述べた方法と同様に, Y_i , X_i に対して単純移動平均による平滑化と正規化を行い, 事前データとしてデータベースに蓄積する. 事前データは同様の手順で複数のユーザより測定し, 算出しておく.

その上で, 新たに着座作業中にユーザ a から測定した RRI より, 事前データと同様に特徴量を算出し, 作業中の SDNN の変動係数 cv_{sdnn_a} の算出後, 正規化と平滑化を行い特徴量ベクトル X_a を算出する. 次に, データベースに蓄積した事前データを参照し, ユーザ a の cv_{sdnn_a} と, 事前データにおけるユーザ i の cv_{sdnn_i} より距離 $dif_{ai} = |cv_{sdnn_a} - cv_{sdnn_i}|$ を, 全ての事前データにおけるユーザに対して算出する. そして, k -nearest neighbor(k -nn) 法に用いて最近傍 k 人分の事前データ $X_{i'}$, $Y_{i'}$ を選択し, 複数ユーザの事前データを結合することでモデル作成用事前データベクト

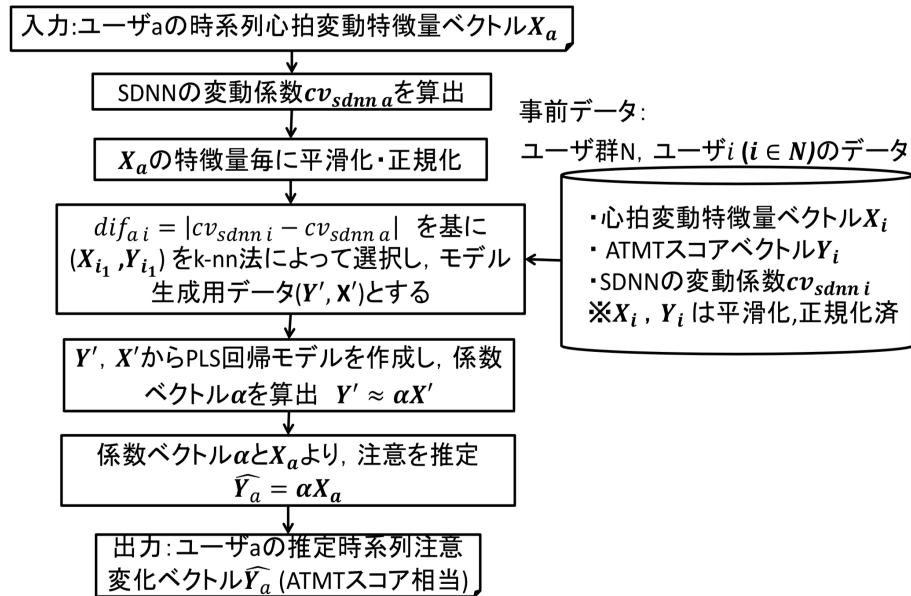


図 4.5: 提案アルゴリズム

ル Y' と X' を算出する。

以上で選択されたモデル作成用事前データ Y' と X' を用いて、式 (1) のように係数ベクトル α を Partial Least Squares (PLS) 回帰 [75] を用いて算出する。PLS 回帰は、複数の説明変数間における多重線形性を回避しつつ、複数の説明変数を用いた回帰分析を可能とする手法である。なお、PLS 回帰における成分選択には、複数人の事前データが同一モデルに入ることを踏まえ、オーバーフィッティングを回避するために Wold's R criterion [76] を用いることとし、 $R=0.9$ とした。

$$Y' \approx \alpha X' \quad (4.1)$$

次に、算出した係数 α と、測定したユーザ A の特徴量 X_a を用いて、以下の式 (2) によって注意の推定値 \hat{Y}_a を算出する。前節で述べたように、能力変化と特徴量の相関は被験者によって大きく異なるため、ステップワイズ法等によって変数選択を行うことは難しいと考え、PLS 回帰に全ての特徴量を入力することとした。最後に、出力された推定値 \hat{Y}_a を再度正規化し、最終的な推定注意変化ベクトルとする。

$$\hat{Y}_a = \alpha X_a \quad (4.2)$$

表 4.5: 評価における推定可能な被験者数・比率と推定誤差平均

	比較手法		提案手法			
	k=1	k=2	k=3	k=4	k=5	k=6
推定可能な被験者数	13	17	19	19	21	20
推定可能な被験者の比率 (%)	43.3	43.3	56.7	63.3	70.0	66.7
全被験者の推定誤差平均	0.81	0.88	0.74	0.69**	0.68**	0.67**

*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$ (比較手法に対して対応のあるスチューデントの t 検定を行った場合)

4.5 評価

4.5.1 評価方法

3章の実験にて収集した被験者のべ 30名のデータを用いて評価を行った。ある1名のデータを評価用の入力データ、残り29名のデータを事前データとし、各被験者のデータに対して提案手法を適用するクロスバリデーションを実施した。そして、ATMTスコアの実測値と、提案手法での推定値の相関係数とし、中程度の相関があるとされる $r > 0.4$ かつ有意水準5%以上 [77] で有意な推定結果が得られたと判断し、当該被験者の注意変化を推定可能だったと判断した。なお、事前データ選択で用いる k-nn 法における k は 1 から 6 でそれぞれ評価を行った。また比較手法として、推定対象以外の 29名全ての事前データを用いて同様に学習を行う手法も同様に適用し、結果を比較した。

4.5.2 評価結果

評価結果として、表 4.5 に推定可能であった被験者数とその比率及び全被験者の平均推定誤差を、図 4.6 比較手法と提案手法 (k=5) においてそれぞれ推定値と正解値の相関が5%以上有意となったの被験者の相関係数を示す。また、提案手法での推定例として図 4.7 に提案手法によって精度が向上した被験者 (ID=2(1)) の推定値と実測値をそれぞれ示す。

4.5.3 考察

表 4.5, 図 4.6 より、全事前データを用いて推定した比較手法と比較し、 $k \geq 2$ の場合は提案手法を用いて推定した方が、能力変化を推定できる被験者数が増加し、なおかつ平均推定誤差も有意に減少していることが分かる ($p < 0.01$)。特に、k=5 の場合が最も推定誤差の平均が小さくなり、推定できる被験者数も多いことが分かる。加えて、前節で副交感神経活動の活性化によって能力が低下したと考えられる

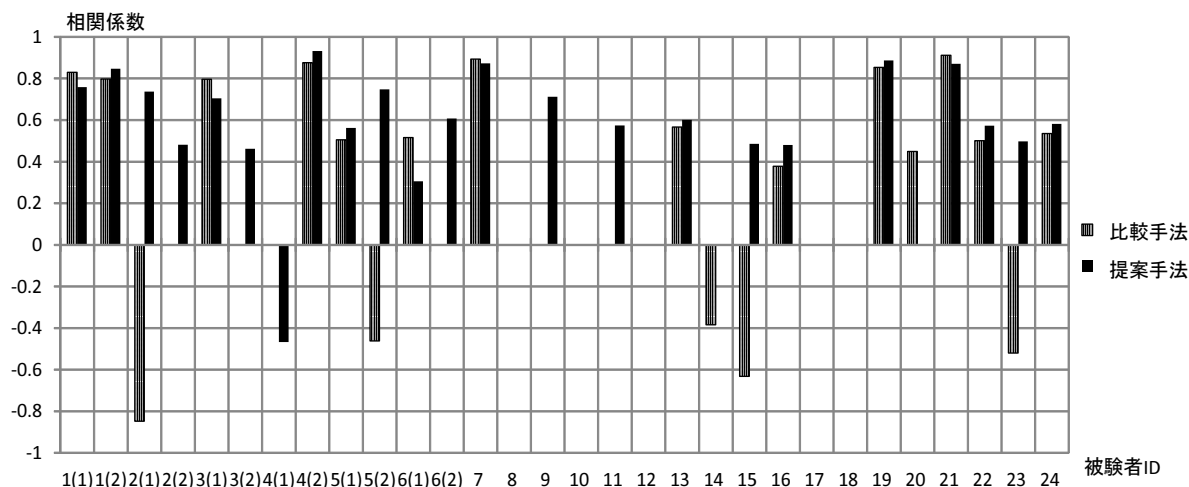


図 4.6: 各被験者の推定値と実測値の相関係数 (k=5)

ID=2(1), 2(2), 5(2) の対して, 従来手法では正解値と負の相関, もしくは有意な相関がない値しか推定できなかったが, 提案手法によって有意な正の相関を持つ値を推定できるようになっており, 提案手法には被験者による能力低下要因の差異を吸収する効果があったと考えられる.

一方で, ID=4(1), ID=20 のように, 比較手法と比べ, 提案手法では逆に相関係数が低下する被験者が見られる. これは前述の2種類の被験者群以外にも特徴的な被験者が存在しうること, また提案手法では被験者群への分類が完全ではないことを示唆している. 例えば, ID=20 は SDNN が ATMT スコアと強い負の相関を, pNN50 は逆に強い負の相関を, RMSSD は中程度の正の相関を持つため, 副交感神経の活性化と注意が正負どちらの相関があるのか判断しづらい. 3.5 節では被験者群2と分類していたが, このような場合はさらに別の基準を用いた分類方法を検討する必要があると考えられる.

また, ID=8, 10, 12 のように, 提案手法を用いても正解値と有意な正の相関を持つ値を推定ができなかった被験者も見られたが, これは表 4.2 にもあるように, 他の被験者と比較して ATMT スコアと相関する特徴量が特に少ないことが原因と考えられる. 例えば ID=8, 12 は ATMT スコアと有意な相関を持つ特徴量が1つしかない. しかし, これは ATMT タスク内において注意変化の要因が複数あったことによって生じた可能性が考えられる. 例として ID=8 のタスク前半と後半それぞれにおける ATMT スコアと各特徴量の相関を表 4.6 に示す. 表 4.6 で示したように, 被験者 ID=8 の pNN50 と RMSSD は ATMT スコアに対して前半と後半で逆に相関を示していることが分かる. 特に, 前半では pNN50, RMSSD が ATMT スコアと正の相関を示し, 後半は逆に負の相関を示していることから, 前半では被験者群2と同様, 副交感神経の活性化で注意が上昇し, 後半では反対に被験者群1と同様, 副交感神経の活性化による眠気等で注意が低下した可能性がある. このような場合, 提

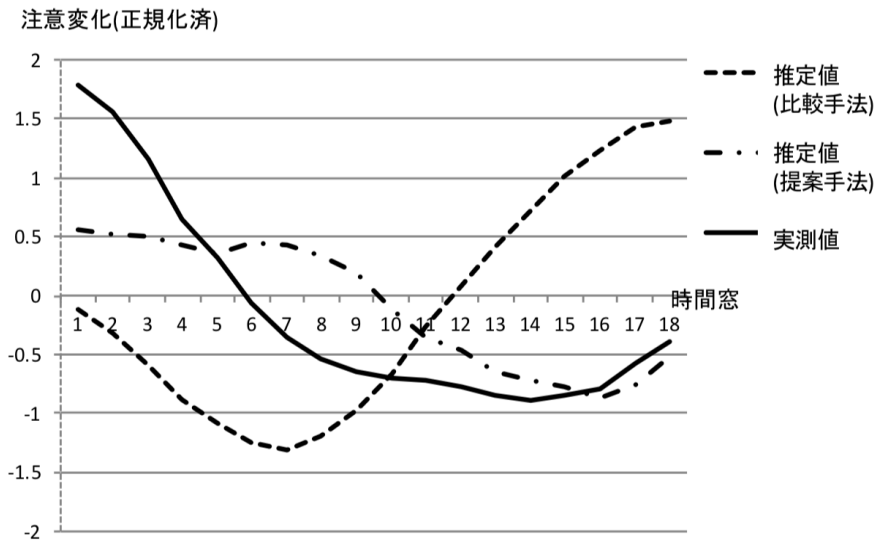


図 4.7: 被験者 ID=2(1) の注意推定値と実測値

表 4.6: 被験者 ID=8 のタスク前半・後半における心拍変動特徴量と ATMT スコアの相関

ID	時間窓数	Mean	SDNN	pNN50	RMSSD	CVI	CSI	LF	MF	HF	Total pow.	LF/HF
前半	20	0.96	-0.77	0.97	0.94	-0.59	-0.92	-0.96	-0.96	-0.91	-0.94	-0.97
後半	19	0.62	-0.60	-0.92	-0.72	-0.61	-0.57	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.

案手法では推定が難しい。そのため、今後はより短期間のデータからモデルを選択し、注意変化を推定する手法が必要になると考えられる。

4.6 結言

本章では、オフィスワークをはじめとする知的労働者の注意の変化を、検査等による作業中断を伴わず、また多数のセンサを用いることなく低侵襲に推定する方法を検討した。実験を通じて、注意変化と心拍変動の関連を明らかにした上で、各個人の心拍変動の特徴を基にしてモデル作成用の事前データを選択することで、分析時間窓のスライド幅である 30 秒毎に、相対的な注意変化を推定する手法を提案した。結果、以下の知見が得られた。

- 1 注意変化と心拍変動の関係は、被験者によって異なる。
- 2 同一被験者でも日が変わることで、注意変化と心拍変動の関係が変化することがあり得る。

- 3 注意変化と心拍変動の関係は、大きく 2つのパターンに分けることができ、これらのパターンはタスク中の SDNN の変動の大小によってある程度分類することが可能である。
- 4 3の知見を用いた注意変化推定手法を実測したデータに適用した結果、全ての事前データを用いて推定を行う場合と比較して精度が向上し、約 70% のユーザに対して推定が可能となる。

以上の成果を用いることで、作業中断や多数センサの装着を伴わず低侵襲にオフィスワーカー等の注意変化を推定することができ、さらにその結果ユーザ等にフィードバックすることで、自身の注意特性を理解することができると考えられる。そして、自身の持つタスクの進捗管理、あるいは適切な能力回復タイミングや回復方法の発見等、注意特性に基づく最適な行動変化を促すユースケースが実現でき、結果として、労働者の能力向上と過労防止を実現できる可能性がある。

第5章 心拍と呼吸を用いた情動変化の推定

本章では，余暇におけるコメディ動画等のコンテンツ視聴によって生じるユーザの情動変化を，バイタルセンサを用いて低負荷に推定する方法について述べる．従来，コンテンツ視聴によって生じたユーザの情動などの心的状態変化を推定するためには，視聴前後にユーザ主観評価を実施する方法が用いられてきた．しかし，これらの方法は視聴前後に数分間ユーザを拘束するためユーザにとって負荷が大きく，日常生活において高頻度な推定が困難であった．そのため，視聴前後にユーザの行動を拘束しない方法として，視聴中に顔表情やバイタルデータを測定する方法が提案されてきたが，それらの手法はコンテンツ視聴中に起こり得る，ユーザの顔や体の動きに起因するノイズに影響されるため，正確に測定するためには視聴中にユーザの動作を制限してしまう点が課題であった．そこで本章では，フィルタ処理によってノイズの影響を抑えられる心拍数及び呼吸数の長期変動に着目する．心拍数及び呼吸数の長期変動の類似性がユーザの心的状態と関係があることを示唆している既存研究を基に，視聴中に測定した心拍数及び呼吸数の長期変動の類似性から，コンテンツ視聴によって生じるユーザの情動変化を推定する手法を提案する．そして，提案手法を評価するための被験者実験を実施し，20名の被験者から測定したデータに対して提案手法を適用することで，その有効性を示す

5.1 緒言

今日，人々は余暇における気分転換のために，生の演技や演奏だけでなく，Webサイト，音楽，動画等様々なコンテンツを手軽に楽しめるようになった．例えば動画コンテンツは一般に，視聴したユーザに対して「楽しさ」「怒り」「恐怖」など16種類の感情を引き起こすことが知られている [78]．また，日本の「お笑い」のようなコメディの視聴は，ポジティブな情動の増進による精神的なリラックス効果や免疫機能向上効果があるとも言われている [79]．一方で，コンテンツに対する嗜好には個人差があり [80]，同じコンテンツでも全てのユーザに対して同じ効果があるわけではない．このように，コンテンツが各ユーザの心的状態に及ぼす効果を，ユーザへの負荷が少ない方法で測定することは，ユーザ自身が余暇で心身の調子を整える上でも重要と考えられる．

従来、動画等のコンテンツ視聴がユーザの心的状態に及ぼす影響を測定するために、視聴前後にユーザの主観評価を実施する方法が用いられてきた [81]、しかし、主観評価を実施するためには、コンテンツ視聴前後においてアンケートなどに回答してもらう必要があり、ユーザを数分間拘束することになる。そのため、測定におけるユーザ負荷が高く、日常生活における高頻度な測定は困難であった。

そこで、コンテンツ視聴中に測定できる顔の表情 [54] や眼球運動 [82]、あるいは脳波や皮膚温など多数のバイタルデータ [83] より、ユーザの心的状態を推定する方法も提案されてきた。しかし、例えば「笑い」や「驚き」のような、瞬時的かつ急激な感情変化を引き起こす可能性があるコンテンツの場合、視聴中にユーザが顔や体を素早く、大きく動かすことが考えられる。その場合、顔表情や眼球運動を測定するために必要な顔画像は顔や体の動きに起因するノイズの影響を受けてしまうと考えられる。また、脳波などの多数のバイタルデータを測定するためには、ユーザに多数の電極やセンサ機器を装着する必要がある。よって、どちらの手法においても、正確に測定するためにはユーザのコンテンツ視聴中の動作を制限することになり、ユーザにとって負担が大きく、日常生活において継続的に利用することは困難である。

本章では、コンテンツ視聴中にユーザの顔や体の動きが伴う場合において、コンテンツ視聴がユーザの情動へ及ぼす影響を、ユーザの動作を制限することなく、低負荷に推定することを目的とする。本章ではまず Bennet ら [79] や Takahashi ら [81] の研究を基に、1 時間程度のコメディ動画視聴によるユーザの情動の変化に着目する [84]。次に、推定に用いるデータとして、従来研究においてユーザの情動との関係が示唆され、かつウェアラブルセンサやマイクロ波を用いた非接触センサ等で測定可能な、コンテンツ視聴中の心拍数及び呼吸数に着目する。特に、コンテンツ視聴中はユーザの顔や体の動きが生じることを考慮し、心拍数及び呼吸数における、体動によって生じるノイズに影響を受けやすい秒単位の短期的な変動ではなく、分単位の長期的な変動に着目する。その上で、コンテンツ視聴中における心拍数と呼吸数の長期変動の類似性により、コンテンツ視聴によって生じたユーザの情動変化を推定する手法を提案する。最後に、被験者実験を実施し、提案手法を実測したデータに適用することで、提案手法の有効性を示す。

本章における提案方法論に基づく推定技術の全体像を図 5.1 に示す。本章では提案方法論におけるモデル F は線形モデルを想定し、係数ベクトル $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ とする。

5.2 関連研究

5.2.1 コンテンツ視聴が及ぼす影響の測定

動画等のコンテンツ視聴は、情動をはじめとしたユーザの心的状態に何かしらの影響を及ぼす。一例として Gross らは、動画コンテンツは視聴したユーザに対して

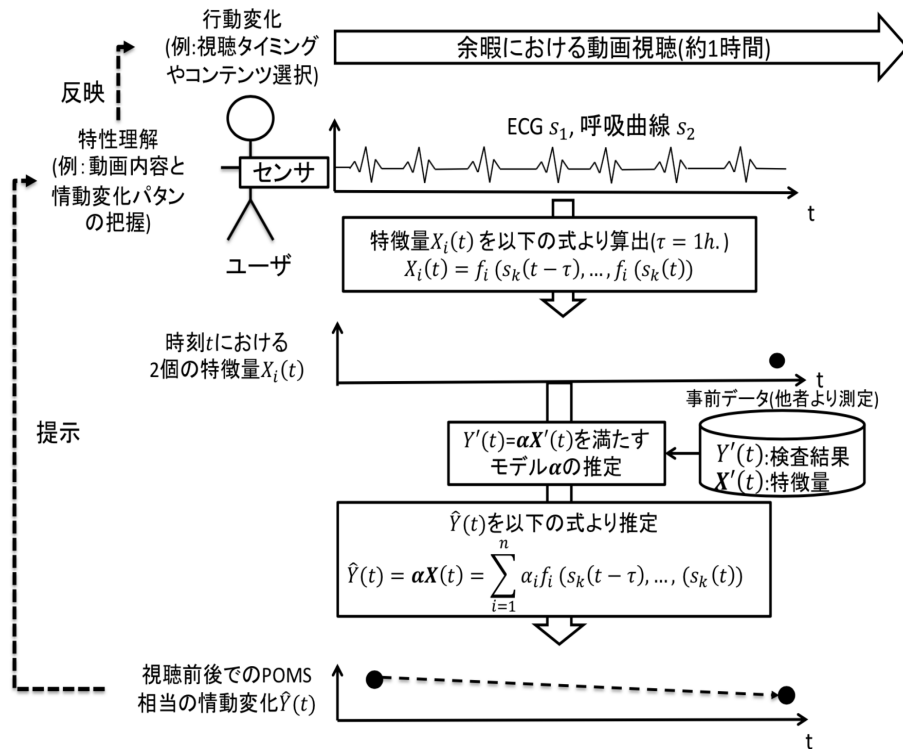


図 5.1: 提案方法論に基づく提案技術の全体像

「楽しさ」「怒り」「恐怖」など16種類の感情を引き起こすと述べている [78]. また Takahashi らは、75分の動画視聴の前後において Profile Of Mood States(POMS) という主観的情動評価尺度 [10] を用いてユーザの情動変化を測定したところ、コメディを描いた動画コンテンツの視聴はユーザの情動のうち「怒り」「緊張・覚醒」「混乱」「抑うつ」を和らげることを明らかにしている [81]. このようにコンテンツ視聴前後、ユーザに数分間かけて主観評価に回答してもらうことで、コンテンツ視聴がユーザの心的状態に与えた効果を測定することができる. しかし、このような主観評価はコンテンツ視聴前後の数分間、ユーザを活動を中断してしまうため、日常生活において継続的に利用することが困難である.

5.2.2 バイタルデータを用いた状態推定

主観評価を用いた場合における課題を解決するため、コンテンツ視聴効果の推定に、視聴中に測定したバイタルデータを用いる方法も提案されてきた. Yazdani らは、脳波や皮膚温など多数のバイタルデータから、コンテンツ視聴によって生じるユーザの情動 (Emotion) の変化を推定する手法を提案している [83]. しかし、脳波や皮膚温など多数のバイタルデータを測定するには、ユーザに多数の電極やセンサ機器を装着することになり、ユーザの行動や動作を著しく制限することになるため、

ユーザ負荷が高いという問題がある。

さらに、バイタルデータの中でも近年センサが普及しつつある心拍を用いて、ユーザの心的状態変化を推定する技術も提案されてきた。心拍センサは、腕時計型 [14] やシャツ型のウェアラブルセンサ [13]、マイクロ波を用いて非接触で測定するセンサ [16] が存在するため、脳波センサ等と比較してユーザの測定負荷は小さく、またユーザの行動や動作を制限することが少ないと考えられる。心拍を用いた代表的な手法としては、心臓が拍動した間隔を抽出した上でスペクトル解析を行い、そのパワースペクトルのうち高周波成分である HF と低周波成分である LF の比率である LF/HF から、自律神経活動を推定する手法が挙げられる [17]。自律神経活動のうち、交感神経活動が亢進すると LF/HF は増加し、副交感神経活動が亢進すると LF/HF は減少することが知られている [17]。このような心拍間隔のスペクトル解析を用いて、Sakuragi らは、1 時間程度のコメディ動画と悲劇動画を視聴中のユーザから心拍を連続的に測定し、心拍間隔をスペクトル解析して得られる LF/HF より、コメディ動画と悲劇動画がユーザに及ぼす影響の違いについて検討しており、コメディ動画は悲劇動画と比較し、ユーザの自律神経活動に早く、短い変化を与えると述べた上で、視聴によって生じた情動変化と、視聴中に測定・算出した LF/HF の関係について検討している [55]。しかし、スペクトル解析を用いる場合、心拍間隔データのノイズによって LF/HF の算出結果が大きく狂ってしまう可能性があり [40]、視聴中に瞬間的に生じうるノイズに弱いという欠点がある。また、一般に LF/HF 自体はユーザが興奮状態にあれば、それがポジティブな刺激であってもネガティブな刺激であっても上昇し得るものであるため、LF/HF だけでは行動変化に役立つ、視聴の影響を必ずしも正しく捉えることは難しいと考えられる。

他方、上記の欠点を克服するにあたって注目すべき知見として、Sharfer ら [56] と Zhang ら [57] の研究が挙げられる。Sharfer らは心拍数と呼吸数の 20 分以下の、分単位の長期的変動には同期がみられることから、それらの長期的変動が類似し得ることを示している。また Zhang らは、暗算負荷時と比較して、安静時の方がそれらの変動がより類似していることを実験により示している。つまり、体の動きなどで生じたノイズを含む、心拍数及び呼吸数の短期的変動をフィルタ処理等で除去した後に残る、それらの分単位の長期的な変動の類似性から、ポジティブ/ネガティブを含むユーザへの影響を推定できる可能性が示唆されている。心拍センサと同様、呼吸センサもマイクロ波を用いて非接触で測定できるセンサ [16] や、小型のウェアラブルセンサ [85] が存在するため、脳波センサやカメラ等に比べるとユーザに対する行動や動作の制限が少なく、測定負荷が小さいと考えられる。

5.3 提案手法

Sakuragi らの研究から、1 時間程度のコンテンツ視聴で生じた情動の変化は、その視聴中連続的に計測した心拍をはじめとするバイタルデータと関連付けることができると考えられる。さらに Sharfer 及び Zhang らの研究から、ユーザの情動変化

は、ユーザから連続的に測定した心拍数・呼吸数の長期変動の類似性から推定できる可能性があると考えられる。つまり、コンテンツ視聴によって生じる情動変化は、視聴中に計測した心拍数・呼吸数の長期変動の類似性から推定できる可能性があると考えられる。そこで本章では、心拍数と呼吸数の長期変動の類似性を用いた情動変化の推定手法を提案する。図 5.2 に推定のフローを示す。

まず推定前に事前データを作成する。あらかじめ、複数のユーザからコンテンツ視聴中の心拍数・呼吸数と、視聴前後の主観的な情動状態をそれぞれ計測する。次に、計測した心拍数と呼吸数にローパスフィルタを適用することで長期的な変動のみを抽出した上で、それらの類似度 X' を算出する。また、視聴前後の主観的な情動状態から、視聴によって生じた情動の変化量 Y' を算出する。そして算出された複数ユーザにおける類似度と情動の変化量を事前データとし、事前データから心拍数・呼吸数の類似度を説明変数、情動の変化量を被説明変数とする回帰モデル α を作成する。

$$Y' = \alpha X' \quad (5.1)$$

次に、実際に情動変化を推定したいユーザから、コンテンツ視聴中の心拍数・呼吸数をそれぞれ計測する。次に、測定した心拍数、呼吸数から同様に類似度 X を算出し、事前データより作成した回帰モデルに代入することで、当該ユーザのコンテンツ視聴による情動の変化量 \hat{Y} を推定する。

$$\hat{Y} = \alpha X \quad (5.2)$$

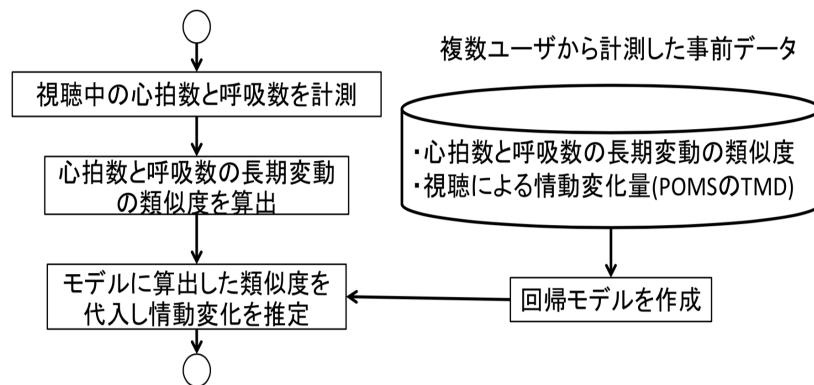


図 5.2: 提案手法

5.4 実験と評価

5.4.1 実験目的

本実験の目的は、1時間程度のコメディ動画視聴中における心拍数と呼吸数の分単位以上の長期変動の類似度が、当該動画の視聴によって生じたユーザの情動変化と関係があることを確認した上で、提案手法の有効性を明らかにすることである。なお、本実験は NTT サービスエボリューション研究所倫理委員会の承認の基、実施した。

5.4.2 実験方法

被験者

健康な男女 20 名 (男性 13 名, 女性 7 名) が実験に参加した。被験者の年齢は 29.2 ± 4.0 歳 (平均 \pm 標準偏差) であった。参加にあたってはデータの計測方法, 実験手順, 測定データの用途などの説明を行い, 全被験者から書面により参加承諾を得た。

コンテンツ

すでに Takahashi らや Sakuragi らが, 1時間程度のコメディ動画視聴がユーザの情動状態に影響を与えることを示している [55] [81] ことから, コメディ動画の中でも著名な, M-1 グランプリの DVD(2006 年, 2010 年) [86] [87] に収録されている漫才ネタの動画 15 本を抜き出し, 10 数秒のインターバルを挟みつつ連続で再生することで, 約 1 時間のコメディ動画とした。なお, 被験者が視聴するネタの順番はランダムとした。

なお, コンテンツに対する各被験者の自覚的な情動変化を確認するため, 各漫才ネタを視聴直後のインターバルに, 当該ネタの面白さを 100 点満点で主観評価してもらった。そして被験者ごとに算出した主観評価の平均値を, その被験者の感じたコメディ動画の面白さとした。

バイタルデータ計測方法

バイタルデータは心電位と呼吸曲線を計測した。計測には Biopac 社の MP150 システム (アンプ), BN-RSPEC(心電センサ兼呼吸アンプ) 及び BN-RESP-XDCR(呼吸センサ) [67] を用いた。心拍はセンサを用いて 1000Hz のサンプリング周波数で心電位を計測後, Biopac 社の Acqknowledge ソフトウェア [68] を用いて心電位から心拍間隔である RR 間隔を算出した。呼吸はセンサを用いて 1000Hz のサンプリング間隔で呼吸曲線を測定後, 同様に Biopac 社の Acqknowledge ソフトウェアを用いて呼吸曲線から呼吸数を算出した。

情動変化計測手法

情動変化の計測手法として、すでに Takahashi らや Sakuragi らが用いている Profile Of Mood States(POMS) [10] に着目した。POMS とは、現在の情動に関する 65 の評価項目に回答することで、「緊張 (Tension-Arousal)」「抑うつ (Depression)」「怒り (Anger-Hostility)」「活気 (Vigor)」「疲労 (Fatigue)」「混乱 (Confusing)」の 6 要素と、それらの総合得点である TMD(Total Mood Disturbance) を評価する手法であり、コンテンツ視聴効果の測定だけでなく、労務管理や疾病による情動障害の測定と測定結果に基づく行動変化への応用等にも幅広く用いられている [88]。また、65 項目では項目数が多すぎるといった観点から、30 項目に絞り込んだ POMS 短縮版も提案され、広く用いられている。本章ではコンテンツ視聴直前・直後の情動を調べるため、日本語訳された POMS 短縮版 [88] を用いた。POMS 短縮版における各設問を以下に示す。POMS 短縮版では各設問に対し、被験者は現在の情動について、「全くなかった (0 点)」「少しあった (1 点)」「まあまああった (2 点)」「かなりあった (3 点)」「非常に多くあった (4 点)」の 5 段階で回答する。

- 1 気がはりつめる
- 2 怒る
- 3 ぐったりする
- 4 生き生きする
- 5 頭が混乱する
- 6 落ち着かない
- 7 悲しい
- 8 積極的な情動だ
- 9 ふきげんだ
- 10 精力がみなぎる
- 11 自分はほめられるに値しないと感じる
- 12 不安だ
- 13 疲れた
- 14 めいわくをかけられて困る
- 15 がっかりしてやる気をなくす

- 16 緊張する
- 17 孤独でさびしい
- 18 考えがまとまらない
- 19 へとへとだ
- 20 あれこれ心配だ
- 21 気持ちが沈んで暗い
- 22 だるい
- 23 うんざりだ
- 24 とほうに暮れる
- 25 はげしい怒りを感じる
- 26 物事がてきぱきできる気がする
- 27 元気がいっぱいだ
- 28 すぐかっとなる
- 29 どうも忘れっぽい
- 30 活気がわいてくる

実験手順

実験は以下の手順で実施した。なお、コンテンツ視聴中はユーザの行動を特に制限せず、笑う場合などにおいても着席しているのであれば顔や体を動かしてよいと教示した。

- 心拍数センサと呼吸センサを被験者に装着する。
- 実験前の情動状態の影響を抑えるため、被験者には着席後、5分間閉眼安静を保ってもらおう。
- POMS 短縮版に回答してもらおう。
- 椅子に着席し、椅子より 1.5m 離れたディスプレイに映し出されるお笑い動画を約 60 分、視聴してもらおう。
- 視聴後、再度 POMS 短縮版に回答してもらおう。

計算処理

まず計測した心電位より算出された RR 間隔 (sec) に $1/60$ を乗じることで、心拍が拍動した各時点での瞬時心拍数を算出した。同時に、拍動した各時点において算出された呼吸数も記録し、心拍数と呼吸数のペアからなるデータとした。さらに、瞬時心拍数を基にした本データは不等間隔データとなるため、心拍数及び呼吸数それぞれに対してノイズを除去した上で、区分的 3 次エルミート補間によってリサンプリングを行い、等間隔データとした。ノイズ除去では、心拍数、呼吸数それぞれにおいてまず、心拍数なら 40 未満または 150 を超える値、呼吸数なら 6 未満または 25 を超える値を除去した後、残ったデータにおいて平均 $\pm 3 \times$ 標準偏差の範囲に収まらない値をさらに除去した。または、リサンプリング間隔は、心拍間隔をスペクトル解析する際は一般に 0.125 秒 (8Hz) など小さな値とすることが多いが、本章では分単位での長期変動に着目するため、10 秒 (0.1Hz) とした。

5.4.3 実験結果

POMS 得点と主観的面白さ

表 5.1 に、各被験者の視聴前後の POMS 得点の変化量と、被験者が動画に対して 100 点満点で評価した主観的面白さをそれぞれ示す。表 5.1 における POMS 得点の平均値を見ると、全体としては緊張、混乱、TMD が低下している被験者が多い。しかし、被験者 ID=1, 12 のように疲労や TMD 上昇している被験者もあり、活気や TMD では標準偏差が約 10 となっているため、視聴による情動変化には個人差があることが分かる。また同様に面白さに関しても、被験者によって動画を面白く感じたかどうかは個人差があることが分かる。

また、表 5.2 に、各被験者の視聴前後の各 POMS 得点の変化量と、被験者がコメディ動画に対して感じた面白さの相関 (相関係数 r と p 値) を、図 5.3 に、各被験者における TMD 変化量と面白さの関係をそれぞれ示す。表 5.2 および図 5.3 より、各被験者における主観的面白さと各 POMS 得点の変化量との間には 5% 以上有意な相関はないものの、主観的面白さと疲労感 (F)、TMD の間にはそれぞれ、10% 以上有意となる弱い負の相関があることが分かる。

心拍数と呼吸数の変動

心拍数及び呼吸数は、15 分以下の変動がフィルタリングされるよう、遮断周波数 $1/900\text{Hz}$ の単純移動平均フィルタによって平滑化 (フィルタ長=40) した上で、平均=0、分散=1 に正規化した。図 5.4, 5.5 に、最も TMD が上昇した被験者 ID=1 と、最も TMD が低下した被験者 ID=11 の心拍数及び呼吸数をそれぞれ示す。図 5.4 を見

表 5.1: 被験者群毎の POMS 得点の変化量と動画の主観的面白さ

ID	緊張	抑うつ	怒り	活気	疲労	混乱	TMD	面白さ
1	-3	3	6	-7	5	0	7	28
2	-9	-5	0	0	-10	-15	-16	61
3	0	0	0	0	2	-4	0	49
4	-10	0	0	-7	-5	-7	-5	78
5	-12	0	0	-12	0	6	2	76
6	-10	-3	5	7	-2	-16	-12	55
7	-2	0	0	9	2	-3	-5	87
8	-11	-5	0	10	6	-12	-12	72
9	0	0	0	5	0	0	-2	60
10	-25	0	8	-2	7	-12	-6	72
11	-25	-24	-5	12	-4	-10	-31	70
12	10	0	0	0	2	-3	4	72
13	-13	-8	-3	28	-10	0	-27	83
14	-2	0	0	17	-6	6	-9	61
15	0	0	0	2	0	3	0	65
16	-8	-11	0	7	0	-10	-13	68
17	-6	0	0	-1	7	3	3	29
18	-2	0	0	7	-6	0	-7	82
19	-5	0	0	2	4	3	0	65
20	0	0	0	-2	5	0	3	53
平均	-6.65	-2.65	0.55	3.75	-0.15	-3.44	-6.30	64.2
標準偏差	8.36	6.02	2.84	9.03	5.27	6.88	10.04	15.8

表 5.2: POMS 得点の変化量と主観的面白さの相関

	緊張	抑うつ	怒り	活気	疲労	混乱	TMD
r	-0.21	-0.24	-0.34	0.35	-0.42	-0.12	-0.43
p	0.379	0.316	0.145	0.131	0.063	0.609	0.056

ると、被験者 ID=1 の心拍数と呼吸数の変動はほぼ逆相関であることが分かる ($r=-0.66$)。一方で図 5.5 を見ると、被験者 ID=11 の心拍数と呼吸数の変動は、ID=1 のそれらと比較すると類似していることが分かる ($r=0.40$)。

心拍数・呼吸数の変動と POMS 得点

長期変動を算出する際の単純移動平均フィルタのフィルタ長、すなわちローパスフィルタの遮断周波数を変えながら、心拍数及び呼吸数の長期変動の類似度と、POMS 得点の変化量の関係を調べた。図 5.6 に類似度の算出手順を示す。類似度算出のため、前述のようにまず計測した心拍数と呼吸数はノイズを除去した上で、10 秒間隔のデータにリサンプリングする。ノイズ除去では、心拍数、呼吸数それぞれにおい

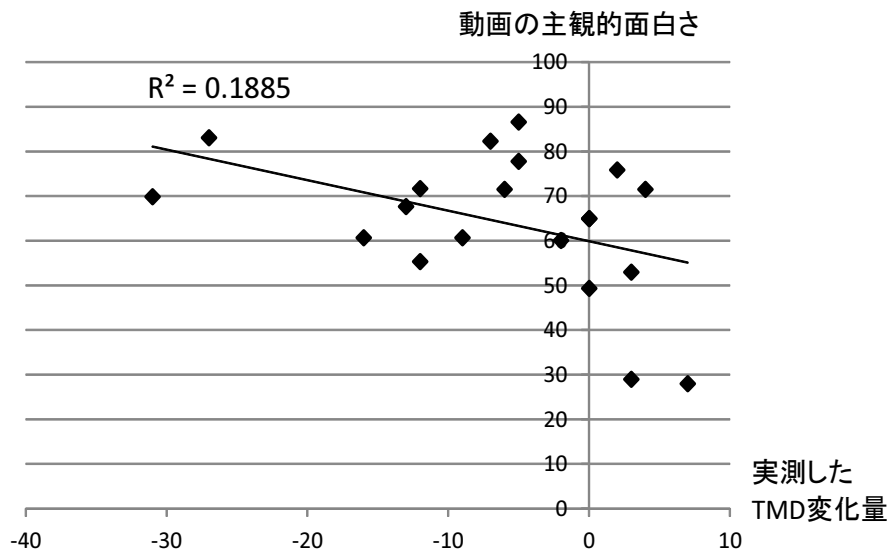


図 5.3: 各被験者における TMD 変化量と主観的面白さ

表 5.3: 心拍数と呼吸数の類似度と POMS 得点変化量の相関係数

遮断周波数 (Hz)	1/300	1/600	1/900	1/1200	1/1500	1/1800	1/2100	1/2400
緊張	n.s.	-0.50*	-0.54*	-0.55**	-0.57**	-0.54**	-0.53*	-0.51*
抑うつ	n.s.	-0.46*	-0.56**	-0.63**	-0.67**	-0.68**	-0.72**	-0.73**
怒り	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
活気	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.	n.s.
疲労	-0.65**	-0.64**	-0.63**	-0.57*	-0.54*	-0.49*	-0.48*	n.s.
混乱	n.s.	n.s.	-0.52*	-0.60**	-0.63**	-0.67**	-0.68**	-0.69**
TMD	-0.53*	-0.68**	-0.73**	-0.74**	-0.74**	-0.72**	-0.73**	-0.71**

*: $p < 0.05$ **: $p < 0.01$

てまず、心拍数なら 40 未満または 150 を超える値、呼吸数なら 6 未満または 25 を超える値を除去した後、残ったデータにおいて平均 $\pm 3 \times$ 標準偏差の範囲に収まらない値を除去した。次に、リサンプリングしたデータに単純移動平均フィルタを適用した後、平均 0、分散 1 となるように正規化する。単純移動平均フィルタの遮断周波数はそれぞれ、1/300, 1/600, 1/900, 1/1200, 1/1500, 1/1800, 1/2100, 1/2400Hz としたが、これらはそれぞれ、5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40 分以下の周期の変動をフィルタすることを意味する。そして、フィルタ処理後の心拍数・呼吸数間の平均ペアワイズ距離の逆数を類似度とした。表 5.3 に、各被験者における、心拍数・呼吸数の類似度と POMS 得点変化の相関を示す。なお、全ての相関に対して t 検定を実施し、1% 以上有意であれば**, 5% 以上有意であれば*を相関係数に付与し、有意でない相関係数は n.s. とした。

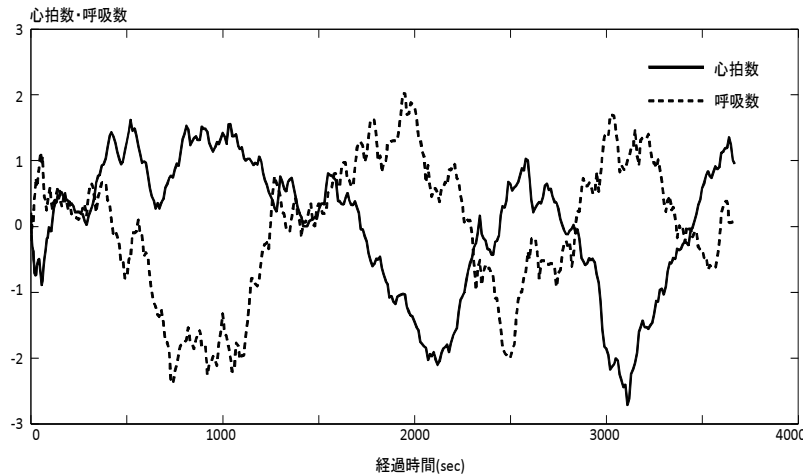


図 5.4: 被験者 ID=1 の正規化済心拍数と呼吸数

5.4.4 実験結果の考察

表 5.3 より、POMS 得点のうち、緊張、抑うつ、疲労、混乱、TMD の各得点の変化と、心拍数・呼吸数の長期変動の類似度の間には有意な負の相関があることが分かる。そのため、コンテンツ視聴における心拍数・呼吸数の長期変動の類似度が減少するほど、視聴前後での POMS 得点が増加することになる。そして、POMS 得点は活気以外、値が大きいほど情動がネガティブであることを意味する。そのため、この結果は既存研究で Zhang らが述べていた、精神負荷というネガティブな刺激によって、心拍数・呼吸数の長期変動の類似度が減少するという結果と整合する。

さらに表 5.2 で示したように、被験者がコンテンツに対して感じた主観的面白さは、POMS 得点のうち、疲労及び TMD の変化量とそれぞれ 10% 有意となる負の相関があることが分かる。これは、コンテンツに対する各被験者の嗜好と情動変化の間には関係があるがその関係は弱く、コンテンツに対する嗜好は情動変化に反映され得るが、それだけが要因とは言い切れないことを示唆していると考えられる。よって、娯楽におけるコンテンツ選択のような行動変化に対し、主観的な判断だけを基にするだけでは必ずしもポジティブな効果は得られないことが示唆され、ユーザの心身に好影響を及ぼす行動変化を支援するためには、検査結果相当の客観的な情動変化を把握する必要があると考えられる。

なお、ネガティブな刺激によって心拍数・呼吸数の類似度が増加する原因について、Zhang らは被験者にとって心理的負荷となるネガティブな刺激は自律神経系を通じて呼吸と心拍に影響を及ぼし、同時に大脳皮質を通じて呼吸に影響を及ぼすことを指摘し、ネガティブな刺激が大脳皮質と自律神経系に及ぼす影響がこの現象の原因であると結論付けている [57]。そのため、本実験において長期変動の類似度が小さい被験者ほど、POMS における情動指標が悪化しているのは、表 5.2 で示した

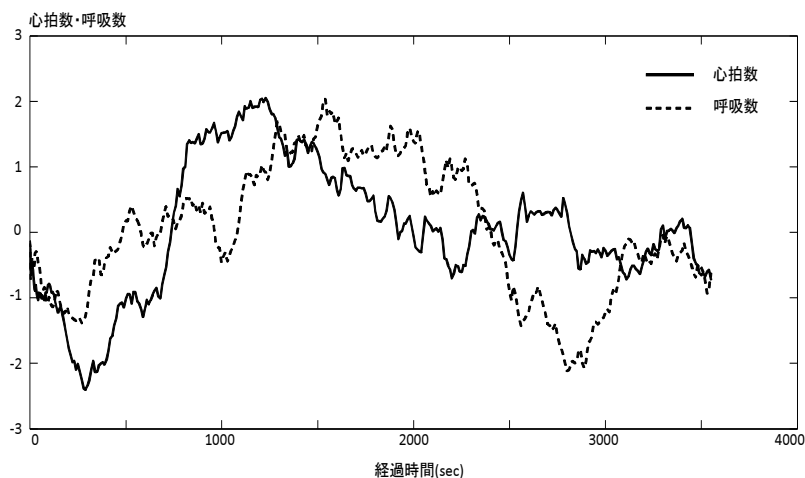


図 5.5: 被験者 ID=11 の正規化済心拍数と呼吸数

ように、被験者本人にとって面白くないコメディビデオを視聴した結果、それが当該被験者にとってネガティブな刺激となったため、それが情動指標に影響を及ぼすと共に、Zhang らが結論付けたように心拍及び呼吸に影響を及ぼしたことが一因と考えられる。そしてそれが、本実験において情動変化指標と心拍数・呼吸数の長期変動の類似度が相関した一因と考えられる。

また表 5.3 より、特に総合的な情動を表す TMD の変化が、心拍数・呼吸数の長期変動の類似性と高い負の相関 ($r < -0.7$) を持つことが分かる。図 5.7 に最も相関が強い例として、遮断周波数が $1/1200\text{Hz}$ のときの心拍数・呼吸数の類似度と TMD 得点変化を示す。このように、TMD の変化量は心拍数・呼吸数の長期変動の類似度と高い負の相関を持つため、この類似度を基に、ユーザのコンテンツ視聴による情動の総合的な変化である TMD 変化量を推定できると考えられる。よって、3 章で提案した手法は妥当であると考えられる。

5.4.5 評価

実験にて計測した 20 名のデータを用いて、提案手法の有効性を評価した。各被験者 1 名のデータを入力とし、残り 19 名のデータから作成した回帰モデルを用いて推定する 1-subject-out-cross-validation を実施した。類似度の計算に用いる単純移動平均フィルタの遮断周波数は $1/1200\text{Hz}$ とした。

5.4.6 評価結果

図 5.8 に、各被験者の TMD 変化量の推定値と実測値を示す。図 5.8 に示された通り、提案手法によって実測値との相関が高い ($r = 0.70, p = 0.00054$)、TMD 変化量

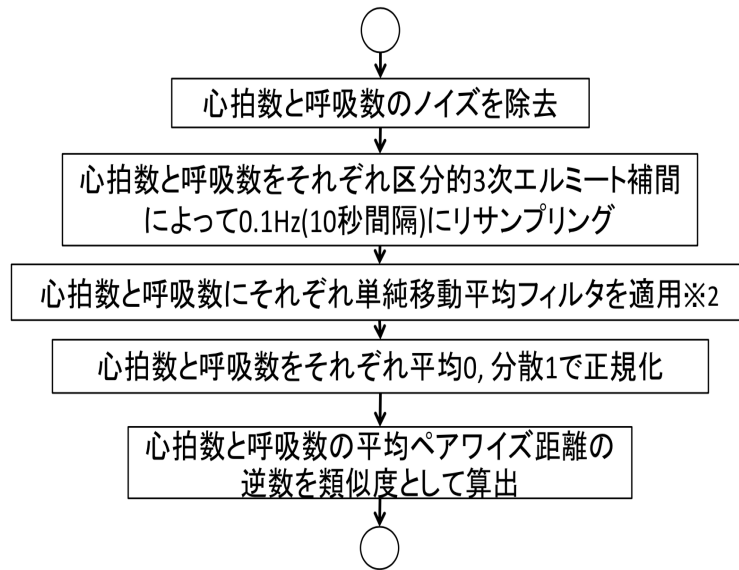


図 5.6: 心拍数と呼吸数の類似度算出手順

の推定値を算出できることが分かる。

5.4.7 評価結果の考察

提案手法によって、心拍数と呼吸数の長期変動の類似性から、実測値と高い相関を持つ TMD の変化量の推定値を算出できることが分かった。特に、視聴前後の TMD 得点の増減に着目すると、図 5.8 が示すように、20 名中 16 名の TMD 得点の増減を正しく推定できていることが分かる。

一方、図 5.8 の第 3 象限下部に 2 点外れ値とみられる推定値がある。この 2 名の被験者は ID=11, 13 であるが、表 5.1 で示されているようにこの 2 名の TMD 変化量はそれぞれ -27, -31 となっている。これらの TMD 変化量は、全被験者における TMD の平均変化量が -6.3 となっていることを考えると、他の被験者と比較して非常に大きいと言える。そしてこの 2 名は、図 5.7 において左端にプロットされた 2 点と対応する。よって、図 5.7 で示されているように、TMD 得点の変化量が大きい被験者、具体的には変化量が -25 以下の被験者に対しては、提案手法における単回帰モデルの当てはまりが良くないため、提案手法による推定誤差が大きくなったといえる。今後被験者を増やすことで、TMD の変化量が -25 以下の被験者における心拍数・呼吸数の長期変動の類似性と TMD 得点の変化量の関係を再検討した上で、必要に応じて当該被験者に対する非線形モデルの適用や、複数特徴量のモデルへの組み込みを検討することで、推定精度の向上が見込まれると考えられる。

また、本章での推定手法は、60 分程度のコメディ動画コンテンツを視聴した際の

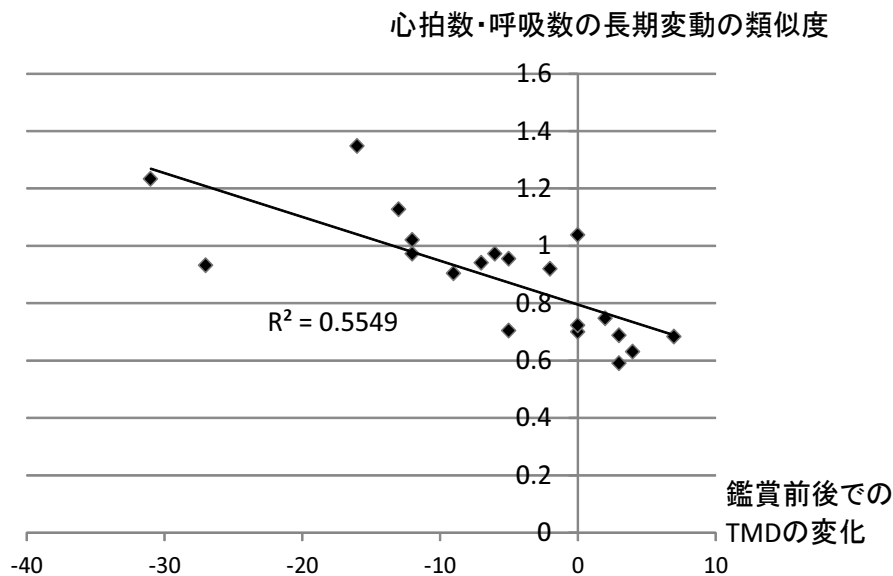


図 5.7: 心拍数・呼吸数の類似度と TMD 得点変化の関係 (遮断周波数=1/1200Hz)

データを用いた場合の有効性を確認できたが、例えばコンテンツの長さが異なる場合や、コメディ以外、あるいは動画以外のコンテンツに対してどの程度汎用的に用いることができる手法なのか、今後検証していく必要がある。

5.5 結言

本章では、コンテンツ視聴がユーザへ及ぼす効果のうち、ゆるやかに変化しかつ持続的な感情とされる情動の変化を、視聴中のユーザの動作を制限することなく、低負荷に推定する手法について検討を行った。まず心拍数及び呼吸数のうち、従来研究 [56] [57] においてユーザの心的状態との関係が示唆されており、かつコンテンツ視聴中の体動等によって生じるノイズを除去しやすい、分単位で生じる長期的な変動に着目した。そして、コンテンツ視聴中の心拍数及び呼吸数の長期変動の類似度より、コンテンツ視聴によって生じたユーザの心的状態変化を推定する手法を提案した。また被験者実験によって、提案手法の有効性を評価した。本章で得られた知見は以下のとおりである。

- 1 コメディ動画視聴中におけるユーザの心拍数及び呼吸数の長期変動の類似度は、視聴によって生じた、Profile Of Mood State(POMS) で計測できる複数の情動指標の変化と有意な相関があり、特に Total Mood Disturbance(TMD) 得点の変化とは強い負の相関がある。

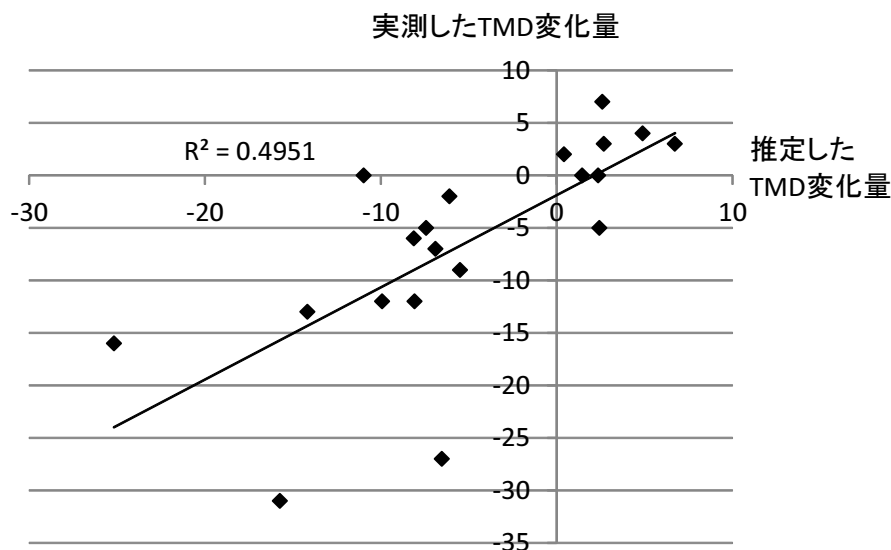


図 5.8: TMD 変化量の推定値と実測値

- 2 遮断周波数 $1/1200\text{Hz}$ のローパスフィルタを適用した心拍数・呼吸数の類似度から、TMD 得点の変化量を提案手法を用いて推定することで、実測値と高い相関 ($r = 0.7$) を持つ推定値を算出できる。

上記の知見を用いることで、主に動画コンテンツ視聴中におけるユーザの情動変化を、視聴中や視聴前後にユーザの動作を制限することなく、視聴中に測定した2種類のバイタルデータのみを用いて低負荷に推定することができる。そして推定結果をユーザ自身にフィードバックすることで、ユーザのコンテンツ視聴体験に関する気づきから情動特性の理解し、その理解に基づく視聴コンテンツの取捨選択といった行動変化の支援に役立つと考えられる。本技術の具体的な適用例として、吉本興業及びNTT西日本が実施した「スマート光お笑い劇場」がある [89]. 「スマート光お笑い劇場」では、お笑いショーを鑑賞中、ユーザの心拍数及び呼吸数をマイクロ波センサで計測し、終了後、センサデータより推定された「バカウケ度」や「リラックス度」を、ユーザへフィードバックするサービスである。このようなサービスにより、ユーザはお笑い鑑賞が情動のリラックスにどの程度役に立ったかを客観的に知ることができると同時に、他ユーザと結果を共有することで、新たなお笑い体験やそれに付随したファン同士のコミュニケーションが図れると同時に、自身のコメディに対する情動特性を理解し、今後のコメディ視聴に関する行動変化の一助になると考えられる。

第6章 心拍変動を用いた注意水準の逐次推定

本章では、オフィスワーカー等知的労働者が、同時に働いている他者と比較可能な注意水準を、検査等による作業中断や多数のセンサの装着を伴わず、低侵襲に逐次推定する方法について述べる。従来、知的労働者の注意や精神疲労の測定には、主観評価や、Advanced Trail Making Test(ATMT)等の検査が用いられてきたが、これらの手法は労働者に作業中断を強いるため、ユーザにとって負担が大きかった。そこで4章では、単一センサから常時測定可能な心拍変動を用いた注意推定手法を検討しているが、4章で述べた推定手法では、ある作業期間におけるユーザの相対的な注意変化を、作業期間の終了時に推定することしかできず、作業中に注意水準を逐次推定し、注意水準の推定結果を他のユーザと比較した上で行動変化を促すようなユースケースは実現できなかった。

本章では、実験によって得られたデータより心拍変動と注意水準の関係や特徴を考察した上で、数分間測定した心拍変動より、他者と比較可能な注意水準を逐次推定する手法を提案する。本章で得られた知見は以下のとおりである。(1)注意水準と心拍変動の間には相関があり、かつそれは心拍変動特徴量の水準によって変化し得る。(2)1の知見を用いた注意水準の逐次推定手法を実測したデータに適用した結果、単一時間窓(5分間)に測定した心拍変動特徴量より、実測データと高い相関(相関係数 $r = 0.84$)を持つ、他者と比較可能な注意水準の推定値を算出することができる。以上の知見を応用することで、作業中のユーザに対し、彼らの注意水準を低侵襲に逐次推定した上で、その結果を逐次フィードバックし、他ユーザと比較して過負荷な状態である場合はその旨を知らせる、あるいは作業分担の変更といった他者と協力した行動変化を促すことができ、知的労働者の生産性向上と過労防止への貢献が期待できる。

6.1 緒言

4章では、低侵襲かつ作業中断を伴わない方法として、精神疲労との関連が示唆されている心拍変動 [65] を用いた注意変化推定手法を検討した。しかし、この手法では、ある作業期間におけるユーザの相対的な注意変化を、当該作業期間の終了時に推定することしかできず、作業中に注意の水準を逐次推定し、推定結果を逐次ユー

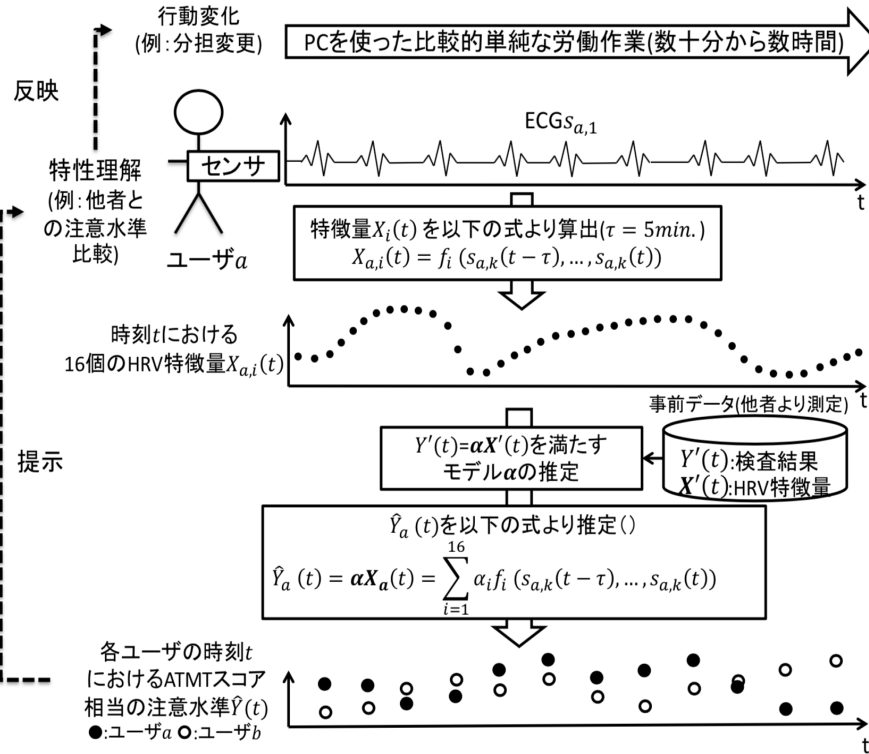


図 6.1: 提案方法論に基づく提案技術の全体像

ザヘフィードバックすることや、他のユーザと推定結果を比較した上で、協力して作業分担等を見直すような行動変化を促すことができないといった課題があった。

そこで本章では、測定対象となるユーザの作業中断を伴わずに、作業中に測定・算出した心拍変動より、他ユーザと比較可能な注意水準を逐次推定する手法について検討を行う。本章ではまず実験によって注意水準と心拍変動の特徴及びそれらの関連を明らかにする。次に、考察に基づき心拍変動特徴量より注意の水準を逐次推定する手法を提案する。最後に、実測したデータを用いて提案手法の評価を行う。

本章における提案方法論に基づく推定技術の全体像を図 6.1 に示す。本章では提案方法論におけるモデル F は線形モデルを想定し、係数ベクトル $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ とする。

6.2 関連研究

4章では、オフィスワーカーへの適用が容易な、低侵襲な注意変化の推定を目指し、心拍変動と注意変化の関係には個人差があること、その個人差は心拍変動の特徴から推定され得ることを確認した上で、個人差を吸収しつつ心拍変動から注意変化を推定する手法を提案した。しかし、この手法は個人差の吸収のため、数十分程度の作業期間内における心拍変動の特徴に基づいて学習データを選択した上で推定を行

うため、作業が終了した後にはしか推定値を出力できない。また、ユーザの心拍変動特徴量と注意を測定した作業期間内で正規化した上で推定しているため、注意の絶対値ではなく作業期間内での相対的な変化しか推定することができない。そのため、リアルタイムにユーザの注意水準をモニタリングしてフィードバックを与える、あるいは複数ユーザ間で推定結果を比較するといったユースケースは実現できなかった。

一方で、個人内だけでなく、個人間での注意水準の違いが、心拍変動と関係があることを示唆する研究成果もいくつか見られる。例えば Hansen らは、安静時における心拍変動の特徴量 RMSSD が中央値以上の被験者の方が、中央値未満の被験者と比較して Working Memory Test の成績が有意に高いことを示している [43]。また Duschek らは、注意に関する機能 (Attentional Performance) を測定するタスクの成績と、タスク中に測定した RRI との間には弱い負の相関が見られることを示している [44]。以上の成果より、心拍変動を用いることで、個人内だけでなく、個人間で比較可能な注意水準を推定できる可能性があると考えられる。しかしながら、心拍変動を用いて、実際にオフィス等の労働環境における労務管理に役立つよう、注意水準を逐次推定出来るか否かは不明であるため、まずは実験によって推定の可能性を確認する必要がある。

6.3 実験

6.3.1 目的と方法

本実験の目的は、注意水準と心拍変動の特徴及びそれらの関係を明らかにしたうえで、心拍変動より他者と比較可能な注意水準を逐次推定できる可能性を明らかにすることである。

本章における注意は先行研究 [11] より、ATMT における単位時間当たりの正解数と定義する。また、本実験は NTT サービスエボリューション研究所倫理委員会の承認の基、実施した。

なお、本章における実験手順は 4 章と同様であり、被験者は 4 章とケースに 1 名追加し、のべ 31 名で実施している。そのため、詳細な実験手順や方法は 4 章を参照されたい。

分析方法

心拍変動はタスク中に測定した心電位より RRI を算出後、分析時間窓を 5 分とし、時間窓を 30 秒刻みでスライドさせて特徴量を算出した。算出した特徴量を表 6.1 に示す。ATMT は心拍変動特徴量と同様に、分析時間窓を 5 分、窓のスライド幅を 30 秒とし、時間窓あたりの正解数を ATMT スコアとして算出した。LF, MF, HF 等を算出する際のスペクトル解析では 3 次スプライン補間後、ユールウォーカ法を用

表 6.1: 算出した特徴量

名称	説明
Mean	RRI の平均値 (ms)
SDNN [17]	RRI の標準偏差
pNN50 [17]	隣接 RRI の差が 50msec を超えた比率
RMSSD [17]	隣接 RRI の差の二乗平均平方根
L [70]	ローレンツプロットにおける長辺成分
T [70]	ローレンツプロットにおける短辺成分
CVI [70]	$\log_{10}(L \times T)$
CSI [70]	L/T
LF [71]	低周波成分 (0.04Hz~0.08Hz) の総パワー
MF [71]	中周波数成分 (0.08Hz~0.15Hz) の総パワー
HF [17]	高周波数成分 (0.15Hz~0.40Hz) の総パワー
Total pow.	LF+MF+HF
LF/HF	(LF+MF)/HF
HF ratio	HF/(LF+MF+HF)
HF peak pow.	HF におけるピーク周波数帯のパワー
HF peak freq.	HF におけるピーク周波数

いてスペクトル解析を行い、算出した [72]。ユールウォーカ法における自己回帰モデルの次数は 32 とした。

6.3.2 結果

全被験者の ATMT スコア及び心拍変動特徴量の統計量 (平均 ± 標準偏差) を表 6.2 にそれぞれ示す。なお、被験者 ID における 1(2) は、ID=1 の被験者の 2 回目の実験におけるデータを表す。また、どの心拍変動の特徴量が ATMT スコア、すなわち注意水準に影響しているかを明らかにするため、全被験者における ATMT スコアと各特徴量間の相関係数を算出した。算出結果を表 6.3 に示す。

以上の結果をまとめると、以下 2 点に集約される。

結果 1 : ATMT スコアと心拍変動特徴量の水準は、同年代かつ同性の被験者であってもばらつきが生じ、なおかつ ID=1 や 3 のように、同一被験者内においても 1 回目と 2 回目で違いが表れる場合がある。

結果 2 : ATMT スコアと強い負の相関がある心拍変動特徴量として SDNN, 中程度の負の相関がある特徴量として pNN50, RMSSD, CVI, CSI, LF/HF が挙げられる。

表 6.2: 各被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量

ID	ATMT スコア	Mean	SDNN	pNN50	RMSSD	CVI	CSI	LF/HF
1	58.35 ± 7.62	777.45 ± 12.33	68.10 ± 18.63	0.22 ± 0.04	41.37 ± 2.93	4.61 ± 0.17	3.09 ± 0.79	3.71 ± 1.78
1(2)	38.66 ± 16.61	889.51 ± 32.60	118.56 ± 17.73	0.37 ± 0.06	58.18 ± 5.82	5.02 ± 0.11	3.93 ± 0.30	7.59 ± 2.24
2	136.17 ± 3.36	727.82 ± 13.17	22.46 ± 1.59	0.02 ± 0.01	24.44 ± 1.40	3.86 ± 0.06	1.54 ± 0.10	0.96 ± 0.34
2(2)	134.00 ± 3.39	826.38 ± 3.53	26.68 ± 3.06	0.02 ± 0.01	26.02 ± 0.63	3.98 ± 0.07	1.78 ± 0.25	1.11 ± 0.25
3	115.71 ± 7.76	645.07 ± 4.21	24.34 ± 7.95	0.00 ± 0.00	15.63 ± 12.51	3.65 ± 0.33	3.63 ± 0.98	3.52 ± 1.05
3(2)	128.38 ± 6.48	729.32 ± 4.65	35.66 ± 3.74	0.03 ± 0.01	21.17 ± 1.12	4.06 ± 0.07	3.22 ± 0.33	2.86 ± 0.72
4	115.69 ± 10.74	818.07 ± 20.80	54.85 ± 13.75	0.23 ± 0.06	40.90 ± 4.31	4.50 ± 0.17	2.45 ± 0.51	1.96 ± 0.94
4(2)	126.11 ± 7.03	779.22 ± 9.93	42.51 ± 6.45	0.18 ± 0.02	37.23 ± 1.18	4.35 ± 0.09	2.04 ± 0.37	2.95 ± 1.03
5	93.28 ± 5.42	849.22 ± 6.34	39.02 ± 3.18	0.08 ± 0.03	28.23 ± 1.90	4.21 ± 0.05	2.59 ± 0.29	2.38 ± 0.64
5(2)	107.09 ± 4.32	921.54 ± 9.30	42.76 ± 5.35	0.16 ± 0.01	36.89 ± 2.89	4.35 ± 0.08	2.09 ± 0.32	1.04 ± 0.31
6	76.67 ± 5.76	861.10 ± 18.54	68.19 ± 15.53	0.22 ± 0.10	43.39 ± 8.78	4.63 ± 0.13	3.08 ± 0.92	1.99 ± 0.65
6(2)	92.67 ± 5.50	788.90 ± 17.66	61.84 ± 8.66	0.18 ± 0.04	41.46 ± 2.99	4.58 ± 0.08	2.81 ± 0.45	1.71 ± 0.35
7	114.45 ± 3.60	753.83 ± 9.49	31.70 ± 2.18	0.09 ± 0.02	29.33 ± 2.06	4.12 ± 0.05	1.92 ± 0.18	1.33 ± 0.39
8	105.12 ± 3.80	974.04 ± 16.90	58.58 ± 3.29	0.29 ± 0.02	45.82 ± 1.66	4.60 ± 0.03	2.36 ± 0.20	2.30 ± 0.29
9	104.72 ± 5.49	674.02 ± 9.50	33.53 ± 5.29	0.02 ± 0.01	22.14 ± 1.27	4.04 ± 0.09	2.85 ± 0.39	1.64 ± 0.29
10	96.53 ± 6.17	936.48 ± 20.60	52.22 ± 6.51	0.24 ± 0.06	42.59 ± 2.60	4.50 ± 0.06	2.25 ± 0.43	1.27 ± 0.59
11	113.59 ± 3.35	939.08 ± 17.74	50.77 ± 5.60	0.25 ± 0.05	42.64 ± 2.41	4.49 ± 0.05	2.17 ± 0.37	1.12 ± 0.49
12	129.96 ± 4.04	573.19 ± 4.06	19.70 ± 1.14	0.00 ± 0.00	7.23 ± 0.55	3.35 ± 0.05	5.38 ± 0.43	6.01 ± 1.15
13	138.17 ± 3.32	748.14 ± 10.28	34.19 ± 11.48	0.01 ± 0.01	25.51 ± 14.59	4.00 ± 0.40	3.08 ± 1.38	3.19 ± 2.61
14	104.29 ± 10.42	957.12 ± 13.59	54.41 ± 6.60	0.45 ± 0.02	58.94 ± 2.64	4.63 ± 0.09	1.54 ± 0.22	1.87 ± 0.55
15	113.42 ± 6.05	921.28 ± 14.79	69.01 ± 10.18	0.18 ± 0.03	41.32 ± 2.71	4.63 ± 0.11	3.17 ± 0.37	2.65 ± 0.82
16	98.65 ± 7.16	813.75 ± 17.95	63.18 ± 4.42	0.07 ± 0.02	27.13 ± 2.15	4.43 ± 0.05	4.57 ± 0.44	6.15 ± 2.46
17	115.42 ± 9.39	677.82 ± 14.53	34.86 ± 5.80	0.00 ± 0.00	13.10 ± 0.54	3.85 ± 0.08	5.24 ± 0.93	8.92 ± 3.67
18	100.11 ± 4.31	735.97 ± 6.84	40.44 ± 3.49	0.04 ± 0.01	23.61 ± 1.11	4.16 ± 0.05	3.28 ± 0.30	2.73 ± 1.02
19	107.50 ± 9.99	886.88 ± 7.26	50.01 ± 4.24	0.38 ± 0.04	52.00 ± 3.13	4.55 ± 0.07	1.64 ± 0.09	1.16 ± 0.21
20	141.17 ± 4.33	710.10 ± 6.16	38.40 ± 2.37	0.02 ± 0.00	20.03 ± 0.95	4.07 ± 0.05	3.70 ± 0.12	9.19 ± 0.86
21	140.65 ± 5.16	957.96 ± 10.37	31.65 ± 2.54	0.08 ± 0.01	29.38 ± 0.61	4.12 ± 0.05	1.91 ± 0.19	2.12 ± 0.66
22	92.54 ± 10.11	892.20 ± 37.71	56.36 ± 7.59	0.07 ± 0.03	28.58 ± 3.39	4.39 ± 0.07	3.89 ± 0.83	9.41 ± 5.14
23	97.31 ± 17.97	927.15 ± 20.84	81.68 ± 9.32	0.35 ± 0.04	55.19 ± 6.28	4.83 ± 0.09	2.80 ± 0.33	2.30 ± 0.84
24	50.92 ± 18.07	714.81 ± 16.89	60.98 ± 9.04	0.07 ± 0.03	26.35 ± 4.05	4.39 ± 0.13	4.53 ± 0.38	7.23 ± 1.87
25	127.63 ± 6.95	894.30 ± 7.73	60.95 ± 2.12	0.22 ± 0.03	39.27 ± 2.01	4.56 ± 0.02	2.95 ± 0.21	2.05 ± 0.50
全員	96.46 ± 31.16	820.93 ± 100.11	56.06 ± 26.49	0.17 ± 0.14	36.00 ± 14.11	4.39 ± 0.38	3.08 ± 1.12	3.76 ± 3.17

6.3.3 考察

前節の結果 1, 2 より, ATMT スコア, すなわち注意水準と心拍変動特徴量の水準は被験者によって個人差があり, 同一被験者でも日によって水準が変化し得ること, また逐次変化する注意水準と心拍変動特徴量の間には一定の相関があることが分かった. 後者の結果は, Duschek らの研究における [44], 個人間でも注意水準と心拍変動の間には相関があるという結果と整合する. よって心拍変動より, 4章で述べたように注意の変化だけでなく, 注意水準も逐次推定できる可能性が示された.

また, 2.2 節で述べたように, 心拍変動と注意変化の関係に個人差が見られることを考慮すると, 心拍変動特徴量の水準によって, 注意水準と心拍変動の関係も異なる可能性があると考えられる.

そこで, 心拍変動特徴量の水準によって, 注意水準と心拍変動特徴量の相関が変化し得るかを考察する. 表 6.2 における平均や標準偏差から分かるように, ATMT スコア (注意水準) や心拍変動特徴量はばらつきが大きく, 全てが正規分布に従っていると仮定することは難しいと考えられるため, 全被験者の ATMT スコア及び各特徴量について, 平均値と標準偏差に代わりノンパラメトリックな統計値である中央

表 6.3: 全被験者における ATMT スコア (注意水準) と心拍変動特徴量の相関

	Mean	SDNN	pNN50	RMSSD	CVI	CSI	LF	MF	HF	LF/HF
相関係数 r	-0.09	-0.79	-0.47	-0.48	-0.64	-0.40	-0.09	-0.07	0.09	-0.47
有意水準	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**

値 x_{median} と四分位範囲 x_{IQR} [90] を用いて式 (1) のように測定値 x を正規化済データ x' に変換した.

$$x' = \frac{(x - x_{median})}{x_{IQR}} \quad (6.1)$$

そして各窓における正規化済データについて, 中央値となる 0 以上のデータ (第 1 群) と, 0 未満のデータ (第 2 群) に分類した上で, 各特徴量・各群における ATMT スコアと心拍変動特徴量の相関を検討した. 結果を表 6.4 に示す.

表 6.4: 全被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量

	群	Mean	SDNN	pNN50	RMSSD	CVI	CSI	LF/HF
Mean	1	0.20	-0.87	-0.52	-0.60	-0.77	-0.68	0.65
	2	-0.06	-0.74	-0.48	-0.41	-0.62	-0.29	0.35
SDNN	1	0.34	-0.71	-0.20	-0.24	-0.50	-0.57	0.69
	2	-0.17	-0.45	-0.36	-0.31	-0.40	0.09	-0.12
pNN50	1	0.16	-0.82	-0.48	-0.58	-0.77	-0.71	0.68
	2	0.06	-0.74	-0.43	-0.26	-0.58	-0.41	0.42
RMSSD	1	0.11	-0.82	-0.48	-0.58	-0.78	-0.72	0.70
	2	0.08	-0.75	-0.34	-0.28	-0.59	-0.40	0.40
CVI	1	0.35	-0.77	-0.24	-0.33	-0.66	-0.68	0.73
	2	0.02	-0.64	-0.20	-0.13	-0.45	-0.30	0.25
CSI	1	-0.39	-0.81	-0.71	-0.72	-0.74	-0.11	0.40
	2	-0.07	-0.45	-0.36	-0.34	-0.45	-0.29	0.19
LF/HF	1	0.01	-0.42	-0.29	-0.26	-0.42	-0.32	0.26
	2	-0.31	-0.82	-0.66	-0.68	-0.74	-0.20	0.47

表 6.4 より, 被験者間のみならず, 心拍変動特徴量の水準によっても注意水準と心拍変動特徴量の相関が変化する可能性が示された. 例えば, SDNN は心拍変動全体の変動を表し, 副交感神経活動と正の相関を持つとされる特徴量であるが, SDNN が中央値以上のとき, LF/HF は ATMT スコアと正の相関を持つ傾向がある. しかし, SDNN が中央値以下の場合, 相関はほとんどないことが分かる. LF/HF が主に交感神経活動の指標として使われることを考慮すると, この結果は SDNN が示すよ

うに副交感神経活動が活性化している場合に、LF/HF がある程度高いこと、つまり同時に起こる交感神経活動は注意水準を高める可能性があるが、逆に SDNN が示すように副交感神経活動が活性化していない状態では、LF/HF がある程度高いこと、つまり同時に起こる交感神経活動が注意水準にほとんど影響を及ぼさないことを示唆している。この事象の一つの解釈として、前者が適度な緊張が起き易い状態、後者はそれが起き難い状態と解釈することができる。なお、このような特徴は SDNN 以外の特徴量でもみられることから、ある一特徴量の水準が顕著に影響される可能性と、全ての特徴量の水準、つまり心拍変動全体の水準が影響される可能性が考えられる。

以上より、本実験によって得られた考察をまとめる。

考察：心拍変動特徴量の水準により、注意水準と心拍変動特徴量の関係は変化する可能性がある。例えば、SDNN が中央値以上のとき、LF/HF は ATMT スコアと正の相関を持つ傾向があるが、SDNN が中央値以下の場合はその限りではない。そしてこのような特徴は、ある一特徴量の水準に顕著に影響される可能性と、全特徴量の水準に影響される可能性が考えられる。

6.4 注意水準の逐次推定手法

前節の結果より、注意水準と心拍変動の間には相関があることが分かった。また考察より、単一時間窓において算出される心拍変動特徴量の水準が類似していれば、注意水準と心拍変動特徴量の関係も類似している可能性が示された。そこで本節では、単一時間窓における推定対象ユーザの心拍変動特徴量を入力とし、それらを蓄積した事前データを用いて正規化した上で、事前データの一部を学習データとして用いることで、他ユーザと比較可能な注意水準を逐次推定する手法を提案する。提案アルゴリズムを図 6.2 に示す。

まず、あらかじめユーザ a より時間窓 t における ATMT スコアと RRI を同時に測定後、ATMT スコア Y_{a_t} と心拍変動特徴量ベクトル X_{a_t} をそれぞれ算出する。同様に、ユーザ a より他の複数の時間窓にて、さらに他の複数ユーザより複数の時間窓にて ATMT スコア及び各特徴量を算出する。算出後、算出された ATMT スコアと心拍変動特徴量ベクトルをそれぞれ結合し、ATMT スコアベクトル Y 、心拍変動特徴量ベクトル X とする。そして、 Y の中央値 Y_{median} と各特徴量の中央値ベクトル X_{median} 、ATMT スコアの四分位範囲 Y_{IQR} と各特徴量の四分位範囲ベクトル X_{IQR} を用いて Y 、 X をそれぞれ式 (1) によって正規化し、正規化済データベクトル Y' 、 X' を事前データとしてデータベースに蓄積する。

その上で、新たに着座作業中にユーザ a' から時間窓 t' における RRI を測定後、事前データと同様に時間窓 t' における特徴量ベクトル $X_{a'_t}$ を算出する。次に、 $X_{a'_t}$ を中央値ベクトル X_{median} 、四分位範囲ベクトル X_{IQR} を用いて正規化し $X'_{a'_t}$ とする。その後、以下の手法によって事前データより複数のデータを選択し、学習データベ

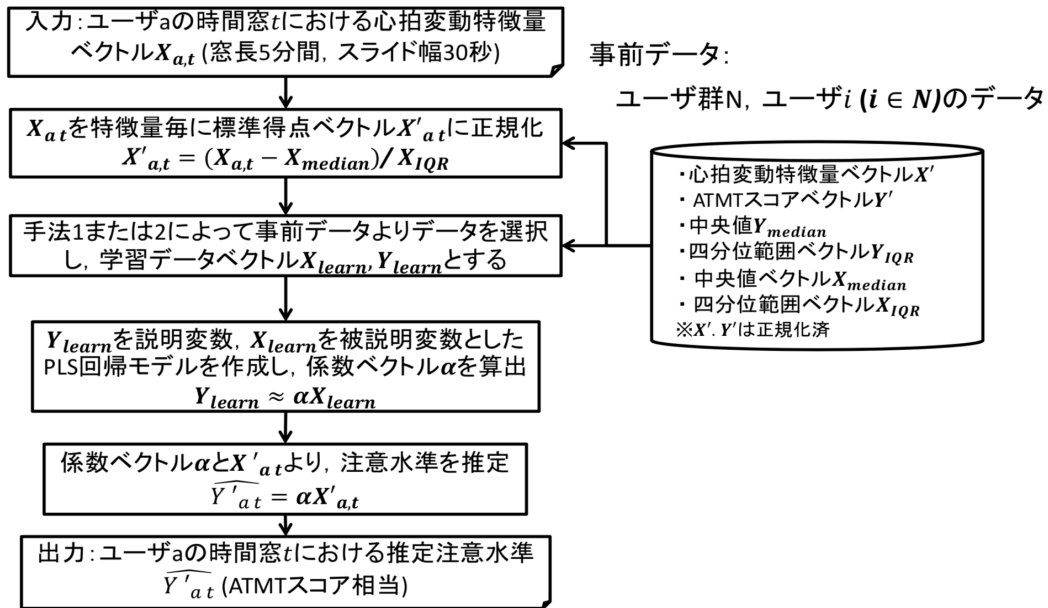


図 6.2: 提案手法

クトル Y'_{learn} と X'_{learn} とする. 事前データより学習データを選択する手法として, 前節の結果及び考察より, 次の手法を比較・検討することとした.

手法1: 結果2を踏まえ, 推定対象ユーザー以外のユーザーから測定した全ての事前データを学習データベクトルとする.

手法2: 考察より, ある一心拍変動特徴量の水準が類似するデータセット同士は, 心拍変動特徴量と注意水準の関係が近い可能性が考えられる. そのため, 任意の一心拍変動特徴量 s に対し, Just-in-Time モデリングまたは Lazy Learning と呼ばれる手法 [91] を用いて, 式(2)に示す X'_{a_t} と $X'_{a'_t}$ 間の距離 $dist_{sa_t a'_t}$ が近い事前データを k-NN 法によって選択し, 学習データベクトルとする. なお, 変数 $X'_{sa'_t}$, X'_{sa_t} はそれぞれ, $X'_{a'_t}$ または X'_{a_t} における特徴量 s の値とする.

$$dist_{sa_t a'_t} = |X'_{sa'_t} - X'_{sa_t}| \quad (6.2)$$

手法3: 考察より, 手法2とは異なり全ての心拍変動特徴量の水準が類似するデータセット同士は, 心拍変動特徴量と注意水準の関係が近い可能性が考えられる. そのため, 全ての心拍変動特徴量を対象とし, Just-in-Time モデリングの手法を用いて, 式(3)に示す全特徴量の平均距離 $dist_{a_t a'_t}$ が近い事前データを k-NN 法によって選択し, 学習データベクトルとする.

$$dist_{a_t a'_t} = E(|X'_{a'_t} - X'_{a_t}|) \quad (6.3)$$

以上で選択された学習データベクトル Y'_{learn} と X'_{learn} を用いて、式(4)のように係数ベクトル α を Partial Least Squares(PLS) 回帰 [75] を用いて算出する。PLS 回帰は、複数の説明変数間における多重線形性を回避しつつ、複数の説明変数を用いた回帰分析を可能とする手法である。なお、PLS 回帰における成分数選択にはオーバーフィッティングを回避するために Wold's R criterion [76] を用いることとし、 $R=1.0$ とした。

$$Y'_{learn} \approx \alpha X'_{learn} \quad (6.4)$$

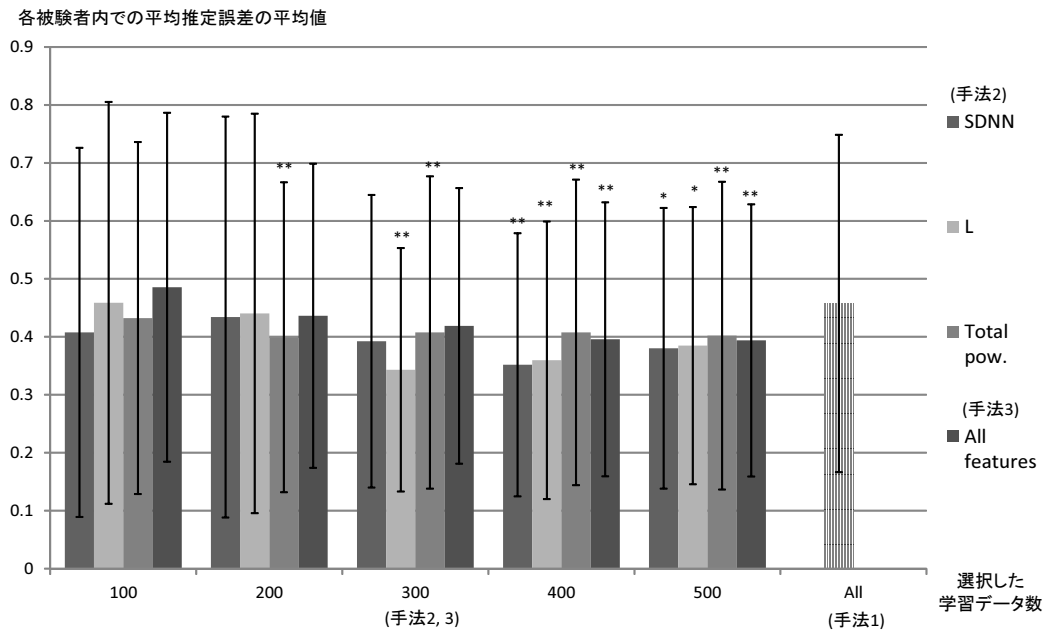
次に、算出した係数ベクトル α と、測定したユーザ a の特徴量ベクトル $X'_{a_t'}$ を用いて、以下の式(5)によって時間窓 t' における注意の推定値 $\hat{Y}_{a_t'}$ を算出する。2.2節で述べたように、注意水準と心拍変動特徴量の関係は被験者によって個人差がありうるため、ステップワイズ法等によって変数選択を行うことは難しいと考え、PLS 回帰に全ての特徴量を入力することとした。以上の手法により、時間窓 t' における、他ユーザと比較可能な注意水準の推定値 $\hat{Y}_{a_t'}$ を算出することができる。また、以降の時間窓における心拍変動特徴量ベクトル $X_{a_{t'+1}'}$, $X_{a_{t'+2}'}$ に対しても同様に提案手法を適用することで、注意水準を逐次推定することが可能となる。

$$\hat{Y}_{a_t'} = \alpha X_{a_t'} \quad (6.5)$$

6.5 評価

6.5.1 評価方法

3章の実験にて測定した被験者のべ31名のデータを用いて評価を行った。ある1名のデータを評価用の入力データ、残り30名のデータを事前データとし、各被験者における各時間窓の心拍変動特徴量データに対して提案手法を適用するクロスバリデーションを実施した。そして、ATMTスコアの実測値と提案手法での推定値の相関係数と、各被験者におけるそれらの推定誤差を評価指標とした。手法2, 3の事前データ選択におけるk-NN法のkは100, 200, 300, 400, 500でそれぞれ評価を行った。なお、心拍変動特徴量と注意水準にはそれぞれ個人差が存在するが [43] [44], 2.2節で述べたように、同一個人内においてはそれらの間に関係がある。さらに表6.2における被験者ID=2のように、2回の実験における注意水準と心拍変動特徴量が大きく変わらない被験者も存在する。このとき、もし2回実験を行った被験者の注意水準を心拍変動特徴量から推定する場合、同一被験者の別の日に実施した実験のデータを学習データとして用いると、当該被験者のみ推定精度が高くなることあり得る。そして、当該被験者は2回実験を実施しているため、そのように精度が高くなった結果がのべ2被験者分に及ぶと、全被験者の推定精度が本来の各被験者1回ずつ評価した場合と比較して不当に良くなってしまう可能性がある。このような結果を



**: $p < 0.01$, *: $p < 0.05$

(手法 1 における推定誤差との対応有 t 検定において)

図 6.3: 各被験者の平均推定誤差の平均値と標準偏差

防止するため、各被験者の評価においては、評価用データと同一被験者から測定されたデータは事前データから除外することとした (例えば、ID=3(2) の評価を行う際は、ID=3(1) のデータは事前データに含めない)。

6.5.2 評価結果

手法 1, 2(推定誤差が小さい一部特徴量のみ抜粋), 3 によって推定された結果として、各被験者における推定誤差 (平均 \pm 標準偏差) を図 6.3 に示す。なお、図 6.3 においては、手法 1 による推定誤差と他の手法による推定誤差をそれぞれ、被験者毎の対応がある t 検定で有意差検定を実施し、手法 1 の結果と比較して 5% 以上有意に誤差が減少した結果には*を、1% 以上有意に誤差が減少した結果には**を付与した。各被験者における推定誤差を表 6.5 にそれぞれ示す。また、最も誤差が小さくなった手法 2, 特徴量 L, $k=300$ における推定値と実測値をプロットしたものを図 6.4 に示す。加えて、注意水準の比較例として、ID=11 と 16 における、タスク開始 10 分後から 20 分後に算出される実測値、手法 2, 特徴量 L, $k=300$ における推定値、手法 3 における推定値を比較したものを図 6.5, 図 6.6, 図 6.7 にそれぞれ示す。

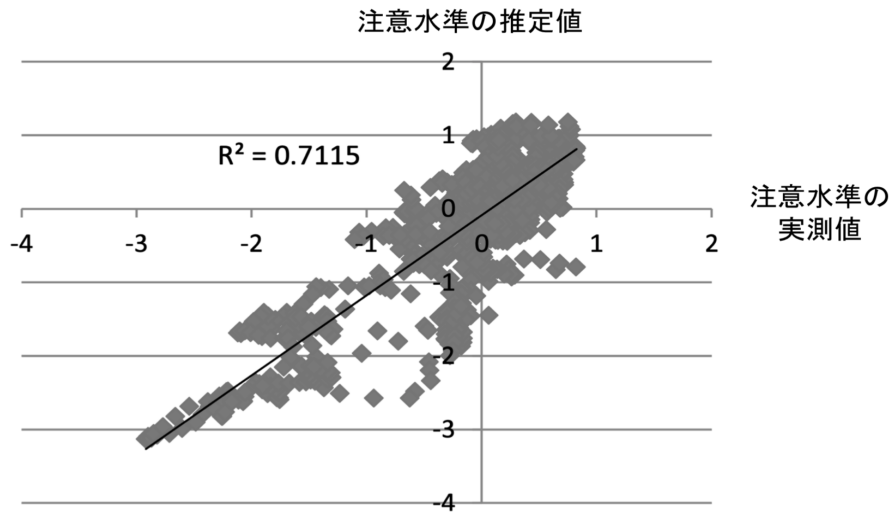


図 6.4: 全被験者の推定値と実測値 (手法 2, 特徴量:L, $k=300$)

6.5.3 考察

図 6.3 より, 全被験者のデータを用いた手法 1 と比較すると, 手法 2, 3 ($k \geq 300$) の方が, 精度良く ATMT スコア, すなわち注意水準を推定できていると考えられる. 特に, 手法 2 ($k = 300, 400$) においては特徴量 SDNN, L, Total pow. の距離が近いデータを学習データとして選択することで, 手法 1 による結果と比較して有意に推定誤差を減らせることが分かる.

また表 6.5 より, 手法 2 において L や SDNN を基に特徴量を選択することで, 多くの被験者において手法 1 や 3 より精度良く推定出来ることが分かる. なお, SDNN, L, Total pow. はいずれも, 特定周波数帯ではない RRI 全体の変動を示す特徴量である. つまり, 前節表 6.4 で示唆されたように, 心拍変動と注意水準の関係は RRI 全体の変動の類似性と関係があり, RRI 全体の変動を表す特徴量の類似性に基づいて学習データを選択することで, 注意水準の推定精度が向上することが分かる. 一方で, 例えば ID=7 のように, 手法 1 の方が推定誤差が小さい被験者も見られる. 今後精度をより向上させるためには, 各被験者の特徴に応じて学習データ数を決定する必要があると考えられる.

加えて, 図 6.4 より, 最も誤差が小さくなった手法 2, 特徴量 L, $k=300$ における推定値は実測値と高い相関 ($r = 0.84$) を持つことが分かる. なお, ATMT で測定した注意水準をセンサデータより推定した研究は 4 章で述べた研究以外に見当たらないが, 注意低下が精神疲労と定義されることを考慮すると, 八谷らによる 5 種類のバイタルセンサを用いた主観的疲労感推定 [41] が本研究と類似していると考えられる. そして, 当該研究における, 推定値と実測値の相関係数 r は 0.58 程度であり, 提案手法は類似している従来研究以上の精度水準で, 注意水準を推定できたといえる.

次に, 図 6.5, 図 6.6, 図 6.7 に着目する. 図 6.5 を見ると, タスク中被験者 ID=11, 16

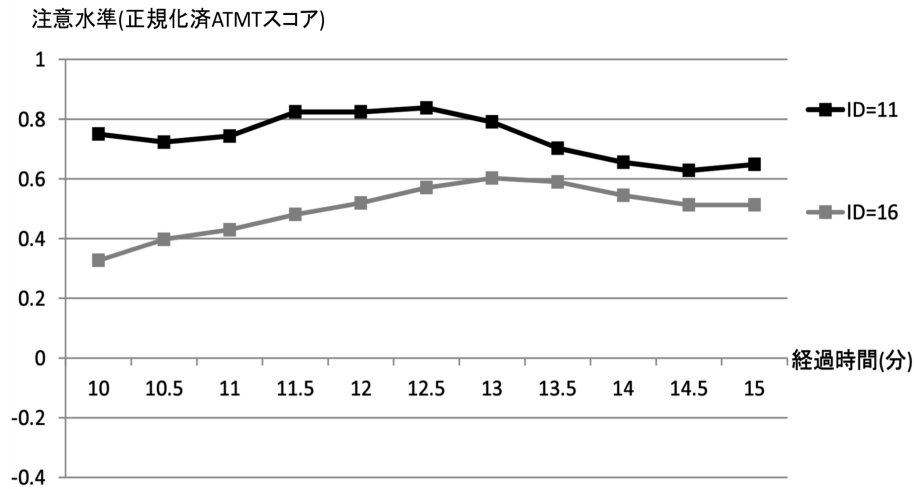


図 6.5: 2 被験者 (ID=11, 16) の比較例 (実測値)

より実測した注意水準はそれぞれ0.6から0.8, 0.3から0.6程度であること, ID=11の方が実際の注意水準が高かったことが分かる. しかし, 手法1において推定された注意水準である図6.6を見ると, 手法1によって推定した結果ではタスク開始10分後から11分後まではID=11よりID=16の方が注意が高く, また12分後よりID=16の注意が実測値と比較して大きく低下してしまうことが分かり, 実測値とかい離していること, またID=11と16の能力の比較結果も10分後から11分後では実測値と異なってしまうことが分かる. 一方で, 手法2において推定された注意水準である図6.7を見ると, 被験者ID=11, 16の実測した注意水準はそれぞれ0.7から0.8, 0.3から0.7程度と実測値に近く, また能力の比較結果も実測値と一致することが分かる. 以上のように, 手法2によって特徴量間の距離に基づいて学習データを選択することで, 推定精度を向上させることができ, 能力比較を正しく行えるようになることが分かる.

ところで, 表6.5に示したように, 手法2, 3いずれにおいても, 手法1と比較して推定誤差がほとんど改善しない被験者が1名見られた(ID=23). 原因として, この被験者には他の被験者に見られたような, 心拍変動と注意水準の関係が見られなかった可能性が考えられる. 本章でこのような被験者は1名だけであったが, 今後同様に推定が困難な被験者が一定数存在するのか, 被験者を増やしつつ検証する必要がある.

以上より, 本章にて提案した注意水準の逐次推定手法によって, 心拍変動より他ユーザと比較可能な注意水準を高い精度水準で逐次推定できるようになったといえる.

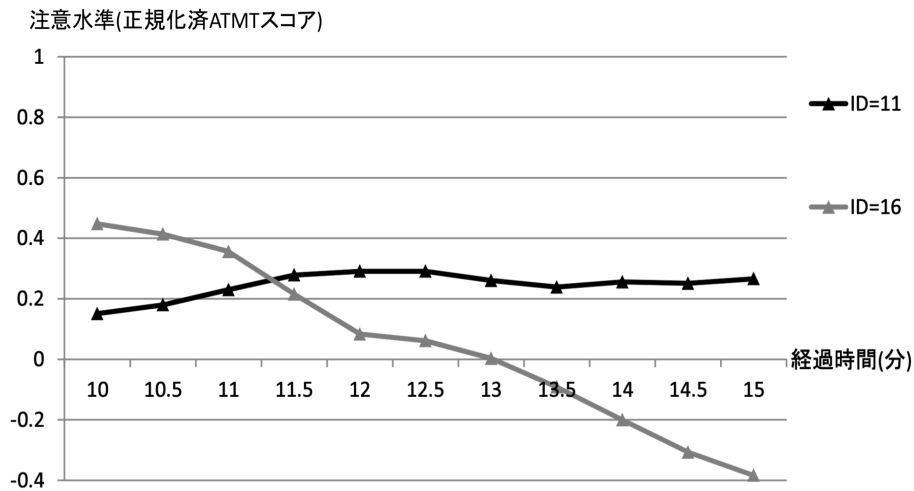


図 6.6: 2 被験者 (ID=11, 16) の比較例 (手法 1 での推定値)

6.6 結言

本章では、オフィスワークをはじめとする知的労働者の注意水準を、検査等による作業中断を伴わず、また多数のセンサを用いることなく低侵襲に逐次推定する方法を検討した。実験を通じて、注意水準と心拍変動の特徴及びそれらの関係を明らかにした上で、単一時間窓において測定した心拍変動より、他ユーザと比較可能な注意水準を逐次推定する手法を提案した。結果、以下の知見が得られた。

- 1 心拍変動特徴量と注意水準の間に相関があり、かつそれは心拍変動特徴量のうち、RRI 全体の変動を表す特徴量の水準によって変化し得る。
- 2 1 の知見を用いた注意水準の逐次推定手法を実測したデータに適用することで、推定対象ユーザから単一時間窓 (5 分間) において測定・算出した心拍変動特徴量より、他ユーザと比較可能な注意水準を高い精度水準 (実測値との相関係数 $r = 0.84$) で逐次推定可能となる。

以上の知見を応用することで、作業中の知的労働者に対し、彼らの注意水準を低侵襲に逐次推定した上で、その結果を逐次フィードバックし、他ユーザと比較して過負荷な状態である場合はその旨を知らせるといった特性理解を支援することができる。その結果例えば分担を変更するといった他者と協力した行動変化を促すことができるようになり、知的労働者の生産性向上と過労防止への貢献が期待できる。

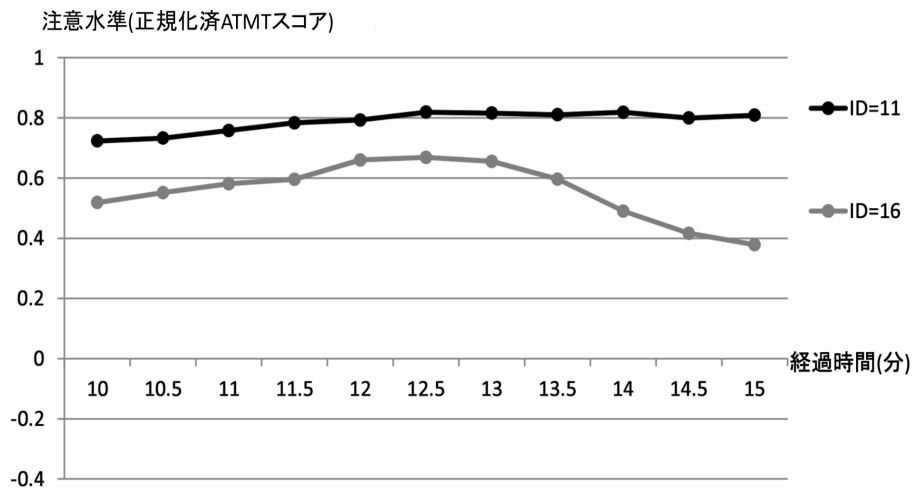


図 6.7: 2 被験者 (ID=11, 16) の比較例 (手法 2, 特徴量 L, $k=300$ での推定値)

表 6.5: 各被験者における平均推定誤差

手法 k 特徴量	1		手法 2		3
	- All data	300 L	400 SDNN	400 L	500 All
1(1)	0.922	0.634	0.614	0.625	0.840
1(2)	0.227	0.391	0.344	0.575	0.394
2(1)	0.562	0.229	0.298	0.416	0.273
2(2)	0.363	0.179	0.287	0.380	0.285
3(1)	0.165	0.239	0.302	0.266	0.254
3(2)	0.455	0.325	0.315	0.323	0.285
4(1)	0.813	0.525	0.446	0.541	0.797
4(2)	0.653	0.467	0.410	0.441	0.539
5(1)	0.578	0.392	0.515	0.470	0.546
5(2)	0.348	0.176	0.169	0.165	0.225
6(1)	0.385	0.662	0.748	0.686	0.518
6(2)	0.217	0.219	0.122	0.099	0.097
7	0.100	0.241	0.358	0.167	0.111
8	0.122	0.186	0.151	0.126	0.237
9	0.461	0.279	0.429	0.266	0.388
10	0.143	0.176	0.099	0.152	0.103
11	0.504	0.049	0.099	0.053	0.320
12	0.615	0.583	0.531	0.615	0.447
13	0.302	0.347	0.272	0.207	0.218
14	0.600	0.286	0.180	0.167	0.379
15	0.308	0.285	0.253	0.280	0.422
16	0.496	0.207	0.293	0.300	0.459
17	0.126	0.187	0.119	0.138	0.159
18	0.350	0.254	0.250	0.266	0.257
19	1.190	0.644	0.551	0.596	0.860
20	0.356	0.463	0.633	0.659	0.350
21	0.276	0.273	0.271	0.277	0.443
22	0.477	0.167	0.184	0.174	0.357
23	1.202	1.060	1.135	1.156	1.016
24	0.766	0.416	0.465	0.454	0.567
25	0.102	0.097	0.060	0.103	0.061
平均	0.458	0.343	0.352	0.359	0.394
標準偏差	0.291	0.210	0.227	0.240	0.235

第7章 心拍変動を用いた注意変化の予測

本章では、心拍変動に基づく注意変化の予測手法を検討する。4, 6章で提案した手法では、労働中の注意変化傾向や、他社と比較可能な注意水準を逐次把握できるようになったが、実労働環境における行動変化を考慮すると、ユーザにとっては注意が低下することを事前に予期し、生産性が低下する前に休憩するといった、プロアクティブな行動変化がとれるようになることが望ましい。本章ではそのような課題を解決するため、心拍変動を用いた注意変化の予測手法を提案する。本章で得られた成果は次のとおりである。(1) 健常者45名で実施した被験者実験の結果より、PCを用いた作業における過負荷が原因と考えられる注意低下前には、ある特定の傾向をもった心拍変動の変化が見られる。(2) Support Vector Machine(SVM)と主成分分析(Principal Component Analysis: PCA)を組み合わせることで、心拍変動より84.4%の精度で注意低下を予測できる。(3) 予測精度が高い被験者と低い被験者の間で、心拍変動の有意な差分が見られた。本成果を応用することで、新たに生産性が低下する前の休息や分担変更といった、ユーザのプロアクティブな特性把握と行動変化を支援できるようになると考えられる。

7.1 緒言

4章では、心拍変動を用いた注意変化の推定手法、6章では心拍変動を用いた他者と比較可能な注意水準の逐次推定手法を提案し、その手法の有効性を明らかにした。しかしながら、実労働環境において、ユーザは自身の注意が低下したことを察知し、特性を把握してから行動を変化させるケースの他に、このままだと注意が低下するであろうと予測した結果を元に生産性が低下する前に休憩などを行いたいケースがあると考えられる。このようなケースが実現できることは、ユーザは実際に自身の注意が低下するといった現象が起こる前に自身の特性を予測できるようになり、プロアクティブな行動変化が実現できるようになるため、価値が高いと考えられる。実際、心拍変動から様々な人の状態変化、具体的には業務中 [92] や自動車運転中 [64] の眠気、てんかん発作 [93] といった現象を予測する技術は提案されてきたため、心拍変動を用いて人の状態変化を予測するアプローチは妥当かつ一般的であるといえる。しかしながら、注意変化を予測する技術については未だ提案されていない。

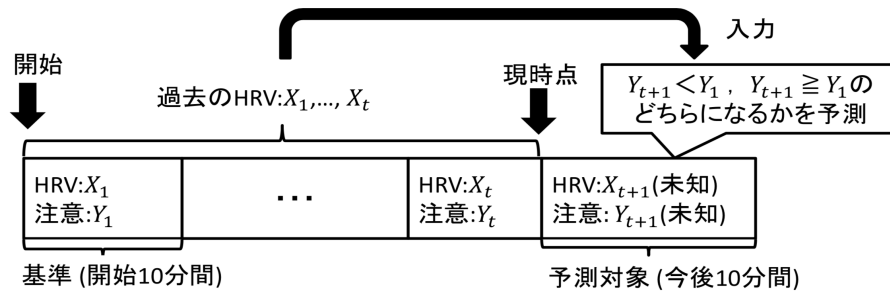


図 7.1: 提案方法論に基づく提案技術の全体像

そこで本章では，日常生活の労働における特性の予測に基づくプロアクティブな行動変化を実現するため，心拍変動を用いた特性の予測手法を検討する．具体的には，現時点より 10 分間といった近い未来時点において，ある基準時点と比較して注意が低下したか否かを，過去の心拍変動から予測することを目指す．本章で目指す手法の全体像を図 7.1 に示す．全体像の実現性を明らかにするため，本章ではまず被験者実験を実施することで，心拍変動による注意変化の予測可能性を明らかにする．次に，実験結果を元に注意変化の予測手法を提案し，実測データを用いて手法の評価及び考察を行う．

本章における提案方法論に基づく推定技術の全体像を図 7.2 に示す．本章では提案方法論におけるモデル F は非線形モデルを含む分類器を想定する．

7.2 実験

7.2.1 目的

本実験の目的は，主観的疲労感と客観的注意の乖離について把握した上で，過去の心拍変動と，基準時点と比較した近い将来時点 (今後 10 分間) の注意変化の間の関係を明らかにすることである．なお，本実験手順は NTT サービスエボリューション研究所ネットワークロボット & ガジェットプロジェクト倫理委員会の承認のもと，実施された．

7.2.2 被験者

被験者は疾病や服薬がない，25 歳から 49 歳までの健康な男性 50 名とした．女性の場合，月経周期が心拍変動に影響を及ぼすという報告 [95] もあるため，被験者には含めなかった．実験前，全被験者へ書面にて実験目的と手順について説明し，全員から同意を得た．

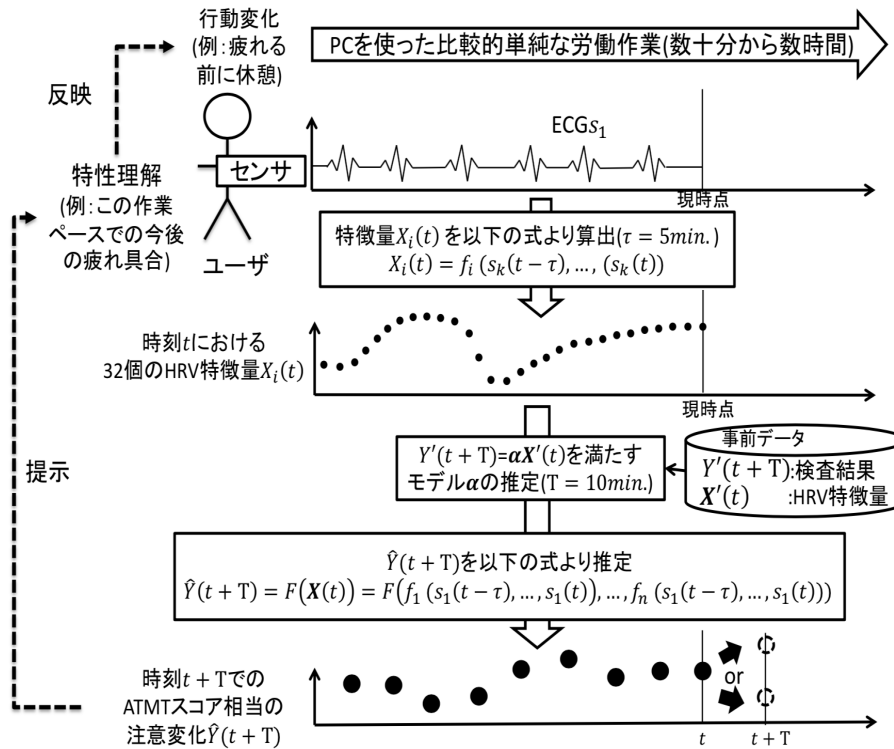


図 7.2: 提案技術の想定適用例

7.2.3 実験ツール

心電位の計測には、Biopac System 社の BN-RSPEC2 ECG transducer と MP150 [67] を用いた。

被験者には精神労働を模擬したタスクと注意の測定を兼ねて、ATMT を実施してもらった。

また、ATMT による負荷を把握し、過負荷による注意低下点を把握するため、ATMT 開始前と合間に柴田科学社製 DF-1 フリッカー検査器 [94] を用いてフリッカー検査を実施した。同時に、注意に関する主観的指標である疲労感と客観的指標である ATMT スコアの関係性を把握するため、フリッカー検査と同時に VAS(Visual Analog Sale) 法による主観的疲労感の測定を実施した。

7.2.4 フリッカー検査

フリッカー検査はフリッカー値 (Critical Fusion Frequency, 以下 CFF) を測定する検査である。CFF は人が認知できる光の点滅の周波数と定義され、一般に過労などによって CFF は低下するとされている。CFF を測定する際、被験者は本研究で用いた DF-1 のような検査器を覗き込み、内部で高速点滅する光源を見る。光源の点

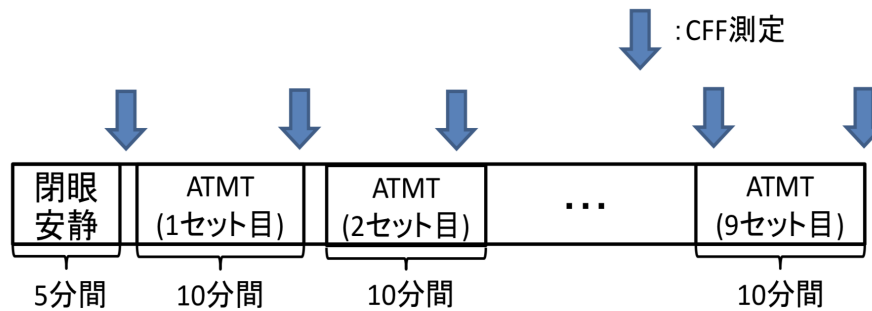


図 7.3: 実験手順

滅周波数は徐々に遅くなるため、被験者は光が常時点灯ではなく、点滅していると認知した瞬間にボタンを押す。その際の点滅周波数が CFF となる。

古くから CFF は、労働における精神疲労の計測手段として利用されており [60]、近年はスマートフォンアプリで簡易に測定できる手法も提案されている。これまでは一般に、労働前の CFF 基準値から 5% 下回った場合、疲労状態と判断されてきた [96]。しかしながら、CFF 自体は個人差や測定における結果のばらつき、明るさといった周辺環境の影響もあるため、必ずしも各個人の精神疲労を精度よく測定できる方法とはいえないと考えられる。本研究では CFF を、ATMT の前と、ATMT を複数セット繰り返す合間に測定し、全員の CFF の平均変化率を取った上で、何セットの ATMT が人を過負荷状態にするといえるかを判断する手段として利用する。言い換えると、基準時点である開始前と比較した際に何セット目以降の ATMT スコアの低下が、過負荷による注意低下と判断でき、予測すべき対象になるかを判断するために CFF を測定する。

7.2.5 実験手順

まず、全ての被験者には実験開始 1 時間前より飲食を控えてもらった。

図 7.3 に本実験の手順を示す。最初に直前の行動による心拍変動の変化や精神疲労の影響を除去するため、被験者に椅子に座ってもらい、5 分間閉眼安静を保ってもらおう。その後、フリッカー検査と主観的疲労感の計測を実施する。フリッカー検査後は心電位センサを装着し、心電位を測定しながら、10 分 1 セットとなる ATMT を、フリッカー検査と主観的疲労感計測を挟んで計 9 回実施してもらおう。最後にフリッカー検査と主観的疲労感計測を実施後、センサを取り外す。なお 1 回のフリッカー検査では 5 回 CFF を測定し、その平均値を CFF とした。

表 7.1: 算出した特徴量

名称	説明
Mean	RRI の平均値
SDNN [17]	RRI の標準偏差
CVNN [17]	RRI の変動係数
pNN50 [17]	隣接 RRI の差が 50msec を超えた比率
RMSSD [17]	隣接 RRI の差の二乗平均平方根
L [70]	ローレンツプロットにおける長辺成分
T [70]	ローレンツプロットにおける短辺成分
CVI [70]	$\log_{10}(L \times T)$
CSI [70]	L/T
LF [71]	低周波成分 (0.04Hz~0.08Hz) における総パワー
MF [71]	中周波数成分 (0.08Hz~0.15Hz) における総パワー
HF [17]	高周波数成分 (0.15Hz~0.40Hz) における総パワー
LF/HF	$(LF+MF)/HF$
HF ratio	$HF/(LF+MF+HF)$
HF peak pow.	HF におけるピーク周波数帯のパワー
HF peak freq.	HF におけるピーク周波数

7.2.6 データ分析

4, 6 章と同様, 各 ATMT のセット中の心電位より Biopac System Acqknowledge ソフトウェアを用いて RRI を算出したあと, ウィンドウ幅 300 秒, スライド幅 30 秒で 17 種類の心拍変動特徴量を算出した. 算出した特徴量の一覧を表 7.1 に示す. そして, 各セット中の心拍変動特徴量ごとの平均値を, そのセットでの ATMT 特徴量とした, ATMT スコアは各セット中の ATMT の正解数とした.

なお, RRI 算出にあたっては 500ms 未満または 1300ms を超える RRI はノイズとして除去した. さらに心拍変動特徴量算出にあたっては, 次数 32 [73] のユールウォーカー法 [72] を用いてスペクトル解析を実施した.

7.2.7 結果

心拍変動

被験者 5 名のデータには心電位に多数のノイズが認められたため, データ分析から除外した. そのため, 今後の検討は残り 45 名のデータを用いることとする.

図 7.4, 7.5 に, 各 ATMT セットでの全被験者の RRI mean と SDNN の平均値と標準偏差をそれぞれ示す. 図より, RRI mean と SDNN は ATMT セット数が増える

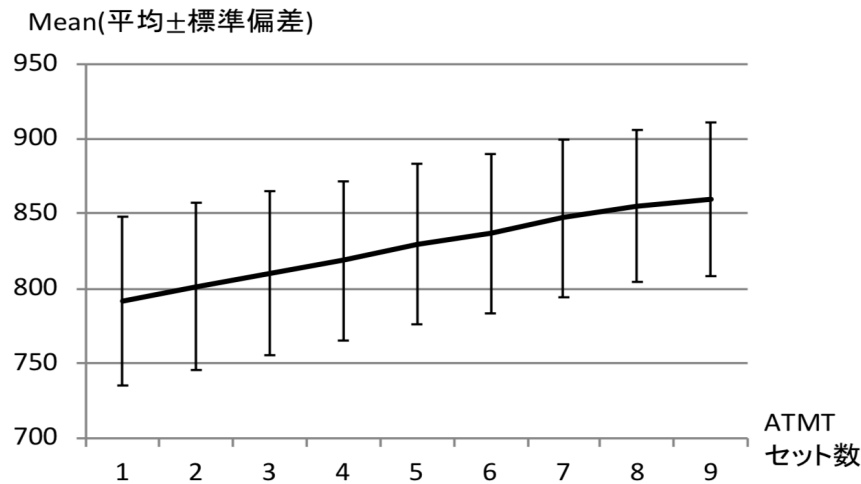


図 7.4: 全被験者の RRI mean の変化 (平均 ± 標準偏差)

と増加していく傾向にあることがわかる。

CFF

図 7.6 に、各 ATMT セットでの全被験者の CFF の平均値と標準偏差を示す。図より、CFF は ATMT セット数が増えると低下していく傾向にあることがわかる。

ATMT スコア

図 7.7 に、各 ATMT セットでの全被験者の ATMT スコアの平均値と標準偏差をそれぞれ示す。図より、ATMT スコアは一定の変化傾向が見られず、個人が大きいことがわかる。

ATMT スコアと主観的疲労感

VAS 法による主観的疲労感と ATMT スコアに対し、各被験者のデータをそれぞれ最大値=1、最小値=0 に正規化後、t セット目の ATMT スコアと、t セット目の ATMT 直前に計測した主観的疲労感の相関を検討した。図 7.8 に、各被験者における相関係数を示す。なお、*が 5% 有意となった被験者である。

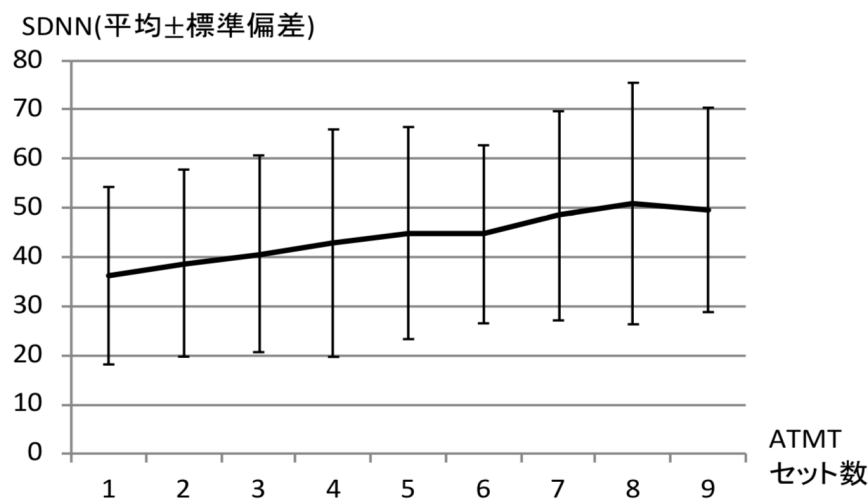


図 7.5: 全被験者の SDNN の変化 (平均 ± 標準偏差)

7.2.8 考察

主観的疲労感と ATMT スコア

図 7.8 より、主観的疲労感と ATMT スコア、すなわち注意との相関は必ずしも高くない上、むしろ有意な逆相関となっている被験者も見られることが明らかになった。よって、主観的疲労感は実際の注意低下と乖離していることがあり得るため、主観的な判断による行動変化が、ユーザ自身の心身にとって必ずしも良い結果に繋がるとは限らず、行動変化のためにはやはり客観的な検査結果相当の注意を把握する必要があることがわかる。

CFF と ATMT スコア

図 7.6 からわかるように、10 分間の ATMT を 5 セット繰り返した後、初めて平均 CFF が開始前と比較して 5 % 以上低下したことが分かった。そのため、10 分間の ATMT を 5 セット繰り返すことが、被験者にとって過負荷になったといえる。また図 7.7 からわかるように、ATMT スコアの平均値は特定の傾向がなく、過負荷となっても ATMT スコアが低下するか否かは個人差が大きいと考えられる。よって以下、基準となる 1 セット目の ATMT スコアと比較した際の ATMT6 セット目以降の ATMT スコアの低下を、予測すべき注意低下と定義する。

予測可能性

本節では、心拍変動特徴量から 6 セット目以降の ATMT スコアが 1 回目のスコアより低下したか否かを予測できるかどうかを検討する。4, 6 章では、ATMT スコ

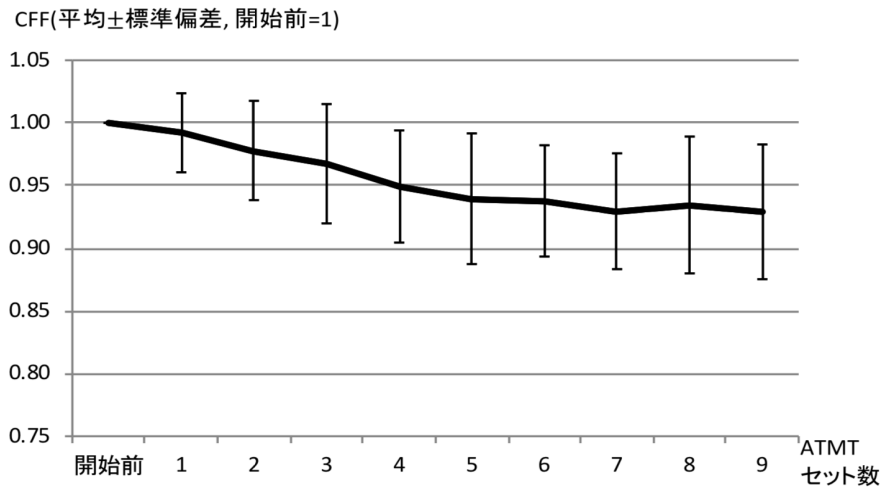


図 7.6: 全被験者の CFF の変化 (平均 ± 標準偏差)

アの変化やその水準は心拍変動特徴量から推定できることを明らかにした。加えて、年齢や作業時間の長さも、注意の変化に寄与することがいくつかの研究で示唆されている [97] [98]。そのため、計 36 種類の特徴量を用いて ATMT スコア、すなわち注意の低下の予測可能性を検討する。用いる特徴量は、被験者の年齢 (25-29, 30-34, 35-39, 40-44, 45-49 歳の 5 クラス)、推定対象となる ATMT のセット数 t 、 $t-1$ セット目の ATMT における心拍変動特徴量、1 セット目と $t-1$ セット目の各心拍変動特徴量の差である ($t = 5, 6, 7, 8$)。以下、 t セット目での特徴量を $(Featurename)_t$ 、1 セット目と t セット目での特徴量の差を $\Delta(Featurename)_t$ とあらわす。たとえば、 t セット目での特徴量 SDNN は $SDNN_t$ 、1 セット目と t セット目での SDNN の差を $\Delta SDNN_t$ とする。

次に、 t セット目の特徴量について、 $t+1$ セット目での ATMT スコアが 1 セット目と比較して低下したか否かの 2 クラス間で有意差があるか、Welch の t 検定を用いて検討する。表 7.2 に 2 クラス間の主な特徴量 (心拍変動では時間領域特徴量として N , $mean$ と $SDNN$ 、幾何領域特徴量として CVI と CSI 、周波数領域特徴量として LF/HF) の平均値、標準偏差と有意差をそれぞれ示す。表 7.2 より、多くの特徴量において有意差があり、複数の特徴量を用いることで ATMT スコアの低下を予測できる可能性があると考えられる。具体的には、注意が低下したクラスにおける $Mean$, $SDNN$, CVI , $\Delta SDNN$ および ΔCSI は、そうでないクラスと比較して大きく、 N は有意に大きいことがわかる。 $Mean$ や $SDNN$, CVI が副交感神経活動を反映するとされていることを考慮すると、活発な副交感神経活動や活動の活性化が、注意の低下と関係すると考えられる。これは Pattyn らによる、“Vigilance task” といわれる注意力を凶るタスクにおける成績の低下が副交感神経活動の活性化によって引き起こされるとした研究成果と一致する [99]。他方、 CSI は交感神経活動を反映するとされていることを考慮すると、交感神経活動の活性化もまた注意の

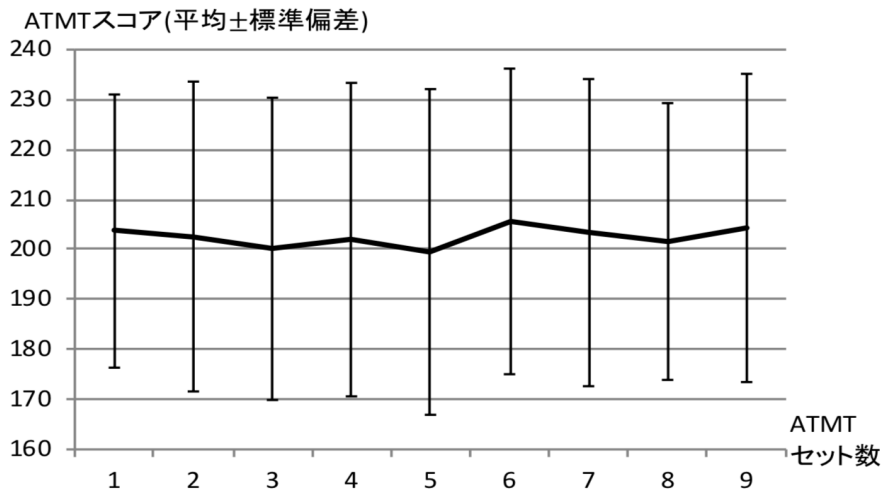


図 7.7: 全被験者の ATMT スコアの変化 (平均 ± 標準偏差)

低下と関係していると考えられる。これは研究は Grier らによる，“Vigilance task”において交感神経活動の活性化と関連する過負荷 (overload) の方が，副交感神経活動の活性化と関連する負荷不足 (underload) よりも強く成績低下に関与するとした結果と一致する [100]。よって，心拍変動特徴量から注意低下を予測する際は，交感神経活動，副交感神経活動の両方を反映する特徴量を同時に考慮する必要があると考えられる。そして，厳密な脳のメカニズムは functional MRI などの脳計測が必要となるが，注意低下はおそらく，負荷不足を反映する活発な副交感神経活動とその活性化，及び交感神経活動の活性化と関連して発生すると考えられる。

7.2.9 課題

実験結果を考察した結果，心拍変動特徴量をはじめとする複数の特徴量が注意低下の予測に役立つと考えられる。しかしながら，一般に心拍変動特徴量間には相関関係が存在するため多重共線性を持ち，かつ加齢も心拍変動と関連するとされている。さらに，心拍変動特徴量は心電位測定時に生じたノイズにも影響を受けることが懸念される。よって，注意低下を予測するためには，特徴量間の多重共線性を回避し，なおかつ測定時のノイズに影響されにくい予測手法を実現することが課題となる。

7.3 提案手法

本節では，上述した特徴量を用いて注意低下を予測する手法を提案する。図 7.9 に提案手法の予測フローを示す。

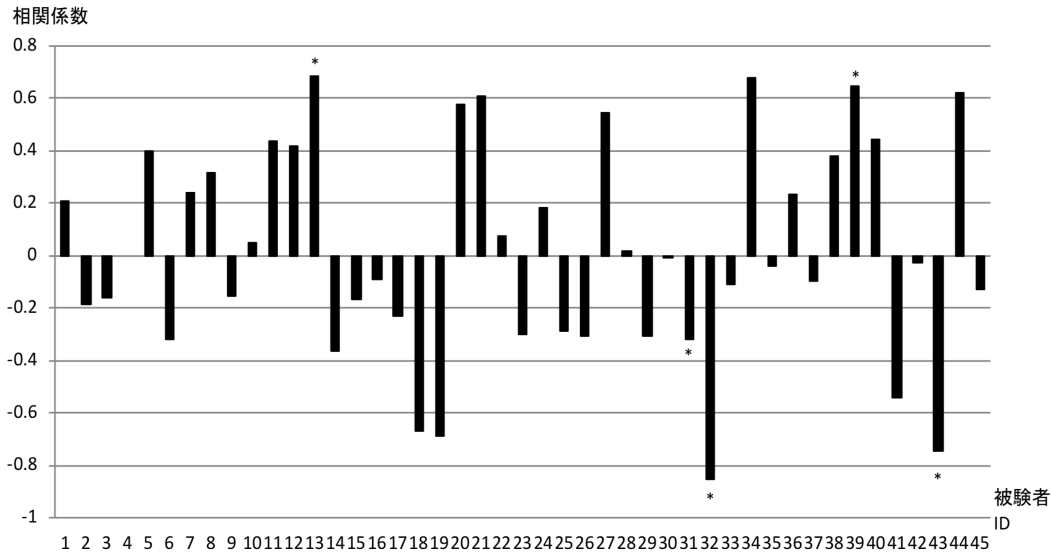


図 7.8: 各被験者の ATMT スコア (t セット目) と主観的疲労感 (t セット目直前) の相関係数

表 7.2: 特徴量の 2 クラス間での統計値と有意差

クラス	統計量	N	$Mean$	$SDNN$	CVI	CSI	LF/HF	ΔN	$\Delta Mean$	$\Delta SDNN$	ΔCVI	ΔCSI	$\Delta LF/HF$
低下あり	平均	341.583	886.679	51.573	4.339	2.982	2.106	-18.460	48.004	13.482	0.215	0.532	0.836
	標準偏差	49.969	148.503	23.190	0.378	0.982	1.882	13.908	35.196	13.139	0.230	0.723	1.198
低下なし	平均	373.795	801.276	43.266	4.181	3.069	1.876	-25.131	52.339	8.562	0.207	0.155	0.408
	標準偏差	49.995	123.724	19.144	0.358	0.917	2.047	20.343	40.978	11.132	0.274	0.853	1.568
	t-test		**	**	**	**	n.s.	n.s.	*	n.s.	**	n.s.	**

** : $p < 0.05$, *** : $p < 0.01$

予測前に、あらかじめ複数の被験者より学習データを計測し、予測モデルを構築する。はじめに、モデル作成のための学習データセットを準備する。学習データセットは、ATMT t セット目 ($t = 5, 6, 7, 8$) における、最大値 1、最小値 0 に正規化した特徴量 X のベクトル X'_t 、低下したか否かの 2 値をとる ATMT1 セット目と比較した $t + 1$ セット目の ATMT スコア変化ベクトル Y'_{t+1} 、各特徴量の最大値 X'_{max} と最小値 X'_{min} からなる。その後、主成分分析 (Principal Component Analysis: 以下 PCA) [101] を用いて、変換ベクトル h を用いて特徴量ベクトル X'_t を X'_{t*} へ変換する。そして、説明変数を X'_{t*} 、被説明変数を Y'_{t+1} として、モデルとなる分類器 F を構築する。モデル作成手法については後述する。

予測モデルを構築後、新たに測定された他ユーザの ATMT t セット目における特徴量ベクトル X_t を入力し、 t セット目における ATMT スコア、すなわち注意の低下の有無を予測する。まず、学習データセットに含まれている X'_{max} および X'_{min} を用いて、 X_t を X_{tnorm} へ正規化する。次に、学習データセットにおける PCA で用いた h を使い、 X_{tnorm} を X_{t*norm} へ変換する。最後、構築した分類器 F に X_{t*norm} を入

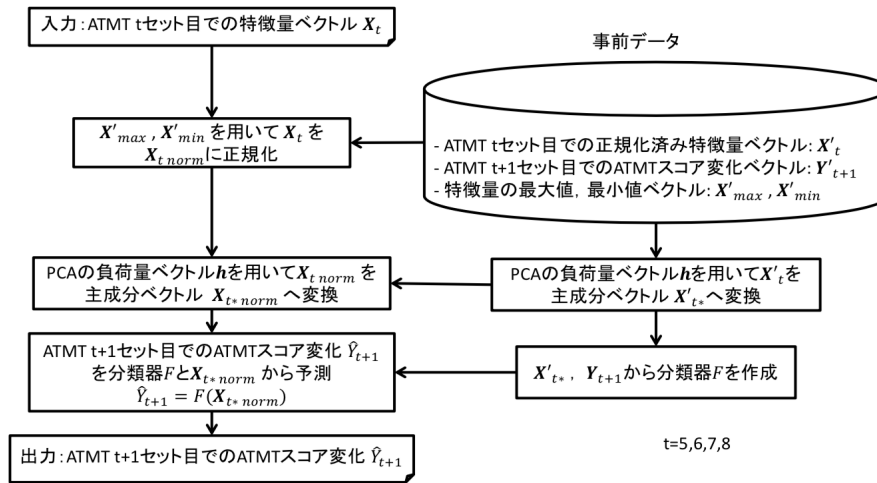


図 7.9: 提案手法

かし, t セット目における ATMT スコアの低下 Y_{t+1}^{\wedge} を予測する.

$$Y_{t+1}^{\wedge} = F(X_{t*norm}) \quad (7.1)$$

7.4 評価

7.4.1 評価方法

提案手法を評価するため, 2 節で述べた実験で 45 名から実測したデータを用いた. 分類手法には多数の特徴量に対応しかつ多重共線性に強いとされる, Support Vector Machine(SVM) [102] と Random Forest(RF) [103] を適用し, 比較した. 加えて, PCA の効果を検証するため, PCA の適用有無でも結果を比較した. なお PCA における主成分数 r は, 累積寄与率が 0.9 を超えた時点での主成分数とした.

予測精度評価のため, 実測データに対して One-Subject-Out-Cross-Validation を適用した. これはある 1 名のデータに対し, 残り 44 名のデータを用いてモデルの構築と予測を行う方法である. 精度の評価には, 正解率, 適合率, 再現率, F 値の 4 指標を用いた. なお SVM におけるカーネルの種類 (RBF または線形カーネル) およびそれらのパラメタ (RBF カーネルにおける C と γ , 線形カーネルにおける C) は $10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}, 1, 10^2, 10^3, 10^4, 10^5$ の範囲から平均二乗誤差を最小化するよう 3-Fold によるグリッドサーチを行い, 決定した. 同様に RF における推定器の数および最大特徴量数は, RF のみの場合 2 から 15, RF と PCA の場合は 2 から 8 の範囲の整数で, 平均二乗誤差を最小化するよう 3-Fold によるグリッドサーチにより決定した.

7.4.2 結果

表 7.3 に、全被験者データに対する各パターン (SVM/RF, PCA 有無) での評価結果を示す。表 7.3 より、SVM と PCA を組み合わせた手法 (SVM+PCA) が最も精度が高いことがわかる。表 7.4 に、SVM と PCA, および RF と PCA を組み合わせた手法 (RF+PCA) における被験者ごとの評価結果をそれぞれ示す。

表 7.3: 全被験者に対する評価結果

	正解率 (%)	適合率	再現率	F 値
SVM	60.0	0.563	0.733	0.636
SVM+PCA	84.4	0.926	0.733	0.818
RF	57.8	0.558	0.558	0.558
RF+PCA	63.9	0.615	0.651	0.633

7.4.3 考察

全被験者に対する予測結果

表 7.3 で示された結果より、SVM と PCA を組み合わせた手法が最も精度が高いことがわかる。これは心拍変動特徴量を用いた予測において、SVM と PCA は共に精度向上に寄与していることを示唆している。加えて、表 7.4 でも示したように、SVM + PCA, RF + PCA の結果を比較した場合、大部分の被験者に対しても SVM + PCA の方が高い精度で予測できていることがわかる。

上記の結果が得られた理由を考察する。まず、なぜ RF が SVM より精度が低いかを明らかにするため、表 7.5 に RF, RF + PCA の各手法において因子負荷量が高い特徴量トップ 10 を、その平均値と標準偏差とともに示す。なお、RF + PCA における各特徴量の寄与率は、RF における因子負荷量と PCA における主成分の寄与率を積算することで算出している。表 7.5 の結果を表 7.2 における注意低下の有無による特徴量の有意差と比較すると、表 7.2 において有意差がある N や $Mean$ は表 7.5 においても上位にあるが、その他の重要な、有意差がある特徴量である $SDNN$ は $\Delta SDNN$ そうでないことがわかる。これが RF が SVM に精度で及ばない現認と考えられる。しかしながら、もしデータ数が増加すれば、先行研究で述べられているように [104], RF での精度が SVM より高くなる可能性もあると考えられる。

次に PCA に着目すると、SVM, RF いずれのケースも PCA を併用することで精度が向上することがわかる。これは、PCA が測定時の心電位に含まれ、心拍変動特徴量にも影響が残った測定ノイズの影響を次元圧縮によって軽減できるためと考えられる。

各被験者に対する予測精度

表 7.4 に示されたように、提案手法で SVM+PCA を用いることによって全被験者に対し 50 % を超える予測精度が実現できることがわかる。しかしながら、被験者間では予測精度に差があるため、ここでは予測が有効な被験者 (精度 75 % 以上) とそうでない被験者 (50 %) の 2 クラスに分け、それらの差を考察する。具体的には、この 2 クラスに分けた際の心拍変動特徴量の差を考察する。表 7.6 に、2 クラスに分けた際の主な特徴量の統計量 (平均, 標準偏差) とその有意差をそれぞれ示す。

表 7.6 より、 N , $\Delta Mean$ および ΔCVI については、高精度に予測された被験者の方がそうでない被験者より有意に高く、 ΔN については有意に低いことがわかる。つまり、 N や $\Delta mean$, ΔCVI が高く、 ΔN が低い被験者は、精度高く注意低下を予測できる可能性が高いと考えられる。

また、表 7.6 における結果を表 7.2 と比較すると、予測精度が低いクラスのデータは表 7.2 における注意低下ありとなしの両方の ATMT セットを含んでいるが、 $Mean$ と ΔN の平均値は表 7.2 における注意低下なしのクラスのそれより大きく、また N と ΔCSI の平均値は注意低下なしのクラスのそれより小さいことがわかる。これは、注意低下の予測が難しい被験者の $Mean$ と ΔN は著しく大きく、逆に N と ΔCSI は著しく小さいため、予測が難しかった可能性を示唆している。加えて、副交感神経活動の活性度と負の相関を持つとされる呼吸周波数は HF のピーク周波数 $HF_{peakfreq}$ から算出され、かつ N は呼吸周波数と負の相関を、 $Mean$ は正の相関を持つとされていることから、予測精度が高い被験者はそうでない被験者と比較して副交感神経活動が相対的に弱い可能性が考えられる。

7.5 結言

本章では、ユーザが注意低下を事前に予期し、生産性が低下する前に休憩するといった、プロアクティブな行動変化がとれるようにするため、心拍変動を用いた注意変化の予測手法を提案した。具体的にはまず、現時点より過去の心拍変動特徴量、ATMT の実施時間長、ユーザ年齢を用いて、現時点より 10 分間の注意が、基準点となる作業開始直後の注意と比較して低下するか否かを予測する手法を提案し、被験者実験によってその有効性を確認した。本章で得られた成果は次のとおりである。

- 1 45 名の被験者実験の結果より、過負荷によって低下した注意は心拍変動から予測できる可能性があることを示した。特に、心拍変動の変動の大きさや、交感神経活動と副交感神経活動両方の活性化が、注意低下と関連している可能性を示した。
- 2 SVM と PCA を組み合わせた提案手法により、注意の低下を予測精度 84.4 %、適合率 0.926、再現率 0.733、F 値 0.818 の精度で予測できることがわかった。

- 3 いくつかの心拍変動特徴量は予測精度の高低によって被験者間で有意な違いがあることが明らかになった。

本成果を応用することで、ユーザは自身の内面状態をそれが変化する前に予測することで、自身の特性を予測できるようになると考えられる。その結果、新たに生産性が低下する前の休息や分担変更といった、ユーザのプロアクティブな行動変化を支援できるようになると考えられる。

表 7.4: SVM+PCA, RF+PCA それぞれにおける各被験者の正解率 (%)

ID	SVM+PCA	RF+PCA	Age
1	100	50	25
2	100	75	25
3	75	50	30
4	75	100	25
5	75	75	35
6	100	75	45
7	75	25	45
8	100	75	25
9	75	100	30
10	75	75	30
11	100	100	30
12	50	75	35
13	100	25	40
14	100	25	40
15	75	50	45
16	100	25	45
17	100	50	45
18	100	75	45
19	50	25	25
20	100	75	25
21	100	100	30
22	75	25	30
23	75	25	35
24	50	100	35
25	100	100	40
26	75	75	40
27	100	100	35
28	100	50	25
29	75	75	25
30	75	75	25
31	100	75	25
32	100	75	30
33	75	75	30
34	50	50	30
35	50	50	30
36	75	50	35
37	100	50	35
38	100	100	35
39	100	50	35
40	75	75	40
41	100	75	40
42	50	25	40
43	100	100	40
44	100	25	45
45	75	50	45

表 7.5: RF における重要度が高い各特徴量

順位	RF			RF+PCA		
	特徴量	平均	標準偏差	特徴量	平均	標準偏差
1	<i>Mean</i>	0.057	0.032	<i>numberofATMTtrials</i>	0.230	0.021
2	<i>N</i>	0.051	0.031	<i>HFpeakfreq.</i>	0.219	0.019
3	ΔHF peak pow.	0.043	0.025	ΔLF	0.172	0.013
4	ΔCSI	0.041	0.024	$\Delta Mean$	0.168	0.014
5	$\Delta LF/HF$	0.034	0.021	<i>Age</i>	0.166	0.021
6	ΔN	0.033	0.017	<i>Totalpow.</i>	0.164	0.009
7	$\Delta CVNN$	0.033	0.018	<i>N</i>	0.162	0.013
8	<i>HFpeakfreq.</i>	0.031	0.021	<i>CSI</i>	0.161	0.011
9	<i>CVI</i>	0.029	0.017	<i>Mean</i>	0.157	0.013
10	<i>T</i>	0.029	0.020	ΔN	0.143	0.012

表 7.6: 2 クラスの被験者間における特徴量の統計量と有意差

クラス		<i>N</i>	<i>mean</i>	<i>HFpeakfreq</i>	ΔN	$\Delta mean$	$\Delta pNN50$	ΔCVI	ΔCSI
精度低	平均	335.5	889.8	0.208	-11.2	29.2	-0.005	0.131	0.529
	標準偏差	40.1	102.6	0.065	8.0	19.8	0.051	0.122	0.470
精度高	平均	361.9	834.7	0.233	-23.6	53.5	0.030	0.224	0.305
	標準偏差	53.3	146.4	0.077	18.4	39.4	0.057	0.266	0.851
	t-test	**	*	*	**	**	*	**	*

*: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$

第8章 結論

8.1 各技術課題の検討結果

3章では、日常生活における人の特性理解と行動変化を促すため、従来の検査や特徴量推定技術、または多数のバイタルデータに基づく内面状態推定に代わる、活動中断を伴わず、かつ少数のバイタルデータから検査結果相当の内面状態を推定し、特性顕在化を支援する方法論を提案した。また、日常生活における主な場面として「労働」と「余暇」を挙げ、それぞれの場面における特性から4つの技術課題を提示した。以下に技術課題を再掲した上で、各技術課題の検討結果について述べる。

1 生体計測に基づいて低負荷に自身の注意を推定すること。日常生活における労働などを考慮するとさらに以下3つに分類される。

1-1 自身の注意変化を推定すること

1-2 他者と比較可能な自身の注意水準を推定すること

1-3 自身の注意変化を予測すること

2 生体計測に基づいて低負荷に自身の情動変化を推定すること

まず4章では、自身の注意変化は、ウェアラブルセンサ等で常時計測が容易な心拍変動を用いて、推定対象となるユーザと心拍変動の特徴が近い学習データのみを用いてモデルを作成することで、70%のユーザに対して推定できることを示した。本成果により、ある一定期間中の労働において生じた注意変化を把握し、併せてその期間におけるイベントや作業内容、時刻などと比較することで、ユーザ自身が労働における自身の注意変化に関する特性を理解することができ、作業順序の変更や休憩の取り方を含む働き方に関する正しい行動変化に貢献できると考えられる。

5章では、娯楽の中の一場面として動画コンテンツの視聴を取り上げ、視聴中に測定した心拍及び呼吸の、視聴中の体動の影響を受けにくい長期変動の類似性を用いることで、視聴によって生じた情動変化を高精度(正解値との相関係数0.7)に推定できることを明らかにした。本成果により、余暇における一行動である動画コンテンツ視聴が自身に及ぼす影響から、余暇における重要な要素である「心地良い気分になる」を満たす活動を客観的かつ簡易に把握し、自身の情動特性を理解できるようになることで、余暇における行動選択に役立てることができると考えられる。

6 章では、他者と比較可能な自身の注意水準を、心拍変動の特徴が近い学習データのみを用いてモデルを作成することで、心拍変動を用いて高精度(正解値との相関係数 0.8)に推定できることを示した。本成果により、4 章の成果では実現できなかった、他者との内面状態や特性の比較が実現され、それに基づく分担の変更といった他社と連携・協調した行動変化を支援することができるようになったと考えられる。

7 章では、現時点から 10 分間先に発生する注意の低下を、過去の心拍変動から高精度(正解率 84%)に予測できることを示した。4, 6 章における成果では、すでに発生した注意変化を推定することで特性を把握していたが、7 章の成果ではまだ発生していない注意低下をあらかじめ予測し、特性を理解することができる。そのため本成果により、自身の注意が低下しそうな状況をあらかじめ把握して注意が低下する前に休憩をとるといった、プロアクティブな行動変化を支援することができるようになったと考えられる。

まとめると、4 つの技術課題については、全て 3 章で提案した方法論に基づく内面状態推定手法により解決されたといえる。

8.2 全体を通じた考察

まず実験を通じて、提案方法論の必要性が客観的に支持されたことについて述べる。本研究の 5 章の実験における視聴動画に対する主観的面白さと動画視聴による情動変化の間、7 章の実験における主観的疲労感と ATMT で測定した注意の間には、いずれも有意な関係性はなく、むしろ負の相関関係すら見られるケースがあることが明らかになった。これはつまり、ユーザが自身の直感から感じた内面状態は、行動変化に役立てることができる検査結果相当の内面状態と乖離し得ることを示唆している。よって、ユーザは自身の直感や判断、または多義的に解釈できる特徴量のみにも頼るだけでは、行動変化に役立つ検査結果相当の内面状態を把握することはできず、正しい行動変化に繋がる特性理解が困難であると考えられる。そのため、実験データからも、提案方法論の必要性が改めて裏付けられたといえる。

そして、前節で述べた各技術課題の検討結果から、日常生活での活動において、検査結果相当の内面状態である注意・情動を活動中断なく、心拍変動、または心拍数と呼吸数といった高々 2 種類のバイタルデータから推定することができたといえる。さらに、推定した結果を活動中のユーザへフィードバックすることで、ユーザは推定結果と、自覚的である活動内容や他のサービス等で取得された行動ログを組み合わせることで、自身の特性を顕在化させることや、繰り返される活動における推定結果を蓄積して自身の内面状態変化パターンや特性を予測できるようになると考えられる。そしてその結果、本成果は顕在化または予測された特性に基づいた活動内容や活動ペースの変更、休憩といったユーザの行動変化促進に貢献できたと考えられる。よって本研究の成果により、3 章で提案した方法論を実現できたと考えられる。

ここで、生体信号を用いた特性理解と行動変化を支援する各方法論及び本研究の成果の適用対象と位置付けを図 8.1 に示す。図 8.1 に示した 3 層のうち、最下層が従

来方法論2に相当するが、これは特徴量のみを示すためユーザ自身の結果の解釈を強いる反面、特徴量は適用場面に依存しないため、汎用的な特性理解支援を目指した方法論と言える。一方で、提案方法論は図における第2層に相当する。これは、日常生活における2大要素といえる「労働」と「余暇」における体動が少ない活動に対象を絞った上で、推定対象を従来の特徴量から、対象に合わせた検査結果相当の内面状態に具体化した取り組みといえる。そして、提案方法論は従来方法論2と比較すると適用対象は狭いが、日常生活の特定の場面を対象を絞ったことで、そのような場面における有用性は大きく向上し、なおかつ対象となる場面は日常生活において非常に重要な位置を占めるため、日常生活における特性理解と行動変化による、ユーザの健康状態の維持向上に大きく貢献できると考えた、本研究では提案方法論の対象の中でも、図における最上層に相当する、PCでの単純作業とコメディ動画視聴という具体的な活動を取り上げた上で提案方法論の有効性を示したことで、提案方法論の一定の有効性を示すことができたと考えられる。一方で、図における最上層にはその他様々な具体的な場面が含まれる。例として、労働であればPCを使わない経理作業、余暇であればホラー動画鑑賞が挙げられる。このような個別の場面は無数に存在しうるため、それぞれにおける提案方法論の有効性は、今後ニーズに応じて個別に検討されるべきと考えられる。

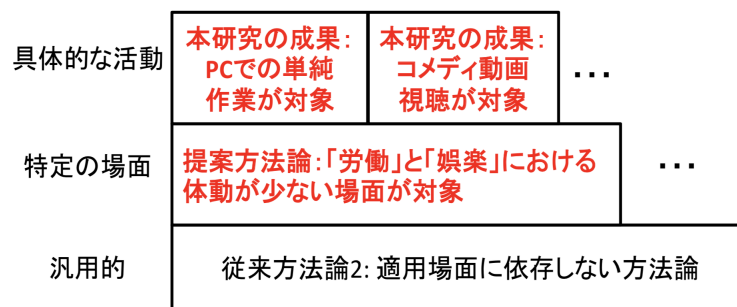


図 8.1: 特性理解と行動変化を支援する各方法論及び本研究の成果の適用対象と位置付け

次に、提案方法論がどのような人体のメカニズムに基づいて実現されているのかを考察する。2章で述べた注意・情動に関する従来研究から、注意や情動といった無自覚的な内面状態は、感覚器を介して脳が刺激を受け取った後、その刺激と元々人が持っている記憶などの情報を元に、前帯状皮質が制御することで変化していると考えられる。同時に、前帯状皮質は自律神経系も制御するため、注意・情動と自律神経には間接的に関連があると考えられる。また、人は行動変化を起こす際は、前帯状皮質によって制御された無自覚的な内面状態を、前頭前野をはじめとする領域が解釈し、自身の特性を理解した上で、その自覚的な特性を元に行動変化に移ると考えられる。以上の想定メカニズムを図8.2に示す。

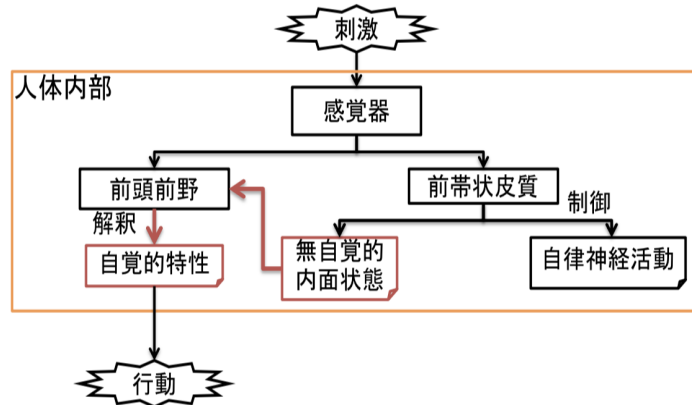


図 8.2: 特性理解と行動変化に関する想定メカニズム

さらに，上記メカニズムを基に，従来方法論として挙げた検査に基づく方法論とバイタルデータから算出された特徴量に基づく方法論における想定メカニズムを図 8.3, 図 8.4 にそれぞれ示す．図 8.3 から，検査結果に基づく方法論では前帯状皮質が制御する無自覚的な内面状態を検査によって顕在化しており，その結果を元に行動する事で特性の誤解を防止していると考えられるが，検査によって作業中断が生じる点が課題であった．また図 8.4 から，バイタルデータの特徴量に基づく方法論では検査による作業中断を防止することができるが，特徴量自体の意味は多義的なため，それを解釈する際には無自覚的内面状態の解釈と同様の誤解が生じる恐れがある点が課題であった．

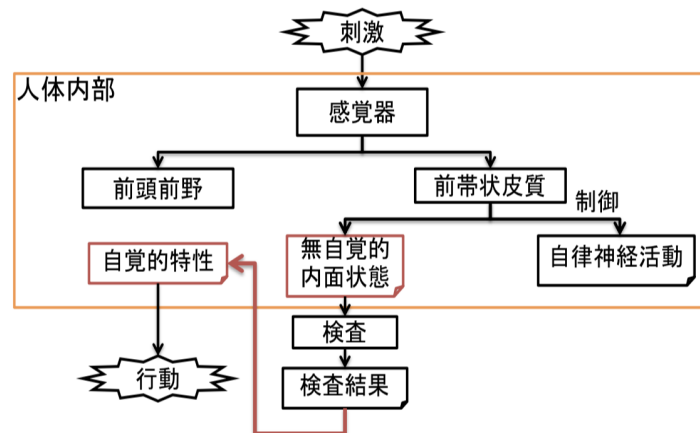


図 8.3: 検査に基づく従来方法論における想定メカニズム

本研究における提案方法論では，上記の課題を解決した．図 8.5 に本方法論における想定メカニズムを示す．提案方法論に関して 4 から 7 章で検討した結果は，前帯状皮質で制御される自律神経活動から，同様に制御される無自覚的な，検査結果相当

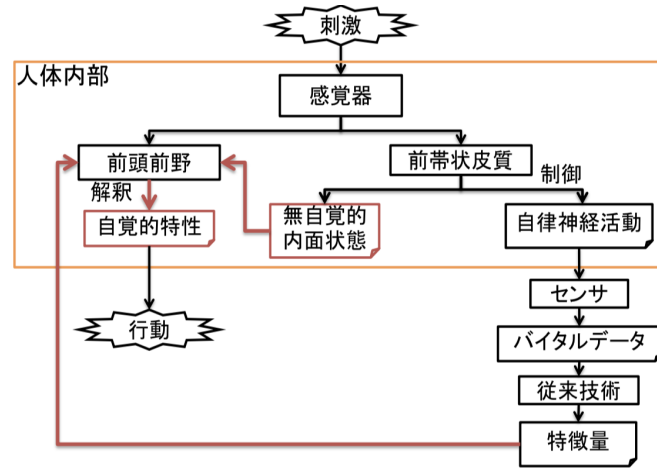


図 8.4: バイタルデータの特徴量に基づく従来方法論における想定メカニズム

の内面状態を実際に推定できたことを示唆しており、これは2章で述べた注意・情動に関する従来研究の知見と一致しているため、図 8.5 で挙げたようなメカニズムで提案方法論が実現されていると考えることができる。さらに、提案方法論では行動変化に役立つ結果を得ることが目的である検査結果相当の内面状態をユーザが得られるため、特性理解における前頭前野による誤解が生じにくいと考えられる。よって、提案方法論は実際に実現できるだけでなく、人のメカニズム面から考察しても妥当であり、実際に研究目的を達成できる方法論ということができる。

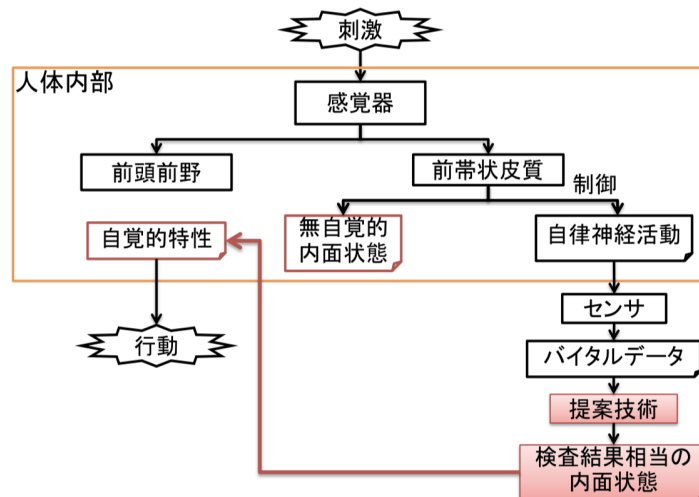


図 8.5: 提案方法論における想定メカニズム

ただし、本研究の成果には一定の限界が存在すると考えられる。その中で最も重

要な点として、推定精度に依存したユースケースの限界が考えられる。4章から7章で提案した各技術は、元来体質などの個人差が大きいバイタルデータに基づいていることもあり、推定精度が70%から85%程度の水準となっている。このため、例えば過労死を確実に防止する、あるいは重度のうつ病患者の治療を支援するといった、人の生死に関わるようなユースケースに対して提案方法論を適用することは適切とはいえない。一方で、1章で述べたように、近年普及が進み規格策定の動きがある「体調改善機器」のような、日常生活においてユーザが自身の健康を保つためのアプリケーションとして継続的に活用するユースケースにおいては、活動中断や高価なセンサを必要としないため日常生活で使い続けることが容易であるため、提案方法論が貢献できると考えられる。

他方、本研究成果は青年期から壮年期の男性を対象とした実験及び実測データによって評価されているため、社会進出が進む女性や高齢者、精神疾患の増加が見られる児童といったユーザに対する有効性は未評価である。そのため、現状で確実に適用できるユーザは、青年期から壮年期の男性である点も本成果の限界であると考えられる。

8.3 本研究の貢献

本研究の貢献は、労働や余暇といった日常生活における活動を中断させず、行動変化に役立つ検査結果相当の内面状態を、低負荷に連続計測可能な高々2種類のバイタルデータから推定して提示することで、ユーザ本人の注意・情動特性を顕在化する工学的な方法論と、そのために必要な要素、及びその有効性を明らかにしたことである。その結果として、人の生活を支援する、生体計測手法からデータ前処理、行動変化に必要な内面状態の定義、内面状態推定アルゴリズムまでを含む総合的なシステムの設計を示すことができ、結果として目的を達成するシステムの実現が可能となったといえる。

まとめると、本研究の工学的な貢献は、ユーザが日常生活で継続利用する際の負荷である「コスト」と、算出結果が日常生活において行動変化に役立つという「メリット」のトレードオフの中から、日常生活での行動変化促進という目的において有効な一点を明らかにしたことと結論づけられると考えられる。

8.4 今後の課題

今後の課題は主に3つあると考えられる。1つは全体を通じた考察で示したように、未検証である女性や小児や高齢者といった他の年齢層に対する提案方法論の有効性の検証である。また、本研究は日常生活における頭脳労働や室内での動画視聴といった体の動きが少ない活動を対象としたが、肉体労働やスポーツといった、激

しい運動を伴う行動も日常生活には存在しうる。そのような行動における内面状態推定技術や特性顕在化方法論の確立も今後の課題と考えられる。

さらに、本研究では行動変化を目的としていた検査結果に相当する内面状態を推定し、その結果を提示することで行動変化を支援してきたが、実際の行動変化につながるためには活動中のいつ、どのような方法で提示するかといった提示方法も重要だと考えられる。このように推定結果を効果的に人の特性理解と行動変化につながるための提示手法の検討も今後の課題である。

参考文献

- [1] Salzman, C. D., and Fusi, S., Emotion, cognition, and mental state representation in amygdala and prefrontal cortex, *Annual review of neuroscience*, Vol.33, pp.173 - 202 (2010)..
- [2] Fredrickson, B. L., The role of positive emotions in positive psychology: The broaden-and-build theory of positive emotions, *American psychologist*, Vol.56, No.3, pp.218 - 236 (2001).
- [3] ACOEM Presidential Task Force on Fatigue Risk Management: Fatigue Risk Management in the Workplace, *Journal of Occupational & Environmental Medicine*, Vol.54, Issue.2, pp.231 - 258 (2012).
- [4] Economou, M., Madianos, M., Peppou, L. E., Patelakisa, A., and Stefanis, C. N.: Major depression in the Era of economic crisis: A replication of a cross-sectional study across Greece, *Journal of Affective Disorders*, Vol.145, Issue.3, No.5, pp.308–314 (2013)
- [5] World Health Organization, Fact sheets on mental health: Depression, <http://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/depression> (最終更新日:2018.3.22., 最終閲覧日: 2019.1.5.).
- [6] Ogawa, S., Lee, T. M., Nayak, A. S., and Glynn, P., Oxygenation-sensitive contrast in magnetic resonance image of rodent brain at high magnetic fields, *Magnetic resonance in medicine*, vol.14, No.1, pp.68 - 78 (1990).
- [7] Lindsley, D. B., Psychological phenomena and the electroencephalogram, *Clinical Neurophysiology*, Vol.4, No.4, pp.443 - 456, (1952).
- [8] Villringer, A., Planck, J., Hock, C., Schleinkofer, L., and Dirnagl, U., Near infrared spectroscopy (NIRS): a new tool to study hemodynamic changes during activation of brain function in human adults, *Neuroscience letters*, Vol.154, No.1 - 2, pp.101 - 104 (1993).
- [9] Bench, C., Frith, C. D., Grasby, P. M., Friston, K. J., Paulesu, E., Frackowiak, R. S. J., and Dolan, R. J., Investigations of the functional anatomy of attention using the Stroop test, *Neuropsychologia*, Vol.31, No.9, pp.907 - 922 (1993).

- [10] McNair, D. M., Lorr, M., and Droppleman, L. F., EITS Manual for the Profile of Mood States, Educational and Industrial Testing Service (1971).
- [11] Kajimoto, O., Development of a method of evaluation of fatigue and its economic impacts, *Fatigue Science for Human Health*, pp.33–46 (2008).
- [12] Tsukada, S., Nakashima, H., and Torimitsu, K., Conductive Polymer Combined Silk Fiber Bundle for Bioelectrical Signal Recording, *PLoS ONE*, Vol.7, No. 4, e33689. doi:10.1371/journal.pone.0033689 (2012).
- [13] Takagahara, K., Ono, K., Oda, N., and Teshigawara, T., ‘ hitoe ’ —A Wearable Sensor Developed through Cross-industrial Collaboration. *NTT Technical Review*, Vol.12, No.9, pp.1 - 4 (2014).
- [14] Apple Inc., Apple Watch, <https://www.apple.com/jp/watch/> (最終閲覧日: 2019.1.5.)
- [15] Chigira, H., Maeda, A., Kobayashi, M., Fujiwara, K., Hiraoka, T., Tanaka, A., and Tanaka, T., A Study on Heart Rate Monitoring in Daily Life by Using a Surface-Type Sensor, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, Vol.8, No.1, pp.74–78, SICE (2015).
- [16] MIO Corporation, 非接触バイタルセンサー, <https://www.mio-corp.co.jp/sensor/> (最終閲覧日: 2019.1.5.)
- [17] Acharya, U. R., Joseph, K. P., Kannathal, N., Lim, C. M., and Suri, J. S., Heart Rate Variability: a review, *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol.44, Issue.12, pp.1031–1051 (2006).
- [18] 日本ホームヘルス機器協会 体調改善機器認定制度について, <http://www.hapi.or.jp/ninteiseido/index.html> (最終更新日: 2018.12.3., 最終閲覧日: 2019.1.5.)
- [19] Lockwood, N. R., WorkLife Balance - Challenges and Solutions, *SHRM Research*, http://adapt.it/adapt-indice-a-z/wp-content/uploads/2014/06/lockwood_work_life_balance_2003.pdf, Society For Human Resource Management (2003)
- [20] James, W., The Principles of Psychology, Volumes I and II. Cambridge, MA: Harvard University Press (1983)
- [21] Posner, M. I., and S. E. Petersen., The attention system of the human brain, *Annual review of neuroscience*, Vol.13, No,1, pp.25 - 42 (1990).

- [22] Mizuno, K., and Watanabe, Y., Utility of an advanced trail making test as a neuropsychological tool for an objective evaluation of work efficiency during mental fatigue, *Fatigue science for human health*, pp.47–54 (2008).
- [23] Darwin, C., *The Expression of the Emotions in Man and Animals*, Chicago Univ. Press, Chicago (1872/1965).
- [24] Ekman, P., An argument for basic emotions. *Cognition & emotion*, Vol.6, No.3 - 4, pp.169 - 200 (1992).
- [25] Takahashi K., Iwase M., Yamashita K., Tatsumoto Y., Ue H., Kuratsune H., Shimizu A. and Takeda M., The elevation of natural killer cell activity induced by laughter in a crossover designed study, *International Journal of Molecular Medicine*, Vol. 8, No. 6, pp.645 - 650(2001).
- [26] Roberts, K. R., Dimsdale, J., East, P., and Friedman, L., Adolescent emotional response to music and its relationship to risk-taking behaviors. *Journal of adolescent health*, Vol.23, No.1, pp.49 - 54 (1998).
- [27] Botvinick, M. M., Braver, T. S., Barch, D. M., Carter, C. S. and Cohen, J.D., Conflict monitoring and cognitive control, *Psychological Review* Vol.108, No.3, pp.624 - 652 (2001).
- [28] Bush, G., Luu, P. and Posner, M. I., Cognitive and emotional influences in anterior cingulate cortex, *Trends in Cognitive Science* Vol.4, No.6, pp.215 - 222 (2000).
- [29] Petersen, S. E., and Posner, M. I., The attention system of the human brain: 20 years after, *Annual review of neuroscience*, Vol.35, pp.73 - 89 (2012).
- [30] Moruzzi, G. and Magoun, HW., Brainstem reticular formation and activation of the EEG, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. Vol.1, Issues.4, pp.455 - 473 (1949).
- [31] Posner, M. I., Psychobiology of attention, *In Handbook of psychobiology*, pp.441 - 480, Academic Press, New York (1975).
- [32] Dehaene, S., and Changeux, J. P., Experimental and theoretical approaches to conscious processing, *Neuron*, Vol.70, No.2, pp.200 - 227(2011).
- [33] Hampton, A. N. and O'Doherty, J. P., Decoding the neural substrates of reward-related decision making with functional MRI. *Proceedings of the national Academy of sciences*, Vol.104, No.4, pp.1377 - 1382 (2007).

- [34] Dehaene, S., Posner, M. I., and Tucker, D. M., Localization of a neural system for error detection and compensation. *Psychological Science*, Vol.5, No.5, pp.303 - 305 (1994).
- [35] International Organization for Standardization(ISO), ISO 10075:1991 Ergonomic principles related to mental work-load General terms and definitions (1991).
- [36] Lee, K. A., Hicks, G., and Nino-Murcia, G., Validity and reliability of a scale to assess fatigue, *Psychiatry Research*, Vol.36, Issue.3, pp.291 d- 298 (1991).
- [37] Roy, R. N., Bonnet, S., Charbonnier, S. and Campagne, A., Mental fatigue and working memory load estimation: interaction and implications for EEG-based passive BCI, *Proc. 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(EMBC)*, pp.6611 - 6614, IEEE (2013).
- [38] Chai, R., Tran, Y., Craig, A., Ling, S. H., and Nguyen, H. T., Enhancing accuracy of mental fatigue classification using advanced computational intelligence in an electroencephalography system, *Proc. 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(EMBC)*, pp.1338 - 1341, IEEE (2014).
- [39] Matthews, S. C., Paulus, M. P., Simmons, A. N., Nelesen, R. A., and Dimsdale, J. E., Functional subdivisions within anterior cingulate cortex and their relationship to autonomic nervous system function. *Neuroimage*, Vol.22, No.3, pp.1151 - 1156 (2004).
- [40] 井上 博(編): 循環器疾患と自律神経機能, 医学書院 (2001).
- [41] 八谷百合子, 泉博之, 小川雅俊, 川成翔, 森晃爾, 大貝晴俊, 大規模データベースオンラインモデリングによる疲労度の推定, 計測自動制御学会産業論文集, Vol.10, No.10, pp.81 - 90 (2011)
- [42] Ji,Q., Zhu, Z., and Lan, P., Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue, *IEEE Trans. Vehicular Technology*, Vol.53, Issue.4, pp.1052 - 1068 (2014).
- [43] Hansen, A. L., Johnsen, B. H. and Thayer, J. F., Vagal influence on working memory and attention, *International Journal of Psychophysiology*, Vol. 48, Issue. 3, pp. 263 - 274 (2003).

- [44] Duschek, S., Muckenthaler, M. and Werner, N., Relationships between features of autonomic cardiovascular control and cognitive performance, *Biological Psychology*, Vol. 81, Issue. 2, pp. 110 - 117 (2009).
- [45] Russell, J. A., A circumplex model of affect, *Journal of personality and social psychology*, Vol.39, No.6, pp.1161 - 1178 (1980).
- [46] James, W., What is an emotion?, *Mind*, Vol.9, No.34, pp.188 - 205 (1884)
- [47] Cannon, W. B., The James-Lange theory of emotions: a critical examination and an alternative theory. *The American Journal of Psychology*, Vol. 39, pp.106 - 124 (1927).
- [48] Bard, P., A diencephalic mechanism for the expression of rage with special reference to the central nervous system. *The American Journal of Psychology*, Vol.84, pp.490 - 513 (1928).
- [49] MacLean, P. D., Psychosomatic disease and the visceral brain: recent developments bearing on the Papez theory of emotion. *Psychosomatic Medicine*. Vol.11, pp.338 - 353 (1949).
- [50] Schachter, S. and Singer, J. E., Cognitive, social, and physiological determinants of emotional state, *Psychological Review*, Vol.69, No.5, pp.379 - 399 (1962).
- [51] Phan, K. L., Wager, T., Taylor, S. F. and Liberzon, I., Functional neuroanatomy of emotion: a meta analysis of emotion activation studies in PET and fMRI, *Neuroimage*, Vol.16, No.2, pp.331 - 348 (2002).
- [52] Dalgleish, T., The emotional brain, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol.5, No.7, pp.583 - 589 (2004).
- [53] Morris, J., Ohman, A. and Dolan, R. J., Conscious and unconscious emotional learning in the human amygdala, *Nature*, Vol.393, pp.467 - 470 (1998).
- [54] 石井 雅樹, 佐藤 和人, 間所 洋和, 西田 眞: 自己写像特性を用いた顔表情カテゴリーの抽出と感情空間マップの生成, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J91-D, No.11, pp.2659 - 2672(2008).
- [55] Sakuragi, S., Sugiyama, Y. and Takeuchi, K., Effects of laughing and weeping on mood and heart rate variability, *Journal of Physiological Anthropology and Applied Human Science*, Vol. 21, No. 3, pp. 159 - 165, 2002.
- [56] Scharfer, C., Rosenblum, M. G., Kurths, J. and Abel, H., Heartbeat synchronization with ventilation, *Nature*, Vol.392, pp.239 - 240 (1998).

- [57] Zhang, J., Yu, X. and Xie, D., Effects of mental tasks on the cardiorespiratory synchronization, *Respiratory Physiology & Neurobiology*, Vol.170, pp.91 - 95 (2010).
- [58] Mandryk, R. L., and Atkins, M. S., A fuzzy physiological approach for continuously modeling emotion during interaction with play technologies. *International journal of human-computer studies*, Vol.65, No.4, pp.329 - 347 (2007)..
- [59] Reynolds, K. J., Vernon, S. D., Bouchery, E., and Reeves, W. C., The economic impact of chronic fatigue syndrome, *Cost Effectiveness and Resource Allocation*, Vol.2, Article No.4 (2004).
- [60] Simonson, E., and Enzer, N., Measurement of fusion frequency of flicker as a test for fatigue of the central nervous system, *Journal of Industrial Hygiene and Toxicology*, Vol.23, pp.83 - 89 (1941).
- [61] Reitan, R. M., Validity Of The Trail Making Test As An Indicator Of Organic Brain Damage, *Perceptual and Motor Skills*, Vol.8, pp.271 - 276 (1958).
- [62] Lanata, A., Valenza, G., Nardelli, M., Gentili, C., and Scilingo, E. P., Complexity Index From a Personalized Wearable Monitoring System for Assessing Remission in Mental Health, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol.19, Issue.1, pp.132 - 139 (2015).
- [63] 金子 有紀子, 小板橋 喜久代, 健康女性への意図的タッチによって引き起こされる生理的・情緒的反応, *看護研究*, Vol.39, No.6, pp.469 - 480 (2006).
- [64] Abe, E., Fujiwara, K., Hiraoka, T., Yamakawa, T. and Kano, M., Development of Drowsiness Detection Method by Integrating Heart Rate Variability Analysis and Multivariate Statistical Process Control, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, Vol. 9, No.1, pp. 10 - 17 (2016).
- [65] Tanaka, M., Mizuno, K., Tajima, S., Sasabe, T., and Watanabe, Y., Central nervous system fatigue alters autonomic nerve activity, *Life Sciences*, Vol. 84, Issues. 7, No. 8, pp. 235 - 239 (2009).
- [66] Nakagawa, M., Iwao, T., Ishida, S., Yonemochi, H., Fujino, T., saikawa, T. and Ito, M., Circadian rhythm of the signal averaged electrocardiogram and its relation to heart rate variability in healthy subjects, *Heart*, Vol.79, No.5, pp.493 - 496 (1998).
- [67] Biopac Inc., BIONOMADIX WIRELESS RSP WITH ECG TRANSMITTER, <https://www.biopac.com/product/bionomadix-wireless-rsp-with-ecg-transmitter/> (最終閲覧日: 2019.1.5.)

- [68] Biopac Inc., ACQKNOWLEDGE SOFTWARE, <https://www.biopac.com/product/acqknowledge-software/> (最終閲覧日: 2019.1.5.)
- [69] 下野 太海, 大須賀 美恵子, 寺下 裕美, 心拍・呼吸・血圧を用いた緊張・単調作業ストレスの評価手法の検討, 人間工学, Vol.34, No.3, pp.107 - 115 (1998).
- [70] Toichi, M., Sugiura, T., Murai, T. and Sengoku, A., A new method of assessing cardiac autonomic function and its comparison with spectral analysis and coefficient of variation of R-R interval, *Journal of Autonomic Nervous System*, Vol. 62, Vol.1-2, pp.79 - 84 (1997).
- [71] Healey, J. A. and Picard, R. W., Detecting Stress During Real-World Driving Tasks Using Physiological Sensors, *IEEE Tans. Intelligent Transportation Systems*, Vol. 6, No. 2, pp.156 - 166 (2005).
- [72] Stoica, P. and Moses, R., Spectral Analysis of Signals, Prentice Hall, New Jersey (2005).
- [73] Boardman, A., Schlindwein, F. S., Rocha, A. P. and Leite, A., A study on the optimum order of autoregressive models for heart rate variability, *Physiological Measurement*, Vol. 23, No.2, pp.325 - 336 (2002).
- [74] Pressman, M. R., and Fry, J. M., Relationship of autonomic nervous system activity to daytime sleepiness and prior sleep, *Journal of Sleep Research & Sleep Medicine*, Vol.12, No.3, pp.239 - 245 (1989).
- [75] Wold, S., Sjostroma, M., and Eriksson, L., PLS-regression: a basic tool of chemometrics, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.58, Issue.2, No.28, pp.109 - 130 (2001).
- [76] Li, B., Morris, J., and Martin, E. B., Model selection for partial least squares regression, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.64, Issue.1, No.28, pp.79 - 89 (2002).
- [77] Evans, J. D., Straightforward Statistics for the Behavioral Sciences, BrooksCole Publishing Company, Pacific Grove (1996).
- [78] Gross, J. J. and Levenson, R. W., Emotion Elicitation using Films, *Cognition and Emotion*, Vol. 9, No. 1, pp.87 - 108 (1995).
- [79] Bennett, M. P., Zeller, J. M., Rosenburg, L. and McCann, J., The Effect of Mirthful Laughter on Stress and Natural Killer Cell Activity, *Alternative Therapies*, Vol. 9, No. 2, pp.38 - 44 (2003).

- [80] 金多賢, 北島宗雄, 李昇姫, 映像に対する嗜好と感情反応・印象評価の関係, 日本感性工学会論文誌, Vol. 13, No. 1, pp.181 - 189(2014).
- [81] Takahashi, K., Iwase, M., Yamashita, K., Tatsumoto, Y., Ue, H., Kuratsune, H., Shimizu, A. and Takeda, M., The elevation of natural killer cell activity induced by laughter in a crossover designed study, *International Journal of Molecular Medicine*, Vol. 8, No. 6, pp.645 - 650 (2001).
- [82] 水科晴樹, 阪本清美, 金子寛彦, 課題遂行時の作業負荷により誘発された心理的ストレスとサッカー眼球運動の動特性との関係, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J94-D, No.10, pp.1640 - 1651 (2011).
- [83] Yazdani, A., Lee, J. S., Vesin, J. M. and Ebrahimi, T., Affect recognition based on physiological changes during the watching of music videos, *ACM Trans. Interactive Intelligent Systems*, Vol. 2, No. 1, Article 7 (2012).
- [84] 谷口高士, 認知における気分一致効果と気分状態依存効果, 心理学評論, Vol. 34, No. 3, pp. 319 - 344 (1991).
- [85] Spire, Spire Stone, <https://spire.io/pages/stone> (最終閲覧日: 2019.1.5.)
- [86] M-1 グランプリ 2006 完全版 史上初!新たな伝説の誕生 ~完全優勝への道~ [DVD], よしもとアール・アンド・シー (2007).
- [87] M-1 グランプリ 2010 完全版 ~最後の聖戦!無冠の帝王 vs 最強の刺客~ [DVD], よしもとアール・アンド・シー (2011).
- [88] Lorr, M., McNair, D. D., Heuchert, J. P. and Droppleman, L. F. (原著), 横山和仁 (訳), 日本語版 POMS 短縮版, 金子書房 (2005).
- [89] NTT 西日本, スマート光お笑い劇場, <https://www.ntt-west.co.jp/ikouze/owarai/>(最終閲覧日: 2019.1.5).
- [90] 永田靖, 入門統計解析法, 日科技連 (1992).
- [91] Bontempi, G., Birattari, M. and Bersini, H., Lazy Learning for Local Modeling and Control Design, *International Journal of Control*, Vol. 72, Issue. 7 - 8, pp.643 - 658 (1999).
- [92] Kaida, K., Akerstedt, T., Kecklund, G., Nilsson, J. P. and Axelsson, J. Use of participative and Physiological Indicators of Sleepiness to Predict Performance during a Vigilance Task, *Industrial Health*, Vol.45, pp.520 - 526(2007).

- [93] Fujiwara, K., Miyajima, M., Yamakawa, T., Abe, E., Suzuki, Y., Sawada, Y., Kano, M., Maehara, T., Ohta, K., Sasai-Sakuma, T., Sasano, T., Matsuura, M. and Matsushima, E., Epileptic Seizure Prediction Based on Multivariate Statistical Process Control of Heart Rate Variability Features, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol.3, No.6, pp. 1321 - 1332(2016).
- [94] 柴田科学株式会社, 環境測定機器総合カタログ, https://www.sibata.co.jp/attachment/catalog/pdf/mie_iso.pdf (最終閲覧日: 2019.1.5).
- [95] Brar, T. K., Singh, K. D. and Kumar, A., Effect of Different Phases of Menstrual Cycle on Heart Rate Variability(HRV), *Journal of Clinical and Diagnostic Research*, Vol.9, Issue.10, pp.CC01 - CC04 (2015).
- [96] Tsukamoto, H., Ikeda, M., Kuramata, T., Kashiwamura, S., Sawa, M., Sato, K., Ohkubo, T., and Sakai, K., Evaluation of operation performance of train operators on the basis of changes in CFF and HR values and the working condition, *Production Research 1993*, pp.609-610, Elsevier Science Pub., Amsterdam (1993).
- [97] Zhang, J., Effect of age and sex on heart rate variability in healthy participants, *Journal of Manipulative Physiological Theory*, Vol. 30, No.5, pp.374 - 379 (2007).
- [98] Uusitalo, A., Mets, T., Martinmaki, K., Mauno, S., Kinnunen, U. and Rusko, H., Heart rate variability related to effort at work, *Applied ergonomics*, Vol.42, No.6, pp.830 - 838 (2011).
- [99] Pattyn, N., Neyt, X., Henderickx, D. and Soetens, E., Psychophysiological investigation of vigilance decrement: Boredom or cognitive fatigue?, *Physiology & Behavior*, Vol.93, No.1 - 2, pp.369 - 378 (2008).
- [100] Grier, R. A., Warm, J. S., Dember, W. N., Traci, G. M., Galinsky, L. and Parasuraman, R., The Vigilance Decrement Reflects Limitations in Effortful Attention, Not Mindlessness, *Human Factors*, Vol.45, Issue.3, pp.349 - 359 (2003).
- [101] Jolliffe, I., Principal component analysis. *In International encyclopedia of statistical science*, pp.1094 - 1096. Springer, Berlin, Heidelberg (2011).
- [102] Vapnik, V. N. and Vapnik, V., *Statistical learning theory*, Wiley, New York (1998).
- [103] Breiman, L., Random Forests, *Machine Learning*, Vol. 45, Issue. 1, pp.5-32, (2001).

- [104] Nitze, I., Schulthess, U. and Asche, H., Comparison of machine learning algorithms random forest, artificial neural network and support vector machine to maximum likelihood for supervised crop type classification, *Proc. the 4th International Conference on Geographic Object Based Image Analysis*, pp.35 - 40 (2012).

謝辞

本論文は、筆者がNTT サービスエボリューション研究所在籍時に行った研究を中心にまとめたものです。

最初に、本論文をまとめるにあたり多大なご指導と激励を賜った鈴木健嗣教授に心から感謝申し上げます。いつも鈴木先生から投げかけられる疑問、示唆、助言は非常に深く重い、本質的な点に関わるものばかりであり、そのような議論を通じて私は自身の研究について改めて深く考え抜くことができ、博士論文をまとめられただけでなく、研究者、工学者として成長できたと実感しております。そして、副査としてご指導いただいた、明治大学小林稔教授、筑波大学中内靖教授、川崎真弘准教授、前田祐佳助教には心から感謝いたします。小林先生はNTT 研究所時代から先輩研究者として教えを受けており、本論文をまとめるにあたってユーザの観点より、示唆に富んだアドバイスをいただくことで、論文の完成度を上げることができました。中内先生には工学として人の役に立つ点は何か、といった観点でのご指導を多くいただき、そのおかげで単なる研究成果だけでなく、その人や社会への提供価値について再考することができ、本論文の位置付けがより明確化できたと思います。川崎先生からは脳科学の専門家として、人のメカニズムの視点から質問やご指導をいただいたことで、私の中でも不明瞭だった部分を顕在化し、改めて本論文における内面状態に関する議論を明瞭化できたと思います。前田先生からはヘルスケアと生理学の観点からご指導いただいたことで、本研究の他の生体計測に基づくヘルスケア技術との違いや優位性などを、より明確化できたと思います。

また、NTT サービスエボリューションにおいて研究を進める上でご指導・ご支援いただいた、川添雄彦博士、富田靖浩氏(現株式会社ナカヨ)、水野理氏、浦哲也氏、吉田和広氏(現NTT ドコモ)、渡部智樹博士、千明裕氏、武田十季博士(現NTT ドコモ)、江口佳那氏、新島有信博士(現NTT ぷらら)、千葉昭宏氏に感謝いたします。私自身は何度も挫けそうになりましたが、皆様の暖かくも力強いご指導・ご支援により、研究を遂行することができました。

1年という短い期間ではありましたが、ゼミや合宿などで研究に関する有益なコメントをいただき、同時に有意義なディスカッションをさせていただいた人工知能研究室の皆様感謝いたします。

現職場であるNTT コムウェアの上司であり、私の社会人博士進学を認めていただいた、桑名正人氏、磯谷昌利氏、箕浦大祐博士、中村浩司氏、宮下直也氏に感謝いたします。

卒業論文、修士論文をご指導いただき、私が研究者を目指すきっかけを作ってい

ただいた，早稲田大学の菱山玲子教授，そして当時他大学にも関わらずご指導いただき，私がNTT研究所に入社するきっかけを作っていただいた，京都大学石田亨教授に感謝いたします．両先生方のおかげで今の私があり，この論文があるのだと思います．

最後に，私の博士課程進学をご支援いただいた家族に感謝いたします．

平成31年1月8日

筑波大学 システム情報工学研究科

知能機能システム専攻

人工知能研究室

角田 啓介

研究業績

原著論文

1. 角田啓介, 千葉昭宏, 千明裕, 浦哲也, 水野理, 心拍変動を用いた認知能力変化の推定, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No.8, pp.1835 - 1844 (2016) (4章と関連)
2. 角田啓介, 江口佳那, 吉田和広, 渡部智樹, 水野理, 心拍と呼吸を用いたコンテンツ視聴における気分変化の推定: コメディ視聴における検討, 情報処理学会論文誌 コンシューマデバイス & システム, Vol. 7, No. 1, pp.44-52 (2017) (5章と関連)
3. 角田啓介, 千葉昭宏, 千明裕, 吉田和広, 渡部智樹, 水野理, 心拍変動を用いた認知能力水準の逐次推定手法, 情報処理学会論文誌, Vol.58, No2, pp.568-579 (2017) (6章と関連)
4. Keisuke Tsunoda, Akihiro Chiba, Kazuhiro Yoshida, Tomoki Watanabe and Osamu Mizuno, Predicting Changes in Cognitive Performance using Heart Rate Variability, IEICE Trans. Info. & Syst., Vol.100, No.10 (2017) (7章と関連)

国際会議論文

1. Keisuke Tsunoda, Akihiro Chiba, Hiroshi Chigira, Tetsuya Ura and Osamu Mizuno, Estimating Changes in a Cognitive Performance using Heart Rate Variability, Proc. IEEE BIBE 2015, pp. 1-6, doi: 10.1109/BIBE.2015.7367712 (2015) (第4章と関連)
2. Keisuke Tsunoda, Akihiro Chiba, Hiroshi Chigira, Kazuhiro Yoshida, Tomoki Watanabe and Osamu Mizuno, Online Estimation of a Cognitive Performance using Heart Rate Variability, Proc. IEEE EMBC 2016, pp.761-765 (2016) (第6章と関連)

国際会議口頭発表

1. Keisuke Tsunoda, Akihiro Chiba, Hiroshi Chigira, Tetsuya Ura and Osamu Mizuno, Estimating Cognitive Performance Change using Heart Rate Variability, IEEE EMBC 2015, Poster (2015)

国内会議発表

1. 角田啓介, 千葉昭宏, 吉田和広, 渡部智樹, 水野理, 心拍変動を用いた認知能力変化の予測, 情報処理学会 分散・協調とモバイルシンポジウム (DICOMO) 2017, pp. 925 - 933 (2017).
2. 角田啓介, 江口佳那, 吉田和広, 石原圭太郎, 佐野篤, 水野理, コンテンツ視聴効果の推定に向けた実環境における心拍数及び呼吸数の計測. 情報科学フォーラム (2016).
3. 角田啓介, 江口佳那, 吉田和広, 渡部智樹, 水野理, 心拍と呼吸を用いたコンテンツ視聴による気分変化の推定: コメディ視聴における検討, 情報処理学会研究報告 コンシューマデバイス & システム, 2016-CDS-16(4) (2016).
4. 角田啓介, 千葉昭宏, 千明裕, 吉田和広, 水野理, 心拍変動を用いた認知能力逐次推定手法. 情報処理学会 グループウェアとネットワークサービスワークショップ 2015, pp. 1 - 10 (2015).
5. 角田啓介, 千葉昭宏, 千明裕, 吉田和広, 水野理, 学習データ自動決定に基づく心拍変動からの認知能力変化推定, 計測自動制御学会 システム・情報部門 学術講演会 (2015).
6. 角田啓介, 千葉昭宏, 千明裕, 浦哲也, 水野理, 田中智博, 心拍変動を用いた認知能力変化の推定, 情報処理学会 分散・協調とモバイルシンポジウム (DICOMO) 2015, pp. 1694 - 1702 (2015).

受賞

1. 最優秀論文賞, 心拍変動を用いた認知能力変化の推定, 情報処理学会 分散・協調とモバイル (DICOMO) シンポジウム (2015).
2. 優秀プレゼンテーション賞, 心拍変動を用いた認知能力変化の推定, 情報処理学会 分散・協調とモバイル (DICOMO) シンポジウム (2015).
3. ベストペーパー賞, 心拍変動を用いた認知能力逐次推定手法, 情報処理学会 グループウェアとネットワークサービスワークショップ 2015 (2015).

特許出願

1. 角田 啓介, 田中 智博, 水野 理, 浦 哲也, 千葉 昭宏, 千明 裕, 特開 2016-137138 (特願 2015-14494)
2. 千葉 昭宏, 田中 智博, 水野 理, 浦 哲也, 千明 裕, 角田 啓介, 特開 2016-147010 (特願 2015-26516)
3. 角田 啓介, 吉田 和広, 水野 理, 特開 2017-104326 (特願 2015-241331)
4. 角田 啓介, 江口 佳那, 吉田 和広, 水野 理, 特開 2017-121304 (特願 2016-878)
5. 角田 啓介, 江口 佳那, 吉田 和広, 水野 理, 特開 2017-121373 (特願 2016-1925)