

Productivity-oriented BEMS のための
生理指標計測を用いたリアルタイム知的生産性
評価に関する研究

國政 秀太郎

目次

目次	i
論文要旨	iv
図目次	vii
表目次	x
略語集	xii
第 1 章 序論	1
1.1 研究の背景	1
1.1.1 世界のエネルギー問題	1
1.1.2 わが国のエネルギー問題	1
1.1.3 BEMS の現状と課題	5
1.1.4 リアルタイム知的生産性評価の意義	7
1.2 研究の目的	10
1.3 関連研究	11
1.3.1 知的生産性研究	11
1.3.2 認知負荷理論と生理指標に関する研究	12
1.4 本論文の構成	13
参考文献	14
第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出	18
2.1 はじめに	18
2.2 知的作業時の一時休息状態	18
2.3 知的作業時の一時休息状態検出アルゴリズムの作成	19
2.3.1 一時休息状態検出アルゴリズムの概要と要求仕様	19
2.3.2 説明変数設定のための生理指標	20
2.3.3 検出手法	26
2.4 一時休息状態検出手法の有効性検討実験	27

目次

2.4.1	実験の目的	27
2.4.2	実験方法	27
2.4.3	実験結果と考察	38
2.5	結論	46
	参考文献	47
第3章	知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討	48
3.1	はじめに	48
3.2	生理指標計測による作業成績推定手法	49
3.2.1	認知活動と生理指標	49
3.2.2	推定手法	52
3.3	作業成績推定手法の有効性検討実験	56
3.3.1	実験の目的	56
3.3.2	実験方法	56
3.3.3	実験結果	68
3.3.4	実験結果の考察	72
3.4	結論	77
	参考文献	79
第4章	パフォーマンス-認知モデルを用いた知的作業中の認知・作業状態推定手法	82
4.1	はじめに	82
4.2	パフォーマンス-認知モデルを用いた認知・作業状態推定手法	83
4.2.1	パフォーマンス-認知モデル	83
4.2.2	認知・作業状態推定手法の概要	86
4.2.3	ルールベースファジィ推論	87
4.2.4	パフォーマンス推定	96
4.2.5	認知負荷推定	101
4.2.6	認知・作業状態推定	106
4.3	提案手法の妥当性評価実験	108
4.3.1	目的	108
4.3.2	実験方法	109
4.3.3	実験結果	116
4.3.4	考察	125
4.3.5	今後の課題	128
4.4	結論	128
	参考文献	130
第5章	結論	133
5.1	まとめ	133

目次

5.1.1	生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出	133
5.1.2	知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討	134
5.1.3	パフォーマンス-認知モデルを用いた知的作業中の認知・作業状態推定手法	134
5.2	Productivity-oriented BEMS 実現に向けて	135
5.3	今後の展望	135
謝辞		xiii
発表文献		xiv

論文要旨

世界のエネルギー問題の1つであるCO₂増加は、日本でも無視できない問題である。さらに震災の影響で原子力発電所の稼働率が低下し、エネルギー消費の削減が急務となった。特に、近年増加傾向にある業務部門つまりビルのエネルギー消費量の削減が求められており、解決策の1つとして Building Energy Management System(BEMS) が挙げられる。しかし、場合によっては過度なエネルギー消費抑制により執務環境が悪化し、執務者の知的生産性低下が危惧される。

そこで本研究では、オフィスで知的作業を行う執務者の知的生産性と省エネルギーの両立を可能とする BEMS つまり Productivity-oriented BEMS を実現するため、リアルタイムでの知的生産性を評価可能な手法の確立を目指し、その基礎検討を目的とした。そのために、本研究では以下に記す3つの知的生産性評価の手法に着目し、それぞれの手法の精度やオフィスなどのビル設備内での実用性を評価した。

生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

生理指標計測は執務者の作業を阻害しない非接触な計測が可能であり、かつ知的生産性を推測できると期待されているため、本研究では生理指標が執務者の知的作業を実施しているか否かを検知可能か確認した。そのために、知的作業中の一時休息状態検出アルゴリズムを作成し、妥当性評価を行った。執務者は、知的作業・非知的作業・非作業の行動をしていると仮定し、知的作業をしている状態を知的作業状態、非知的作業している、もしくは非作業である状態を一時休息状態と分類した。さらに、各作業状態では執務者の生理指標には違った傾向があると考え、この傾向の違いから一時休息状態を検出するアルゴリズムを作成した。被験者が5つのタスクをそれぞれ行う生理指標計測実験で一時休息状態を検出した結果、その正検出率は平均して約59.0%であり、無作為に検出した場合の正検出率(期待値)に比べて平均して約13.6%高かった($p < 0.001$)。特に、5つのタスクのうち知的要求が高い3つのタスクでは正検出率が期待値に比べて有意に高かった($p < 0.001$)。また、生理指標から得た説明変数の中には、被験者によっては状態間で有意に変化しないものがあり、一時休息状態検出に適さない説明変数があると分かった。

知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討

2章では知的生産性の定量評価に向けた基礎検討として、人が知的作業に取り組む際の状態を知的作業状態と非知的作業状態、一時休息状態の3つと仮定し、複数の生理指標から一時休息状態を検出するアルゴリズムを開発したが、作業成績そのものの推定や知的生産性の定量評価へは未

だ繋がっていない。そこで、生理反応を利用した知的生産性の定量的かつ客観的な評価手法の開発に向け、生理指標データから知的作業時の作業成績を推定する手法を検討した。推定に用いる生理指標には、人の認知状態を反映するとされる心拍変動と瞳孔径を採用した。これらは非接触での計測手法が開発されてきており、将来的には高精度な計測手法の確立が期待されている。そのため、この2つの指標に限定することで、実験環境だけでなく、執務環境での計測へと応用が期待される。推定には、機械学習手法である SVR と Random Forests の2つの回帰分析手法を採用し、両者の推定精度を比較した。また、本推定手法の有効性評価として、認知タスクを用いた被験者実験を行った。その結果、SVR で導出した回帰モデルにおいて、全被験者の平均決定係数 0.875 という高い推定精度を示し、SVR を用いた場合の本手法の有効性が確認できた。また、同一の認知課題であっても被験者間で生理反応に違いが見られたが、SVR の推定精度に大きく影響することはなかったため、本手法は生理反応の個人差に対して堅牢な精度を担保できることが分かり、複数の生理指標を利用する有効性が確認された。

パフォーマンス-認知モデルを用いた知的作業中の認知・作業状態推定手法

上記2つの研究では、作業成績に注目したりリアルタイム知的生産性評価を目指してきたが、一方で執務者の認知負荷に関する研究も盛んに行われており、知的生産性評価ではパフォーマンスだけでなく認知負荷の評価も必要である。なぜなら、認知負荷が高い場合と低い場合とでは、作業成績が同じであっても執務者の内的状態は異なると考えられるため、異なる知的生産性評価をすべきだからである。つまり2指標を適切に解釈し、執務者がどのような認知状態であるか評価することで、執務者の作業状況(集中、休息など)が評価できれば、例えば「今は集中できている執務者も、数分後には休息に入ると予想されるから、照度を落として休息を促す」などという、従来の手法では困難であった新しい執務環境制御が行える BEMS が実現できると考えられる。そのためにはパフォーマンスと認知負荷の2指標を用いた新しい認知モデルを提案する必要がある。そこで本研究では、執務者の複数の認知・作業状態を仮定したパフォーマンス-認知モデルを提案し、作業執務者のパフォーマンスと認知負荷、さらに High W.S., Optimal W.S., Bad W.S., Low W.S. の4つの認知・作業状態を推定する手法を開発した。パフォーマンス推定では認知タスクの解答時間、分散性及びエラー率、認知負荷の推定では瞳孔径および心拍数を用いた。提案手法による認知・作業状態推定の妥当性評価として、パフォーマンス及び認知負荷の推定が正当に行われているか確認するため、2種類の難易度のタスクを用いた被験者実験を行った。実験結果から、提案手法において推定されたパフォーマンス及び認知負荷がタスク難易度上昇によってそれぞれ有意に低下及び上昇することが分かったため、提案手法による推定は妥当であると示唆された。さらに、高難易度ほど作業効率の悪い認知・作業状態である Bad W.S. になりやすく、逆に低難易度ほど作業効率の良い Optimal W.S. になりやすいことも提案手法から評価することができた。

これまでの BEMS は、執務環境が執務者の健康や快適性を損なわせないという制約条件の下、エネルギー消費量の最小化を目的とした最適化問題の解に基づいて、空調などの設備を制御することが求められていた。しかし、Productivity-oriented BEMS のためには、新たに執務者の知的生産性をインプットとし、この最大化も目的関数とした最適化問題を解かねばならない。

これまで実施した 3 つの研究はこのインプット部分の確立に寄与するものであった。前半 2 つの研究はオフィス環境で作業成績が不可能なケースにおいて、リアルタイム知的生産性評価を可能とする手法の確立、3 つ目の研究は作業成績が可能なケースにおける評価手法の確立に寄与した。

一時休息状態の検出手法は、知的生産性に関わる執務者の状態を判別するものであり、知的生産性が低下する一時休息状態の出現頻度に応じて、BEMS の制御を変更するなど、知的生産性を考慮した省エネルギーに向けたシステムの開発が可能となる。

作業成績推定手法は、2 章で実施した 3 状態の判別という分類問題から、作業成績の推定という回帰問題に拡張されたものである。これにより、より細かい連続値をインプットとした BEMS の設計が可能となったため、執務者に対して空調の温度等の制御が細かく実施できるシステムの実現が期待できる。

3 つの研究では認知・作業状態を 4 状態に分類し、提案手法によって時系列的に推定することで、詳細な作業状況の推測が可能となることから、作業成績の評価だけでは困難であった執務者の状態を考慮した BEMS の開発が可能となる。

以上より、Productivity-oriented BEMS のインプットである知的生産性のリアルタイム評価が可能であることが、本研究で示唆された。本研究では、CO₂ 排出量抑制に向けた省エネルギーの解決策の 1 つとして期待されている BEMS に着目し、過度な省エネルギーがもたらす知的生産性低下による経済コストの増大を回避するため、リアルタイム知的生産性評価に向けた手法の開発を実施した。また、開発に際しては、非接触かつリアルタイム計測が可能な生理指標を用い、機械学習やファジィ推論による 3 つの知的生産性評価手法を検討した。その結果、評価対象は異なるものの、いずれも生理指標計測によって有意に評価可能であることが確認された。しかし、本研究では知的生産性の評価に留まっているため、今後は評価結果に応じた BEMS 制御の最適化問題へ研究対象を移し、知的生産性を考慮した BEMS の実現可能性を示していくことが必要となる。今後、このような BEMS を構築していくことで、ICT 技術を用いた持続可能な環境社会への貢献が期待できる。

図目次

1.1	日本における部門別 CO ₂ 排出量の推移	2
1.2	オフィスのエネルギー消費パターン	3
1.3	PMV を考慮した空調制御	7
1.4	認知負荷の時系列データ例 [27]	9
2.1	主要な脳溝と葉の側面図	20
2.2	国際 10-20 法	21
2.3	心電図	23
2.4	瞬目測定での電極位置	25
2.5	眼球付近の筋電図	25
2.6	教師データ測定の画面遷移	29
2.7	1 桁加算タスク画面	31
2.8	3 桁暗算加算タスク画面	31
2.9	伝票分類タスク画面	31
2.10	紙伝票	32
2.11	ipad の分類画面	32
2.12	タイピングタスク画面	32
2.13	タイピングタスク画面 (タスク条件)	33
2.14	タイピングタスク画面 (コントロール条件)	33
2.15	ブロック組立タスク画面 (タスク条件)	33
2.16	ブロック組立タスク画面 (コントロール条件とレスト条件)	33
2.17	実験室の配置	34
2.18	生体信号収録装置 PolymateAP216	34
2.19	ACT 生体電極	34
2.20	プローブ配置図	35
2.21	実験風景	36
2.22	被験者 21・1 桁加算タスク・教師データ測定データ	40
2.23	被験者 21・1 桁加算タスク・評価データ測定データ	40
2.24	被験者 21・1 桁加算タスク・評価データ測定・一時休息状態検出	41

図目次

2.25	各タスクごとの一時休息状態検出の正検出率評価	42
3.1	心電図 (ECG) で計測される波形の例	50
3.2	faceLAB による瞳孔径計測の様子	52
3.3	Support Vector Machine の概念図	53
3.4	Support Vector Regression の概念図	55
3.5	Random Forests による回帰	56
3.6	実験環境のレイアウト	57
3.7	計測席での課題提示ディスプレイ及び解答インタフェースの配置	58
3.8	計測席における被験者及び計測機材の位置関係	59
3.9	伝票分類タスクの解答画面	60
3.10	領収書画面の例	60
3.11	カラーバーを表示した解答画面	62
3.12	実験 1 日目のスケジュール	64
3.13	実験 2 日目のスケジュール	64
3.14	実験 1 日目の様子	65
3.15	実験 2 日目の様子	65
3.16	交差検定法の概念図	67
3.17	1 フレーム毎でのデータ抽出の概念図	68
3.18	ペースアップ課題における平均作業成績	69
3.19	ペースダウン課題における平均作業成績	69
3.20	ペースアップ課題における平均 HF パワー	69
3.21	ペースダウン課題における平均 HF パワー	69
3.22	ペースアップ課題における平均 LF パワー	69
3.23	ペースダウン課題における平均 LF パワー	69
3.24	ペースアップ課題における平均 LF/HF 比	70
3.25	ペースダウン課題における平均 LF/HF 比	70
3.26	ペースアップ課題における平均瞳孔径	70
3.27	ペースダウン課題における平均瞳孔径	70
3.28	被験者 s4 のペースアップ課題における作業成績の推定値及び計測値	75
3.29	被験者 s4 のペースダウン課題における作業成績の推定値及び計測値	75
3.30	被験者 s4 のペースアップ課題における生理指標及び作業成績	76
3.31	被験者 s4 のペースダウン課題における生理指標及び作業成績	76
4.1	パフォーマンス-認知モデル	84
4.2	認知状態推定手法の概念図	86
4.3	ファジィ推論のブロック図	88
4.4	代表的なメンバシップ関数の形状	90

図目次

4.5	ガウシアン型メンバシップ関数の形状	91
4.6	規則 R^i での推論	92
4.7	複数の推論結果の統合	92
4.8	ファジィ推論のアルゴリズム	93
4.9	後件部のメンバシップ関数形状	94
4.10	入力特徴量に対するメンバシップ関数の形状	98
4.11	瞬目による瞳孔径アーチファクトの除去	103
4.12	タスクごとの特徴量抽出	103
4.13	心電図 (ECG) の例	104
4.14	認知・作業状態推定アルゴリズム	108
4.15	実験室のレイアウト	109
4.16	タスクのインタフェースとタスク解答の流れ	110
4.17	被験者と計測機材の位置関係	113
4.18	被験者 s06 の心電図データ	117
4.19	解答時間, 分散性, エラー率及びパフォーマンス推定結果	120
4.20	瞳孔径, 心拍数及び認知負荷推定結果	120
4.21	被験者 s10 の認知・作業状態推定結果 (2 桁暗算)	123
4.22	被験者 s10 の認知・作業状態推定結果 (4 桁暗算)	123
4.23	被験者 s22 の認知・作業状態推定結果 (2 桁暗算)	124
4.24	被験者 s22 の認知・作業状態推定結果 (4 桁暗算)	124

表目次

1.1	時間帯別の主要な省エネルギー方法	4
2.1	作業状態の分類	19
2.2	測定部位付近の脳部位の一覧	21
2.3	覚醒時に出現する脳波	21
2.4	式 2.1 と式 2.2 の各記号の説明	23
2.5	心拍変動のパワースペクトル解析	23
2.6	説明変数一覧	25
2.7	実験スケジュール	28
2.8	作業条件	28
2.9	各測定手法	29
2.10	タスク一覧	29
2.11	本実験で扱うタスクの詳細	30
2.12	各生理指標の測定箇所と設定値	35
2.13	各生理指標の測定方法	35
2.14	被験者一覧	37
2.15	各作業状態-検出の確率	38
2.16	生理指標からの一時休息状態検出の正答率	42
2.17	各被験者別 各説明変数の有効数一覧	45
3.1	アンケート項目	63
3.2	被験者の属性と実験実施時間	66
3.3	各学習手法で導出された回帰モデルの平均 MSE 及び平均 R^2	70
3.4	各被験者での回帰モデルの推定成績	71
3.5	各生理指標の係数の平均値及び係数の絶対値平均	72
3.6	各生理指標の被験者別平均係数及び決定係数 R^2	73
4.1	パフォーマンス推定での規則	101
4.2	認知負荷推定での規則	106
4.3	認知状態推定における規則	106

表目次

4.4	2桁暗算タスクの認知ステップと最短および最長処理時間	111
4.5	4桁暗算タスクの認知ステップと最短および最長処理時間	112
4.6	解答時間の理論値	112
4.7	初日の実験スケジュール	113
4.8	事前アンケート項目	114
4.9	2日目の実験スケジュール	114
4.10	被験者属性	116
4.11	NASA-TLX によるメンタルワークロード	117
4.12	各タスクの平均特徴量 (解答時間・分散性・エラー率)	117
4.13	各被験者の平均特徴量 (解答時間, 分散性, エラー率)	118
4.14	各タスクの平均特徴量 (瞳孔径・心拍数)	118
4.15	各被験者の平均特徴量 (瞳孔径, 心拍数)	119
4.16	各タスクの平均パフォーマンス及び平均認知負荷	119
4.17	各被験者の平均パフォーマンス及び平均認知負荷	121
4.18	各タスクの認知・作業状態の平均適応度	121
4.19	各被験者の認知・作業状態の平均適応度	122

略語集

bbl: Barrel
BAS: Building Automation System
BEMS: Building Energy Management System
CLT: Cognitive Load Theory
CO₂: Carbon Dioxide
ECG: Electrocardiogram
EEG: Electroencephalogram
EMS: Energy Management System
HF: High Frequency of Heart Rate Variability
HR: Heart Rate
HRV: Heart Rate Variability
IoT: Internet of Things
RF: Random Forest
RRI: R wave and R wave Interval
LF: Low Frequency of Heart Rate Variability
MSE: Mean Square Error
SVM: Support Vector Model
SVR: Support Vector Regression
PERCLOS: percentage of eye closure

※アルファベット順

第 1 章

序論

1.1 研究の背景

1.1.1 世界のエネルギー問題

世界人口は増加の一途を辿り、国際連合の経済社会局によると 1950 年に約 25.3 億人であった世界人口は 2017 年には約 75.5 億人となり、2050 年には約 97.7 億人に達すると推計されている [1]。それに伴い、電力を始めとするエネルギーの消費量の増大し、石油・石炭・天然ガスを始めとする化石資源の枯渇が懸念される。2015 年に発表された BP 統計 [2] によると、石油の埋蔵量は 1 兆 7000 億 *bbl* であり、可採年数にすると 52.5 年、石炭の埋蔵量は 8,915 億 *t* で可採年数 110 年、天然ガスの埋蔵量は 187 兆 m^3 で可採年数 54.1 年であると推計されている。上記の数値データは、人口問題や経済活動の増大によって大幅に予想を下回る可能性があるため、化石資源削減のための取り組みが急務である。

一方で、人口増加に伴うエネルギー消費活動の弊害は化石資源の枯渇だけでなく、大気汚染等の環境問題の深刻化も挙げられる。特に多くの議論がなされている環境問題として CO_2 等の温室効果ガス排出が挙げられる。温室効果ガスは、地球が温暖化の原因となることは 19 世紀から指摘されており、1980 年代末ごろから国際会議で議論されるようになった [3]。また、1988 年に国際連合環境計画と世界気象機関が気候変動に関する政府間パネル (IPCC) が設立され [4]、温室効果ガス排出抑制に向けた緊張が世界各国で高まっている。さらに、1997 年の第 3 回気候変動枠組条約締約国会議 (COP3) にて、法的拘束力のある温室効果ガス排出量が先進国に設定され、2005 年には京都議定書が発行された [5]。

以上、これらを背景にして、化石資源消費の抑制や温室効果ガス排出の抑制に向けた、省エネルギー化を目指す次世代エネルギーシステム構築への社会的要請は年々高まっている。

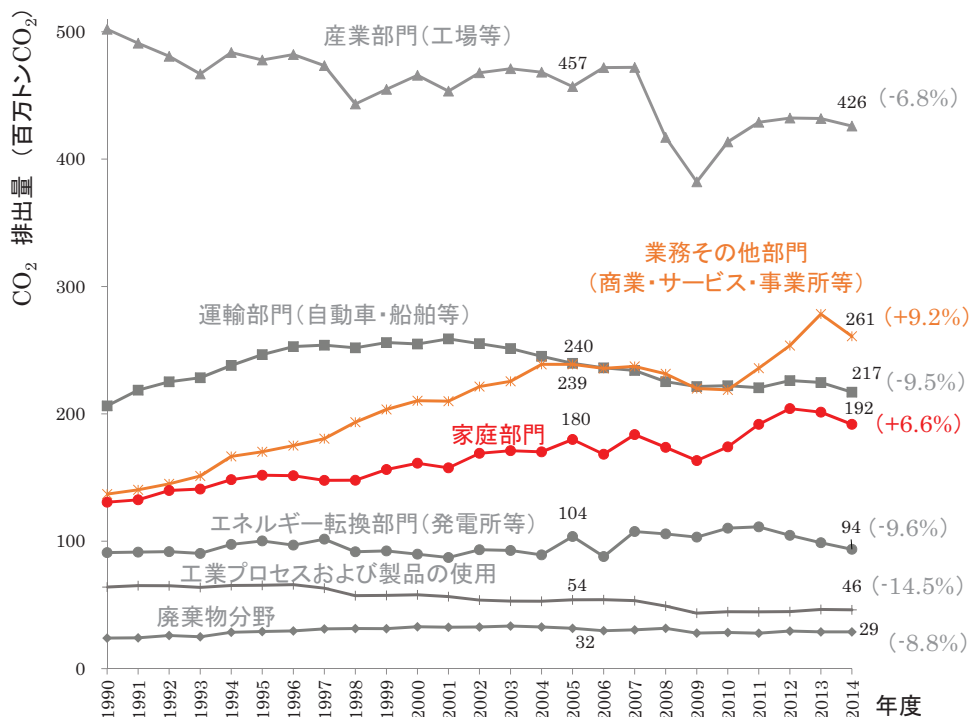
1.1.2 わが国のエネルギー問題

省エネルギー化に向けた取り組みは、再生エネルギー技術や最新の ICT 技術を用いて積極的に行われており、日本も例外ではない [6]。日本政府は化石資源の消費量や温室効果ガス排出量の削減を推進するため、原子力エネルギーや太陽光を始めとする再生可能エネルギーの拡大を進めて

第1章 序論

いた。2005年の原子力政策大綱 [7] によると、2030年以後も原子力発電の発電量が国内総電力量の30～40％程度であると、温室効果ガスの抑制に効果があるとされている。このような背景から、日本では特に原子力エネルギーの供給拡大が進められていた。しかし、2011年3月11日の東日本大震災による福島第一原子力発電所事故により、原子力発電所の安全性の見直しや事故による環境汚染の問題、世論からの批判等を受け、日本の原子力発電の拡大は見込めない状況となった [8]。

一方で、再生可能エネルギーの拡大が注目されているが、製造コストが高額であり、発電効率の低さや設備メンテナンスの複雑さによって発電コストもかさむため、事業として採算が取れない企業が多い。政府主導の推進もこういった企業の積極的な取り組みがなければ成立しないため、再生エネルギーの拡大には多くの課題を残している。その結果、エネルギー白書 2017 [9] によると一般電気事業用の発電電力量では、再生可能エネルギーの割合が国内の全発電電力量の4.9％にとどまっており、2011年以前に原子力発電による発電電力量の殆どが、石油・石炭・天然ガスによる火力発電エネルギーで代替せざるを得ない状況となっている。化石資源のエネルギー化にともなうCO₂排出量の増大は、京都議定書の違反の可能性があり国際的信頼の失墜に繋がるため、温室効果ガスの抑制は急務である。わが国における部門別CO₂排出量は国立環境研究所によると [10]、図 1.1 に示すように、産業部門が最も高く推移しており、次に 2014 年時点では業務その他部門と続き、今後も消費量の増加が懸念される。



()内は2005年度から2014年度の増減割合

図 1.1 日本における部門別 CO₂ 排出量の推移

業務その他部門でのエネルギー消費はオフィスビルなどの建物運用時に発生するものであり、照明・空調・オフィス端末など多岐にわたる屋内設備のエネルギー消費の総和である。

エネルギー消費量削減の観点のみを考えれば、オフィスビルの空調，照明，OA 機器などのあらゆるエネルギー消費を，企業活動が可能な必要最低限の範囲に制限すれば良い。しかし厚生労働省の事務所衛生基準規則 [11] をはじめとした法令等により，執務者にとって劣悪な執務環境は禁止されている。さらに，オフィスビルでは，エネルギー消費量削減だけでなく執務者の経済活動にかかるコストの削減も考慮すべきである。既往研究によると，過度に照明の照度を落としたり空調の出力を落とすなどしたオフィスでは執務者の作業効率が落ち，それに伴う経済コストは，省エネルギーでのコスト削減費用を上回る [12] と報告されている。したがって，オフィスビルは単純なエネルギー削減だけでなく，執務者の快適性や健康を配慮した設計が求められている。執務者を配慮した省エネルギーの方法は複数挙げられ，以下のように時間帯別のオフィス活動に合わせた省エネルギー対策が必要とされている [13]。

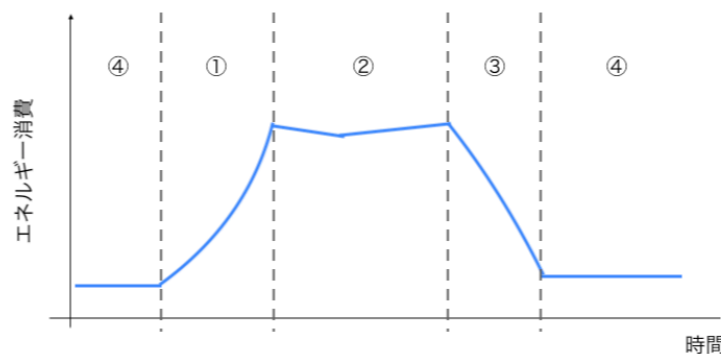


図 1.2 オフィスのエネルギー消費パターン

始業前時間帯（図 1.2 中①）

空調のウォーミングアップ等によりエネルギーを多く消費する。冬期は温度差が大きいため，消費が顕著になる。また執務者の出勤に伴い，照明やコンセント負荷が急速に大きくなる。この時間帯では，以上のようなコールドスタート時のエネルギー消費を抑える施策が必要である。

操業時間帯（図 1.2 中②）

最も多くの執務者がオフィスにおり，活動が活発であるため，空調や照明，OA 機器の総エネルギー消費量が大きくなる時間帯である。夏期ではさらに消費量が大きくなる傾向にある。この時間帯では，執務者自身の省エネルギー活動が効果的であり，また設備の運転効率管理が重要となる。

残業時間帯（図 1.2 中③）

残業でオフィスに残っている執務者がいるため，終業後もエネルギー消費の減少が緩やか

第 1 章 序論

な時間帯である。執務者の定時退社促進による設備の早期停止や、執務区画の限定による稼働設備の限定が重要である。

非使用時間帯 (図 1.2 中④)

執務者はおらず、当直警備員向けの執務室等を除く区画の空調や照明、OA 機器が停止している時間帯である。ただし、この時間帯でも消費されるようなベースロード電源の見直しや、設備電源の消し忘れの抑制による省エネルギー効果は大きい。

また、以上のような時間帯別の対策の具体例を以下の表に示す。

表 1.1 時間帯別の主要な省エネルギー方法

時間帯	種別	内容
①	設備制御	季節による室温変化に応じて空調機の運転開始時刻も変化させる
①	設備変更	外気の取り入れをカットし負荷を軽減する
①	執務者による運用	冷房期間は終業時にブラインドを閉め翌朝の日射負荷を軽減する
①	設備制御	冷房期間の未明 (主に時間帯④) にナイトパーズを行い夜間・休日に生じる蓄熱を除去しておく
①	設備変更	暖房期間に向けて立ち上がりの早い貫流ボイラ等を導入し運転開始までの時間を短縮する
②	執務者による運用	クールビズを導入し政府推奨温度を参考に室温を調整する
②	執務者による運用	昼休み時に消灯や OA 機器の一時停止を行う
②	設備制御	季節の負荷変動に応じて空調熱源機器と補機を含めた設備の高効率運用を目指した運転管理をする
②	設備制御	CO ² 濃度による執務者の人口密度を推定し必要最小限の外気導入制御を行う
②	設備変更	高効率な熱源装置および変風量・変流量方式を導入し、効率の高い運転を行う
③	設備制御もしくは執務者による運用	執務者が在室する区画のみ点灯するなどの照明範囲を限定する
③	設備制御	共用部の照明を部分点灯させる
③	設備制御	冷暖房終了時間前に熱源機を停止し装置内の熱を有効利用する
③	設備変更および設備制御	区画が制御できる機器を導入し効率の良い運用をする
③	設備制御	未使用区画内の給湯温水器や洗浄便器の電源を夜間モードにする (保温機能を停止させる)
④	設備制御	消し忘れ防止のために未使用区画での照明や換気の自動停止を行う
④	設備変更	変圧器の負荷を集約することで無負荷損失を減らす
④	設備変更	エレベーターの運転台数を減らす
④	設備制御	自販機を夜間停止させる
④	設備変更	高効率のトップランナー変圧器に更新することで損失を最小限にする

時間帯の番号は図 1.2 中番号に対応

以上より、オフィスの省エネルギーは設備変更、執務者による運用、設備制御によって実現できると考えられている。設備変更は近年の技術進歩により、高効率の設備が導入されており、執務者による運用も震災による政府の節電要請等から積極的な省エネルギー活動が活発になっている。一方で設備制御は特に注目されている分野であり、情報通信技術の進化による IoT(Internet of Things) アーキテクチャの台頭により多くのセンサーデータを取得可能になったため、これを利用した Building Energy Management System (以下、BEMS) の普及が期待されている。

1.1.3 BEMS の現状と課題

BEMS は 1960 年代に開発され、当初はビルメンテナンスのための中央監視システムとして利用されていた [14, 15]。BEMS は 3 つの主要システムで構成されており、それぞれ (1)Building Automation System(以下, BAS), (2)Building Management System(以下, BMS), (3)Energy Management System(以下, EMS) と呼ばれる。BAS はセンサーデータの取得・収集・蓄積および設備の制御を行い, BMS は故障履歴の管理や保守スケジュール管理などのメンテナンス業務の管理を行う。EMS はエネルギー管理に特化し, 消費量や効率を実測値や統計値を用いてビル設備の稼働状況を監視することが目的である。これらが連携して中央監視システムとして機能していたのが BEMS であった。

一方で, 近年 CO₂ 削減のニーズの高まりを受け, BEMS は省エネルギーに寄与するシステムとして注目されるようになった。例えば, 2003 年には「エネルギーの使用の合理化に関する法律」の改正において BEMS の活用が盛り込まれ, 2008 年に経済産業省によって発表された「Cool Earth – エネルギー革新技術計画」の中にも BEMS が取り上げられている [16]。このときから BEMS には省エネルギーを実現する機能も期待されるようになり, 主に EMS の機能が改善された。具体的には EMS で省エネルギーを目的とした制御計画を計算する機能が追加され, 計算時にはエネルギー消費量や室温などのセンサーデータを用いて, 制御計画を BAS に伝達することで省エネルギー制御を実現している。EMS の計算は最適化計算に基づいており, 池田 [15] によると「設備機器の運用目的（空調設備であればビル内空気環境の快適性維持）を達成することを制約条件として, これに係る評価関数（例えばエネルギー消費量）を最適な値にすることを目的とする」計算のことであるとされている。

以上より, 現在 BEMS は省エネルギー機能を期待され, 今後も機能向上が進んでいくと思われる。本研究ではその機能に着目し, 以降では BEMS を省エネルギーのためのビル制御システムとして扱うこととする。

BEMS は各装置の開発に要求される技術とコストが高く, 産業界での実現は困難であったが, 昨今のクラウド技術, IoT 技術の隆起により実用例が多く見受けられるようになった [15–17]。しかし課題も多く存在し, 以下では BEMS の主な実用例と課題を述べる。

空気質制御

省エネ制御手法の 1 つに空気質の制御が挙げられる [16]。これは室温に応じて, 空調機や冷温水弁を調節し, 負荷が少ないときは風量を削減して, 電力消費量を削減するものである。さらに外気制御, 空調・換気関連の制御には, 建物の内外の温度に応じて外気の導入量を制御したり, 空調機の立ち上がり時に外気を遮断したりすることにより, 外気の処理負荷を軽減している。

一方で, 秋元ら [18] によると, 執務者が快適と感じ, 知的生産性が向上するのは風量の強弱が影響すると示唆されており, 30℃ 50%RH という比較的劣悪な執務環境であっても, 風量によっては執務者の快適性, 知的生産性は損なわれないという結果が報告されている。したがって, 知的生産性を評価しながら, これを維持するように風量を調節することで, 過

度な温度調整によるエネルギー消費を防ぐことができる可能性があるが、現状では室温に応じた画一的な風量調整に留まっている。

照明制御

照明制御も省エネルギーに効果的な制御手法の 1 つである [15, 16]。執務者の在不在を人感センサーなどで検知し、使用されていない区画の自動消灯を行うことで電力消費を削減する。またあらかじめスケジュールを決めておき、自動制御するものもある。

一方で在不在による単純な照明の点灯消灯制御だけでは、図 1.2 中の③残業時間帯や④非使用時間帯にしか寄与できないが、大林ら [19] によると、個々の執務者に適した照明の照度や色温度を調整することで、知的生産性を維持しながら、つまり多和田 [12] が指摘する知的生産性低下による経済的コストの増大を回避しながら、省エネルギーを実現することが可能であると示唆されている。したがって、既存の制御手法の他にも照度・色温度の調整を執務者個人の知的生産性評価と連動させて行うことで、②作業時間帯でも更なる省エネルギーができる可能性がある。しかし、そのためには個人差を考慮した制御手法の考案、つまり個人の知的生産性を評価し、それに応じて最適な照度・色温度を導出する手法を考案しなければならない。

空調制御

空調を制御することで省エネルギーと快適性を両立した室温を実現する制御手法も存在する [15]。この方式は、室温、湿度、輻射温度、着衣量、活動量、気流速度から計算される快適指数 PMV(Predicted Mean Vote) を一定範囲内に維持しながら省エネルギーとなる最適な室温を計算し、それを設定値とした空調制御を行う。

一方で、小林ら [20] によると、PMV の熱的快適範囲内の執務環境であっても、知的生産性にばらつきが認められており、PMV を一定範囲内に維持することが必ずしも省エネルギー、知的生産性に寄与しない可能性が示唆されている。例えば、PMV が一定範囲内であっても知的生産性が低下し、多和田 [12] の指摘するような経済的コストの増加、もしくは PMV の維持に過度なエネルギー消費をしている場合も考えられる。このとき、PMV の代わりに知的生産性を評価する指標を採用し、その指標が一定値以上を維持できるような BEMS の提案が望まれる。

以上、BEMS の省エネルギー機能向上のためには、執務者の業務効率つまり知的生産性の評価値を EMS の最適化計算に導入することが重要である。

また BEMS への知的生産性評価の導入は、システム構成の観点から BEMS 内の EMS 部分の修正で実現可能である。例えば図 1.3 のような PMV を考慮した空調制御部分を知的生産性を考慮したものに改修する時、図中の PMV 演算部を知的生産性評価部に置き換え、設定温度演算部(最適化計算部)で「PMV を一定範囲内に抑える」という制約条件を、「知的生産性の評価値を一定以上にする」という制約条件に変更すればよい。この時、上記のような修正は図中灰色部分(EMS 内)に限られるため、BAS や設備を改修する必要はない。したがってシステム改修の範囲が抑えられ、改修費用や期間の短縮が期待される。

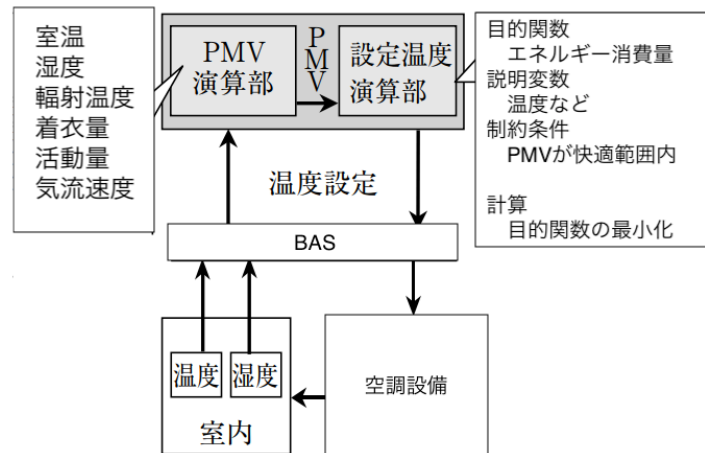


図 1.3 PMV を考慮した空調制御

1.1.4 リアルタイム知的生産性評価の意義

1.1.4.1 知的生産性の定義

研究者によって知的生産性の定義は様々であり [21]，村上はコストや労力というインプットに対する知的作業の作業量などのアウトプットの比率（例えば知的作業にかかるとする人件費あたりの作業量）が，知的生産性であると示唆している [22]．一般的なオフィスにおいて，規定労働時間内で遂行すべき作業量は決まっており，時間内に作業が終わらない場合は，規定外労働時間での作業が発生し，時間外手当等の人件費が追加で生じる．この時，作業量であるアウトプットは固定であるが，人件費というインプットは増大するため，知的生産性は低いと言える．したがって，オフィスにおける知的生産性の向上には，決められた作業量の中で作業時間を短縮することが必要となる．BEMS は主にオフィスで適用されるため，このシステムが考慮すべき知的生産性は上記に述べたような「単位時間あたりの知的作業量」つまり「作業速度」であり，本研究でも知的生産性をそのように扱う．

また村上らの知的活動の階層モデル [23] によると，知的作業は (1) 知覚認知や判断・操作などの「情報処理」と，(2) 知識情報の記憶や計算などの「知識処理」，(3) 価値創造やイノベーション，閃きなどの「知識創造」の 3 階層に分けられるとされる．

情報処理

知識情報の定型処理・事務処理のことであり，与えられた情報とルールの中で想定範囲内のアウトプットを出す作業を指す．例えば，オフィスの定例業務や定例報告，メール返信などが挙げられる．要求される知的能力は低いが，作業が単調になる傾向があるため，モチベーションの低下が起こりやすく，騒音などの環境外乱へ意識が向いてしまう可能性が高い．したがって，この処理での知的生産性向上のためには，執務者のモチベーション維持や環境外乱の抑制が肝要である．具体的には，労働環境として最低限必要な要素（就業規則を満たした室温や空気質，照明，雑音）を担保し，衛生的な環境の提供することが必要と

されている。

知識処理

知識情報の調査探索，加工処理のことである。これは，情報処理とは異なり，与えられた情報の他に新たな情報を収集し加工し，一定のルールの中でアウトプットを出す作業のことである。時には新しい情報から想定外のアウトプットを出すこともあり，価値が高い作業とされている。例えば，資料調査や資料作成，プレゼンテーション，自室での集中作業などが挙げられる。要求される知的能力が高く，如何にタスクへ集中するかが重要であるため，この処理の知的生産性向上のためには，情報処理のように必要最低限の労働環境を用意するだけでなく執務者にとって心理的・生理的・物理的に快適な環境を提供する必要がある。具体的には，作業の集中力を高める色温度の照明環境や，頭寒足熱の環境などが挙げられる。

知識創造

価値創造，イノベーションのことであり，これは上記 2 つの処理と異なり，情報もルールも与えられていない中でこれまでになかった新しいアウトプットを創造する行動である。例えば，ブレインストーミングや意見交換によるアイデア創出や日常生活の中で得る突然の着想などが挙げられ，次世代の企業活動を支える重要な行動であると期待されている。

一方で知識創造に至る執務者のメカニズムは解明されていない。なぜなら，この行動は個人の能力や心理状態だけでなく，知識共有や議論など他者との相互作用によって活性化される可能性があるため，そのメカニズムが複雑になるからである。活性化のための環境には，コミュニケーションがしやすい空間やリラックスできる空間などが挙げられているがいずれもその妥当性は認められておらず，BEMS 等で制御可能な環境がどの程度活性化に寄与できるか解明されていない。

村上らによると現代のオフィスワーク，特にホワイトカラーと呼ばれる業種では一定のルールの中での知的作業，つまり情報処理と知識処理が業務時間の大半を占めるとされており，BEMS で制御可能な環境によって生産性向上が見込めるのも，これら 2 つの処理であると示唆されている。したがって，本研究ではこれら 2 つの処理を知的生産性評価の対象とする。

また，知的作業の中には資料作成やプログラミングなど個人で実施するものと，会議など複数人で実施するものがある。後者の場合，知的生産性が個人差の影響を強く受け，モデルが複雑になりやすいため，複数人の知的生産性評価手法を取り扱う研究は少ない。一方で，個人を対象としたものは多く存在するが [24, 25]，未だ評価手法が確立されていない。知的生産性評価は個人および複数人の両方に対応する必要があるが，本研究では基礎検討としてまずは個人を対象とした知的生産性評価の確立を目指し，これを用いた BEMS の実現を期待する。

作業速度はその作業内容に依存するが，認知負荷によっても変化するとされている [26]。Fred [26] らによると，認知負荷は intrinsic load, extraneous load, germane load に分けられ，知的作業を行う際は図 1.4 のようにそれぞれが積み重なった負荷を受けていると示唆している。人間が許容できる認知負荷には限りがあり，図中の赤い横線がその上限である。与えられた作業量が一定である場合，認知負荷が上限を超える時，ヒューマンエラーの発生などの影響で作業速

度が低下するが、逆に負荷が少なすぎる場合でも作業速度が低下するとされている。それには上述の 3 つの認知負荷が影響している。

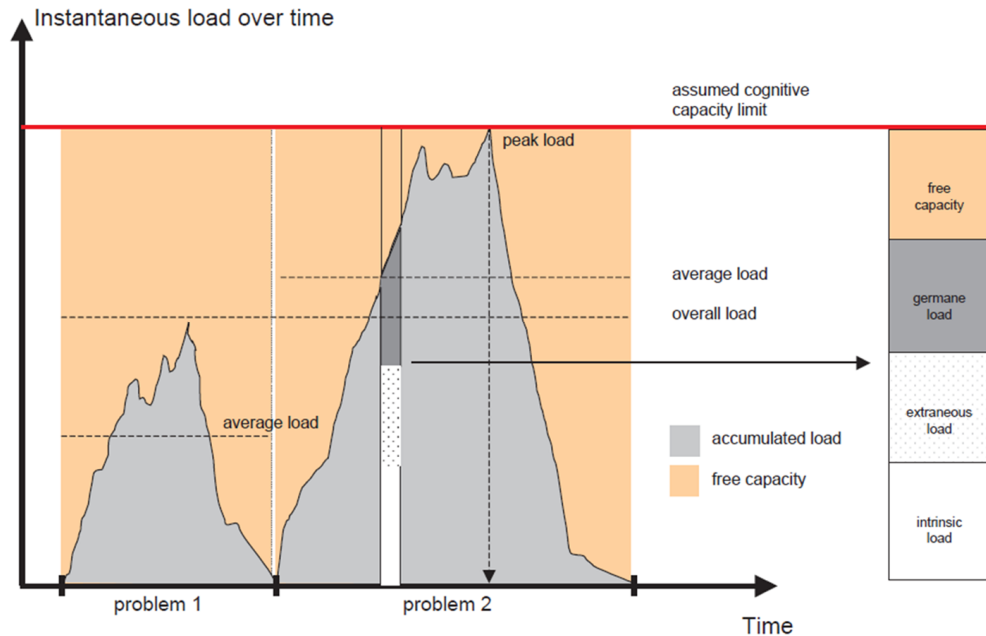


図 1.4 認知負荷の時系列データ例 [27]

intrinsic load とは知的作業者に潜在的にある要因 (先行知識など) に依存する負荷であり、作業への習熟によって下がる傾向にある。extraneous load は知的作業に直接関係しない阻害要因 (テキストの見づらさや、騒音等の外部要因) に依存する負荷である。これら 2 つの負荷は低いほど作業速度が向上しやすくなる。一方, germane load は知的作業に直接関係するメンタルな要因 (モチベーションなど) に依存する負荷であり、この負荷が高い時は作業速度が上がりやすい。したがって、Fred らによると作業速度が最大化されるのは, intrinsic load 及び extraneous load が低く, germane load が高く、それらの合計が認知負荷の上限を下回るときである。

BEMS によりエネルギー消費量の削減が可能になるのは先述のとおりだが、過度なエネルギー消費量の削減によって執務環境が悪化すると, extraneous load が上昇し, 知的作業者によってはモチベーションの低下, つまり germane load の低下が起こり, 知的生産性が低下する可能性が考えられる。先述の通り, 過度な省エネルギーによる知的生産性低下が及ぼす経済コストは, 省エネルギーでのコスト削減費用を上回る [12] ため, エネルギー消費量削減にのみ着目するのではなく, 知的生産性も考慮した執務環境の設計つまり, Productivity-oriented な BEM の開発が必要である。

執務環境の変化による知的生産性の変動を評価できれば, エネルギー消費量を削減しながら知的生産性の低下を抑える執務環境の設計が可能になるだけでなく, 知的生産性を向上させる執務環境の設計も可能となる。執務者の知的生産性が向上した場合, その向上率が数 % であったとしてもその金額換算値は大きく, 環境改善による費用対効果は高いという報告もある [28] ため, 知的生産性評価の意義は大きい。また, Productivity-oriented BEMS を実現するためには, エネル

ギー消費量だけでなく知的生産性もリアルタイムに計測し、これら 2 つを入力とした設備制御の最適化を行う必要がある。

1.1.4.2 知的生産性評価のための指標

知的生産性を評価するために使用する指標として、主観指標、行動指標、生理指標が挙げられる。以下では、Productivity-oriented BEMS に向けた知的生産性の評価に適した指標を検討する。

主観指標

主観指標は、自身の体調や遂行した課題の出来不出来などの自己評価を表したもので、アンケートなどの手法を用いて調べられる。このような手法での測定は、被験者への負担が低く、過去に開発された質問集には信頼性の高いものも多い。しかし、作業開始前もしくは終了後にしかデータが得られないため、リアルタイムの測定は困難である。

生理指標

生理指標は心拍数、脳波、瞬目などの生理状態を表したものである。他にも脳機能マッピングや事象関連電位などが挙げられる。しかし、計測器具によっては身体的拘束が大きくなり、知的作業の効率を阻害する可能性があるため、計測箇所の少ないもしくは非接触での計測が必要である。既往研究では、非接触かつリアルタイムの知的生産性評価手法として、生理指標を用いる研究が数多く存在しており、その有効性も示されている [29–39]。これらの研究では、生理指標が執務者の疲れやストレス、集中などの内的状態を反映しており、これらが認知活動に大きく影響していることが示唆されているため、生理指標を用いたリアルタイム知的生産性評価手法は有効であると考えられる。

行動指標

行動指標は、作業課題遂行中の解答時間や解答タイミング、回数、反応速度などの作業成績である。既往研究にはオフィスワークを模した認知タスクを用いて評価することが多い [24, 25]。オフィスワークそのものを計測対象とせず、認知タスクを用いる理由としてはスケジュール調整や業務連絡などでは作業成績の計測が困難であることが挙げられる。一方で、資料作成や伝票処理など作業成績が計測可能なオフィスワークを対象とする場合は、知的生産性の評価は作業成績によって実施可能である。

以上より、Productivity-oriented BEMS の実現において、作業成績の計測が困難なオフィスワークを対象とする場合は生理指標による知的生産性評価を行い、作業成績が計測可能であるオフィスワークを対象とする場合は、行動指標および生理指標を用いた知的生産性評価を行う必要があると考えられる。

1.2 研究の目的

本研究では、オフィスで知的作業を行う執務者の知的生産性と省エネルギーの両立を可能とする BEMS を実現するため、リアルタイムでの知的生産性を評価可能な手法の確立を目指し、その

基礎検討を目的とする．そのために，本研究では以下に記す 3 つの知的生産性評価の手法に着目し，それぞれの手法の精度やオフィスなどのビル設備内での実用性を評価する．

- A) 生理指標による知的作業・非作業の判別
- B) 生理指標による知的作業成績の推定
- C) 認知タスクの知的作業成績と認知負荷を用いた認知作業状態の推定

上記 (A) では，生理指標による知的生産性評価の基礎検討のため，執務者が知的作業をしているか否かの 2 状態を複数の生理指標を用いて分類し，精度評価を行う．これにより，生理指標が知的生産性評価に有効な指標であることを確認し，選定した生理指標のうち有効な指標の特定を目指す．

(B) では (A) を発展させ，知的作業をしているか否かという 0 or 1 の分類問題から，知的作業成績を直接推定する回帰問題に拡張し，精度を評価する．これが実現すると，(A) に比べて知的生産性を離散的ではなく連続値的に表現できるため，BEMS の制御量をより細かく設定することができるようになる．

以上 (A) および (B) は，作業成績が計測困難なオフィスワークを対象とした場合の知的生産性評価についての検討である．(C) では作業成績が計測可能な場合を扱う．Paas ら [27, 40] によると，作業成績が計測可能な認知タスクを扱える場合は，その成績と認知負荷の 2 指標を同時に評価することが，知的生産性評価にとって重要であると示唆されている．同じ作業成績であっても，認知負荷の大小によって執務者の心理状態は異なるはずであり，それに応じた作業環境を BEMS は提供すべきである．そこで (C) では，作業成績と認知負荷によって推測される心理状態を認知作業状態と呼び，これを推定する手法の開発を目指す．これが実現することにより，作業成績のみからでは推定できない執務者の認知作業状態を考慮した BEMS の実現が可能となる．

1.3 関連研究

1.3.1 知的生産性研究

現在の高度情報化が進んだ社会において，人間が行う作業の多くが知的作業であり，知的生産性の重要度は高まっている．したがって，知的生産性向上を目指した環境設計などの取り組みが行われるべきであるが，その評価手法は未だ確立されていない．特に，その定量評価は困難であり，近年の知的生産性研究はこの問題に焦点が当てられている．Wargocki ら [41] は，汚染物質や換気量などの空気質とテキストタイピング等の作業成績との関係を明らかにしている．また，知的生産性評価のためのタスク開発も様々な研究で行われており，David らは PAB [42] と呼ばれる脳の高次機能を評価するタスクを開発している．同様に下田らはタスクセット CPTOP [24]，岩川らは CPTOP2 [25] を開発しており，知的生産性の定量評価ツールの確立を目指している．これらの開発されたタスクセットを用いることで，知的生産性向上を目指した執務環境設計が可能になると期待される．しかし，これらの研究ではタスクの解答速度や正答率などの作業成績を評価しているが，このような執務者のタスクパフォーマンスのみからの知的生産性評価は新しい

執務環境の設計や改善を行うにあたって不十分であると考えられる。その理由の一つとして、執務者の内的要因が考慮されていないことが挙げられる。執務者の心理状態および執務者にかかる認知負荷のような内的要因が評価されていなければ、ある執務環境下で作業成績が変動した場合、それが執務者の内的要因によるものか、もしくは照明や空気質などの外的要因によるものなのかという評価ができない。したがって、知的生産性評価は執務者に関する様々な情報から行われるべきであり、作業成績などのタスクパフォーマンスだけでなく、心理状態や認知負荷などの内的要因の検討が必要であるが、現在の知的生産性研究では、後者も考慮した研究が非常に少ない。

1.3.2 認知負荷理論と生理指標に関する研究

人間の認知状態などの内的要因に着目した研究は多く存在し、特に知的能力に関係のある作業記憶や認知負荷に深い繋がりを持つ Cognitive Load Theory (CLT) 研究 [27, 40, 43–46] が挙げられる。これらの研究は人間の認知負荷を測定することで人間の内的状態の特定を目指し、主に教育の分野で、学習者を対象に実施されてきた。認知負荷の評価については、生理指標を用いる研究も数多くあり、その有効性も示されている。Hess ら [29] は瞳孔径と単純な認知タスク解答による知的活動との相関を示唆し、Stanners ら [30] は瞳孔径は覚醒と認知活動を反映する指標として有効であることを示唆している。また、山本ら [31] によって数列記憶タスクで瞳孔面積 (瞳孔径) と瞬目時間に有意な変化が見られることが示されている。Halverson ら [32] は瞳孔径だけでなく、瞬目頻度やサッケード眼球運動頻度、閉瞼率 (eye closure) や閉瞼時間 (percentage of eye closure, PERCLOS) を入力として、被験者の行ったタスクの異なる難易度による認知負荷の高低を判別することが可能であるか実験を行っている。結果として、瞳孔径や PERCLOS が特に判別能力の高い指標であると示唆されている。また、Iqbal ら [33] はルート計画タスクやテキスト編集タスクなどの高次認知タスクを細かなステップ (サブタスク) に分け、それぞれの区間内での瞳孔径から認知負荷を評価している。

認知負荷を反映するとされている指標は瞳孔径だけでなく、心拍などの循環器系も挙げられている。石橋ら [34] は心拍数が精神負担の指標として有効であることを示唆しており、Turner ら [35] は暗算タスクやビデオゲーム、Douglas ら [36] は Raven's matrices と呼ばれる知能検査、Mulder ら [37] は文章校正タスクを用いてタスク時に心拍数が上昇することを確認している。特に Turner らは認知タスクによる心拍上昇は、酸素消費量の上昇によるものであると示唆している。また、身体運動量は同じであっても、記憶想起タスクにおいてより高い認知負荷のタスクの方がより高い心拍数が計測されることを示唆した研究 [38] も存在している。これらの研究を受けて、Kennedy ら [39] は認知負荷計測に心拍数を用いて、グルコース入り飲料とプラセボ飲料服用時でタスクパフォーマンスの相違を評価しており、前者でパフォーマンスが上昇することを示唆している。

以上のように、CLT 研究は盛んに行われ、特に生理指標を用いた評価は有効であり、教育デザインや作業環境の設計に貢献してきた歴史がある。したがって、同様に知的活動を行う執務者の知的生産性評価においても、認知負荷を考慮することは有効であると言える。しかし、CLT 研究や知的生産性研究においてパフォーマンスもしくは認知負荷の一方のみを評価する研究が数多く

行われているものの、その両方を考慮した研究は少ない。

1.4 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章では、生理指標を用いて、執務者が作業中であるか否かを判別できるか確認し、有効な生理指標を考察する。第 3 章では、第 2 章で得られた生理指標の知見を基に選定した指標を用いて、認知タスクの作業成績を推定する機械学習モデルを開発を行う。その後、モデルの評価を通して、生理指標計測による知的生産性評価の妥当性を確認する。第 4 章では、これまで得られた知見を使って認知負荷を反映する生理指標を選定し、これらを用いた認知負荷推定モデルを開発する。同時に、認知タスクの作業成績の評価モデルも確立し、これら 2 つのモデルを用いた認知作業状態の推定手法を開発する。この手法の評価を通して、Productivity-oriented BEMS に対する認知作業状態推定の有効性を考察する。最後に 5 章では、各章で述べた研究を総括し、本研究の結論と今後の展望を述べる。

参考文献

- [1] United Nations Department of Economic and Social Affairs: The World Population Prospects: The 2017 Revision, https://esa.un.org/unpd/wpp/publications/Files/WPP2017_KeyFindings.pdf (accessed 2018-03-01).
- [2] BP p.l.c.: 2015 in review | Statistical Review of World Energy | Energy economics | BP Global,, <http://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy/2015-in-review.html> (accessed 2017-09-24).
- [3] 平成 9 年版環境白書: 第 1 章第 1 節 1 地球温暖化が認識されてきた経緯, <https://www.env.go.jp/policy/hakusyo/honbun.php3?kid=209&serial=10290&bflg=1> (accessed 2016-08-21).
- [4] 国土交通省 気象庁: IPCC (気候変動に関する政府間パネル), <http://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/ipcc/> (accessed 2018-10-31).
- [5] 外務省: 気候変動枠組条約京都議定書, http://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/treaty/treaty_020413.html (accessed 2016-08-21).
- [6] 経済産業省 環境エネルギー庁: スマートコミュニティとは, http://www.enecho.meti.go.jp/category/saving_and_new/advanced_systems/smart_community/ (accessed 2018-10-31).
- [7] 原子力委員会: 原子力政策大綱, <http://www.aec.go.jp/jicst/NC/tyoki/taikou/kettei/siry01.pdf> (accessed 2017-09-24).
- [8] Ministry of Economy, Trade and Industry: Agency for Natural Resources and Energy (Energy White Paper 2011), http://www.meti.go.jp/english/report/downloadfiles/2011_outline.pdf (accessed 2017-09-24).
- [9] 経済産業省資源エネルギー庁: エネルギー白書 2017, <http://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2017pdf/> (accessed 2018-03-10).
- [10] 国立研究開発法人 国立環境研究所: 2014 年度 (平成 26 年度) の温室効果ガス排出量 (確報値) について, <http://www.nies.go.jp/whatsnew/2016/jqjm10000007ei16-att/honbun.pdf> (accessed 2017-09-24).
- [11] 厚生労働省: 事務所衛生基準規則, https://www.mhlw.go.jp/web/t_doc?dataId=74089000 (accessed 2019-02-01).
- [12] 多和田 友美, 伊香賀 俊治, 村上 周三, 内田 匠子, 上田 悠: オフィスの温熱環境が作業効率及び電力消費量に与える総合的な影響. 日本建築学会環境系論文集, Vol.75, No.648 p.213-219 (2010) .
- [13] 財団法人 省エネルギーセンター: オフィスビルの省エネルギー, https://www.eccj.or.jp/office_bldg/img/office2.pdf (accessed 2019-02-01).
- [14] 環境展望台: ビルエネルギーマネジメントシステム (BEMS), <http://tenbou.nies.go.jp/science/description/detail.php?id=16> (accessed 2018-10-31).

-
- [15] 池田 耕一: BEMS の範囲とエネルギー削減への役割, https://www.jstage.jst.go.jp/article/ieiej/26/2/26_95/_pdf (accessed 2019-02-01).
 - [16] 国立環境研究所: 環境技術解説 ビルエネルギーマネジメントシステム (BEMS), <http://tenbou.nies.go.jp/science/description/detail.php?id=16> (accessed 2019-02-01).
 - [17] パナソニック エコソリューションズ社: パナソニック東京汐留ビル, <http://www2.panasonic.biz/es/solution/works/shiodome2.html>.
 - [18] 秋元 孝之, 松田 順平, 西原 直枝, 田辺 新一: 個人制御による非等温タスク空調が熱的快適性・知的生産性に与える影響, 日本建築学会環境系論文集, Vol. 69, No. 582, pp. 75-82 (2004).
 - [19] 大林史明, 下田宏, 服部瑤子, 富田和宏, 河内美佐, 石井裕剛, 寺野真明, 吉川榮和: オフィスワークの生産性改善のための環境制御法の研究-照明制御法の開発と実験的評価-, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2006, Vol. 1, No. 1322, pp. 151-156 (2006).
 - [20] 小林 弘造, 北村 規明, 田辺 新一, 西原 直枝, 清田 修, 岡 卓史: G-59 コールセンターの室内環境が知的生産性に与える影響, 空気調和・衛生工学会大会 学術講演論文集, Vol. 3, pp. 2053-2056 (2005).
 - [21] 川瀬貴晴: 知的生産性研究の現状と課題 (II ワークプレイス生産性評価の実践, <特集> 執務空間の知的生産性・ワークプレイス生産性), 建築雑誌, Vol. 122, No. 1564, pp. 12-13 (2007).
 - [22] 村上周三: 知的生産性研究の展望, 空気調和・衛生工学, Vol. 8, No. 1, pp. 3-8 (2007).
 - [23] 村上周三: 建築空間と知的活動の階層モデル, 2012.3.15 知的生産性委員会, 資料 No.5 (2012).
 - [24] 下田宏, 服部瑤子, 富田和宏, 河内美佐, 石井裕剛, 大林史明, 寺野真明, 吉川榮和: オフィスワークの生産性改善のための環境制御法の研究- 生産性評価法 CPTOP の開発-, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2006, Vol. 1, No. 1321, pp. 145-150 (2006).
 - [25] 岩川幹生, 近辞佑樹, 榎本健治, 宮城和音, 下田宏, 石井裕剛, 寺野真明: 知的生産性改善評価のための新パフォーマンステストの開発, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2008, pp. 273-280 (2008).
 - [26] Paas, F., Tuovinen, J.E., Tabbersm H., Pascal, van Gerven, W. M.: Cognitive Load Measurement as a Means to Advance Cognitive Load Theory, EDUCATIONAL PSYCHOLOGIST, Vol. 38, No. 1, pp. 63-71 (2003).
 - [27] Paas, F., Tuovinen, J.E., Tabbersm H., Pascal, van Gerven, W. M.: Cognitive Load Measurement as a Means to Advance Cognitive Load Theory, EDUCATIONAL PSYCHOLOGIST, Vol. 38, No. 1, pp. 63-71 (2003).
 - [28] Lomonaco, C., Miller, D.: Environmental Satisfaction, Personal Control and the Positive Correlation to Increased Productivity, Johnson Controls, Inc. (1997).
 - [29] Hess, E.H., Polt, J.M.: Pupil size in relation to mental activity during simple problem-solving, Science, Vol. 143, pp. 1190-1192 (1964).

- [30] Stanners, R.F., Coulter, M., Sweet, A.W., Murphy, P.: The Pupillary Response as an Indicator of Arousal and Cognition, *Motivation and Emotion*, Vol. 3, No. 4, pp. 319-340 (1979) .
- [31] 山本博巳, 清水康敬: 数字列記憶実験における瞳孔面積と瞬目時間の変化, *テレビジョン学会誌*, Vol. 45, No. 3, pp. 370-376 (1991) .
- [32] Halverson, T., Esteppe, J., Christensen, J., Monnin, J.: Classifying Workload with Eye Movements in a Complex Task, *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, Vol. 56, No. 1, pp. 168-172 (2012) .
- [33] Iqbal, S. T., Adamczyk, P. D., Zheng, X. S., Bailey, B. P.: Toward an Index of Opportunity: Understanding Changes in Mental Workload during Task Execution, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 311-320 (2005) .
- [34] 石橋富和, 大谷璋, 三浦武夫: 精神負担の指標としての心拍数, *産業医学*, Vol. 10, No. 7, pp. 377-379 (1968) .
- [35] Turner, J.R., Carroll, D.: Heart rate and oxygen consumption during mental arithmetic, a video game, and graded exercise: further evidence for metabolically exaggerated cardiac adjustment, *Psychophysiology*, Vol. 22, No. 3, pp. 261-267 (1985) .
- [36] Douglas Carroll, J.Rick Turner, Rekha Prasad: The effects of level of difficulty of mental arithmetic challenge on heart rate and oxygen consumption, *International Journal of Psychophysiology*, Vol. 4, No. 3, pp. 167-173 (1986) .
- [37] G. Mulder, L. J. M. Mulder: Information processing and cardiovascular control, *Psychophysiology*, Vol. 18, No. 4, pp. 392-402 (1981) .
- [38] Backs, R.W., Seljos, K.A.: Metabolic and cardiorespiratory measures of mental effort: the effects of level of difficulty in a working memory task, *International Journal of Psychophysiology*, Vol. 16, No. 1, pp. 57-68 (1994) .
- [39] Kennedy, D.O., Scholey, A.B.: Glucose administration, heart rate and cognitive performance: effects of increasing mental effort, *Psychopharmacology*, Vol. 149, No. 1, pp. 63-71 (2000) .
- [40] Paas, F., van Merriënboer, J.J.G.: The efficiency of instructional conditions: An approach to combine mental effort and performance measures, *Human Factors*, Vol. 35, No. 4, pp. 737-743 (1993) .
- [41] Wargocki, P., Wyon, D.P., Fanger, P.O.: Productivity is Affected by the AirQuality in Offices, *Healthy Building 2000*, pp. 635-640 (2000) .
- [42] Thorne, D.R., Genser, S.G., Sing, H.C., Hegge, F.W.: The Walter Reed performance assessment battery, *Neurobehavioral Toxicology & Teratology*, Vol. 7, No. 4, pp. 415-418 (1985) .
- [43] Brünken, R., Plass, J.L. , Leutner, D.: Direct Measurement of Cognitive Load in Multimedia Learning, *EDUCATIONAL PSYCHOLOGIST*, Vol. 38, No. 1, pp. 53-61 (2003)

- [44] Ayres, P., Paas, F.: Cognitive Load Theory: New Directions and Challenges, *Applied Cognitive Psychology*, Vol. 26, No. 6, pp. 827-832 (2012) .
- [45] Ling, L., Ronnie, T.: Assessing recovery from cognitive load through pen input, *CHI '13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1353-1358 (2013) .
- [46] Stevens, J.C., Gibert, G., Leung, Y., Zhang, Z.: Evaluating a synthetic talking head using a dual task: Modality effects on speech understanding and cognitive load, *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 71, No. 4, pp. 440-454 (2013) .

第 2 章

生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

2.1 はじめに

知的作業執務者には、2 つの認知状態 (作業状態および一時休息状態) の存在が示唆されている [1]。一時休息状態は作業を一時中断している状態である。この場合は作業が進行していないため、知的生産性が低下していると思われるが、休息が十分であれば作業に復帰した後に作業効率が上がる可能性があり、必ずしも一時休息状態が知的生産性低下に影響するとは言い難い。正しく知的生産性を評価するためには、一時休息状態がどの程度の頻度で発生し、またどの程度継続しているか等、時系列評価することが必要である。

本研究では、一時休息状態の検出が可能で、かつ実際のオフィスワークを実施中に利用可能な手法として生理指標計測を検討した。生理指標は覚醒、集中、緊張およびストレスなどの認知状態を反映する指標であり、生理指標計測による人間の認知状態検出を目指す研究がこれまで数多く行われている [2–6]。そこで本研究では、生理指標が一時休息状態などの認知状態を検出可能であることを確認することを目的とする。認知状態を説明可能な生理指標の中から、執務者の作業を阻害しない程度に装着負荷の低い生理指標を説明変数として採用し、一時休息状態の検出を目指す。

2.2 知的作業時の一時休息状態

宮城 [1] によると、執務者は作業状態・非作業状態の 2 状態を遷移しながら作業を行うとしている。本研究では、さらに解釈を深め、知的要求がある作業をしているときに知的作業状態、知的要求のない作業をしているときに非知的作業状態、作業をしていないときに一時休息状態の 3 状態が執務者には存在していると考えた。この分類を表 2.1 に示す。知的生産性評価の観点から、知的作業状態が全作業時間の多くを占めていることが望ましい。また、作業への集中が落ち、知的作業状態が長く継続せず、一時休息状態が頻発する場合は知的生産性が低下していると言える。一方で、オフィスワークなどの数時間以上継続するような知的作業を行う場合、休息を適切に行い (一時休息状態に移行し)、作業に復帰した時に知的作業状態が再び長時間継続されることが望

ましい。

したがって、知的作業状態と一時休息状態の発生タイミングや継続時間を計算することで知的生産性評価が可能となるため、そのためには一時休息状態の検出手法の確立が必要である。

表 2.1 作業状態の分類

名称	説明	例
知的作業状態	知的要求がある作業をしている状態 (知的作業状態)	思考・計算など
一時休息状態	知的要求がない作業をしている状態 (非知的作業状態)	キーを押すだけの作業など
	なにもしない状態 (非作業状態)	静止・安静

2.3 知的作業時の一時休息状態検出アルゴリズムの作成

知的作業中の一時休息状態を検出するためのアルゴリズムを作成する。この節ではアルゴリズムの概要・要求仕様を述べたあと、作業状態検出に用いる判別分析とその説明変数などのアルゴリズムの詳細部を述べる。

2.3.1 一時休息状態検出アルゴリズムの概要と要求仕様

生理指標と知的作業状態、一時休息状態の関係は個人や作業内容ごとに異なると考えられるため、それぞれの関係をあらかじめモデル化しておく必要がある。ここで、本アルゴリズムではまず執務者に知的作業状態および一時休息状態を一定時間ごとに切り替えさせながら生理指標を計測し、これを教師データとしモデルを学習させる。その後、評価データを計測するため、執務者には任意のタイミングで各状態を切り替えさせながら作業させ、得られた生理指標および学習済みモデルを用いて一時休息状態を検出する。

一方、知的生産性評価のリアルタイム性のため、一時休息状態の検出間隔は短いほうが望ましいが、間隔が短すぎると十分な生理指標の抽出ができない可能性がある。後述する瞬目は本研究で扱う生理指標の中で最も計測の時間分解能が低く、成人男性で 1 分間に平均 20 回前後発生 [7] し、1 秒では約 1/3 回計測される。また情報の取り込みなどの要因で瞬目が増えたとしても、せいぜい 1 秒に 2 回程度であり、検出タイミングによっては知的作業状態と一時休息状態との間でほぼ瞬目数に有意な差が見られない可能性もある。よって少なくとも 1 秒より長い検出間隔を設定する必要があるが、本研究では検出間隔を 2 秒とした。

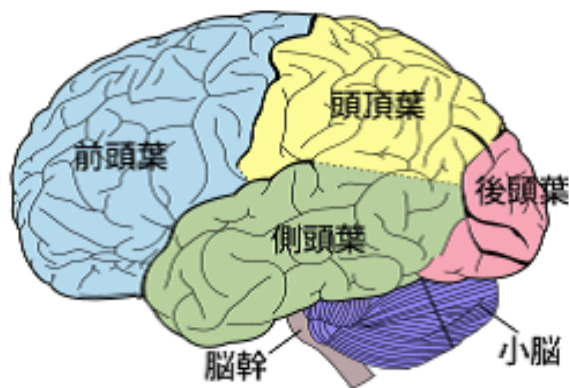


図 2.1 主要な脳溝と葉の側面図

2.3.2 説明変数設定のための生理指標

本研究で扱った生理指標は脳波，心電，眼球付近の筋電の 3 種である．以下では，選定の理由と各指標から抽出した特徴量について説明する．

2.3.2.1 脳波

脳波は脳活動に付随して出現する電気信号であり，認知活動を反映する指標の 1 つとして用いられるため，本研究では説明変数の 1 種として検討した．脳は図 2.1 のように複数の部位に分けられ，それぞれ働きが違う [8]．脳活動を詳細に計測する場合，多くの頭部電極を装着する必要があるが，あまりにも電極が多いと心的負荷と物理的な拘束感は大きくなってしまう．知的作業以外での心的負荷は少ないほうが望ましいため，本研究では頭部へ装着する電極の数は 2，3 個程度に制限した．

脳波には基礎律動 (背景脳波) と呼ばれるものがあり，主要な脳波の 1 つである．基礎律動は覚醒度や年齢などによって変化し，睡眠時に出る脳波を除けば表 2.3 に示すような α 波と β 波が作業中に出現し得ると考えられる．この表より， α 波と β 波の出現傾向は部位によって違いがあるため，図 2.2 に示す国際 10-20 法に従って，頭部後方部分である Pz と前頭部分から頭頂部分である Fz, Cz を測定位置に選んだ．各計測位置付近の脳部位の説明を表 2.2 に示す．周波数解析には高速フーリエ変換を用い，窓関数には理論上周波数分解能が最も高い矩形窓を使用した．2 秒という短時間毎の解析だが，サンプリング周波数が 1KHz の場合サンプル数は 2000 点であり，また解析対象の周波数は低くても 8Hz であるので，この時間窓内に最低でも 16 個の波形が入る計算となる．したがって本解析において 2 秒という短時間の周波数解析は不可能ではない．

また，パワースペクトルの各周波数帯のパワーの絶対値は計測時の電極の抵抗値やノイズ，個人差の影響を受けるため， α 波や β 波のパワーの絶対値を特徴量として採用するのは適切ではない．そこで本研究では，導出したパワースペクトルの各周波数帯のパワーを平均し，この値を用いて α 波 β 波それぞれのパワーの絶対値を除算したものを特徴量とした．3 つの測定点から得られたものからすべて α 波および β 波を抽出すると，脳波では計 6 個の説明変数が得られる．

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

表 2.2 測定部位付近の脳部位の一覧

名称	場所	機能	各由来の脳波が強く計測される場所
1 次運動野	前頭葉と頭頂部の間 中心溝付近	身体運動	Cz 付近
前頭前野	前頭葉のさらに前部 情動に基づく記録・実行	思考・創造性・意欲	Fz 付近
頭頂葉	前頭葉と後頭葉の間 頭頂付近	感情情報の統合 空間認識・温冷覚	Cz~Pz 付近
後頭葉	大脳半球のもっとも後方	視覚・色彩の認識	Pz 付近

※ Cz, Fz, Pz は図 2.2 に基づいた測定位置を表す

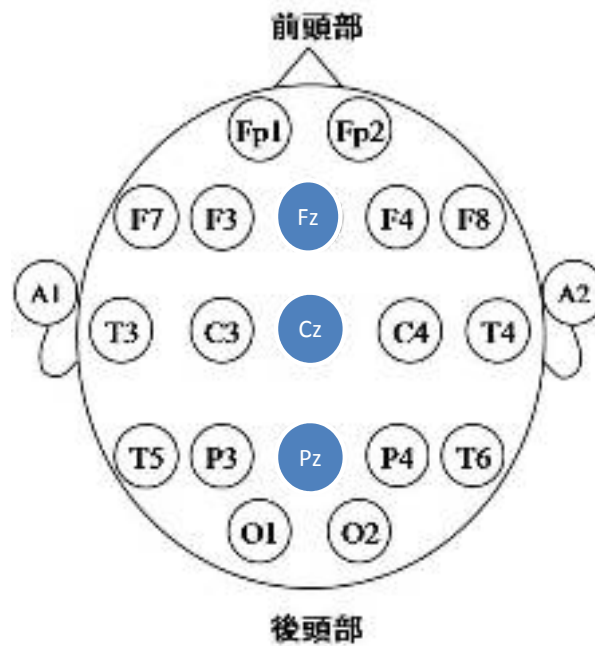


図 2.2 国際 10-20 法

表 2.3 覚醒時に出現する脳波

脳波	周波数帯域	反映する内的要因	備考
α 波	8 ~ 13Hz	安静 リラックス	心的負荷増加で α 波抑制 心的負荷低下で α 波出現 頭部後方部によく出現
β 波	13 ~ 30Hz	精神活動 緊張	心的負荷増加で β 波出現 心的負荷低下で β 波抑制 頭部前方部から頭頂部によく出現

2.3.2.2 心電

心電とは心筋活動に付随する電気信号のことである．一般に図 4.13 のような波形を示し，心電図と呼ばれる．心臓の心室が急激に収縮して血液を心臓から送り出している時に R 波が発生する．この R 波の間隔 (R-R 間隔) を 1 分間の心拍数に換算し，これを 1 拍ごとの瞬時心拍数とする．さらに 3 次のスプライン補間 0.5Hz (2 秒ごと) で心拍数の時系列データを等間隔に補間した．心拍数には個人差があるため全時間の平均心拍数を基準とし，これで各時間の心拍数を割ったものを説明変数とした．

また，R-R 間隔は常に変動しており，この変動の周波数成分をパワースペクトル解析して，自律神経機能を反映した指標を導出した．この解析で得られるスペクトルの周波数領域についての詳細を表 2.5 へ示す．本研究では，RR 間隔 (RR 変動率) の時系列データを 3 次のスプライン補間 10Hz で補間した．表 2.5 の各周波数領域を見ると，高くても 0.35Hz でありその周期は約 2.9 秒である．2 秒おきにこの周波数成分を解析するのは困難であるが，本研究では心拍変動の周波数解析にも利用されるウェーブレット変換を採用し [9] [10]，下式 2.1 に示すガボールウェーブレット変換を行った．

$$WT(b, a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (2.1)$$

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} e^{-i2\pi t} \quad (2.2)$$

以上の 2 式の各記号の説明を表 2.4 に示す．今回扱う RR 変動率の周波数帯域は表 2.5 に示す周波数を持つような sin 波の合成波を入力して，周波数分解能を考慮しつつ時間分解能が高くなるよう $\sigma=1$ と設定した．そして，式 2.1 での WT の 2 乗を心拍変動のパワースペクトルとし，その HF・LF 各周波数領域のパワーの積分値を算出した．ここで副交感神経を反映した $\frac{HF}{HF+LF}$ を説明変数とする．以上，心拍数や副交感神経を反映した説明変数は，自律神経活動を説明しており，この活動も内的要因を反映している [11] ので，本研究で用いることとした．また，最も周波数の低い LF では 1 周期に約 20 秒ほどかかり，ピークを迎えるのは 1/4 周期 (5 秒) である．したがってほかの説明変数に比べて心拍に関連する説明変数は反応が 5 秒程度遅いと考えられるので，2 秒前と 4 秒前の心拍数と $\frac{HF}{HF+LF}$ も説明変数に加えることにした．

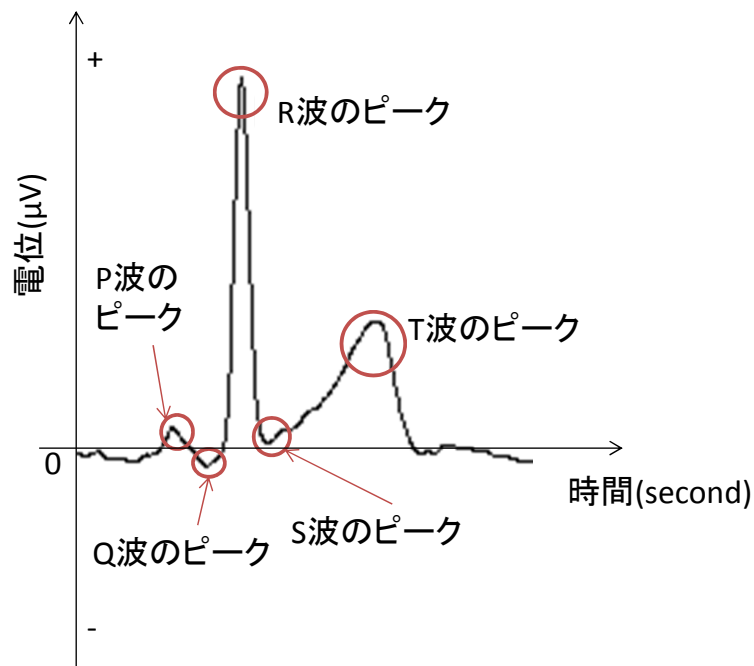


図 2.3 心電図

表 2.4 式 2.1 と式 2.2 の各記号の説明

記号	説明
$f(t)$	入力信号. 本研究ではスプライン補間後の RR 変動率
a	周波数の逆数
b	時間に相当する変数
σ	周波数分解能と時間分解能にかかわる定数. σ が大きいと, 周波数分解能は高くなり, 時間分解能は低くなる. 逆に σ が小さいと, 周波数分解能は低くなり, 時間分解能は高くなる.

表 2.5 心拍変動のパワースペクトル解析

名称	周波数帯域	説明
VLF (Very Low Frequency)	0 ~ 0.05Hz	血管運動活動, 体温調項を反映し, 交感神経と一部の副交感神経の影響を受ける.
LF (Low Frequency)	0.05 ~ 0.20Hz	圧受容体系を反映し, 交感神経と副交感神経の影響を受ける.
HF (High Frequency)	0.20 ~ 0.35Hz	呼吸変動を反映し, 副交感神経の影響を受ける.

2.3.2.3 眼球付近の筋電

眼球付近の筋電計測を行うことで、瞬目とサッケード運動を観測することができる。予備実験において図 2.4 に示す測定箇所では眼球付近の筋電を計測すると、図 2.5 のような波形が計測され、ピークの大きい波形と小さい波形があることが確認された。測定箇所から、ピークの大きい波形は主に眼輪筋の緊張を表すと考えられ、ピークの小さい波形は主に上斜筋の緊張を表すと考えられる。瞬目時に眼輪筋は緊張し、サッケード運動時に上斜筋は緊張するので、この二つの波形から瞬目とサッケード運動を評価できる。この波形を切り分けるために、各ピークの最小値と最大値の中間値を閾値とし、この閾値以上のピークを持つ波形を瞬目時の波形、閾値以下のピークの波形をサッケード運動時の波形とした。本研究では 2 秒ごとに計測される上記で述べた波形の出現回数を説明変数とした。瞬目とサッケード運動についての説明と、それぞれを説明変数に用いた理由を以下に示す。

・瞬目

まばたきのことを指し、覚醒中の眼瞼の一時的瞬間的閉開である。瞬目はさらに大きく分けて、随意性・反射性・自発性の 3 つに分けられ、注意や興味、ストレスに影響される。

・随意性瞬目

意図的に行うまばたき。例としてウィンクなどが挙げられる。通常の知的作業時ではまず発生しない瞬目であり、本研究では取り扱わない。

・反射性瞬目

光などの外部刺激によって生じる。視覚的情報の取り込み処理を多く行うような知的作業時には、多く検出されると考えられる。ただし、何かに注視しているときは抑制される傾向にあるので、PC モニタなどを注視した作業中には抑制される可能性もある。

・自発性瞬目

随意性でも反射性でもない瞬目。年齢や性別によって発生頻度が違う。緊張やストレスによっても促進される。心的負荷の高い時、もしくは覚醒水準の高い時は促進され、低いときは抑制される。演算や思考などによって発生頻度が増加し、計算課題では困難度に比例して増加する。

これより瞬目は内的要因を反映していると考えられる。

・サッケード運動

眼球運動の 1 つで、視点移動を言う。一般にサッケード運動中では情報の収集は行われなない。正確な眼球運動の測定は、EOG 法や強膜反射法や角膜反射法など様々にあるが、本研究においてはサッケードの有無を測定するだけなので、これらの測定法は用いない。知的作業状態のときは情報を取り込む前に対象へ視点移動するためサッケードが生じ、一時休息状態では情報を取り込まないので、執務者によっては視点移動があまり起こらず、サッケードの回数が減少すると考えられる。このように、サッケード運動は知的作業状態や一時休息状態を反映していると考えられる。

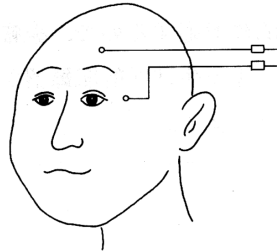


図 2.4 瞬目測定での電極位置

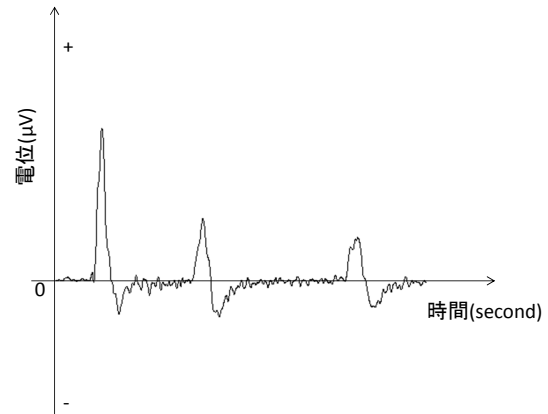


図 2.5 眼球付近の筋電図

2.3.2.4 説明変数の一覧

以上で述べた説明変数を一時休息状態検出に利用する．これら説明変数の一覧を表 2.6 に示す．

表 2.6 説明変数一覧

生理指標	説明変数	内容	意味
脳波	α 波 (Fz・Cz・Pz)	α 波パワーを平均パワー で除算したもの	リラックス・安静など
	β 波 (Fz・Cz・Pz)	β 波パワーを平均パワー で除算したもの	緊張・ストレスなど
眼球付近の 筋電	瞬目	眼輪筋による 筋電ピーク波形の数	情報取り込み・覚醒など
	サッケード	上斜筋による 筋電ピーク波形の数	視点移動など
心電	心拍数 A	その時点の心拍数を 平均心拍数で除算したもの	緊張・ストレス・覚醒など
	心拍数 B	2 秒前の心拍数を 平均心拍数で除算したもの	
	心拍数 C	4 秒前の心拍数を 平均心拍数で除算したもの	
	HF 成分 A	その時点の $\frac{HF \text{ のパワー }}{\text{全パワー}}$	副交感神経 リラックス・安静など
	HF 成分 B	2 秒前の $\frac{HF \text{ のパワー }}{\text{全パワー}}$	
	HF 成分 C	4 秒前の $\frac{HF \text{ のパワー }}{\text{全パワー}}$	

※サンプリング周波数は 0.5Hz
全パワー＝ HF のパワー＋ LF のパワー

2.3.3 検出手法

生理指標には知的作業中の各状態で傾向があると考えられるため、生理指標を統計解析することで一時休息状態を検出できるのではないかと考え、外的基準を持つ予測型・要因解析型のデータ解析手法である判別分析を用いた。これは、あるサンプルデータがどの群に属するかを統計的距離から判定するもので、各状態間で生理指標に有意な差異がある場合、一時休息状態検出が可能になると考えられる。

ある時間 $t(t=0,2,4,\dots)$ のそれぞれの説明変数を $x_{tp}(p=1,2,\dots,p)$ とし、各説明変数を要素に持つ説明変数ベクトル $\mathbf{x}_t$ を以下のように定義する。

$$\mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} x_{t1} \\ x_{t2} \\ \vdots \\ x_{tp} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

この説明変数ベクトル群を判別分析に使用する。

まず、2.3.1 で述べたように、個人ごと、作業内容ごとに教師データを計測し、モデルを学習する必要がある。このための測定を教師データ測定と呼び、計測された生理指標データから説明変数ベクトルを導出する。さらにこの説明変数ベクトルを知的作業状態 (I 群)、非知的作業状態 (II 群)、非作業状態 (III 群) に分ける。これより各状態の群の説明変数ベクトル $\mathbf{x}_t$ の平均ベクトル $\boldsymbol{\mu}^{(k)}(k=1,2,3)$ と、それぞれの群の分散共分散行列 $\Sigma^{(k)}(k=1,2,3)$ を以下のように定義する。 $(k=1,2,3)$ はそれぞれ I 群, II 群, III 群に対応する)

$$\boldsymbol{\mu}^{(k)} = \begin{bmatrix} \mu_1^{(k)} \\ \mu_2^{(k)} \\ \vdots \\ \mu_p^{(k)} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

$$\Sigma^{(k)} = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^{(k)} & \sigma_{12}^{(k)} & \cdots & \sigma_{1p}^{(k)} \\ \sigma_{21}^{(k)} & \sigma_{22}^{(k)} & \cdots & \sigma_{2p}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1}^{(k)} & \sigma_{p2}^{(k)} & \cdots & \sigma_{pp}^{(k)} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

ここに $\sigma_{ji}^{(k)}$ は k 群の変数 j と i の共分散であり、 $\sigma_{jj}^{(k)}$ は k 群の変数 j の分散である。この $\boldsymbol{\mu}^{(k)}(k=1,2,3)$ と $\Sigma^{(k)}(k=1,2,3)$ が検出モデルである。このとき、各群の教師データの母分布に近い分布を得るために、サンプリング数は多いほうが望ましい。一方で、計測時の執務者への負荷や学習時の計算負荷の観点から、教師データ計測は短時間で行う必要があるため、母分布の再現性と計測負荷はトレードオフの関係にある。本研究では、各群の生理指標分布ではその分布内でのデータ変動は少ないのではないかと考え、各群のサンプル数は数十から 100 程度で十分であると考えた。本手法では 2 秒で 1 サンプルであるので、計測時間は各群 2,3 分となる。これは 2.3.1 に述べたように各個人ごと、各作業内容ごとによって個別に導出する。

モデルを学習した後、評価データ測定を行い、計測された生理指標から一時休息状態の検出を行う。この時の生理指標から説明変数ベクトルを導出し、ある時間 $t(t=0,2,4,\dots)$ の説明変数ベクトル $\mathbf{x}_t = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ において、教師データ測定で導出したモデル $\boldsymbol{\mu}^{(k)} (k = 1, 2, 3)$ と $\Sigma^{(k)} (k = 1, 2, 3)$ を用いて、 $\mathbf{x}_t$ と $\boldsymbol{\mu}^{(k)}$ との距離の 2 乗をそれぞれ $\Sigma^{(k)}$ で標準化した、

$$D_k^2 = (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}^{(k)})' \Sigma_{(k)}^{-1} (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}^{(k)}) \quad (k = 1, 2, 3) \quad (2.6)$$

が定義できる。ここから最小の D をとる k 群が、作業執務者がそのとき属する群であるとし、表 2.1 に基づき、知的作業をしていると検出したならば作業執務者は知的作業状態であるとし、それ以外では一時休息状態であるとする。この t での状態を S_t とする。

2.4 一時休息状態検出手法の有効性検討実験

本研究では、知的作業時の一時休息状態検出アルゴリズムの評価のため、ポリグラフを用いた生理指標計測実験を行った。

2.4.1 実験の目的

本実験の目的は、本研究で提案する一時休息状態検出手法の妥当性評価および、知的作業状態・一時休息状態と生理指標との関係性を考察することである。そのため、複数のタスクでそれぞれ教師データおよび評価データの測定を行い、計測された生理指標から一時休息状態を検出および妥当性評価を行った。

2.4.2 実験方法

2.4.2.1 実験手順

実験は 2011 年 11 月 14 日から 2011 年 12 月 1 日の計 15 日間で行った。被験者は、1 日に 1 名または 2 名とした。

1 日を通しての実験の流れは、表 2.7 に示す通りである。実験は 1 被験者に対し午前もしくは午後で行い、最大で 1 日 2 人に対して測定をした。

2.4.2.2 測定手順

測定時の被験者のタスクに対する行動を 3 つの条件 (タスク条件, コントロール条件, レスト条件) の組み合わせとした。これらは表 2.1 で述べた、知的作業状態, 非知的作業状態, 非作業状態を生じさせるための条件である。各条件の一覧を表 2.8 に示す。被験者には以上のような条件を切り替えながらタスクを行うよう教示した。また 2.3 で述べた教師データ測定・評価データ測定は、本実験では表 2.9 のように行った。

また、本実験で用いるタスクの詳細を表 2.11 で述べる。

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

表 2.7 実験スケジュール

内容	所要時間 (分)	備考
実験説明	10	
タスク練習	40	タスク 1 つにつき 8 分 8 分 × 5 回=40 分
休憩	10	
電極装着	20	
1 桁加算	15	教師データ計測 7.5 分 評価データ計測 7.5 分
3 桁加算	15	教師データ計測 7.5 分 評価データ計測 7.5 分
休憩	10	
伝票分類	15	教師データ計測 7.5 分 評価データ計測 7.5 分
タイピング	15	教師データ計測 7.5 分 評価データ計測 7.5 分
休憩	10	
ブロック組立	15	教師データ計測 7.5 分 評価データ計測 7.5 分

表 2.8 作業条件

条件	作業状態	説明
タスク条件	知的作業状態	通常のタスクを行う条件. 知的作業による知的要求とマウス操作などによる身体的要求のある条件. 以上 2 つの要求から影響を受けた生理指標が計測されると考えられる.
コントロール条件	一時休息状態	通常のタスクから知的要求を取り除いて, 身体的要求のみが残ったタスクを行う条件. キーを押すだけなどの単調な作業であり, タスク条件の対照条件である.
レスト条件	一時休息状態	白い画面の中心に表示された黒の十字マークを注視し, 何も考えず安静にする条件. この条件下では知的要求や身体的要求がない.

2.4.2.3 使用タスク

本実験で使用するタスクとして 5 つ用意した. 5 つのタスクについての詳細を表 2.10 に示す. このタスクを選定した理由については以下のように挙げられる.

選定したタスクはいずれも知的作業であり, また作業方法が比較的分かりやすい. 表 2.10 のように, 必要とする知的能力は多岐に及び, 伝票分類やタイピングはオフィスワークに近い. これらのタスクはすべて PC(一部 ipad) での作業であり, マウス・キーボード・画面タッチのみの操作で遂行可能である. したがって作業で生じる体動が小さく, 生理指標計測のアーチファクトを抑えることができるので本実験に適しているといえる.

第2章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

表 2.9 各測定手法

測定	説明
教師データ測定	作業条件がすべて均一の時間間隔で遷移するよう制御している。 各作業条件を 30 秒ごとに実験者が強制的に切り替える。 本実験では各条件ごとに画面を用意し、30 秒ごとにこれらの画面を図 2.6 のように切り替えていく。 被験者にはこの画面にしたがってタスクを遂行してもらう。 図 2.6 を 1 セットとする。 長時間の生理指標計測は被験者に大きな負担を与えるため、それを考慮して、測定時間は 5 セットの計 7.5 分とした。
評価データ測定	検出対象の測定。強制的な条件切り替えを行わない。 画面は常にタスク条件の画面が表示されているが、被験者には任意のタイミングでランダムに各条件下の行動を行ってもらう。 教師データ測定で導出したモデルを用いて評価データ測定時の執務者の一時休息状態を検出するのが本実験の目的。計測時間は 7.5 分とする。

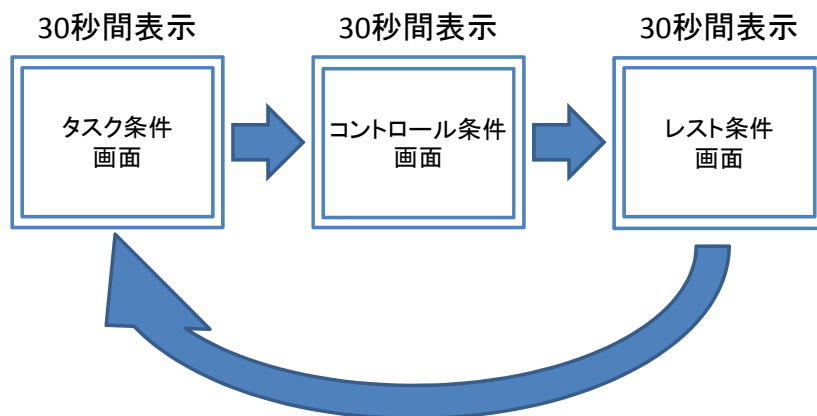


図 2.6 教師データ測定の画面遷移

表 2.10 タスク一覧

	1 桁加算	3 桁暗算加算	伝票分類	タイピング	ブロック組立
必要な能力	計算	計算 記憶	言語 分類	言語 キー操作	創造性 独創性
知的要求	低い	高い	中程度	低い	中程度
腕 手 指への 身体的要求	低い	低い	中程度	中程度	低い
備考	解答時間 が短い	解答時間 が長い	オフィス作業 に近い	オフィス作業 に近い	アイデアや ひらめきが必要

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

表 2.11 本実験で扱うタスクの詳細

タスク	パターン	説明
1 桁加算 タスク	教師データ測定	図 2.7 のような画面切り替えが起こる。 タスク条件画面では、画面中央の四角枠上部に表示された 2 つの数字の加算をし、その 1 の位の数字を入力する。 コントロール条件画面では、数字がすべて記号に変わるので、このときは「0」を入力するだけの単調な非知的作業を行う。 レスト条件画面では画面中央の「+」マークを注視して作業を中断する。
	評価データ測定	画面は常にタスク条件画面が出るが、計算や「0」を入力するだけの非知的作業、非作業を任意に行う。
3 桁暗算加算 タスク	教師データ測定	図 2.8 のような画面切り替えが起こる。タスク条件画面では、最初に 3 桁の数字が表示され、これを覚えてエンターキーを押すと別の 3 桁の数字に変化するのでこれらを暗算加算し、答えを入力する。 コントロール条件画面では、数字がすべて記号に変わるので、このときは「000」を入力するだけの非知的作業を行う。 レスト条件画面では画面中央の「+」マークを注視して作業を中断する。
	評価データ測定	画面は常にタスク条件画面が出るが、計算や「000」を入力するだけの非知的作業、非作業を任意に行う。
伝票分類 タスク	教師データ測定	このタスクは解答入力デバイスとして PC ではなく ipad を使用する。 図 2.9 のような画面切り替えが起こる。タスク条件画面では、図 2.10 の紙伝票で日付、金額、会社名の 3 節目を見て図 2.11 の分類画面に対応するボタンをタッチすることで分類作業を行う。 分類が終わったら、紙伝票をめくり次の伝票分類を行う。 コントロール条件画面では、ipad の分類表の文字が消えるので、このときはランダムにボタンをタッチし、紙伝票をめくるといった非知的作業を行う。 レスト条件画面では画面中央の「+」マークを注視して作業を中断する。
	評価データ測定	画面は常にタスク条件画面が出るが、伝票分類やランダムにボタンを入力するだけの非知的作業、非作業を任意に行う。
タイピング タスク	教師データ測定	教師データ測定では図 2.12 のような画面切り替えが起こる。 図 2.13 のタスク条件画面では現れた言葉の通りに文字をタイピングする。 使用した文章は一般的なことわざを採用した。変換は不要であり、正しい文字が入力されるまで文章が進まないで間違えた文字を入力しても BackSpace キー等で修正する必要はない。また画面に表示されている「↓」はエンターを表す。 図 2.14 のコントロール条件画面では「あいうえお↓」が延々と羅列されているので、これを入力する非知的作業を行う。 レスト条件画面では画面中央の「+」マークを注視して作業を中断する。
	評価データ測定	画面は常にタスク条件画面が出るが、表示された文のタイピングや「あいうえお」を入力するだけの非知的作業、非作業を任意に行う。
ブロック組立 タスク	教師データ測定	最初、図 2.15 のようなタスク条件画面が表示される。 タスク条件画面では、画面上部にあるブロックをすべて使って任意にドラッグ& ドロップで解答枠内に組み立てる。さらに組み立てたブロックに対して題名を考えて、入力する。 コントロール条件画面 (図 2.16 の左) では、ブロックが 1 つだけになるので、これをドラッグ& ドロップで解答枠の四隅を左上から時計回りに置いていくだけの単純作業を行う。 レスト条件画面では画面中央の「+」マークを注視して作業を中断する。
	評価データ測定	画面は常にタスク条件画面が出るが、ブロックを組立てタイトルを入力したりブロックを四隅にドラッグ& ドロップする非知的作業、非作業を任意に行う。

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

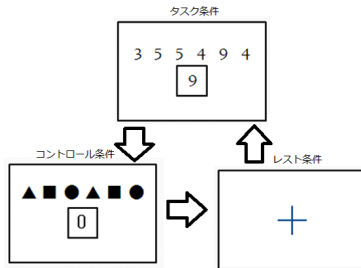


図 2.7 1 桁加算タスク画面

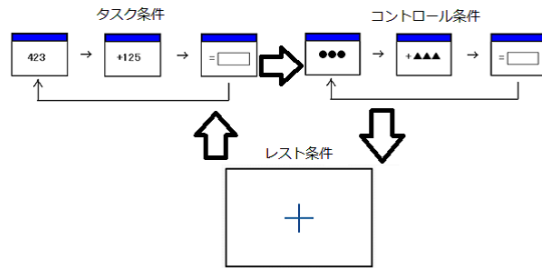


図 2.8 3 桁暗算加算タスク画面

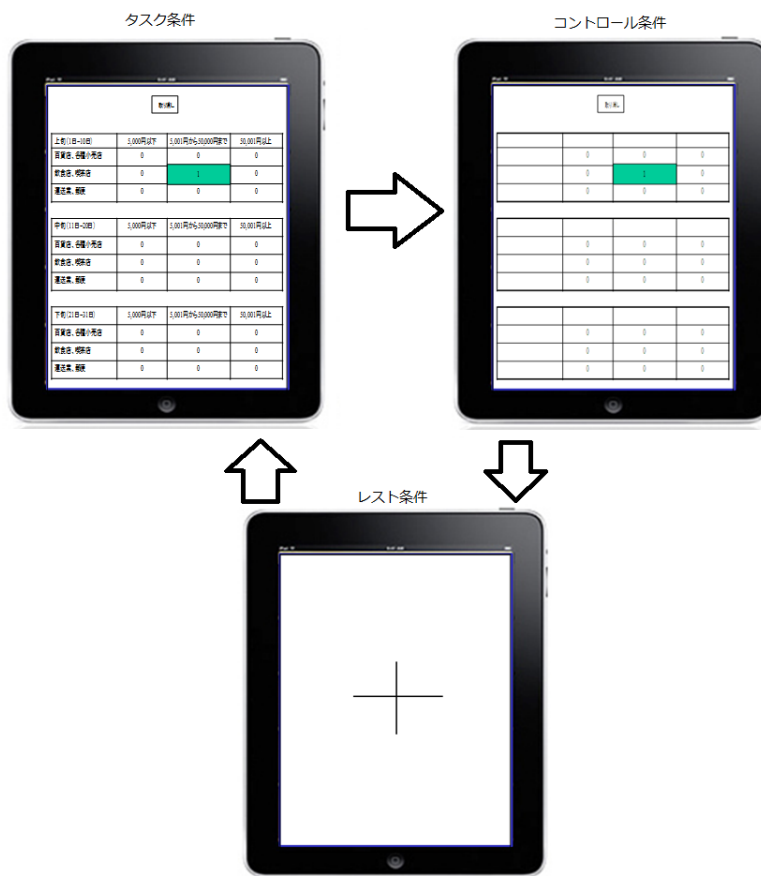


図 2.9 伝票分類タスク画面

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

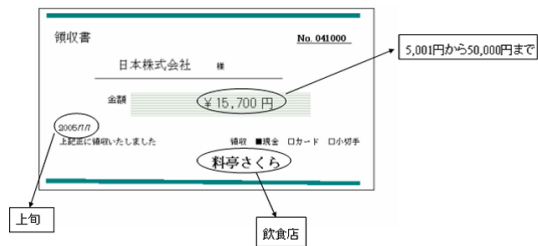


図 2.10 紙伝票

上旬(1日-10日)			
	5,000円以下	5,001円から50,000円まで	50,001円以上
百貨店、各種小売店	0	0	0
飲食店、喫茶店	0	1	0
運送業、郵便	0	0	0

中旬(11日-20日)			
	5,000円以下	5,001円から50,000円まで	50,001円以上
百貨店、各種小売店	0	0	0
飲食店、喫茶店	0	0	0
運送業、郵便	0	0	0

下旬(21日-31日)			
	5,000円以下	5,001円から50,000円まで	50,001円以上
百貨店、各種小売店	0	0	0
飲食店、喫茶店	0	0	0
運送業、郵便	0	0	0

図 2.11 ipad の分類画面



図 2.12 タイピングタスク画面

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

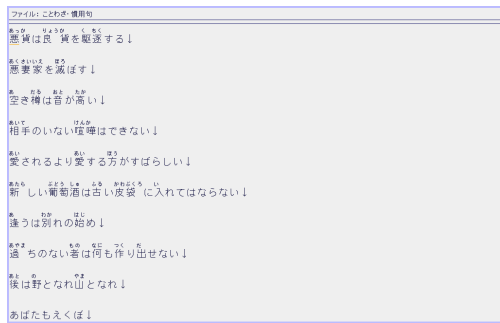


図 2.13 タイピングタスク画面 (タスク条件)

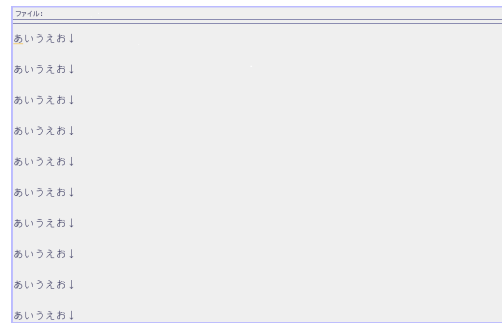


図 2.14 タイピングタスク画面 (コントロール条件)

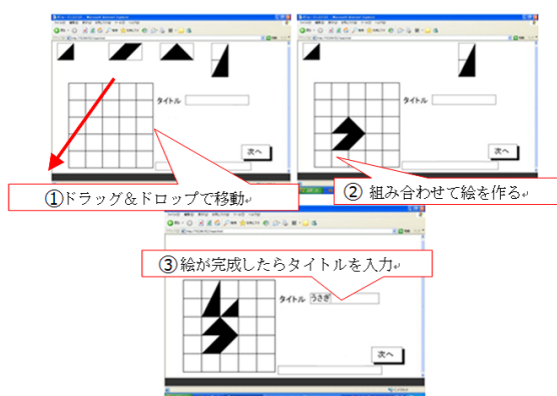


図 2.15 ブロック組立タスク画面 (タスク条件)

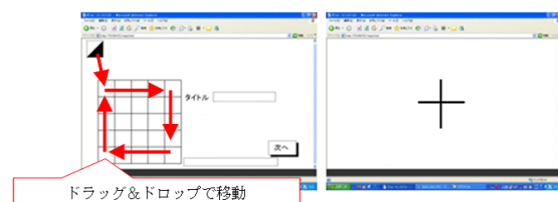


図 2.16 ブロック組立タスク画面 (コントロール条件とレスト条件)

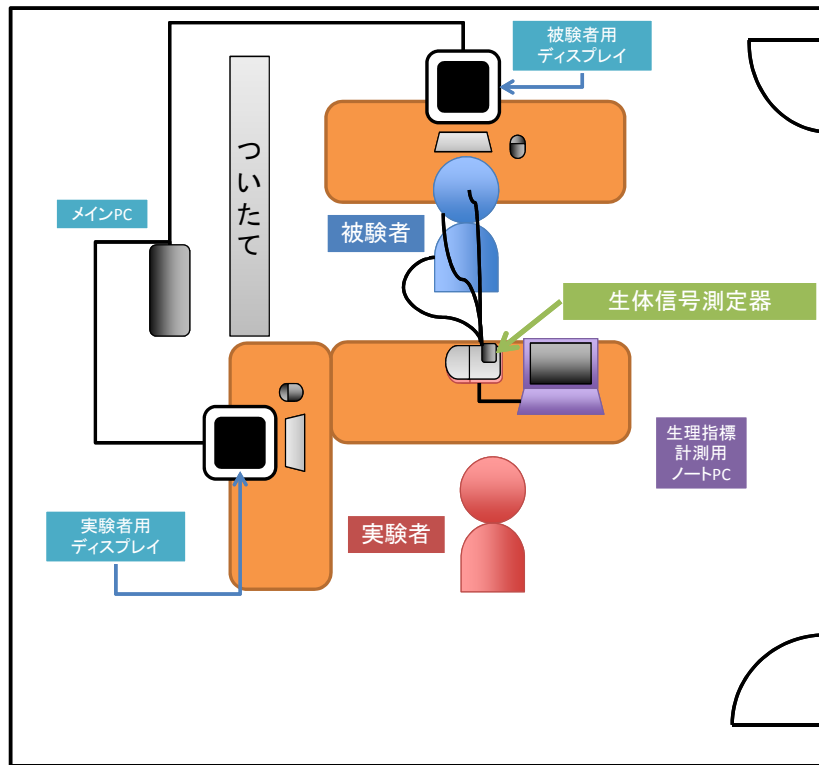


図 2.17 実験室の配置



図 2.18 生体信号収録装置 PolymateAP216



図 2.19 ACT 生体電極

2.4.2.4 実験環境

実験は図 2.17 のような間取りの実験室で行った。照度は平均 680lx，騒音は平均 50db，室温は平均 25℃になるよう室内環境を調整した。測定時，被験者が使用した PC はデスクトップ型であり，ディスプレイは液晶ディスプレイで，解像度 1024 × 768 とした。

2.4.2.5 生理指標測定装置

測定には図 2.18 に示す，株式会社デジテックス研究所製ポリグラフ PolymateAP216 を用いた。ポリグラフでは呼吸・脈拍・血圧・皮膚電位・筋電・脳波などの生理指標データを計測・記録することができる。測定用のプローブは，図 2.19 に示すような ACT 生体電極を用いた。

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

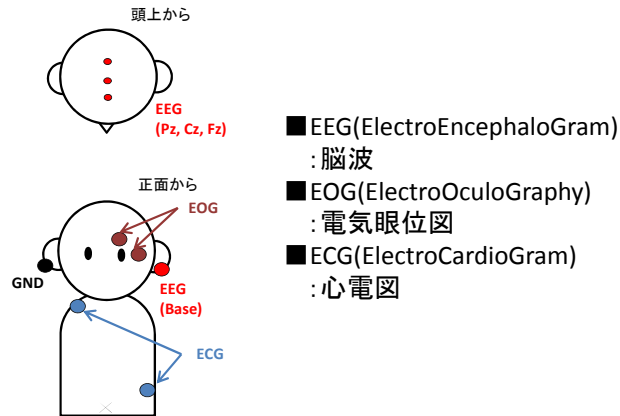


図 2.20 プローブ配置図

表 2.12 各生理指標の測定箇所と設定値

名称	測定部位	基準電位部位	時定数 (s)	HFF(Hz)	CAL(uV)
脳波	Fz・Cz・Pz	耳朵	0.32	40	50
眼球付近の筋電	眉の上	こめかみ	0.053	15	50
心電	右首筋	左わき腹	0.16	15	500

表 2.13 各生理指標の測定方法

	測定方法および諸注意
脳波	耳朵を基準電位として Fz, Cz, Pz 位置を測定
眼球付近の筋電	測定は図 2.4 に示すように、こめかみと眉の上の筋電の電位差を測定する。
心電	心臓を中心に上下左右対称の位置に電極を装着し、その電位差を測定する。

2.4.2.6 生理指標計測手法

ポリグラフで計測する脳波・眼球付近の筋電・心電はすべて非侵襲で計測した。図 2.20 に示すように、被験者の体に複数点電極を貼り付け、測定した。左耳朶にはリファレンス電極、右耳朶にはグランド電極を装着した。サンプリング周波数は 1kHz で測定する。各生理指標の測定箇所など表 2.12 に、測定方法を表 2.13 に示す。実験風景を図 2.21 に示す。



図 2.21 実験風景

2.4.2.7 被験者

被験者は、26 名であり年齢 19～25 歳のパソコン操作を支障なく行える健常者であった。被験者の選定においては過去または現在で脳や心臓の大きな疾患があった者は除外した。計測用 PC にはバッテリー駆動のノートパソコンを利用し、商用電源によるノイズの影響を抑えた条件下で測定を行った。また実験者と被験者の性別を一致させるよう実験を行うため、被験者は全員男だった。各被験者の属性を表 2.14 に示す。

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

表 2.14 被験者一覧

	性別	年齢	メガネ有無	実験日	時間帯
被験者 1	男性	21	無	2011/11/14	午前
被験者 2	男性	24	有	2011/11/14	午後
被験者 3	男性	25	有	2011/11/15	午前
被験者 4	男性	25	無	2011/11/16	午前
被験者 5	男性	25	有	2011/11/16	午後
被験者 6	男性	23	有	2011/11/17	午後
被験者 7	男性	19	有	2011/11/18	午前
被験者 8	男性	25	有	2011/11/18	午後
被験者 9	男性	22	有	2011/11/19	午前
被験者 10	男性	18	有	2011/11/19	午後
被験者 11	男性	20	無	2011/11/21	午前
被験者 12	男性	22	有	2011/11/21	午後
被験者 13	男性	22	無	2011/11/22	午前
被験者 14	男性	21	有	2011/11/22	午後
被験者 15	男性	18	有	2011/11/24	午前
被験者 16	男性	21	有	2011/11/24	午後
被験者 17	男性	23	無	2011/11/25	午前
被験者 18	男性	19	有	2011/11/26	午前
被験者 19	男性	25	有	2011/11/26	午後
被験者 20	男性	22	有	2011/11/28	午前
被験者 21	男性	19	有	2011/11/28	午後
被験者 22	男性	25	有	2011/11/29	午前
被験者 23	男性	19	無	2011/11/29	午後
被験者 24	男性	23	有	2011/11/30	午前
被験者 25	男性	22	有	2011/12/01	午前
被験者 26	男性	20	有	2011/12/01	午後

2.4.2.8 妥当性評価

学習モデルの妥当性評価のため，評価データ測定での検出結果の正答率を評価する．本研究では，検出した状態と実際の状態が一致した回数をその状態と検出した回数で除算した値を正検出率と呼ぶ．正検出率を評価するにあたり，行動指標であるタスクログを用いる．執務者が知的作業状態であるか一時休息状態であるかの正解データをタスクログから計算しておき，生理指標によって判別した知的作業状態・一時休息状態の正検出率を評価する．

算出された正検出率が妥当であるかを評価するためには，期待値を導出する必要がある．期待値は，本アルゴリズムに関係なく，無作為に $1/3$ の確率で知的作業，非知的作業，非作業と検出した時の一時休息状態の正検出率とする．この検出方法の場合，表 2.1 より $1/3$ の確率で知的作業状態， $2/3$ の確率で一時休息状態と検出することになる．以上の確率と，実際の各状態の出現割合から一時休息状態の正検出率を算出し，これを期待値とする．

評価データ測定では，各状態の出現割合は作業執務者別作業別で違うため，知的作業である割合を P_t ，非知的作業である割合を P_c ，非作業である割合を P_n とおく ($P_t + P_c + P_n = 1$)．つまり，知的作業状態である割合は P_t で，一時休息状態である割合は $P_c + P_n$ である． $P_c + P_n$ を P_r として， P_t や P_r はタスクログから求めておく．以上のそれぞれの測定での知的作業状態と一時休息状態の出現割合に対して，先述のように無作為に検出した場合の期待値と誤検出率を表にしたものを表 2.15 に示す．

表 2.15 各作業状態-検出の確率

検出した状態 \ 実際の状態	知的作業状態 (P_t)	一時休息状態 (P_r)
知的作業状態 ($1/3$)	$\frac{P_t}{3}$	$\frac{P_r}{3}$
一時休息状態 ($2/3$)	$\frac{2}{3}P_t$	$\frac{2}{3}P_r$

※ () 内は確率

このとき，一時休息状態と検出したが実際は知的作業状態であるエラー率を P_1 とし，実際は一時休息状態であるのに知的作業状態と検出するエラー率を P_2 とすると，表 2.15 より $P_1 = 2P_t/3$ ， $P_2 = P_r/3$ である．ここで一時休息状態を正しく検出できる率 (正検出率) は $1 - (P_1 + P_2)$ であるから，評価データ測定での期待値は $(2 - P_t)/3$ である．こうして得た期待値と，本アルゴリズムを利用した一時休息状態の正検出率とを比較し妥当性を評価する．

2.4.3 実験結果と考察

今回の実験では被験者 26 名のうち 21 名を有効データとして採用した．残り 5 名のデータでは，心電の R 波が数点消失，R 波が低すぎるなど生理指標の異常が見られたので，解析不能と判

断し破棄した。破棄した被験者データは表 2.14 で、被験者 1, 2, 3, 6, 24 の 5 名である。本実験で Fz, Cz で計測した箇所脳波は、瞬目等のアーチファクトが混入してしまっていたため破棄した。また、被験者 8 のブロック組立と被験者 17 のタイピングは PC トラブルでタスクログが正常に取得できなかったため、破棄した。タスクログがなければ正しく妥当性評価が行えないので、この時の作業状態検出は行わなかった。

この 21 名の実験データを作業状態検出アルゴリズムへ適用させた。次項ではその検討と妥当性評価、考察を述べる。

2.4.3.1 作業状態検出アルゴリズムの検討

本アルゴリズムを用いる前に、各測定で得た生理指標から変換した説明変数を時系列データとしてグラフにプロットした。その一例を図 2.22 と図 2.23 に示す。この図はそれぞれ被験者 21 の 1 桁加算タスクの教師データ測定時と評価データ測定時のものである。また、図最上部にあるグラフはタスクログであり、キー操作されたときに 1 立ち上がり、コントロール条件下のキー操作は赤丸が記されている。各説明変数は 2 秒ごとにプロットされている。各図を見ると、この被験者は知的作業状態中には瞬目数が促進され、それ以外では抑制されていることが分かる。また、一時休息状態中は α 波が強く出ていると認められるところもある。HF 成分について見てみると、どの時間でも 0.5 を超えており常に HF 成分が優位、つまり副交感神経が優位であると分かる。これはタスク難易度が低いために交感神経の興奮が活発でないと考えられる。また、一時休息状態中では副交感神経が興奮すると考えられるが、各図では作業中断時付近で HF 成分が下がっているところはいくつか見られる。実験中の観察において、この時に被験者の深呼吸が観測された。深呼吸をすると一般に心拍変動は大きな低周波の波形を描くため、低周波成分 LF が強く出現し、HF 成分が下がったと考えられる。深呼吸も作業状態検出において重要な要素であり、各図から深呼吸は HF 成分で表現されていると考えられる。

次に、評価データ測定で得たデータに本アルゴリズムを適用して一時休息状態を検出した。教師データ測定で計測された生理指標から 2.3.3 で述べたようにモデルを導出し、評価データ測定で計測された生理指標から一時休息状態の検出を行った。結果の一例を図 2.24 に示す。

第 2 章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

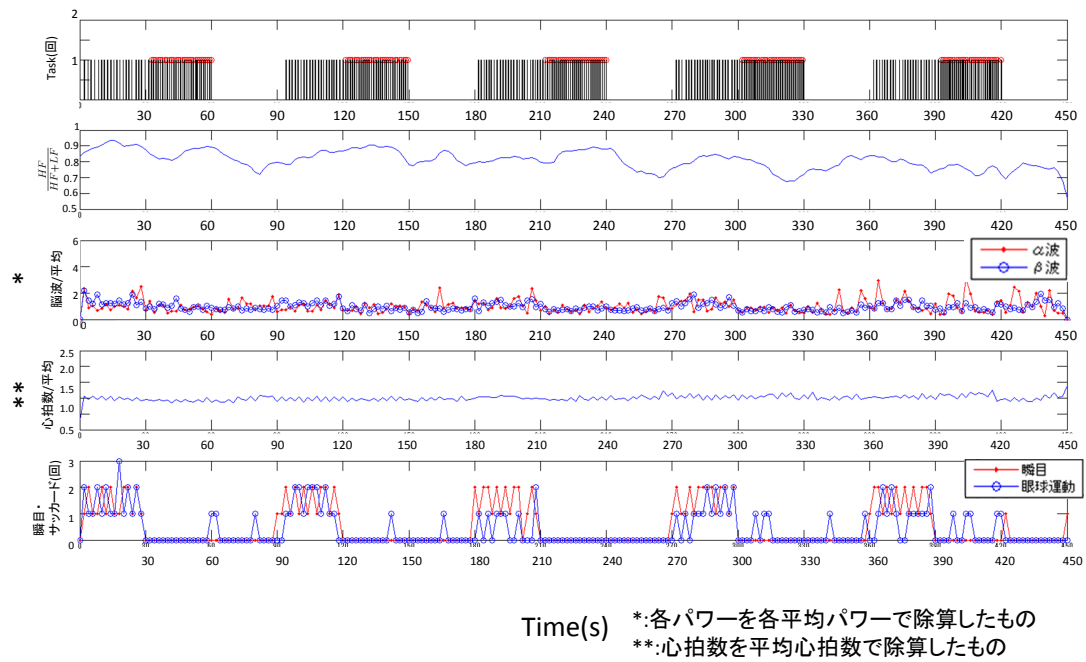


図 2.22 被験者 21・1 桁加算タスク・教師データ測定データ

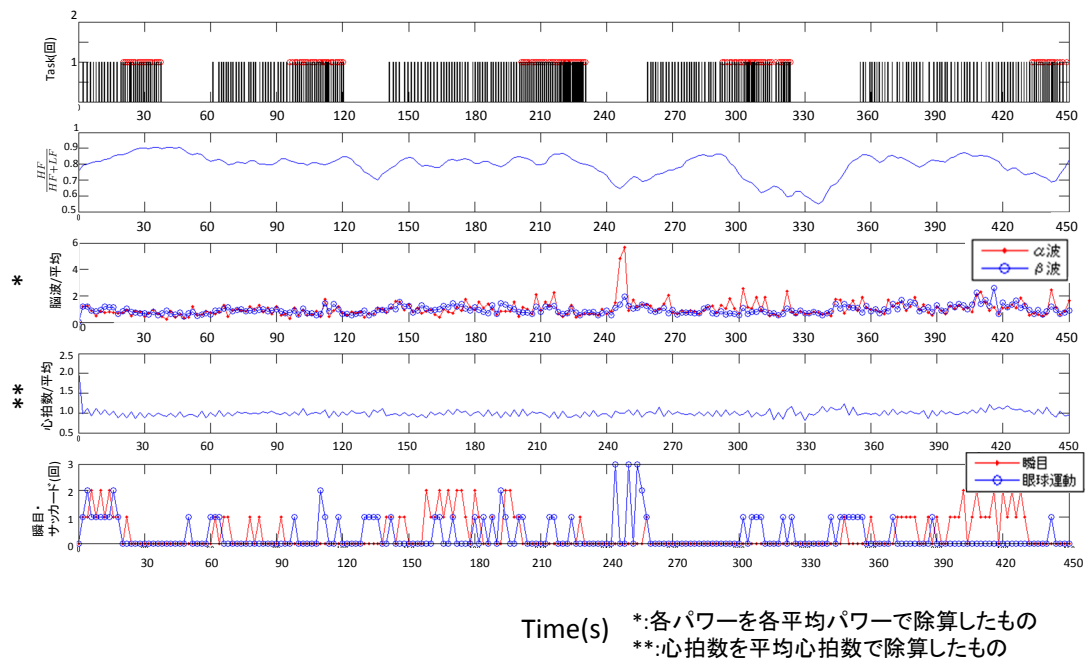


図 2.23 被験者 21・1 桁加算タスク・評価データ測定データ

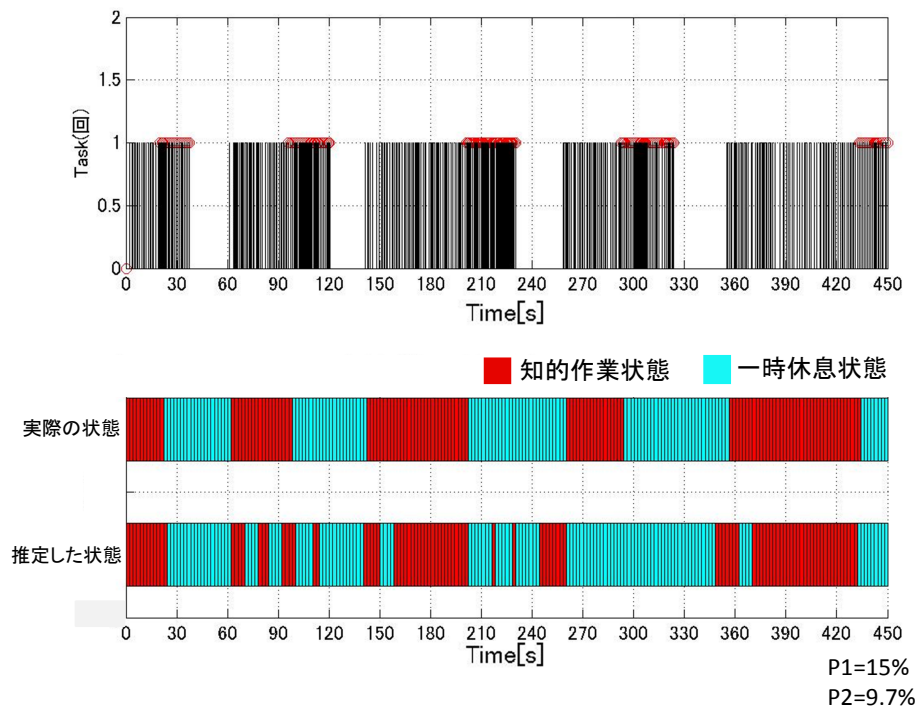


図 2.24 被験者 21・1 桁加算タスク・評価データ測定・一時休息状態検出

2.4.3.2 一時休息状態検出アルゴリズムの検出妥当性評価

一時休息状態検出のアルゴリズムの妥当性評価とその考察を述べる．各タスクでの正検出率と期待値を表 2.16 に示す．また全被験者平均を算出したものを図 2.25 に示す．

表 2.16 より，期待値より正答率が高かったケースは 1 桁加算では 21 名中 15 名，3 桁暗算加算では 21 名中 18 名，伝票分類では 21 名中 19 名，タイピングでは 20 名中 13 名，ブロック組立では 20 名中 18 名となり，生理指標は一時休息状態の検出に有効であると考えられる．図 2.25 を見ると，1 位加算では期待値に比べ正検出率は片側 T 検定 $p \leq 0.01$ で有意に高く，3 桁暗算加算，伝票分類，ブロック組立では片側 T 検定 $p \leq 0.001$ で有意に高かった．タイピングでは有意差は認められなかった．特に片側 T 検定 $p \leq 0.01$ で有意差が出た 3 つのタスクについては知的要求が高い．このことから，知的作業中の一時休息状態検出の際その作業の知的要求が高いと，各作業状態での生理指標の傾向の違いが大きくなり，正答率は上がると考えられる．

第2章 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

表 2.16 生理指標からの一時休息状態検出の正答率

	正答率 (期待値)				
	1桁加算	3桁暗算加算	伝票分類	タイピング	ブロック組立
被験者 4	56.2 (52.2)	73.0 (38.6)	48.7 (58.1)	44.7 (37.6)	69.0 (45.4)
被験者 5	50.0 (47.6)	55.3 (51.6)	49.6 (47.5)	38.5 (44.0)	78.3 (36.1)
被験者 7	38.9 (44.8)	66.4 (43.5)	72.1 (53.3)	49.1 (41.6)	24.8 (40.0)
被験者 8	65.1 (36.9)	43.4 (40.9)	63.7 (41.5)	56.6 (38.2)	-
被験者 9	54.9 (45.4)	46.5 (45.0)	81.4 (47.2)	80.1 (43.7)	61.5 (44.5)
被験者 10	67.3 (41.0)	52.7 (46.8)	62.8 (55.2)	50.9 (42.0)	46.0 (44.7)
被験者 11	24.8 (38.6)	26.1 (38.9)	78.8 (35.3)	21.2 (36.1)	17.7 (38.5)
被験者 12	60.6 (48.7)	48.2 (49.1)	63.7 (55.6)	67.3 (50.2)	73.0 (40.0)
被験者 13	37.6 (44.7)	65.9 (48.4)	63.7 (49.9)	35.8 (43.8)	61.1 (49.1)
被験者 14	31.4 (43.5)	35.4 (42.2)	66.4 (45.1)	26.1 (39.1)	48.2 (38.2)
被験者 15	84.5 (41.0)	88.5 (49.7)	80.1 (44.3)	46.0 (43.7)	64.6 (48.5)
被験者 16	68.1 (43.2)	72.1 (49.9)	49.6 (45.9)	61.1 (46.9)	66.8 (49.0)
被験者 17	74.3 (44.4)	75.7 (40.3)	73.5 (41.9)	-	45.1 (39.2)
被験者 18	39.8 (42.6)	63.7 (60.3)	59.7 (54.6)	77.9 (49.7)	78.8 (40.4)
被験者 19	84.5 (43.8)	79.2 (45.4)	68.6 (44.8)	31.4 (43.2)	87.2 (40.3)
被験者 20	59.3 (43.7)	69.9 (42.9)	60.2 (46.3)	54.4 (46.8)	66.8 (47.8)
被験者 21	72.6 (50.2)	69.9 (51.6)	51.8 (52.4)	66.4 (50.2)	67.3 (48.5)
被験者 22	76.1 (44.3)	59.7 (50.0)	61.1 (55.2)	54.0 (48.5)	52.7 (49.0)
被験者 23	24.3 (41.3)	63.3 (46.9)	77.0 (49.6)	43.8 (44.5)	58.4 (50.3)
被験者 25	59.7 (52.5)	73.5 (51.9)	61.5 (53.1)	54.4 (48.8)	64.2 (51.0)
被験者 26	78.8 (41.9)	68.2 (42.8)	76.1 (42.3)	39.8 (41.8)	67.3 (39.2)

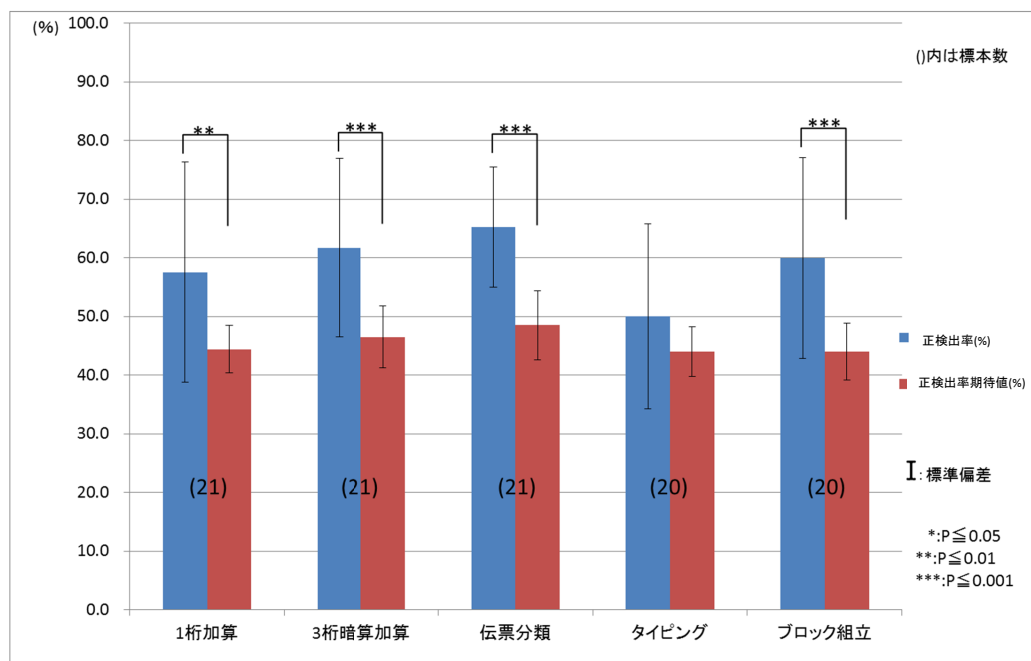


図 2.25 各タスクごとの一時休息状態検出の正検出率評価

一方で、正答率が最も高かった伝票分類タスクでも平均が 70% に満たない結果となった。理由として考えられるのは、(1) 生理特徴量、(2) 本手法、(3) 教師データ計測の 3 点が挙げられる。

先述の通り、難易度の高さが生理指標の状態間での変動に影響し、本手法が正答率が期待値を上回っていることから、本特徴量が一定の効果があるとは認められるものの、正答率を向上させるためには本研究の生理指標の特徴量では不十分であると思われる。今後は難易度に対する感度が高い生理指の特徴量を検討すべきである。

また、上記 (2) の本手法について、本研究で用いた分散共分散行列による判別分析は、データが正規分布に基づいていることを前提としたパラメトリック手法であった。しかし、生理指標が必ずしも正規分布に従うとは言えない。さらに、同じ生理指標であっても個人差や状態間で分布形状が一定ではない可能性もあるため、分布を仮定するようなパラメトリック手法では正答率が低くなる可能性があると考えられる。したがって、正答率向上のためには分布を仮定しないノンパラメトリック手法の検討が必要である。

最後に上記 (3) の教師データ計測について、本研究では強制的に 30 秒ごとに画面を切り替えることで被験者の状態を切り替えさせた。しかし、この教示によって、被験者が内部的に正しく状態を切り替えることができたとは限らない。各タスクでの状態を切り替えやすいタイミング、切り替えのリズムには個人差があり、強制的な切り替えの指示は被験者の切り替えリズムを阻害してしまったのではないかと考えられる。このときの被験者へのストレスが生理指標にも影響し、例えば一時休息状態中であるのにも係わらず、生理指標が認知作業状態と同様の数値を示すなどのケースがあったのではないかと考えられる。本実験では、各状態のサンプリング数を十分に確保するため強制的に画面を切り替えたが、他にも「状態の切り替えは任意のタイミングとし、各状態のサンプリング数が十分な量になるまで計測し続ける」などの方法も検討すべきである。

2.4.3.3 説明変数の検討

この項では、一時休息状態検出に用いた説明変数を考察する。説明変数の中には被験者によっては各作業状態でほとんど変化が見られないものがあると思われる。ここで、1 人の被験者に対し、各タスクの教師データ測定で得た各説明変数について、タスク条件-コントロール条件間で有意差 (両側 T 検定 $p \leq 0.05$) があり、かつ、タスク条件-レスト条件で有意差 (両側 T 検定 $p \leq 0.05$) がある説明変数は、一時休息状態検出に有効であると考え、この調査をすべてのタスクに対して行い、各説明変数が有効だったタスクの数を数える。例えば、ある被験者で説明変数である瞬目が 5 つのタスクすべてで有効であったとすれば、瞬目は有効数 5 となる。このようにして、得た説明変数の有効数の一覧を表 2.17 に示す。この表から、有効数が 0 である説明変数があり、この変数は一時休息状態検出には適さないと考えられる。また被験者ごとにその適さない説明変数は違うことが分かった。今後の課題として、説明変数の選定にはこういった検討が必要であると思われる。

2.4.3.4 今後の課題

本研究では、知的作業中の一時休息状態検出のために生理指標を基に、説明変数を導出したが、2.4.3.3 で述べたように、作業状態検出に有効ではない説明変数があった。被験者ごとにこの有効な説明変数をどう選定するかは今後の課題である。また、本研究で用いた判別分析と別の手法についても検討する必要がある。手法によっては、本アルゴリズムより優秀な一時休息状態検出アルゴリズムが作成できるかもしれない。次に、知的作業として採用した 5 つのタスクと別の知的作業も検討する必要がある。さらに知的要求の高いタスクを選定し、その作業中の一時休息状態検出を行うことも検討していく。最後に、2.4.3.2 で述べたように、測定内容の違いが生理指標へ影響し、ひいては一時休息状態検出の正検出率へ影響したと考えられるため、本実験の教師データ測定と評価データ測定の内容の検討も必要である。

表 2.17 各被験者別 各説明変数の有効数一覧

	HF 成分 A (有効数)	HF 成分 B (有効数)	HF 成分 C (有効数)	α 波 (有効数)	β 波 (有効数)	心拍数 A (有効数)	心拍数 B (有効数)	心拍数 C (有効数)	瞬目 (有効数)	眼球運動 (有効数)
被験者 4	1	0	1	1	0	2	1	2	0	0
被験者 5	1	1	0	1	1	2	1	1	2	0
被験者 7	2	1	2	4	2	3	2	0	1	1
被験者 8 ※	2	1	1	2	1	0	0	0	1	3
被験者 9	4	4	5	2	1	0	0	0	3	2
被験者 10	1	1	1	0	0	4	4	3	3	2
被験者 11	3	1	1	1	2	3	2	2	1	0
被験者 12	1	1	1	1	1	2	2	2	2	1
被験者 13	1	2	2	3	1	3	3	3	3	1
被験者 14	3	1	0	1	1	2	2	2	4	2
被験者 15	3	1	1	4	4	4	4	4	2	2
被験者 16	3	3	2	4	1	3	1	1	2	1
被験者 17 ※	1	1	1	2	3	0	0	0	3	3
被験者 18	2	1	2	2	1	3	3	2	2	1
被験者 19	3	3	3	2	3	1	2	3	3	3
被験者 20	3	3	3	1	1	3	2	3	2	2
被験者 21	3	2	1	3	3	0	0	0	3	3
被験者 22	4	3	3	0	0	2	2	2	3	1
被験者 23	3	2	1	2	2	3	3	3	3	1
被験者 25	3	3	3	2	1	2	2	2	1	1
被験者 26	1	1	2	0	4	3	1	1	3	3

・各説明変数の名称は表 2.6 のものを使用.

・有効数とは、それぞれの説明変数について、各被験者のタスク条件コントロール条件間、かつ、タスク条件レスト条件間で有意差が認められたタスクの数である.
最大 5 であり、※の被験者では最大 4 である.

2.5 結論

本研究では、知的作業執務者の生理指標から、知的作業中の一時休息状態検出アルゴリズム作成を目指した。作業執務者は、知的作業・非知的作業・非作業の行動をしていると仮定し、知的作業をしている状態を知的作業状態、非知的作業している、もしくは非作業である状態を一時休息状態と分類した。さらに、各作業状態では作業執務者の生理指標には違った傾向があると考え、この傾向の違いから一時休息状態を検出するアルゴリズムを作成した。

被験者が5つのタスクをそれぞれ行う生理指標計測実験で、得た生理指標からアルゴリズムを用いて一時休息状態を検出した結果、その正検出率は平均して約 59.0% であり、無作為に検出した場合の正検出率 (期待値) に比べて平均して約 13.6% 高かった ($p \leq 0.001$)。特に、5つのタスクのうち知的要求が高い3つのタスクでは正検出率が期待値に比べて有意に高かった ($p \leq 0.001$)。

また、生理指標から得た説明変数の中には、被験者によっては状態間で有意に変化しないものがあり、一時休息状態検出に適さない説明変数があると分かった。説明変数の選定にはさらなる検討が必要である。

一方で、当研究で開発した手法は知的生産性に関わる執務者の状態を判別するものであり、知的生産性が低下する一時休息状態の出現頻度に応じて、BEMS の制御を変更するなど、知的生産性を考慮した省エネルギーに向けたシステムの開発が可能となる。

参考文献

- [1] Miyagi, K., Kawano, S., Ishii, H., Shimoda, H.: Improvement and Evaluation of Intellectual Productivity Model Based on Work State Transition; The 2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics pp. 1491-1496 (2012) .
- [2] 宮城和音, 近藤佑樹, 榎本健治, 石井裕剛, 下田宏, 岩川幹生, 寺野真明: パフォーマンステストによる知的生産性改善評価時の NIRS を用いた脳活動計測; 電子情報通信学会技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理, Vol. 108, No. 27, pp. 149-154 (2008) .
- [3] Hosseini, S., Khalilzadeh, M.: Emotional Stress Recognition System Using EEG and Psychophysiological Signals: Using New Labelling Process of EEG Signals in Emotional Stress State; Proceedings of the IEEE, The International Conference on Biomedical Engineering and Computer Science, pp. 90-95 (2010) .
- [4] Picard, R.: Affective Computer Challenges; International Journal of Human-Computer Studies, Vol. 59, No. 1-2, pp. 55-64 (2003) .
- [5] Parasuraman, R., Rizzo, M.: Neuroergonomics: The brain at work; New York, NY: Oxford University Press .
- [6] Parasuraman, R.: Neuroergonomics: Brain, Cognition, and Performance at Work; Current Directions in Psychological Science June 2011, Vol. 20, No. 3, pp. 181-186 (2011) .
- [7] 田多, 山田, 福田: まばたきの心理学, 北大路書房, p. 2-7 (1991) .
- [8] 医療法人成美会 鈴江病院: 中枢神経の機能と大脳機能局在, <http://www.nmt.ne.jp/~shichijo/FM/FM1.html> (accessed 2018-11) .
- [9] 水野, 横山, 森本, 茂吉, 高田: 心拍変動時系列データへのウェーブレット解析の適用, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 97, No. 622, p. 47-52 (1998) .
- [10] 大見, 森本, 横山, 水野, 高田: ウェーブレット変換による長距離運転時の心拍変動解析, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 99, No. 493, p. 9-14 (1999) .
- [11] 斎田, 赤松, 犬飼, 口ノ町, 中村, 永村, 吉岡: 人間計測ハンドブック, 朝倉書店, p. 82-85 (2003) .

第 3 章

知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討

3.1 はじめに

1 章で述べてきた通り，知的生産性のリアルタイム評価は，知的生産性を考慮した BEMS 確立のために必要であり，現在様々な知的生産性の評価手法が提案・検討されている [1–3]．しかし，いずれの手法も限られた条件・範囲でのみ測定が可能か，あるいは定量的かつ客観的な評価には繋がっていないなど，未だ確立した評価手法が存在しないのが現状である．

2 章では知的生産性の定量評価に向けた基礎検討として，人が知的作業に取り組む際の状態を知的作業状態と非知的作業状態，一時休息状態の 3 つと仮定し，複数の生理指標から一時休息状態を検出するアルゴリズムを開発したが，作業成績そのものの推定や知的生産性の定量評価へは未だ繋がっていない．

本研究は，生理指標計測による客観的かつ定量的な知的生産性評価に向けた基礎検討として，内容が単純かつ成績評価が容易な，伝票分類タスクを繰り返し行う際の作業成績の推定手法について検討することを目的とする．具体的には，近年の測定技術の発達により，非接触での計測が可能となり，今後高精度な計測手法の開発が期待される心拍変動と瞳孔径の計測データに，機械学習手法を適用し，被験者実験により推定手法の有効性を検証する．非接触での計測が可能となり得る指標のみを採用した理由は，本推定手法が将来的に，オフィスでの知的作業の生産性評価へと応用されることを想定したとき，推定に必要な生理指標が非接触で計測可能な場合，計測自体が及ぼす影響や，計測によって作業が妨害される可能性がなく，実用性が高いと考えられるからである．ただし，本研究では現状の非接触計測手法で保証される計測精度の都合上，心拍変動は接触式の計測手法を使用した．また，計測された生理指標データから執務者の作業成績を推定する回帰モデルの導出に，機械学習手法の Support Vector Regression [4] と Random Forests [5] の 2 つを採用した．被験者実験で得られた計測データをこの 2 つの手法にそれぞれ適用し，推定精度を比較することで，推定手法により適切な機械学習手法を検討する．

3.2 生理指標計測による作業成績推定手法

本章では、作業成績の推定に用いる生理指標とその計測法、及び特徴量の抽出について説明し、その次に、作業成績を推定する回帰モデルの導出に用いる、機械学習手法について説明する。

3.2.1 認知活動と生理指標

人の認知活動と生理反応には密接な関係があることが明らかになっている [6]。例えば、精神活動下では、脳波（EEG）の α 波（8-14Hz）成分は減衰し、 β 波（14-30Hz）成分が強く現れることが知られている。これらの知見をもとに、EEGの周波数帯パワーを分析することで、Mental Workload や注意配分などの、認知活動の指標としての脳波の有効性を検証する研究が行われている [7]。その他には、交感神経作用の指標としての皮膚電気活動や、情報取り込みや覚醒水準の指標としての瞬目などが心理生理学研究で利用されている [6]。しかし、脳波や皮膚電気活動は、計測の際に電極などの計測デバイスを直接体に装着する必要があるため、計測自体が被計測者に影響を与える可能性が高い。そこで、本研究では、非接触で計測可能な瞳孔径 [8] 及び、将来的に非接触での高精度な計測手法の開発が期待される心拍変動 [9] を採用し、成績推定に用いた。なお、非接触での計測が可能でも、瞬目などの作業の遂行に必要な動作から直接影響を受ける指標は不採用とした。なぜなら、そのような指標は、本研究で扱う繰り返し作業に対する解答動作そのものの計測になりかねず、作業成績を別の形で直接計測していることになるからである。また、心拍変動は激しい運動により変化するが、控えめな運動であれば影響されないことが知られており [10]、一般的な事務作業における体動であれば影響を受けないと考えた。

続いて、本研究で扱う2つの指標について以下で説明する。

3.2.1.1 心拍変動

心拍変動（Heart Rate Variability: HRV）とは、交感神経と迷走神経の、両方から作用を受け変化する心拍数の変動成分に着目した指標である。心拍変動には複数の周波数成分が含まれており、各周波数帯のパワースペクトルを求めて指標として用いる方法が一般的である。現在では、低周波帯（0.04～0.15Hz）を Low Frequency(LF)、高周波帯（0.15～0.40 or 0.50Hz）を High Frequency(HF) と分けて解析することが多く [11, 12]、LF パワーは交感神経と迷走神経の両方から作用を受け、HF パワーは迷走神経から作用を受けるとされている [6]。ただし、LF や HF の周波数帯域について、研究者間で統一した基準はない。心拍変動に関する研究では、ストレスや精神負荷による自律神経の応答の指標になる可能性から、心拍変動のスペクトル解析による調査が数多く行われている [10, 11]。例えば、Mulder ら [13] は、0.06～0.14Hz 帯域において、課題の困難さや作業記憶への負荷によって振幅が減少する様子を確認している。また、LF と HF のパワー比が自律神経の指標として用いられ、交感神経の指標、あるいは交感神経・副交感神経のバランスを表す指標とされるが、指標としての定まった解釈はない [12]。本研究では、作業成績の高低がストレスや情動の変化を生み、自律神経活動に何らかの影響を与えた結果、心拍変動にその影響が表れると考え、心拍変動を採用した。指標には、心拍変動に関する研究でよく用いら

れる、LF パワー、HF パワー、LF/HF 比の 3 つを採用した。

心拍変動を導出するためには、まず心拍を計測する必要がある。心拍は心電図 (ECG) による心筋の筋電位を計測することで取得する方法が古くから一般的であり、現在でも医療や生理学の分野で用いられている信頼性の高い計測手法である。近年では心電図以外に、非接触の計測手法が開発されており、例えば顔部のビデオ画像から心拍数を推定する手法が Poh らによって開発されている [9]。この手法では、被験者の頭部の動き、例えば首を横に振る、頷くなどに対する精度の頑強性が示されており、また推定精度も高く、この手法を発展させた、より高精度かつ頑強な計測手法の開発が今後期待される。しかし、現状での推定誤差は 0 でなく、顔に手を当てるなど、顔部の映像に他のオブジェクトが写り込んだ場合の精度は保証されていない。また、本研究では瞬時心拍数の変動成分である心拍変動を扱うため、計測対象以外の要因によって生じる計測誤差（アーチファクト）の発生は極力避けたい。その理由について述べる。例えば、アーチファクトにより、ちょうど 1 拍分の心拍の検出に失敗した場合を考える。瞳孔径や脳波のように、高いサンプリング周波数で計測できる場合、アーチファクトが発生しても周辺データから補完する、あるいは無効データとするなどしても影響は少ないが、心拍変動は心拍数の変動成分を周波数解析したものであるため、計測精度に大きな影響が出る。具体的には、後述の本研究で採用する導出方法の場合、30 秒の解析窓を 5 秒毎にずらしながら解析するため、1 拍分の検出失敗により 30 秒間のデータが解析不能データとなる。このようなアーチファクトが連続すれば、解析不能データは更に増加し、十分な特徴量抽出が行えず、作業成績の推定手法を十分に検討できないことも考えられる。以上を理由に、本研究では心拍検出能力の信頼性を最も重視し、信頼性の高い心電図計測方法を採用した。この心電図計測の場合でも、心拍を取得するだけであれば、2 点に電極を装着するだけで計測でき、被計測者にそれほど大きな拘束感を与えず、非接触での計測時との違いによる影響は軽微だと考えられる。電極を右首筋と左わき腹に 1 点ずつ装着した場合、健常な人であれば心電図は図 3.1 のような波形が観測される。

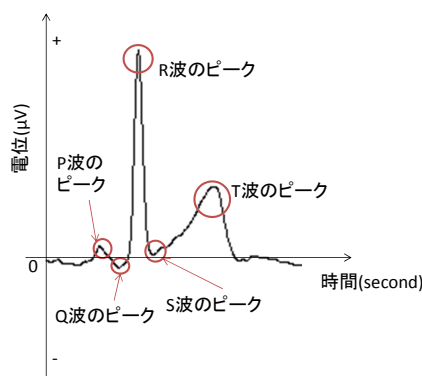


図 3.1 心電図 (ECG) で計測される波形の例

瞬時心拍数は、心室の収縮によって観測される図 3.1 の R 波のピーク間隔 RRI(R-R Interval)[秒] を 1 拍毎に算出し、 $60/\text{RRI}[\text{bpm}]$ を求めることで 1 分当たりの拍動回数として導出される。このデータから心拍変動を導出する手法はいくつか存在するが、本研究では人間計測ハンドブック [12] で紹介されている手法を採用した。導出方法を以下に述べる。

1. 心拍数データを 20Hz の 3 次スプライン補完で等間隔のデータに変換する。
2. LF 帯の波が 1.5 周期～4.5 周期程度に収まる 30 秒分のデータ (600 点) から平均値を引き、ハミングウィンドウをかけ、0 データを補完して 1024 点とする。
3. 2. のデータを高速フーリエ変換で処理し、パワースペクトルを導出する。
4. 導出されたパワースペクトルに 2 次の三角移動平均をかけ、周波数平滑化を行った後、平方根をとって振幅スペクトルとする。
5. 0.0586Hz～0.1563Hz の平均振幅スペクトルを LF パワー、0.15625Hz～0.5078Hz の平均振幅スペクトルを HF パワーとして算出する。
6. 2.～5. の処理を 5 秒分毎にずらしながら行う。

このようにして各心拍変動成分を導出した。LF は 0.05～0.15Hz のゆったりとした心拍の変化であるため、特徴量抽出の 1 フレームを、LF 帯のスペクトルパワーが十分解析可能な 15～30 周期程度に収まる 5 分とし、1 分毎にずらしながら平均値を算出してそのフレームの特徴量とした。つまり、特徴量抽出区間は、1 フレーム目から順に 0～5 分、1～6 分、..., $n-1 \sim (n+4)$ 分 (n はフレーム数) となる。

3.2.1.2 瞳孔径

瞳孔は眼の虹彩の中心にある、外部の光が通過する開口部である。瞳孔の大きさは瞳孔括約筋と瞳孔散大筋の 2 つによって決定され、対光反射による変化が一般的に知られている。その一方で、心理生理学分野では、瞳孔は様々な認知的条件下で変動することが知られており、例えば作業記憶にかかる負荷の指標としての瞳孔径の有効性を示した研究が数多く存在する [14, 15]。その他には、情報処理の速度と瞳孔径の関連を示した研究 [16] では、提示された数字に応じてできるだけ速くボタンを押させたときを基準 (100%) として、50%, 75%, 100%, 125% の速度で数字を処理させた時、75% または 100% の処理速度において瞳孔径が有意に増大することが示されている。また、音の弁別課題における難易度と瞳孔径の関連を示した研究が存在する [17]。以上より、瞳孔径は作業成績の変化に対し有効な指標になると考え、本研究でも採用した。

瞳孔径の測定手法は数多く存在するが、非接触かつ拘束感を与えない計測手法には赤外線カメラと顔認識システムによる計測が挙げられ、製品として実用化もされている [8]。本研究で瞳孔径の計測に使用する faceLAB [8] による実際の顔認識システムと、視線計測及び瞳孔径計測の様子を図 3.2 に示す。本研究ではこの計測手法を採用するが、この手法の問題点として、瞬目時や頭部の動きなどによって一時的に顔認識が正常に行われず、瞳孔径評価値が過度に小さく、あるいは過度に大きく誤計測される場合がある。特に、本研究で用いる faceLAB では、瞬目などの際に瞼が瞳孔を完全に覆った場合は 0 を計測値として返す。そのようなアーチファクトを除去するために、(1) 一定の範囲を超過する値の除去と、(2) 急激に変動した計測値の除去を施した。まず (1) については、健常な人間であれば、瞳孔径は 2mm (明所) から 8mm (暗所) 程度の範囲で変化することが知られている [18] ため、2mm～8mm の範囲に入らない計測値はアーチファクトとして除去した。(2) については、Marchall [19] が瞳孔径データジャンプの除去方法を提案しており、60Hz で瞳孔径を記録する場合では、2 点前 (1/30 秒前) の計測値と比べて 0.1mm 以上増減して



図 3.2 faceLAB による瞳孔径計測の様子

いるデータ点はアーチファクトとして除去すべきだとしている．本研究で用いる faceLAB のサンプリング周波数は 60Hz なので，本研究ではこの方法を採用した．特徴量抽出の際は，以上 (1)，(2) の手法を適用し，アーチファクトを無効な計測値とした後，1 秒毎に有効な計測値のみで平均瞳孔径を算出した．その後，1 秒間毎に，60 点ある計測値のうち，50% にあたる 30 点より多くの計測値が無効となっている区間を無効データとした．これは，faceLAB の顔認識が不安定で，計測値の信頼性が低い区間を簡易的に除去する目的で行った．こうして得られた 1 秒毎のデータから，心拍変動と同様，5 分の時間窓を 1 分毎にずらしながら，時間窓内の有効データのみで平均値を算出し，そのフレームの特徴量とした．

3.2.2 推定手法

本研究では一定時間内の問題解答数を作業成績とし，生理指標データから回帰分析により作業成績を推定する．回帰分析の手法は複数存在し，最も一般的な手法として重回帰分析が挙げられる．しかし，本研究では複数の生理指標を用いるため，多重共線性が生じ，回帰直線が導出できない可能性が考えられる．特に，本研究で採用した瞳孔径及び心拍変動成分は，3.2.1 で述べたように，課題の難易度などの精神負荷に反応することが知られており，作業成績の変化に対し，これらの指標が高い相関を示すことは十分に考えられる．その一方で，計算機の性能向上を背景に，生理指標データ分析に機械学習の手法を取り入れた研究が数多く存在する [20–24]．本研究ではその中でも多重共線性の影響が少ない学習手法を応用した回帰分析手法である Support Vector Regression と Random Forests を導入し，比較した．なお，同一の刺激であっても生理反応には個人差があるため，学習及び推定は各個人のデータで行った．また，推定手法の実装には

MATLAB® [25] を使用し，機械学習手法のライブラリとして LIBSVM, randomforest-matlab を使用した．

3.2.2.1 Support Vector Regression

Support Vector Regression(SVR) は，Vapnik ら [4] によって開発された Support Vector Machine(SVM) [26] を回帰分析に応用した手法である．ここではまず，SVM の基本的なアルゴリズムを説明し，その後 SVR について述べる．

SVM は，2 クラス分類問題に対して有効なパターン認識学習アルゴリズムであり，複数の生理指標から感情を推定する研究 [20, 21] や，ストレス検出の研究 [22] などでの高い分類性能を示している．SVM の具体的なアルゴリズムを説明する． n 個の特徴量データ $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, n)$ がクラス $y_i \in \{-1, 1\}$ に属するとき，これを正しく分類する超平面 $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0$ ($\mathbf{w}^T$ は係数ベクトル， b はバイアス項) のうち，図 3.3 のような，超平面との距離が最も近いデータ点 $\mathbf{x}^*$ (サポートベクトル) との距離 d (マージン) が最大になるものを導出する．そして， $\mathbf{w}^T$ ， b を一意に定めるため，サポートベクトルを通る平行な 2 平面を $|\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b| = 1$ とすると， $d = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{x}^* + b|}{|\mathbf{w}|} = \frac{1}{|\mathbf{w}|}$ となり，まとめると，

$$\text{minimize} \quad \frac{1}{2} |\mathbf{w}|^2 \quad (3.1)$$

$$\text{subject to } y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (3.2)$$

となる．この最適化問題を解くことで超平面を求めるのが SVM の基本的な考え方である．

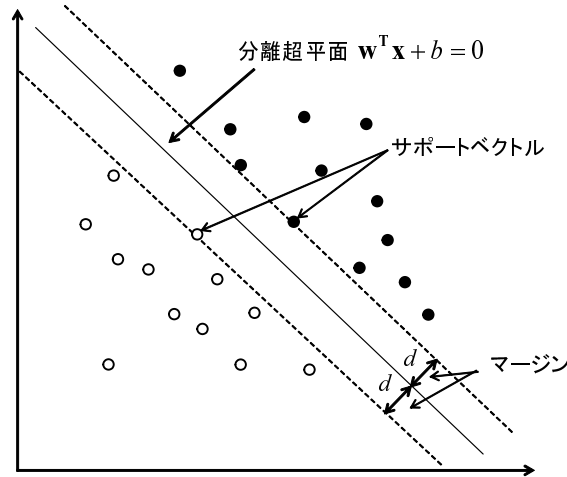


図 3.3 Support Vector Machine の概念図

この最適化問題は線形分離可能な条件でのみ解が求まるが，実際のデータはそうでない場合が多い．そこで，スラック変数と呼ばれる次のような変数 ξ_i を導入し，

$$\text{subject to } y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (3.3)$$

$$\begin{cases} \xi_i = 0 & \text{マージン内で正しく分類されている場合} \\ 0 < \xi_i < 1 & \text{マージン境界を越えるが正しく分類されている場合} \\ \xi_i \geq 1 & \text{分離超平面を越えて誤分類されている場合} \end{cases} \quad (3.4)$$

とすると、制約条件を満たす解が求まる。また、問題によってどの程度まで誤分類を許容してよいかは異なるため、さらにコスト定数 C を導入し、評価関数を

$$\text{minimize } \frac{1}{2}|\mathbf{w}|^2 + C \sum_i \xi_i \quad (3.5)$$

とすることで超平面を導出する。これをソフトマージン SVM, または C-SVM と呼び、この手法により SVM はノイズの多い特徴量データに対しても高い判別精度を実現している。また、学習データの特徴量 $\mathbf{x}$ を非線形な写像 φ でより高次元の特徴空間に写像してから線形分離することで、非線形分離へ拡張するカーネルトリックと呼ばれる手法を併用する場合が多い。一般的に、次の式で表されるガウシアンカーネルが推奨されている [27]。

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \exp\left(-\frac{|\mathbf{u} - \mathbf{v}|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.6)$$

ガウシアンカーネルは生理指標データを扱った研究でもよく使用され、他のカーネルより高い分類性能を示しているため [20, 22], 本研究でも採用した。

回帰分析に応用する場合、つまり $y_i \in \mathbb{R}$ に拡張する場合は、許容誤差 $\varepsilon (> 0)$ を導入し、学習データがなるべく誤差内に収まるように SVM で回帰を行う。さらに、図 3.4 のように赤線の上で正となるスラック変数 ξ と青線の下で正となるようなスラック変数 $\hat{\xi}$ を導入する。回帰式を $y(\mathbf{x})$ とすると、最適化問題は

$$\text{minimize } \frac{1}{2}|\mathbf{w}|^2 + C \sum_i (\xi_i + \hat{\xi}_i) \quad (3.7)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} b - y(\mathbf{x}_i) - \varepsilon \leq \xi_i \\ y(\mathbf{x}_i) - b - \varepsilon \leq \hat{\xi}_i \\ \xi_i \geq 0 \\ \hat{\xi}_i \geq 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

とできる。これにより、モデル化誤差や学習データに含まれるノイズを許容した回帰モデルが導出できる。

実際には、この最適化問題は次のようなラグランジュ関数として定式化できる。

$$\tilde{L}(\mathbf{a}, \hat{\mathbf{a}}) = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j (a_i - \hat{a}_i)(a_j - \hat{a}_j) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (3.9)$$

$$\begin{aligned} & -\varepsilon \sum_i (a_i + \hat{a}_i) + \sum_i (a_i - \hat{a}_i) y_i \\ & \begin{cases} 0 \leq a_i \leq C \\ 0 \leq \hat{a}_i \leq C \end{cases} \end{aligned} \quad (3.10)$$

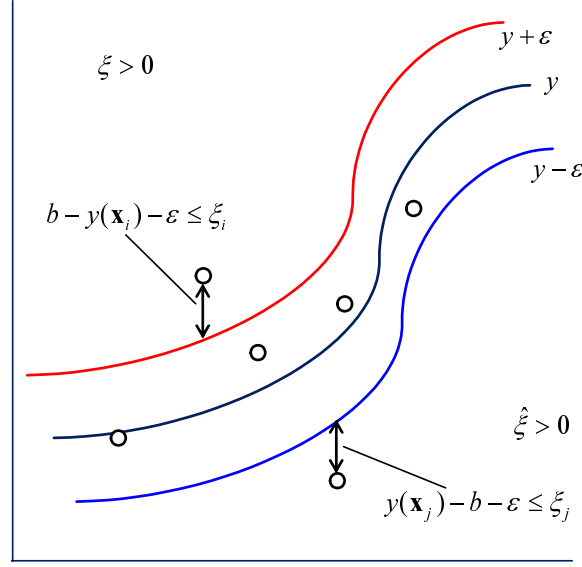


図 3.4 Support Vector Regression の概念図

よって，最適化問題はこの $\tilde{L}(\mathbf{a}, \hat{\mathbf{a}})$ を最大化する a_i ， $\hat{a}_i$ を求める問題に帰着する．また，回帰モデルは以下の式で表される．

$$y(\mathbf{x}) = \sum_i (a_i - \hat{a}_i) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (3.11)$$

なお，学習の際には予め 3 つのパラメータ，コスト定数 C ，ガウシアンカーネルの σ ，許容誤差 ε を設定する必要があるが，学習モデルはこのパラメータに大きく依存するため，SVM 及び SVR ではこのパラメータの設定が最も重要となる．最適なパラメータはデータにより異なるため，交差検定法とグリッドサーチにより探索的に決定する手法がよく用いられる [27]．このパラメータの決定方法については，3.3.2.9 で詳細を述べる．

3.2.2.2 Random Forests

Random Forests は Breiman [5] により提案された機械学習アルゴリズムで，SVM や SVR と同様に，分類問題や回帰分析に用いられる．バギングと呼ばれる，複数生成された弱学習器による多数決を 1 つの学習器とする手法の応用であり，複数の生理指標から人の内的な状態を評価する手法において，Random Forests やその亜種である AdaBoost は，SVM と同等，あるいはそれ以上の性能を示している [23, 24]．

図 3.5 に示す Random Forests の具体的なアルゴリズムについて述べる．まず n 個の d 次元学習データ $\mathbf{x}_i$ から，重複を許して n 回ランダムに抽出し，新たに n 個の学習データを生成する（ブートストラップサンプリング）．このデータを元に決定木を生成するが，その際，各非終端ノードにおいて識別に用いる特徴を，あらかじめ決められた数 $d' (< d)$ だけランダムに選択する．これにより，相関の低い多様な決定木が生成される．決定木が規定数 m に達したら学習を終了し，分類問題であれば，それら全ての決定木の出力の多数決の結果，回帰分析であれば出力の平均値を出力とする．学習の際は予めノードのサイズ，決定木の数 m と選択特徴数 d' を決定する必要

があるが, Random Forests の特徴として, 生成する決定木の数 m を大きくしても過学習が起きないため, m は十分大きい値に設定すればよい. また, ノードサイズ及び d' は推奨値が経験的に知られており [5], 回帰の場合はノードサイズが 5, $d' = d/3$ が推奨されている. そのため本研究では, ノードサイズ及び d' については推奨値を採用した.

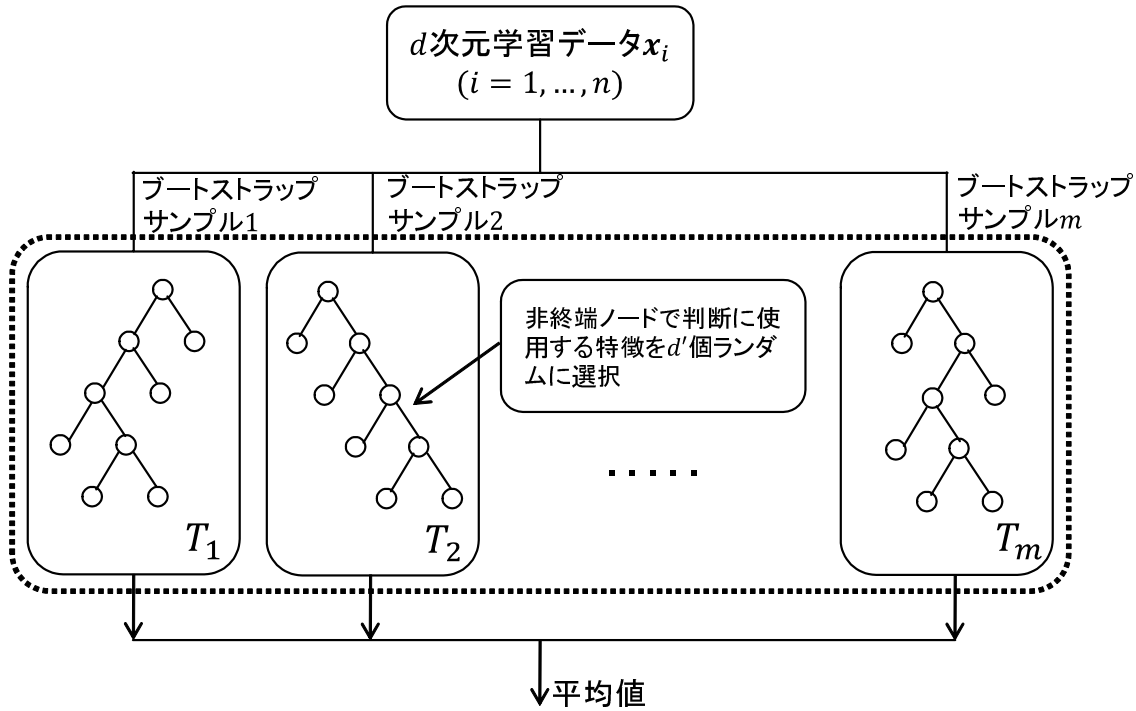


図 3.5 Random Forests による回帰

3.3 作業成績推定手法の有効性検討実験

本研究では, 作業中の被験者の心拍及び瞳孔径を計測した被験者実験を行った. 本章では実験の目的, 方法, 結果, 及びその考察について述べる.

3.3.1 実験の目的

本実験では, 3.2 章で述べた作業成績の推定手法の有効性の検討, すなわち 3.2.1 で述べた生理指標及び 3.2.2 で述べた回帰分析手法のそれぞれを検討することを目的とした.

3.3.2 実験方法

3.3.2.1 実験環境

実験は, 京都大学工学部 1 号館 255 室で実施した. 実験環境のレイアウトを図 3.6 に示す.

本実験では, 後の 3.3.2.7 で述べる通り各被験者は計 2 日間実験に参加するが, その内の 1 日目

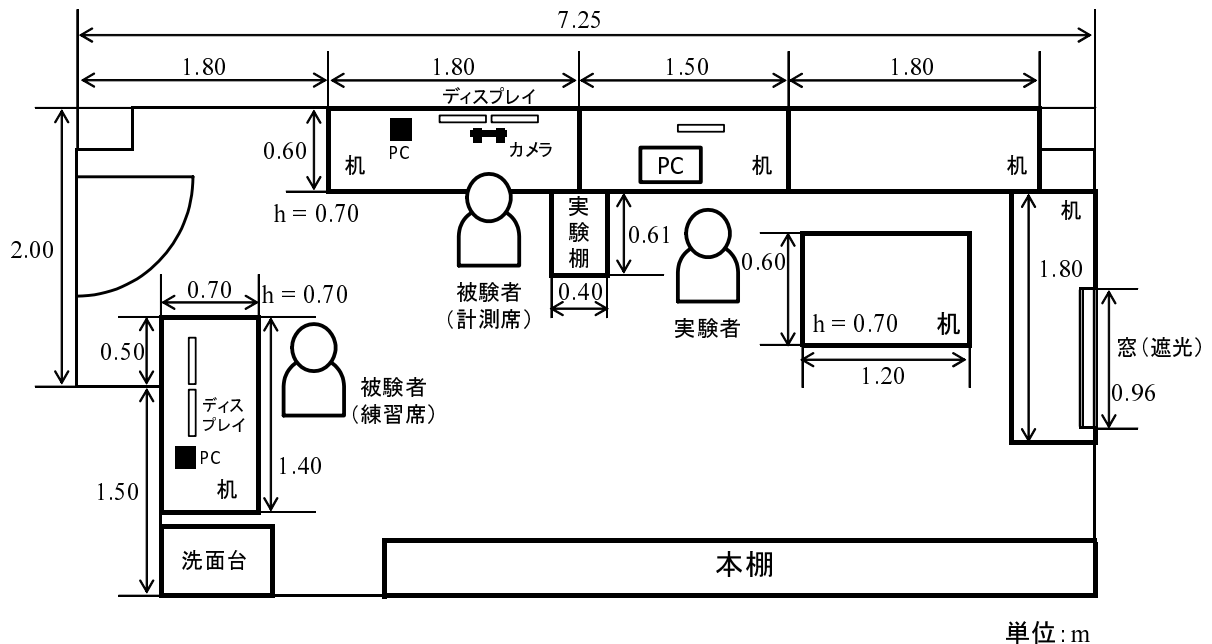


図 3.6 実験環境のレイアウト

は最大2名が同時に実験に参加したため、被験者の作業スペースを練習席と計測席の2つ用意した。認知タスクの練習と環境への適応を目的とした1日目では、練習席と計測席の両方を使用し、2名の被験者間における環境への適応度の差を軽減する目的で、休憩の度に被験者の席を入れ替えた。なお、環境への適応度を統制するため、同時に実験に参加する被験者が1名の場合でも席の入れ替えを行った。生理指標を計測する2日目では、計測席でのみ実験を行った。計測席が1つなのは、測定環境の統制、及び計測機器の台数の都合によるものである。計測棚にはポリグラフや視線計測カメラ用のPC、皮質除去用のウェットティッシュなどを収納した。実験中の室温は $23 \pm 1^{\circ}\text{C}$ 、騒音は45dB以下に調整した。照度は計測席での机上面照度が370lux、被験者の頭上付近での照度が440luxで、練習席では机上面照度が440lux、被験者の頭上付近での照度が670luxであった。両席間で照度に違いがあるのは、実験室の蛍光灯の配置が異なるためである。なお、照度の違いが実験結果に与える影響として、照明の覚醒効果により、認知タスクへの習熟の進行に差が生じ、2日目の計測データに差が生じる可能性が考えられる。しかし、認知タスクの習熟に十分な練習時間を取っていることや、休憩ごとに席を交代していることから、照度の影響は極めて軽微であったと考えられる。計測席における実際の課題実施環境を図3.7に示す。

このように、課題解答のインターフェースには2つのディスプレイが用意しており、それぞれ課題及び解答画面を表示する役割を持つ。練習席では課題表示、解答画面表示共に19インチ、 1280×1024 ドットのディスプレイ、計測席では課題表示に15インチ、 1024×768 ドットのディスプレイ、解答画面の表示に17インチ、 1280×1024 ドットのディスプレイを使用した。



図 3.7 計測席での課題提示ディスプレイ及び解答インタフェースの配置

3.3.2.2 生理指標の測定手法

心電図計測には株式会社デジテック研究所 Polymate AP216 を使用した。電極の装着位置は、電極及びコードが課題遂行の妨げにならず、かつ R 波が最も検出しやすい第 II 誘導となる右鎖骨下及び左肋骨下とし、右耳朶及び左耳朶にそれぞれグランド電極及びリファレンス電極を装着した。装着の際は、装着部位にウェットティッシュによる消毒及び角質除去を行った。ノイズ信号の除去として、ハイパスフィルタの時定数を 3.0sec に設定し、ローパスフィルタのカットオフ周波数を 100Hz に設定した。更に、商用電源からのハムノイズを除去するため、60Hz のノッチフィルタを設定した。

瞳孔径計測は Seeing Machine, Inc. の赤外線視線計測カメラ faceLAB 5 を使用した。計測席で作業を行う際は図 3.8 のように被験者を座らせ、カメラを机から上方向 36° に固定し、被験者の顔部が正しく認識されるよう、椅子の高さと位置を調整した。

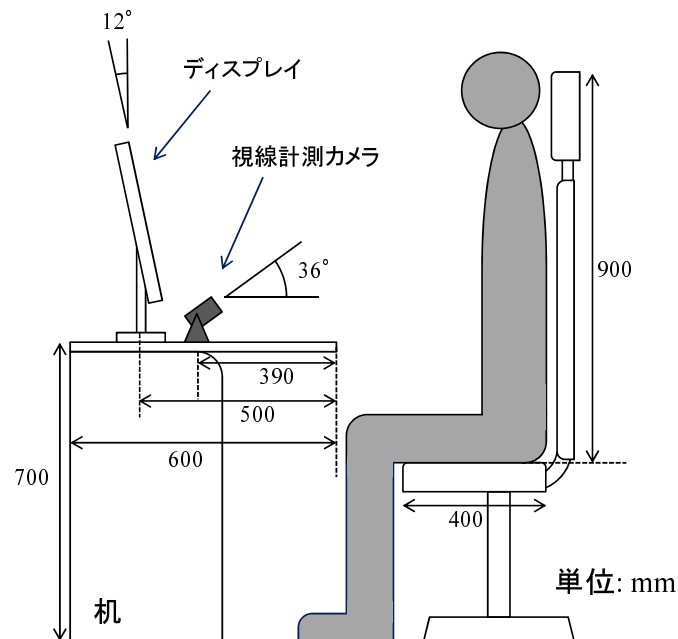


図 3.8 計測席における被験者及び計測機材の位置関係

3.3.2.3 認知タスク

本研究では，作業成績の評価に用いる認知タスクとして伝票分類タスクを採用した．伝票分類タスクとは，日付，金額，及び会社名が記された伝票を模した画面を，条件に従い分類するタスクである．伝票分類タスクの具体的な解答手順，及び採用理由について説明する．

伝票分類タスクの解答インターフェースは，図 3.7 のように，横に並んだ 2 つのディスプレイと解答操作用のマウス及びテンキーで構成されており，マウスが接続された解答操作記録用の PC と，テンキーが接続された課題提示用の PC がそれぞれ用意されている．まず作業開始と同時に，右手でマウスを操作して開始ボタンをクリックし，左手でテンキーのエンターキーを押す．すると右側ディスプレイには図 3.9 のような解答画面が，左側ディスプレイには図 3.10 のような伝票を模した画面が表示される．なお，画面の背景色を共に黒色としているのは，液晶ディスプレイが発する光が瞳孔径に与える影響を極力抑えるためである．

図 3.10 の画面左側に記された日付，中央に記された金額，下側に記された会社名に応じて，伝票を解答画面上のボタンを押すことにより分類する．日付は「1 日～10 日」，「11 日～20 日」，「21 日～31 日」の 3 条件，金額は「～5000 円」，「5001 円～50000 円」，「50001 円～」の 3 条件，会社は「百貨店・小売」，「飲食・喫茶」，「運送・郵便」の 3 条件のいずれかに分類し，それら全ての条件に当てはまる解答ボタンを解答画面上に表示されている 27 種類のボタンから選択する．これで 1 問分の解答が終了となる．続いて左手でエンターキーを押すと次の伝票画面が表示されるので，この作業を一定時間内繰り返し行う．解答ボタンは，クリックするたびにボタン上の数字が 1 ずつ増えていくため，ボタンをクリックしたことが直感的に分かるようになっており，間違っ

終		取り消し		
1～10日	～5000円	～50000円	50001円～	
百貨店・小売	0	0	0	
飲食・喫茶	0	0	0	
運送・郵便	0	0	0	
11～20日	～5000円	～50000円	50001円～	
百貨店・小売	0	0	0	
飲食・喫茶	0	0	0	
運送・郵便	0	0	0	
21～31日	～5000円	～50000円	50001円～	
百貨店・小売	0	0	0	
飲食・喫茶	0	0	0	
運送・郵便	0	0	0	

図 3.9 伝票分類タスクの解答画面

No. 1001	
日本 AA 株式会社様	
金額	19300 円
2014/7/18	
上記正に領収いたしました	
川田電気	

図 3.10 領収書画面の例

伝票分類タスクを採用した理由は、(1) 難易度がほぼ一定で、(2)PC 操作のみで解答でき、(3) 数的・言語的情報処理を要し、かつ (4) 作業記憶への負荷が低いためである。まず (1) について、本研究では作業成績を知的生産性とみなすことで、生理指標から知的生産性を推定する手法を検討する。作業成績が被験者の知的生産性以外、つまり作業内容によって変化してしまうと、この前提が成り立たないため、採用するタスクは要件 (1) を満たす必要がある。(2) について、今回計測する生理指標は緩やかな体動であれば影響を受けないが、体動はアーチファクトの原因となり得るため、本研究で採用するタスクは極力少ない体動で解答可能であることが望ましい。また、頭

部が動くと瞳孔径計測システムの顔認識が不安定になる可能性が考えられるため、頭部をあまり動かさずに解答できることが望ましい。伝票分類タスクであれば、マウスとキーボードのみで解答でき、また問題提示及び解答画面はディスプレイで提示されるため、課題遂行に必要な体動は少なく、要件(2)を満たしている。(3)について、本研究は事務作業における生産性評価の基礎検討として、作業成績の推定手法を検討することが目的であり、使用するタスクは事務作業に要する認知処理を再現した仮想タスクが望ましい。一般的な事務作業に要求されるものとして、データ入力や表計算などの数的情報処理と、資料作成などの言語的処理が挙げられる。伝票分類タスクは日付や金額などの数的情報処理と、会社の業種という言語的情報処理を要するタスクであり、要件(3)を満たしている。最後に、(4)について、生理心理学においては、被験者実験の際、暗算課題や文字列記憶など、作業記憶に高い負荷がかかるタスクがよく用いられる。しかし、正確さが求められる事務作業においては、作業記憶に負荷がかからないよう、執務者は必要に応じ、紙などの媒体へ情報を記入する、あるいはコンピュータなどの機械に実行させることが多い。そのため、作業記憶に高い負荷がかかるタスクは事務作業を模した仮想タスクとして不適当である。伝票分類タスクは、伝票をいつでも確認できるため、作業記憶への負荷は低く、要件(4)を満たしている。以上(1)~(4)を満たしているため、本研究では伝票分類タスクを採用した。

作業成績は、解答操作記録用のPCから送られてくる解答記録データから評価し、生理指標の特徴量抽出と同様に5分の時間窓を1分毎にずらしながら、5分間の解答数を作業成績とした。

3.3.2.4 作業成績の調整

様々な作業成績に対して正しく推定できる回帰モデルを導出するためには、全力で作業に取り組んでいる状態の作業成績から、ほとんど作業に集中していない状態の作業成績まで、あらゆる作業成績における生理指標データを学習させる必要がある。その理由として、例えば作業成績が一定であった被験者のデータを学習させて回帰モデルを導出した場合、得られた回帰モデルはその一定の作業成績のみに有効なモデルであり、様々な作業成績に対する学習はできておらず、そのため他の作業成績時に対しては正しく推定できない。よって本実験では、作業中に解答ペースを調整させ、様々な作業成績とそのときの生理指標を計測する必要がある。解答ペースの調整方法として、実験者側で解答数に制限を加えることで解答ペースを遅くする、あるいは1問当たりの制限時間を設定して解答ペースを速める方法などが考えられるが、この場合、作業自体の負荷だけでなく、時間的制約から受けるストレス(タイムプレッシャー)による負荷が大きく働き、作業成績と生理指標の関係を正しく検討できない。しかし、自由なペースで解答を続けた場合、限られた作業時間の中で解答ペースが大きく変化するとは考えにくい。そこで、図3.11のように、伝票分類タスクの解答画面左側に解答ペースのインジケータとしてカラーバーを表示した。

被験者には、このカラーバーの青色の割合が大きいほどゆっくり解き、反対に赤色の割合が大きいほど速く解くよう解答ペースを調整し、特に全てが赤色の状態では全力で解くよう指示した。カラーバーは、作業開始と同時に変化し始め、全て青色の状態から赤色のバーが下から徐々に伸びていき、最終的に全て赤色になるか、あるいは全て赤色の状態から青色のバーが上から徐々に伸び、最終的に全て青色になるか、のいずれかである。つまり、解答ペースの調整は、ゆっくり解いている状態から徐々に全力で解いている状態まで解答ペースを速めていくか、全力で解いて

		終	取り消し		
		1～10日	～5000円	～50000円	50001円～
—	百貨店・小売	0	0	0	
	飲食・喫茶	0	0	0	
	運送・郵便	0	0	0	
		11～20日	～5000円	～50000円	50001円～
—	百貨店・小売	0	0	0	
	飲食・喫茶	0	0	0	
	運送・郵便	0	0	0	
		21～31日	～5000円	～50000円	50001円～
—	百貨店・小売	0	0	0	
	飲食・喫茶	0	0	0	
	運送・郵便	0	0	0	

図 3.11 カラーバーを表示した解答画面

いる状態から徐々にゆっくり解いている状態まで解答ペースを遅くしていくかのいずれかである。なお、カラーバーは課題実施中、一定の速度で伸び、30 分間の課題終了とほぼ同時に伸びきるよう設定した。具体的には、本実験で課題提示に使用した縦に 1024 ドット表示するディスプレイにおいて、1.75 秒に 1 ドット伸びるように設定した。つまり、課題開始から 29 分 52 秒後でバーは伸びきる。カラーバーの横にはバーを 8 等分する目盛りを置き、赤色と青色の割合がおおよその程度が分かるようにした。以後、徐々に解答ペースを速めていく課題をペースアップ課題、遅くしていく方をペースダウン課題と呼ぶ。なお、実験の際、被験者には、解答ペースの調整は大まかにできていれば十分である事を伝えた上で、ペースに注意を払いすぎないように教示し、ペース調整による負担感を軽減させた。

ペース調整の際、最も遅い解答ペースの教示が十分に伝わらず、解答ペースを遅くすべき状態でも、解答ペースが全力の解答ペースからあまり変化しない可能性が考えられる。この解決方法として、最も遅い解答ペースでの 1 問当たりの解答時間を教示する方法が考えられるが、被験者がその解答時間を強く意識してしまい、時間のカウンティングによる精神負荷が働く可能性が考えられる。そこで、最も遅い解答ペースの参考として、音によって解答タイミングを強制的に調整するスローペース課題を用意し、最も遅い解答ペースを体験させることで、最も遅い解答時間を教示した。スローペース課題は、伝票分類タスクを基にしており、基本的な解答手順は同じであるが、ボタン押下時に 2 種類の音のどちらか 1 つが鳴る。前の解答からの解答間隔が規定時間

を超過していれば高い音が鳴り、規定時間より早く解答した場合は低い音が鳴る。低い音が鳴った場合は、待機して次の問題へ進まず、規定時間に達した際に鳴る高い音を聞いた後、次の問題へ進む。具体的な規定時間を被験者に感じさせないように、規定時間は 15 ± 4.5 秒の範囲で解答の度にランダムに変化させた。

3.3.2.5 被験者の体調統制

実験実施日における各被験者の眠気や体調などの内的要因は、生理指標に影響を与えるため、本実験の計測データにも影響を与えと考えられる。また、強い眠気を感じている場合、被験者が課題を十分に遂行できず、実験が成立しないことも考えられる。そこで本実験では、練習を目的とした 1 日目と、計測を目的とした 2 日目の 2 日間に分け、2 日目前日の生活について被験者に教示を与えることで、睡眠不足や生活リズムの乱れによる計測データへの影響を軽減させた。具体的には、1 日目のスケジュールが終了した後、被験者には、2 日目の前日から飲酒を控え、規則正しい生活を心掛け、十分な睡眠を取って実験 2 日目に臨むよう教示した。その上で、被験者には活動量計測器と 2 日目前日から 2 日目当日までの生活に関するアンケート用紙を渡し、2 日目の前日の朝から 2 日目の実験当日まで、活動量計測器を身に付けて生活するよう教示した。なお、活動量計測器の装着は、生活に関する教示を強く意識させることのみを目的としているため、実際は活動量計測器を模したダミー装置を渡し、全ての実験スケジュールが終了した後、活動量計測器がダミー装置であったことを被験者に伝えた。アンケートの内容を表 3.1 に示す。

表 3.1 アンケート項目

項目	回答方法
視力矯正の有無	(有・無) から選択
(矯正) 視力	自由記述
心臓の疾病歴	(有・無) から選択
目の疾病歴	(有・無) から選択
普段と比較した前日の夕食の量	多い・やや多い・同程度・やや少ない・少ない
前日の飲酒	(有・無) から選択
前日の就寝時間	自由記述
当日の起床時間	自由記述
当日の朝食	(有・無) から選択
当日の昼食	(有・無) から選択
当日から実験まででのカフェイン摂取	(有・無) から選択
体調に関する問題	(有・無) から選択
具体的な症状	だるい・眠い・風邪気味・頭痛・肩こり・腰痛 ・その他
服用中の薬	自由記述

3.3.2.6 スクリーニング

後の3.3.2.8で述べるように、本実験の被験者は瞳孔径の計測が十分にできるよう、眼鏡を装着していない人とした。しかし、眼鏡を装着していなくても、瞳孔径計測の精度が十分でない場合がある。例えば、眼瞼の間隔が狭い場合は、カメラに瞳孔が十分に映らず瞳孔径を測定できない。このような被験者を事前に除くため、スクリーニングとして、瞳孔径測定が十分に可能か1日目に確認した。瞳孔径の測定が十分にできなかった被験者は、1日目で実験終了とし、2日目の実験には参加しなかった。

3.3.2.7 実験スケジュール

実験は平成26年12月12日～27日の期間で、各被験者は2日間実験に参加した。1日目のスケジュール及び席が入れ替わるタイミングを図3.12に示し、2日目のスケジュールを図3.13に示す。実験風景を1日目は図3.14、2日目は図3.15に示す。なお、「タスク練習」では、カラーバーの表示されていない通常の伝票分類タスクを行った。

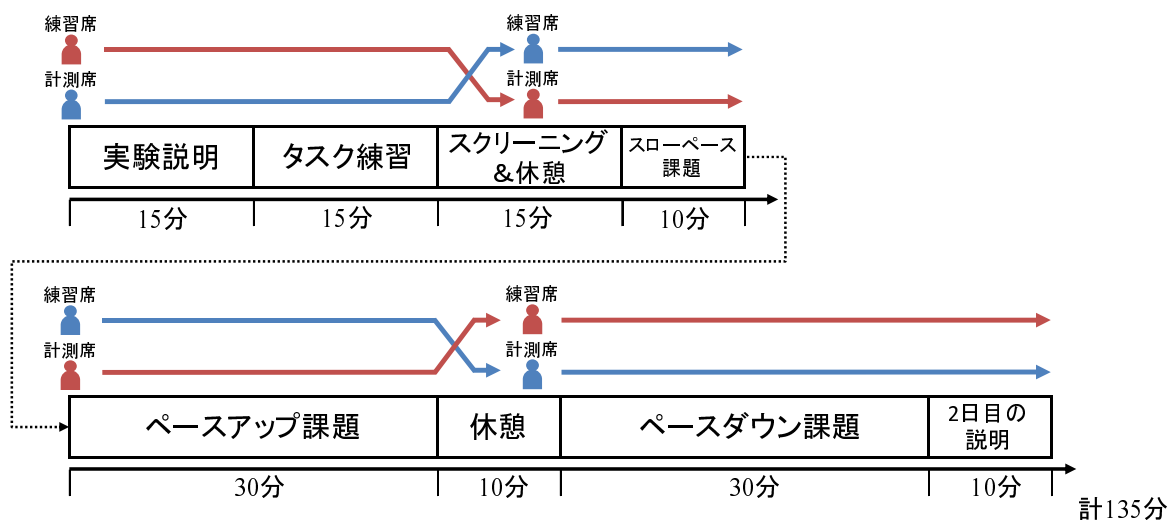


図 3.12 実験1日目のスケジュール



図 3.13 実験2日目のスケジュール

1日目は、3.3.2.5、3.3.2.6で述べたものに加え、(1) 実験環境への適応と、(2) 課題及びペース調整の習熟を目的としている。(1)について、被験者は、実験環境に初めて訪れることや、実験に参加すること自体から、緊張感などの心理的効果を受ける可能性がある。1日目で環境や計測に順応させることで、この心理的効果の軽減を図っている。ただし、後述する通り心電図の計測は行っておらず、電極の装着については適応させていない。(2)について、初めて行う課題の場合、

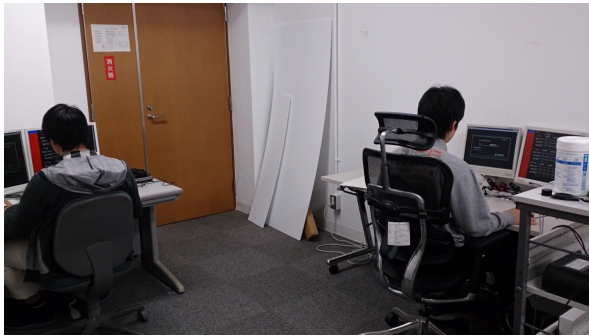


図 3.14 実験 1 日目の様子



図 3.15 実験 2 日目の様子

課題を解くたびに習熟が進むため、均一な難易度の課題でも、1 問当たりの精神負荷が減少していく。つまり、作業への習熟が十分でないと、生理反応は作業成績の変化だけでなく、習熟の進行によっても変化し、作業成績の推定に誤差が生じると考えられる。そこで、本実験では計測中における 1 問当たりの精神負荷をなるべく同じにするため、2 日目における課題の習熟が十分となるよう、また、練習による疲労の影響を排除するよう、1 日目は課題及びペース調整の練習のみとし、生理指標は計測しなかった。

2 日目では、図 3.13 中の課題 A で、ペースアップ課題かペースダウン課題のいずれかを、それぞれ均等な人数になるようランダムに割り振り、課題 A がペースアップ課題である場合、課題 B はペースダウン課題となり、もう一方のグループではその逆の順番になるように課題を割り振ることでカウンターバランスを取った。生理指標の計測及び解答操作の記録はこの課題 A 及び課題 B を実施中にのみ行った。課題 A 及び課題 B の後、ペース調整の難易度に関する簡単な聞き取り調査を行った。

3.3.2.8 被験者

被験者は京都大学生協で公募した、男子大学生 31 名であった。公募の際、(1) 男性であること、(2) 眼鏡を装用していないことを応募の条件とした。(1) の条件は、電極装着時など被験者と接触する際に不快感を与えないよう、測定者と性別を一致させる目的で設定した。(2) の条件は、本実験で瞳孔径測定に使用する視線計測カメラにおいて、予備実験で眼鏡を装用した被験者での測定精度が極端に低下するケースが見られたため、予め眼鏡を装用している被験者を除く目的で設定した。なお、実験の日程は同一被験者の 1 日目と 2 日目の間隔が 10 日以内になるよう調整した。

被験者 31 名の属性を表 3.2 に示す。被験者の平均年齢は 21.2 歳 ($SD=2.4$) で、全員が右手を利き手とし、母国語は日本語であった。

3.3.2.9 推定精度の評価方法

機械学習手法を適用して得られた回帰モデルの性能評価には交差検定法を用いる。これは、実験データから回帰モデルを導出した際に、その回帰モデルの予測性能を推定する手法としてよく用いられる。具体的には、図 3.16 のように、計測されたデータを等分割し、その内の 1 つをテストデータ、残りを学習データとする。学習データから求められた回帰モデルが、残りのデータ、つ

第3章 知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討

表 3.2 被験者の属性と実験実施時間

ID	年齢	視力矯正	1 日目		2 日目		課題 A*
			日付	実施時間帯	日付	実施時間帯	
s1	19	有	2014/12/12	9:30-12:00	2014/12/19	13:00-14:30	ダウン
s2	19	無	2014/12/12	9:30-12:00	2014/12/16	13:00-14:30	アップ
s3	19	無	2014/12/12	12:45-15:15	2014/12/19	8:45-10:15	ダウン
s4	22	有	2014/12/12	15:30-18:00	2014/12/17	10:30-12:00	ダウン
s5	23	有	2014/12/12	15:30-18:00	2014/12/19	14:45-16:15	ダウン
s6	20	有	2014/12/13	9:30-12:00	2014/12/19	14:45-16:15	ダウン
s7	22	無	2014/12/13	12:45-15:15	2014/12/19	14:45-16:15	ダウン
s8	22	有	2014/12/13	12:45-15:15	2014/12/16	16:30-18:00	アップ
s9	20	有	2014/12/13	15:30-18:00	2014/12/17	8:45-10:15	ダウン
s10	20	有	2014/12/13	15:30-18:00	2014/12/20	14:45-16:15	アップ
s11	22	無	2014/12/14	9:30-12:00	2014/12/20	10:30-12:00	アップ
s12	21	有	2014/12/14	12:45-15:15	2014/12/17	14:45-16:15	ダウン
s13	20	有	2014/12/14	15:30-18:00	2014/12/18	16:30-18:00	アップ
s14	20	無	2014/12/14	15:30-18:00	2014/12/18	10:30-12:00	アップ
s15	22	有	2014/12/15	9:30-12:00	2014/12/16	8:45-10:15	アップ
s16	20	有	2014/12/15	12:45-15:15	2014/12/16	14:45-16:15	アップ
s17	20	無	2014/12/15	12:45-15:15	2014/12/16	10:30-12:00	アップ
s18	21	有	2014/12/15	15:30-18:00	2014/12/18	13:00-14:30	アップ
s19	22	有	2014/12/15	15:30-18:00	2014/12/20	16:30-18:00	アップ
s20	22	有	2014/12/23	15:30-18:00	2014/12/27	10:30-12:00	ダウン
s21	19	有	2014/12/24	9:30-12:00	2014/12/27	8:45-10:15	ダウン
s22	21	無	2014/12/23	9:30-12:00	2014/12/26	8:45-10:15	アップ
s23	22	有	2014/12/23	9:30-12:00	2014/12/27	14:45-16:15	ダウン
s24	32	有	2014/12/23	12:45-15:15	2014/12/26	10:30-12:00	アップ
s25	19	有	2014/12/22	15:30-18:00	2014/12/26	13:00-14:30	アップ
s26	22	有	2014/12/22	9:30-12:00	2014/12/26	16:30-18:00	アップ
s27	19	有	2014/12/24	12:45-15:15	2014/12/25	13:00-14:30	ダウン
s28	22	無	2014/12/23	12:45-15:15	2014/12/27	16:30-18:00	ダウン
s29	22	有	2014/12/23	15:30-18:00	2014/12/25	14:45-16:15	ダウン
s30	19	無	2014/12/22	9:30-12:00	2014/12/25	16:30-18:00	ダウン
s31	23	有	2014/12/22	9:30-12:00	2014/12/26	14:45-16:15	アップ

*課題 A はペースアップ課題あるいはペースダウン課題

まりテストデータをどの程度再現できるかによって評価する。この評価はテストデータの選び方の数だけそれぞれ求められるため、それらの平均を交差検定法により推定される評価とする。本研究では、3.3.2.7のように、30分の課題を2回行い、その間の整理指標データを計測する。5分の時間窓を1分ずつずらしながら特徴量を抽出すると、30分の課題につき26個、計52個の学習データが取得される。このように、本研究で用いる学習データのデータ数は比較的小さいため、分割数が少なすぎると十分な学習データが確保できない。その一方で、分割数を多くすればその

分計算量が増大する．そこで，本研究では学習データが48個，テストデータが4個となる13分割の交差検定法を用いた．

回帰モデルの評価指標には，テストデータと回帰モデルから導出される推定値を比較した際の Mean Square Error(MSE) 及び決定係数 R^2 を用いた． R^2 は教師データに対する回帰モデルの再現性を示す指標であり，1以下の値を取る． R^2 が1に近いほど，説明変数が目的変数を精度良く推定できる回帰モデルであると言える．ただし，これは教師データの範囲内でのモデル評価であり， R^2 が高くても評価データでの推定精度も高いとは必ずしも言えない．一方，MSE は評価データでの推定値の誤差を示す指標であり，0以上の値を取る．これは評価データを用いたモデルの評価を可能とするが，モデルが正しく導出されていない場合，つまり R^2 が低い回帰モデルでも偶然，評価データの誤差が少ないという結果も生じうる．したがって，本研究では R^2 と MSE の両指標を用いることで，モデルの説明変数が目的変数を正しく推定でき，かつ評価データでの推定精度も高いことを確認する．

なお，SVR による学習では，学習データを全て正規化する必要がある．そのため，算出される MSE を等しく評価する目的で，SVR と Random Forests で使用する学習データは全て $[-1, 1]$ に正規化しておき，MSE はこの正規化されたデータから算出した．また，SVR の3つのパラメータと Random Forests の d' はこの交差検定法で MSE が最も小さくなったものを採用し，最小の MSE 同士で比較した．SVR の場合，パラメータの探索は指数増加列で行うと効率的に探索できることが経験的に知られており [27]，本研究では $\log_2 C$ を $-3 \sim 6$ の10段階， $\log_2 \sigma$ を $-6 \sim 3$ の10段階， $\log_2 \varepsilon$ を $-10 \sim -1$ の10段階の，計1000パターンで探索した．Random Forests の場合，3.2.2.2 で述べたアルゴリズムから分かるように，回帰モデルは学習させる度にランダムに変化する．そのため，決定木の数を $m = 500$ と大きくし，更に交差検定法で10回評価した時の平均 MSE を評価に用いた． d' については，本研究で用いる特徴が4種類であるため，推奨値は $d' = d/3 = 4/3$ となる．そのため， $d' = 1, 2$ として MSE が小さい方の結果を採用した．

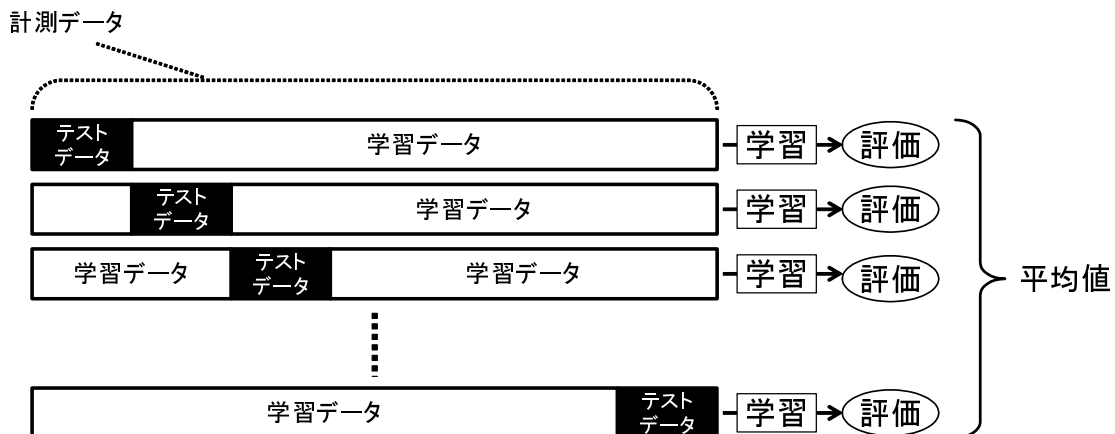


図 3.16 交差検定法の概念図

3.3.3 実験結果

1日目のスクリーニングの結果、全員が瞳孔径計測精度に問題がなかったため、31名が2日目の実験に参加した。1日目と2日目の間隔は平均4.0日（SD = 1.8）であった。アンケートの結果、心臓あるいは目に関する疾病歴は全員なかった。s17, s21, s22, s24の計4名分のデータで異常が見られたため、これらの被験者を解析対象外とした。認められた異常の内容は次の通りである。2日目の計測の結果、被験者 s17, s22 の心電図に不整脈と思われる波形が確認された。本研究では R 波間隔のデータを基に解析を行うため、不整脈が現れた場合正常な解析ができない。被験者 s21 は2日目の課題遂行中に体調不良を訴え、作業を中断した。被験者 s24 は心電図計測において、生体電極のタッチノイズが混入し心電図が正常に記録されなかった。そのため、解析対象は以上4名の被験者を除いた27名となった。

続いて、測定された作業成績及び各生理指標の推移について以下に述べる。なお、本研究では図3.17のように、5分間の時間窓を1フレームとし、フレームを1分ずつずらしながら作業成績及び生理指標の特徴量を抽出しているため、各データの時間経過による推移を示す際は、このフレームを経過時間の単位とした。

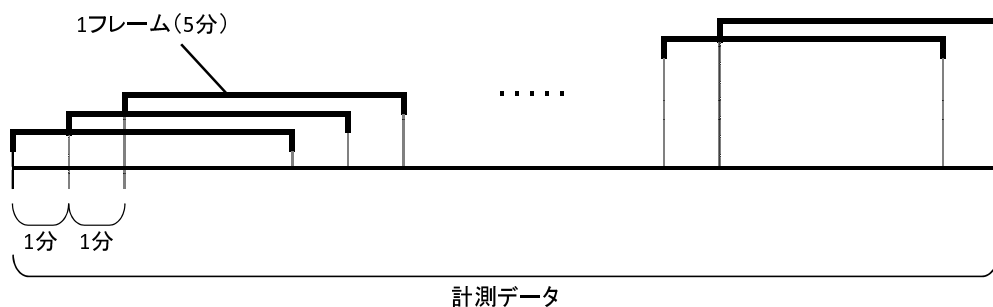


図 3.17 1フレーム毎でのデータ抽出の概念図

3.3.3.1 作業成績

全被験者でのペースアップ課題及びペースダウン課題におけるフレーム毎の平均作業成績を図3.18及び図3.19に示す。

作業成績について、各フレームを水準として分散分析を行った結果、ペースアップ課題では $F(25, 676) = 72.95$, $MSe = 2.18 \times 10^{-1}$, $p < 0.001$, ペースダウン課題では $F(25, 676) = 34.00$, $MSe = 3.53 \times 10^{-1}$, $p < 0.001$ となり、どちらの課題でもフレームによる効果、すなわち経過時間による効果が認められた。つまり、被験者の解答ペースは時間経過に伴い変化していることが分かった。

3.3.3.2 生理指標の計測結果

全被験者の2課題でのフレーム毎の平均 HF パワーを図3.20、図3.21に、平均 LF パワーを図3.22、図3.23に、平均 LF/HF 比を図3.24、図3.25に、平均瞳孔径を図3.26、図3.27に示す。分散分析の結果、いずれの指標においてもフレームによる効果は認められなかった。

第3章 知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討

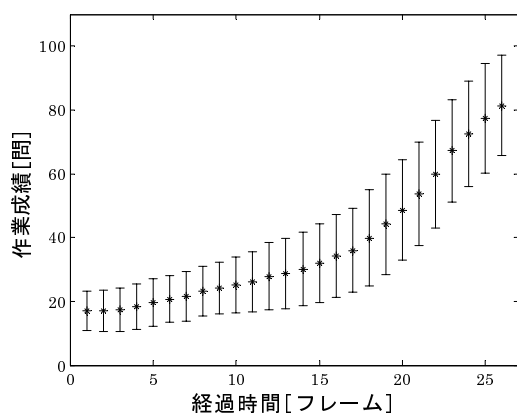


図 3.18 ペースアップ課題における平均作業成績

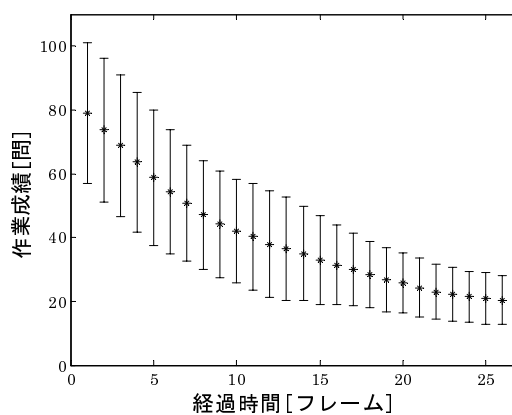


図 3.19 ペースダウン課題における平均作業成績

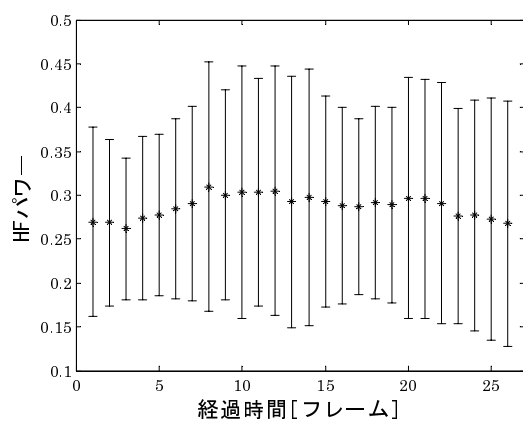


図 3.20 ペースアップ課題における平均 HF パワー

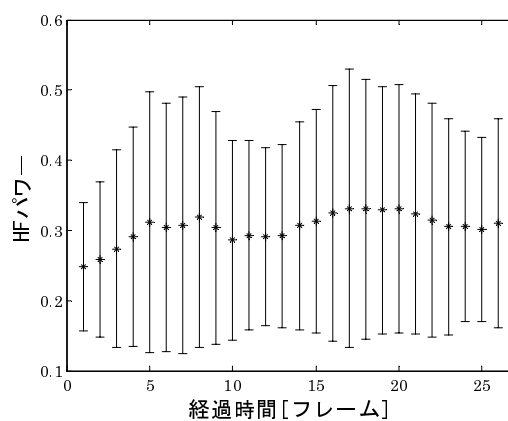


図 3.21 ペースダウン課題における平均 HF パワー

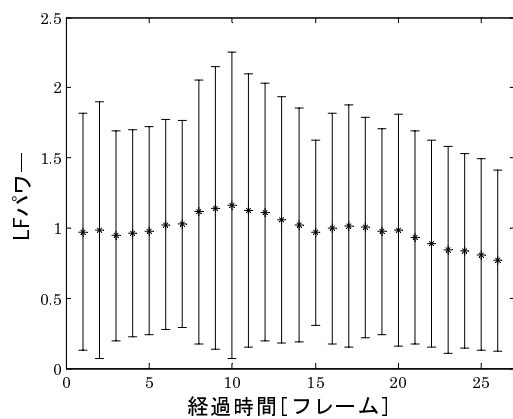


図 3.22 ペースアップ課題における平均 LF パワー

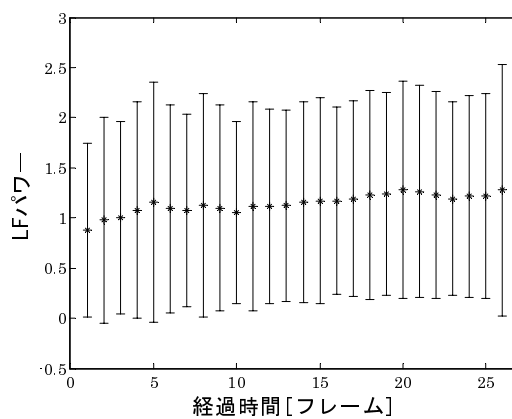


図 3.23 ペースダウン課題における平均 LF パワー

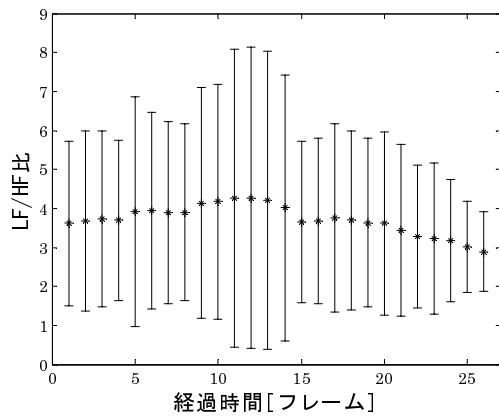


図 3.24 ペースアップ課題における平均 LF/HF 比

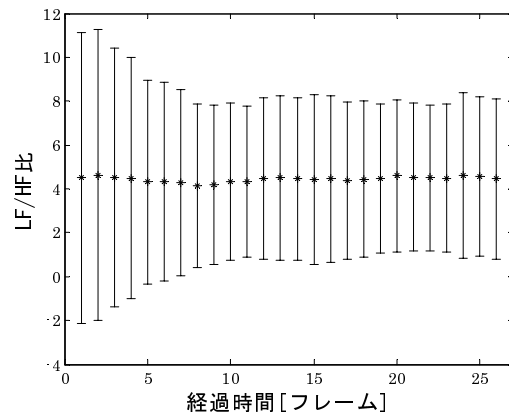


図 3.25 ペースダウン課題における平均 LF/HF 比

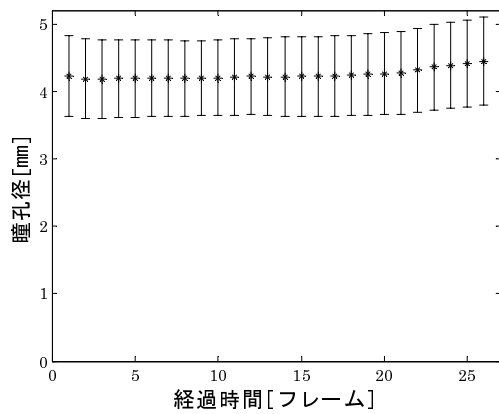


図 3.26 ペースアップ課題における平均瞳孔径

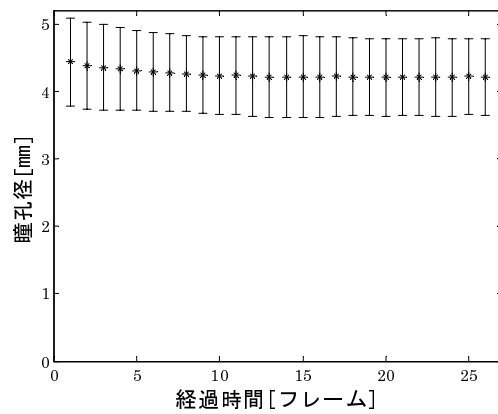


図 3.27 ペースダウン課題における平均瞳孔径

3.3.3.3 生理指標データを用いた作業成績の推定結果

計測された各特徴量を用いて、作業成績を推定する回帰モデルを被験者毎に SVR 及び Random Forests により導出し、13 分割交差検定法によって回帰モデルの推定精度を評価した。

各学習手法から得られた回帰モデルの平均 MSE 及び平均決定係数 R^2 を表 3.3 に示す。

表 3.3 各学習手法で導出された回帰モデルの平均 MSE 及び平均 R^2

	SVR	Random Forests
MSE	0.056 (0.055)	0.301 (0.116)
R^2	0.875 (0.097)	0.648 (0.199)

() 内は標準偏差

対応のある両側 t 検定を行ったところ、SVR で導出された回帰モデルは、Random Forests の

第 3 章 知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討

モデルより有意に低い MSE ($p < 0.001$) かつ高い R^2 ($p < 0.001$) であることが示された。
各被験者の MSE 及び決定係数 R^2 の結果を表 3.4 に示す。

表 3.4 各被験者での回帰モデルの推定成績

被験者 ID	MSE		R^2	
	SVR	Random Forests	SVR	Random Forests
s1	0.029	0.143	0.958	0.858
s2	0.028	0.277	0.926	0.807
s3	0.021	0.348	0.878	0.481
s4	0.074	0.414	0.878	0.637
s5	0.022	0.311	0.958	0.744
s6	0.030	0.327	0.831	0.654
s7	0.008	0.132	0.965	0.879
s8	0.029	0.250	0.871	0.652
s9	0.161	0.240	0.683	0.276
s10	0.021	0.260	0.969	0.895
s11	0.020	0.192	0.965	0.897
s12	0.021	0.235	0.892	0.450
s13	0.012	0.121	0.979	0.916
s14	0.071	0.514	0.922	0.732
s15	0.026	0.226	0.946	0.779
s16	0.078	0.344	0.810	0.344
s18	0.046	0.300	0.827	0.563
s19	0.022	0.250	0.970	0.817
s20	0.237	0.334	0.665	0.334
s23	0.018	0.352	0.905	0.666
s25	0.116	0.498	0.804	0.498
s26	0.067	0.292	0.845	0.810
s27	0.061	0.320	0.834	0.704
s28	0.167	0.233	0.608	0.233
s29	0.064	0.419	0.893	0.682
s30	0.024	0.183	0.872	0.511
s31	0.050	0.608	0.969	0.673

3.3.4 実験結果の考察

3.3.4.1 ペース調整方法の検討

分散分析の結果、ペースアップ課題及びペースダウン課題のどちらにおいても、作業成績の推移に時間経過による効果が認められた。平均作業成績の推移を見ると、どちらの課題でもペース調整の指示に従い変化している様子が確認できる。つまり、カラーバーによるペース調整指示により、被験者は様々な解答ペースでタスクを解答しており、ペースの調整は適切に行われていたことが確認できた。

3.3.4.2 生理指標の検討

機械学習の手法毎に回帰モデルを導出した結果、3.3.3.3 で述べたように、SVR で導出した回帰モデルの推定精度は Random Forests を用いた場合より有意に高かった。そこで、ここでは SVR の推定結果に対する生理指標の寄与について述べる。各指標の寄与度は、3.2.2.1 で述べた、SVR の学習によって導出される超平面 $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0$ の係数ベクトル $\mathbf{w}$ の各要素から分かる。全被験者における各生理指標の平均係数及び絶対値平均を表 3.5 に示し、各被験者の平均係数及び回帰モデルの決定係数 R^2 を表 3.6 に示す。

表 3.5 各生理指標の係数の平均値及び係数の絶対値平均

	HF	LF	LF/HF	瞳孔径
平均係数	-0.27	-0.98	-0.71	2.00
絶対値平均	1.56	1.92	2.04	2.45

表 3.5 より、係数の絶対値平均に着目すると、瞳孔径が最も強く推定結果に寄与しており、次いで LF/HF 比と LF パワーの寄与が強いことが分かる。次に係数の符号に着目すると、まず、瞳孔径は作業成績に対し正に寄与している。この結果は、瞳孔径と情報処理速度の関係を示した Pooch の研究結果 [16] と一致している。なお、Pooch の研究によれば、本人の能力を超えた速度での情報処理を強いられると、瞳孔径が収縮することが示されている。つまり、過度なタイムプレッシャーが執務者のモチベーション低下を招き、瞳孔径の収縮が生じると考えられるため、これがアーチファクトとなって本手法の精度低下を招く恐れがある。しかし本実験では、ペース調整において最も解答ペースが速い状態では、その被験者の全力の解答ペースで解くよう指示しているため、情報処理速度は強制されておらず、本人の能力に応じてタスク遂行可能な速度に定まる。そのため、瞳孔径の収縮は生じず、より推定が容易になったと考えられる。また、解答速度の上昇は、情報処理の並列化、例えば伝票の日付と金額などの、複数要素をまとめて記憶するなどして実現していた可能性も考えられる。この場合、作業記憶への負荷が高くなるため、瞳孔径の散大が生じ [14, 15]、作業成績と正の相関を持つと考えられる。

次いで寄与度が高い LF/HF 比と LF パワーでは、平均係数を見ると、全体的に作業成績に対し

表 3.6 各生理指標の被験者別平均係数及び決定係数 R^2

被験者 ID	係数				R^2
	HF	LF	LF/HF	瞳孔径	
s1	-1.49	-1.76	-0.60	1.50	0.958
s2	-3.38	-3.53	-2.06	-0.74	0.926
s3	0.93	0.45	-1.01	2.32	0.878
s4	2.47	-3.05	-2.29	-0.02	0.878
s5	-0.43	-0.84	-2.41	2.18	0.958
s6	3.11	-0.07	1.22	4.89	0.831
s7	-1.93	1.67	3.51	9.58	0.965
s8	-0.61	-1.40	-2.97	3.35	0.871
s9	-0.17	-0.28	-0.38	2.50	0.683
s10	-0.99	0.51	-0.66	3.66	0.969
s11	2.77	-2.13	-1.88	6.32	0.965
s12	-1.06	-2.14	-2.57	-0.22	0.892
s13	-3.14	-2.02	-1.07	3.20	0.979
s14	-2.64	-3.07	-2.36	3.27	0.922
s15	-1.78	-3.79	-3.08	-2.97	0.946
s16	-2.20	4.02	0.68	0.71	0.810
s18	-0.40	-2.88	-1.97	2.22	0.827
s19	2.25	-2.12	-3.30	-0.44	0.970
s20	-0.04	-0.82	-0.93	0.18	0.665
s23	0.29	0.90	-1.37	-0.72	0.905
s25	3.21	2.25	12.19	1.99	0.804
s26	-0.38	-1.42	-0.30	1.68	0.845
s27	-0.38	-2.05	-2.49	3.57	0.834
s28	-0.02	0.60	-1.66	2.38	0.608
s29	2.33	2.33	-0.83	2.57	0.893
s30	-1.75	-1.98	-0.96	2.07	0.872
s31	-1.84	-3.85	0.34	-1.02	0.969

負の方向に寄与している．ここでは，平均係数がより負の値として大きい LF パワーについて考察する．課題の難易度上昇に伴う LF パワーの減少を示した Mulder ら [13] の研究では，タスクとして暗算の掛け算が用いられており，この場合の作業記憶への負荷は非常に高い．また，Jorna による心拍変動研究の論評 [10] によれば，作業条件と安静条件間での比較においては，心拍変動成分の変化はよく確認されるが，同一タスクにおける難易度の上昇による変化は，作業記憶へ

の負荷以外の要素に限定すると、比較的小さな変化が報告されたのみだとしている。実際、キータイピングタスクにおける心拍変動を調査した Mazloun らの研究 [28] によれば、タイムプレッシャーやタスクの難易度の違いによって心拍変動に有意な変化は見られなかったとしている。本実験で用いた伝票分類タスクの解答には、3 種類の分類項目に対しそれぞれ分類先が 3 つずつ設定されているのみであり、理想的には 3 チャンクの記憶負荷で解答可能である。よって、伝票分類タスクでかかる作業記憶への負荷は比較的低いと言える。Mazloun らの研究で用いられたタイピングタスクでは、入力する文字列は 3 または 7 文字のランダムなアルファベット列で、文字列は常に表示されている。分類する伝票画面が常に表示されている伝票分類タスクでの作業記憶への負荷は、この Mazloun らが用いたタスクに近い。しかし、SVR の学習の結果からは、表 3.6 より、瞳孔径より LF パワーが高い寄与度を示したのは 12 名、うち 11 名で $R^2 > 0.80$ と、精度の高い推定に成功しており、作業成績の推定に高い寄与度を示している。以上より、伝票分類タスクを速いペースで解く際、同時に 2 つ以上の項目を記憶し、並列的に分類するなどして、作業記憶に高い負荷をかけていた被験者が存在していたか、あるいは既存研究では有意差が確認されなかった僅かな違いが、SVR の高い学習能力によって現れたか、またはその両方の要因により、LF パワーの係数が高くなったと考えられる。

3.3.4.3 推定結果の検討

SVR と Random Forests を比較した結果、MSE 及び決定係数 R^2 のいずれにおいても SVR が有意に高い推定性能を示した。Random Forests はブートストラップサンプリングと決定木生成の際の特徴選択により大量に生成した相関の低い決定木から、集団学習の手法を適用することでモデルのバイアスを低く維持したままバリエーションを下げ、汎化誤差を低下させる手法である。そのため、学習データが少ない場合は、相関の低い多様な決定木の生成が十分にできず、うまく推定できない。本研究で学習に使用したデータ数は、各被験者の 52 個のデータに対し、13 分割交差検定を用いて検証しているため、 $52 \times 12/13 = 48$ 個となり、比較的小さい。そのため、SVR がより高い精度を示したと考えられる。

次に、決定係数 $R^2 = 0.878$ と、平均値に近い被験者 s4 の、ペースアップ課題及びペースダウン課題での作業成績推定の結果を図 3.28 及び図 3.29 に、各生理指標の特徴量を図 3.30 及び図 3.31 にそれぞれ示す。生理指標の係数を見ると、表 3.6 より、被験者平均では最も大きい係数であった瞳孔径による寄与はほぼ無く、代わりに心拍変動成分の寄与が大きいことが分かる。各課題での生理指標の特徴量の変化からもその様子が伺え、瞳孔径は作業成績にほぼ関係なく推移している。それにもかかわらず、高い精度での予測が可能であったのは、本推定手法が複数の生理指標データを用いて予測しているためだと考えられる。同一の課題内容を課しても、個人の能力や課題への取り組み、課題の印象などによって被験者が受ける影響は異なり、そのため生理反応に差が生まれるが、そのような差異に対して、複数の生理指標を用いる本推定手法の有効性が確認できた。

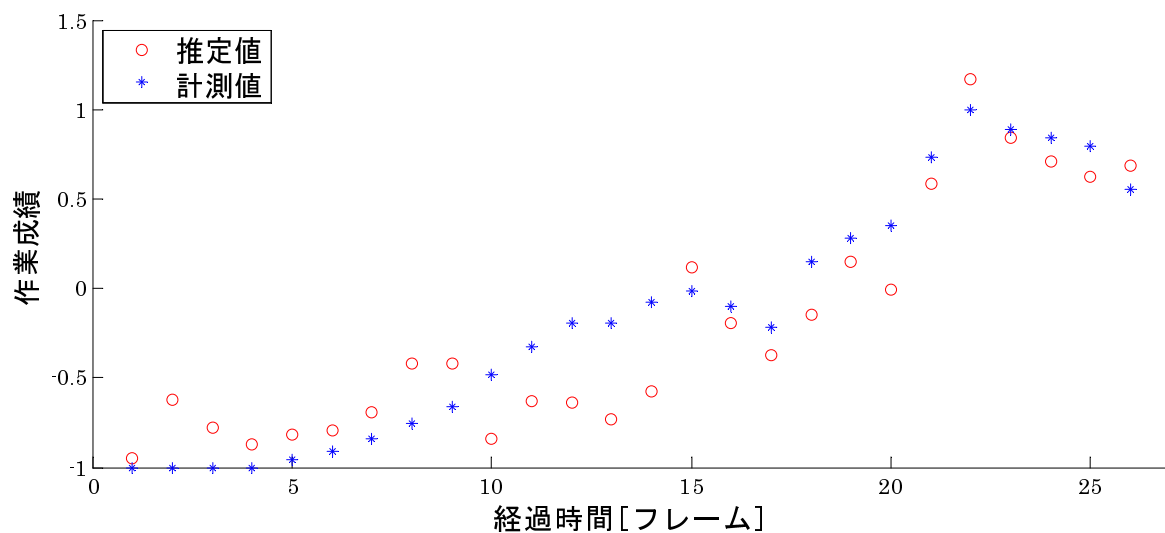


図 3.28 被験者 s4 のペースアップ課題における作業成績の推定値及び計測値

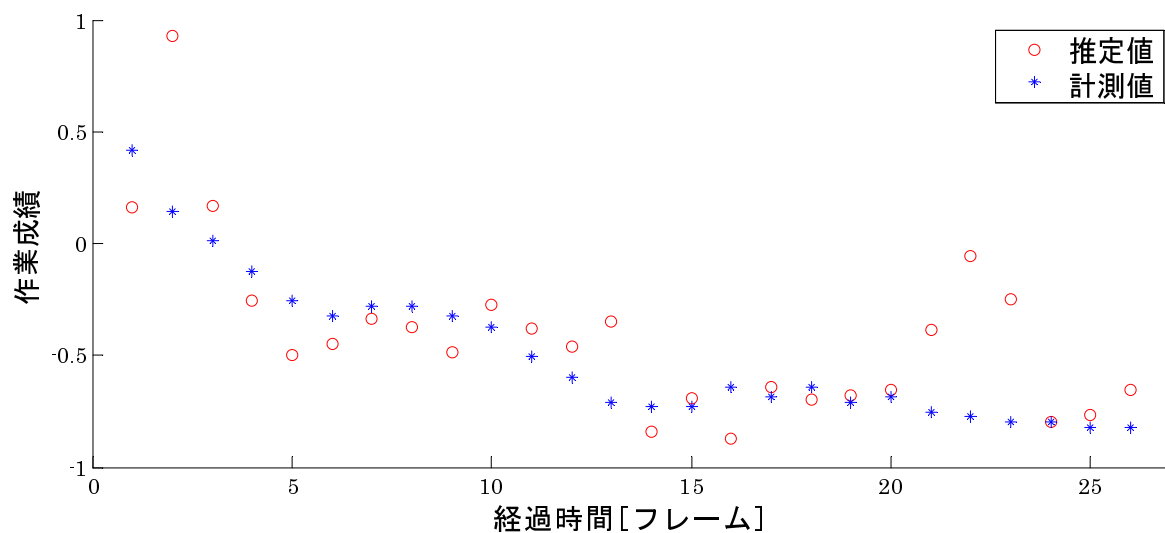


図 3.29 被験者 s4 のペースダウン課題における作業成績の推定値及び計測値

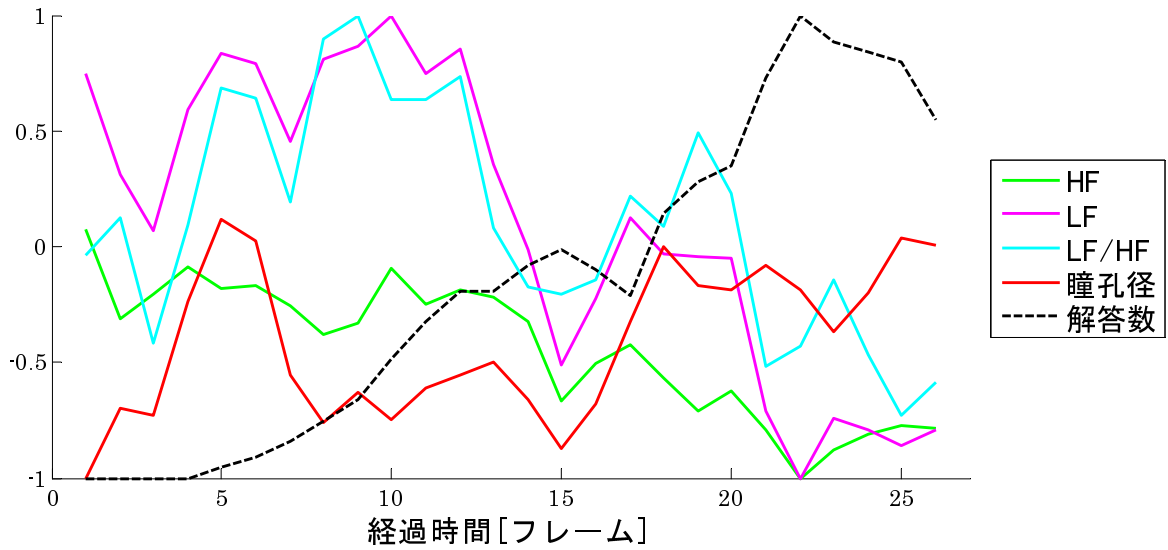


図 3.30 被験者 s4 のペースアップ課題における生理指標及び作業成績

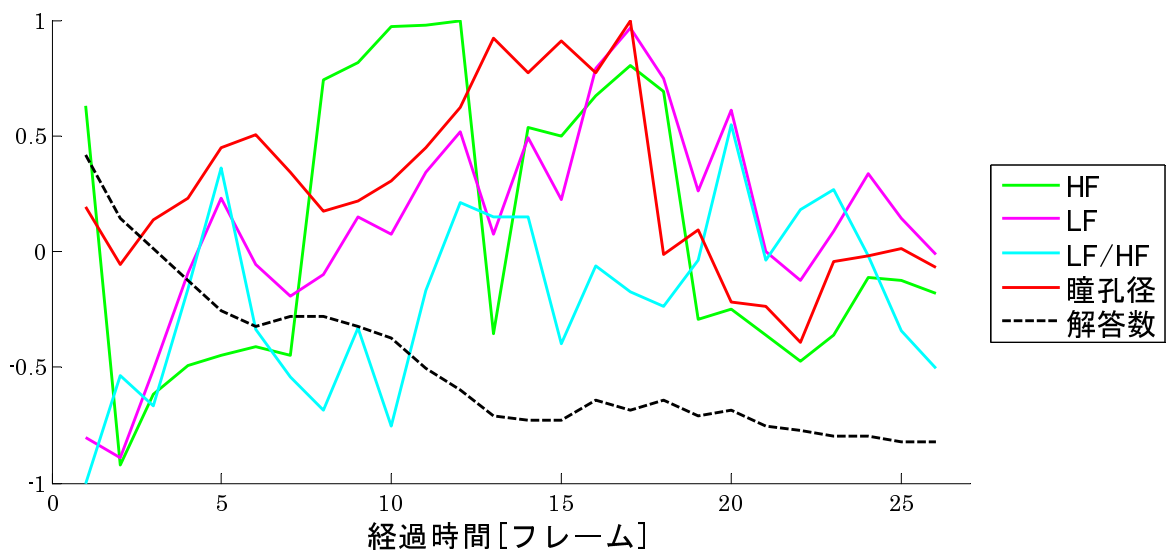


図 3.31 被験者 s4 のペースダウン課題における生理指標及び作業成績

3.3.4.4 今後の課題

本実験で使用した、伝票分類タスクをベースとするペースアップ課題及びペースダウン課題は、課題後の聞き取り調査によるとペース調整そのものが被験者の負担となっていたことが分かった。特に、ゆっくり解くことへの煩わしさなど、通常の課題遂行時に生じるとは考えにくい負担感も確認された。この負担感によって、生理反応が通常の課題遂行時と異なっていた可能性があり、今後、本提案手法を検討していくにあたっては、より負担感が少なくなるようペース調整の習熟をより重ねた状態で計測するか、あるいはペースの調整方法を見直す必要がある。また、伝票分類タスク以外のタスクにおける、本推定手法の有効性も確認し、認知プロセスと生理反応の関係を調べなければならない。

本研究は作業成績の推定手法についての基礎検討を目的としており、疲労の影響を排除するため、計測時間は各課題において 30 分としたが、オフィスワークなどの知的作業に従事した執務者の勤務時間と比較するとかなり短い時間である。今後は、長時間計測による各生理指標への影響、特に疲労やモチベーションの低下が、推定精度にどのように影響するか検討する必要がある。同様に、様々な個人属性による影響も検討しなければならない。今回は実験者との性別の一致、及びその他の属性の違いによる影響を軽減する目的で被験者は男子大学生に限定したが、属性の違いによる推定精度への影響は今後検証が必要である。特に、心拍変動成分は加齢とともに小さくなることが示唆されており [29]、推定精度に影響する可能性がある。

今回は知的生産性の指標として仮想タスクの解答数を用いたが、解答数は習熟の影響を受けるなど指標としての問題点がいくつか存在する。今後はこれらの課題を解決する手法の開発を進めていく必要がある。

3.4 結論

本研究では、生理反応を利用した知的生産性の定量的かつ客観的な評価手法の開発に向け、生理指標データから知的作業時の作業成績を推定する手法を検討した。推定に用いる生理指標には、人の認知状態を反映するとされる心拍変動と瞳孔径を採用した。これらは非接触での計測手法が開発されてきており、将来的には高精度な計測手法の確立が期待されている。そのため、この 2 つの指標に限定することで、実験環境だけでなく、執務環境での計測へと応用が期待される。推定には、機械学習手法である SVR と Random Forests の 2 つの回帰分析手法を採用し、両者の推定精度を比較した。

本推定手法の有効性評価として、認知タスクを用いた被験者実験を行った。様々な作業成績に対して妥当な推定が可能か検証するため、認知タスクを行う際は解答ペースが遅い状態から最も速い状態まで様々な変化するように、被験者自身に調整させた。実験データから交差検定法にて本手法の推定精度を推定した結果、SVR で導出した回帰モデルにおいて、全被験者の平均決定係数が $R^2 = 0.875$ (標準偏差 0.097) と、高い推定精度を示し、SVR を用いた場合の本手法の有効性が確認できた。また、SVR の回帰モデルに寄与した生理指標については、瞳孔径及び心拍変動成分の LF パワーが大きく寄与していたことが確認された。

計測データを観察すると、同一の認知課題であっても、被験者間で作業成績の変動に関連する

生理反応に違いが見られた。しかし、SVRでの推定精度に大きく影響することではなく、そのような被験者間の生理反応の差異に対し、複数の生理指標を利用する本推定手法の有効性が確認された。これにより、生理反応を利用した知的生産性評価手法の実現へと繋がるだけでなく、その評価手法を実際のオフィス環境へと組み込んだ、省エネルギーと知的生産性を両立させる自動環境システムの実現が期待される。

しかし、本研究で知的生産性の指標としたのは、比較的単純な認知タスクの正解数であり、定量化の困難な知的作業の生産性評価手法へと応用するためには、依然課題が残されている。その一つが、他の知的生産性指標との比較である。本研究では、計測実験の前に被験者に認知タスクの練習をさせることで、習熟の効果は十分無視できるとしたが、実際は計測実験中に習熟が進んでいた可能性がある。つまり、認知タスクの解答数は、認知タスクを遂行するほど上昇していく指標であり、提案手法の推定精度がその影響を受けていた可能性は否定できない。もう一つの課題として、多様なタスクでの有効性の検討が挙げられる。本研究で用いた伝票分類タスクが要する認知処理は、実際の業務に要する認知処理のごく一部である。今後は、全く性質の異なるタスクや、より高度な認知タスクにおける本推定手法の有効性を評価することで、生理指標計測による知的生産性評価手法の開発を目指す必要がある。

しかし、本研究では2章で実施した3状態の判別という分類問題から、作業成績の推定という回帰問題に拡張され、より細かい連続値をインプットとしたBEMSの設計が可能となったため、執務者に対して空調の温度等の制御が細かく実施できるシステムの実現が期待できる。

参考文献

- [1] The Lawrence Berkeley National Laboratory: Indoor Air Quality Scientific Findings Resource Bank, <http://www.iaqscience.lbl.gov/> (accessed 2015-02-06) .
- [2] 羽田 正沖, 西原 直枝, 中村 駿介, 内田 智志, 田辺 新一: 夏季室温緩和設定オフィスにおける温熱環境実測および執務者アンケート調査による知的生産性に関する評価. 日本建築学会環境系論文集, Vol. 74, No.637, pp. 389-396 (2009) .
- [3] Clifford C. Federspiel, William J. Fisk, Phillip N. Price, Gao Liu, David Faulkner, Dennis L. DiBartolomeo, Douglas P. Sullivan, Maureen Lahiff: Worker Performance and Ventilation in a Call Center: Analyses of Work Performance Data for Registered Nurses. Indoor Air, Vol. 14, pp. 41-50 (2004) .
- [4] Harris Drucker, Chris J. C. Burges, Linda Kaufman, Alex Smola, Vladimir Vapnik: Support vector regression machines. Advances in neural information processing systems, Vol. 9, pp. 155-161 (1997) .
- [5] Leo Breiman: Random forests. Machine learning, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32 (2001) .
- [6] 藤澤 清, 柿木 昇治, 山崎 勝男: 新 生理心理学 1 巻 生理心理学の基礎. 北大路書房 (1998) .
- [7] Chris Berka, Daniel J. Levendowski, Michelle N. Lumicao, Alan Yau, Gene Davis, Vladimir T. Zivkovic, Richard E. Olmstead, Patrice D. Tremoulet, Patrick L. Craven: EEG correlates of task engagement and mental workload in vigilance, learning, and memory tasks. Aviation, space, and environmental medicine, Vol. 78, No. 5, pp. 231-244 (2007) .
- [8] Seeing Machines: faceLAB 5, <http://www.ekstremmakina.com/EKSTREM/product/facelab/index.html> (accessed 2018-10) .
- [9] Ming-Zher Poh, Daniel J. McDuff, Rosalind W. Picard: Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. Optics Express, Vol. 18, No. 10, pp. 10762-10774 (2010) .
- [10] Peter G. A. M. Jorna: Spectral analysis of heart rate and psychological state: A review of its validity as a workload index. Biological Psychology, Vol. 34, No. 2, pp. 237-257 (1992) .
- [11] U. Rajendra Acharya, Paul K. Joseph, Natarajan Kannathal, Choo Min Lim, Jasjit S. Suri: Heart rate variability: a review. Medical and Biological Engineering and Computing, Vol. 44, No. 12, pp. 1031-1051 (2006) .
- [12] 斎田 真也, 赤松 幹之, 犬飼 幸男, 口ノ町 康夫, 中村 和男, 永村 寧一, 吉岡 松太郎: 人間計測ハンドブック. 朝倉書店 (2003) .
- [13] Gijsbertus Mulder, Lambertus J. M. Mulder: Information Processing and Cardiovascular Control. Psychophysiology, Vol. 18, No. 4, pp. 392-402 (1981) .
- [14] Eckhard H. Hess, James M. Polt: Pupil size in relation to mental activity during simple problem-solving. Science, Vol. 143, No. 3611, pp. 1190-1192 (1964) .

- [15] Daniel Kahneman, Patricia Wright: Changes of pupil size and rehearsal strategies in a short-term memory task. The Quarterly journal of experimental psychology, Vol. 23, No. 2, pp. 187-196 (1971) .
- [16] Gary K. Poock: Information processing vs pupil diameter. Perceptual and Motor Skills, Vol. 37, No. 3, pp. 1000-1002 (1973) .
- [17] Daniel Kahnemann, Jackson Beatty: Pupillary responses in a pitch-discrimination task. Perception & Psychophysics, Vol. 2, No. 3, pp. 101-105 (1967) .
- [18] Hugh Davson: The Eye Volume 1 Vegetative Physiology and Biochemistry. Academic Press (1969) .
- [19] Sandra P. Marshall: Method and apparatus for eye tracking and monitoring pupil dilation to evaluate cognitive activity (2000). US Patent 6,090,051 .
- [20] Kazuhiko Takahashi: Remarks on SVM-based emotion recognition from multi-modal bio-potential signals. 13th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, pp. 95-100 (2004) .
- [21] Christos D. Katsis, Nikolaos Katertsidis, George Ganiatsas: Toward Emotion Recognition in Car-Racing Drivers: A Biosignal Processing Approach. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, Vol. 38, No. 3, pp. 502-512 (2008) .
- [22] Jing Zhai, Armando Barreto: Stress Detection in Computer Users Based on Digital Signal Processing of Noninvasive Physiological Variables. Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS ' 06. 28th Annual International Conference of the IEEE, pp. 1355 - 1358 (2006) .
- [23] Chunlin Zhao, Chongxun Zheng, Min Zhao, Jianping Liu: Physiological Assessment of Driving Mental Fatigue Using Wavelet Packet Energy and Random Forests. American Journal of Biomedical Sciences, Vol. 2, No. 3, pp. 262-274 (2010) .
- [24] Masahiro Miyaji, Haruki Kawanaka, Koji Oguri: Driver's Cognitive Distraction Detection Using Physiological Features by the AdaBoost. Proceeding of the 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 90-95 (2009) .
- [25] MathWorks Inc. : <http://www.mathworks.co.jp/products/matlab/>, (accessed 2018-11-30) .
- [26] Corinna Cortes, Vladimir Vapnik: Support-vector networks. Machine learning, Vol. 20, No. 3, pp. 273-297 (1995) .
- [27] Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin: A Practical Guide to Support Vector Classification. <http://www.cs.sfu.ca/people/Faculty/teaching/726/spring11/svmguide.pdf> (accessed 2015-02-06) .
- [28] Adel Mazloun, Masaharu Kumashiro, Hiroyuki Izumi, Yoshiyuki Higuchi: Quantitative Overload: a Source of Stress in Data-Entry VDT Work Induced by Time Pressure and Work Difficulty. Industrial Health, Vol. 46, pp. 269-280 (2008) .

- [29] John Zhang: Effect of age and sex on heart rate variability in healthy subjects. Journal of manipulative and physiological therapeutics, Vol. 30, No. 5, pp. 374-379 (2007) .

第 4 章

パフォーマンス-認知モデルを用いた知的作業中の認知・作業状態推定手法

4.1 はじめに

2 章および 3 章では、知的作業の成績が計測できない場合を想定し、生理指標のみから知的生産性を評価する研究を述べたが、本章では知的作業の成績が計測可能な場合の知的生産性評価について検討する。

1 章で述べた通り、知的生産性とは作業効率であり、作業成績が計測可能である場合、これを評価することが知的生産性評価と同義であるとされてきた [1, 2]。しかし、同じ作業成績であっても、集中・休息などの執務者の内的状態が異なっている場合、その作業成績の解釈は異なる。解釈に応じて BEMS の制御を変える必要もあるため、単純な作業成績の評価ではなく、執務者の認知負荷など、内的状態に影響を与える因子を考慮する必要がある。

認知負荷に関する研究は盛んに行われており、特に生理指標を用いた評価は有効である。これらの研究は教育デザインや作業環境の設計に貢献してきた歴史がある。したがって、同様に知的活動を行う執務者の知的生産性評価においても、認知負荷を考慮することは有効であると言える。しかし、認知負荷研究や知的生産性研究においてパフォーマンスもしくは認知負荷の一方のみを評価する研究が数多く行われているものの、その両方を考慮した研究は少ない。

知的生産性評価ではパフォーマンスだけでなく認知負荷の評価も必要であるが、何らの手法でそれぞれの評価値を出力しただけでは、執務環境の設計や改善には繋がらず、2 指標を適切に解釈し、執務者がどのような認知状態であるか評価する必要がある。認知状態を評価することが可能となれば、執務者の作業状況 (集中、休息など) が評価できるため、例えば「改善後の執務環境は作業に集中しやすい環境もしくは休息が適度に行われる環境である」などという、従来の手法では困難であった新しい執務環境の設計や改善が行えると考えられる。そのためにはまずパフォーマンスと認知負荷の 2 指標を用いた新しい認知モデルを提案する必要がある。

そこで本研究では、パフォーマンスおよび認知負荷の 2 軸で構成されるパフォーマンス-認知モデルを提案し、執務者の認知・作業状態の推定を目指す。さらにコンピュータ推論によるパフォーマンスおよび認知負荷の定量評価から、提案モデルを用いた執務者の認知・作業状態の推定手法

を提案する。また、本手法の妥当性を評価するために、難易度の異なる複数のタスクを用いた被験者実験を行い、認知・作業状態を推定する上でパフォーマンス評価および認知負荷評価の妥当性を確認することを目的とする。

本研究の提案手法が確立すれば、執務者の複数の認知・作業状態を評価することが可能となり、各状態の遷移状況や全作業時間に占める割合から、より詳細な作業状況が推定できる。これにより、執務者にとって快適な執務環境設計や改善がより正確かつ簡便に行えるようになると期待される。また、本手法は執務者の認知タスク遂行と並行して認知・作業状態のリアルタイム推定が可能となるよう設計されているため、認知・作業状態の時系列解析が可能となり、作業従事中の執務者の状態の経時変化や、静的とはいえない環境要因（照度変動する照明環境、非周期的に発生するノイズ環境など）における知的生産性への影響評価が可能になると期待される。

4.2 パフォーマンス-認知モデルを用いた認知・作業状態推定手法

本章では、まずパフォーマンス-認知モデルを提案し、そのモデルを用いた認知・作業状態推定手法を述べる。その際、本手法に用いたルールベースファジィ推論について説明した後、この推論によるパフォーマンス推定および認知負荷推定について述べる。最後に、認知・作業状態の推定手法について説明する。

4.2.1 パフォーマンス-認知モデル

4.2.1.1 提案モデルと認知・作業状態の定義

従来の知的生産性研究では、タスクの作業記録（解答速度など）を用いた評価手法が主流であった。しかし、執務者の認知状態や認知負荷などの内的要因の評価は従来手法では考慮されておらず、人間が知的作業を行っている以上、作業への集中度やモチベーションの影響は無視できない。これらはパフォーマンスや認知負荷に影響するため、パフォーマンスだけでなく認知負荷も考慮する必要がある。この 2 指標を用いることで執務者の認知・作業状態の評価が新たに可能となる。例えばパフォーマンスが低い場合、認知負荷が低い場合と高い場合で執務者の認知・作業状態の評価は異なる。前者では休息していると考えられ、後者では集中の乱れなどが原因で作業遂行が困難になっていると考えられる。これら 2 状態は明らかに異なり、パフォーマンス評価のみでこの状態の切り分けは困難である。このような認知・作業状態の切り分けは、以上の 2 指標をそれぞれ高低の 2 パターンに分けて評価することで可能となるため、先述の例に挙げたように明らかに異なる状態を分類でき、ある状態への遷移を促したりもしくは抑えたりするような執務環境設計や改善が可能となる。さらに、4 状態推定だけに留まらず、より多くの状態を推定することも可能であると思われる。しかし、これまでの研究でパフォーマンスと認知負荷による認知・作業状態推定の例が少なく、この状態推定の妥当性は未だ評価されていないため、本研究では基礎検討として結果の解釈のしやすさを目的に、構造がシンプルであるモデルを提案する。具体的には、パフォーマンスと認知負荷をそれぞれ高低の 2 群に分け、閾値を各指標が取りうる最小値最大値の平均値とし、執務者の認知・作業状態を 4 つに分類し、図 4.1 に示すパフォーマンス-認知モデ

ルを提案する。

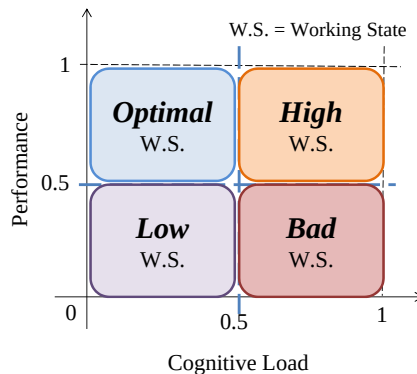


図 4.1 パフォーマンス-認知モデル

High Working State (High W.S.)

認知負荷が高く、かつ高いパフォーマンスが発揮されている状態である。この状態下にある執務者は作業に集中していると考えられ、この状態が多く観測される場合は良い作業成績が期待されるが、認知負荷が高いため、疲労が蓄積される。

Optimal Working State (Optimal W.S.)

執務者が低い認知負荷で高いパフォーマンスを発揮している状態であり、作業効率の高い状態と言える。作業への習熟などによって作業が快調に進んでいるときに多く観測されると考えられる。この状態は High W.S. とは違い、認知負荷が低いため、High W.S. より疲労の蓄積が少ないと思われる。

Low Working State (Low W.S.)

認知負荷が低く、パフォーマンスも同様に低い状態である。この時、執務者は作業中断や休息するなどして認知資源を多くは割いていないと考えられる。この状態が観測されている時、作業成績は悪いが認知負荷が低いため疲労やストレスが解消され、後に High W.S. や Optimal W.S. に移行する可能性がある。

Bad Working State (Bad W.S.)

パフォーマンスが低いのに関わらず認知負荷が高い状態である。この状態下の執務者は作業以外の活動に認知資源を割くなどして作業が滞っているため、認知負荷が高い状態でありながらパフォーマンスが低下していると考えられる。さらに、Low W. S. と違い、疲労やストレスの解消が期待できない。

これら 4 状態が時系列で推定可能となった場合、それらの発生頻度や全作業時間に対する占有率も導出でき、より詳細な知的生産性評価が可能となる。

4.2.1.2 モデルの適用例

本モデルを用いた認知・作業状態の評価手法によって、より詳細な作業状況や知的生産性の評価が可能になると期待される。本モデルの適用例として様々な執務環境設計や改善が挙げられるが、ここでは執務環境を3つ想定し、本モデル適用の有用性を述べる。具体的には、(1) オフィス環境、(2) 学校授業などの教育環境、(3) 原子力発電プラントの監視室や航空管制室などのビジランス作業環境を想定する。本研究では Productivity-oriented BEMS のための知的生産性評価手法の確立が目的であり、(1) のオフィス環境が主な適用対象であるが、他の環境の有用性も挙げた理由として、(2) はそれぞれ知的生産性研究と CLT 研究でよく想定される環境であること、(3) は、その執務環境の改善が重要であることが挙げられる。(3) のようなビジランス作業環境下では常に監視業務を行うため認知負荷が高く、判断ミスや遅延が経済的損失だけでなく、人的被害など重大なリスクを引き起こす可能性があるため、その執務環境の改善は常に必要とされている。

(1) オフィス環境

オフィス環境下では、終日業務を行うことが多いため、休憩のタイミングの検討や疲労の蓄積を抑える執務環境設計は重要である。例えば、長時間 High W.S. が継続的に観測された場合、作業は滞りなく進んでいるが疲労が蓄積している可能性がある。その後、もし Bad W.S. が観測されたならば、この状態への遷移は疲労の蓄積が進んだ結果であると考えられる。したがって、以上のような状態遷移がよく観測される場合は、休憩のタイミングを早める、休憩の回数を増やすなどの改善案が考えられる。また、業務時間内で Low W.S. が観測された場合、それが短時間のみ継続し、のちに Optimal W.S. または High W.S. に遷移しているのであれば、執務者が適切な小休憩を取ったとし、執務環境として問題はないと評価できる。逆に Low W.S. が長時間継続していた場合は、眠気やモチベーションの低下、過度な休憩などが生じていると解釈し、眠気などの防止策を講じる必要があると評価できる。

(2) 教育環境

学校の授業などの教育環境下では、短い時間で授業が区切られているため、生徒の学習効率を上げることが必要である。短時間で最大限の学習効果を期待する場合、Optimal W.S. や High W.S. が多く観測されることが望ましいのは勿論であるが、オフィス環境とは違い、Low W.S. については短時間であっても観測されるべきではないと評価される可能性も考えられる。Low W.S. や Bad W.S. が観測される場合は授業に集中しやすい環境への改善が求められる。

(3) ビジランス作業環境

原子力発電プラントや航空管制の監視作業を行うビジランス作業環境では、オペレーションのミスが大きな事故に繋がる危険性があるため、高いパフォーマンスが要求される。緊急時や現場の従業員への通信時などでは高い認知負荷がかかるが、それらの業務以外では単調な監視作業を行うため、退屈さによる覚醒度低下が問題になっており、高いパフォーマンスが要求される場面で十分なパフォーマンスが発揮されない可能性がある。したがって、このようなビジランス作業環境では、Bad W.S. だけでなく Low W.S. も危険性の高

い状態であると評価される。また、High W.S. が長時間観測される場合、疲労が蓄積すると思われるため、後に Bad W.S. もしくは Low W.S. へ遷移する可能性がある。その場合は、オペレータに休憩を取らせるなどの対策が必要である。

以上のように、それぞれの環境下での認知・作業状態に対する評価や解釈は異なるが、パフォーマンスおよび認知負荷の 2 指標を用いた本モデルを用いて、各 4 状態を時系列で推定できることで、先述のように詳細な執務環境評価が可能になり、執務環境改善に向けた効果的な対策が実施可能となる。

4.2.2 認知・作業状態推定手法の概要

本研究で提案する認知・作業状態推定アルゴリズムは大別して 3 つの推定器モジュールで構築されている。状態推定の概念図は図 4.2 に示す通りであり、瞳孔径、心拍数、認知タスクの解答時間及び正誤 (0 or 1 のダミー変数) を入力とし、(1) 認知タスクの作業記録 (解答時間及びエラー率) からのパフォーマンスの推定および定量化、(2) 瞳孔径及び心拍数からの認知負荷の推定および定量化、(3) パフォーマンスおよび認知負荷からの認知状態推定、以上 3 つによって本手法は構成されている。

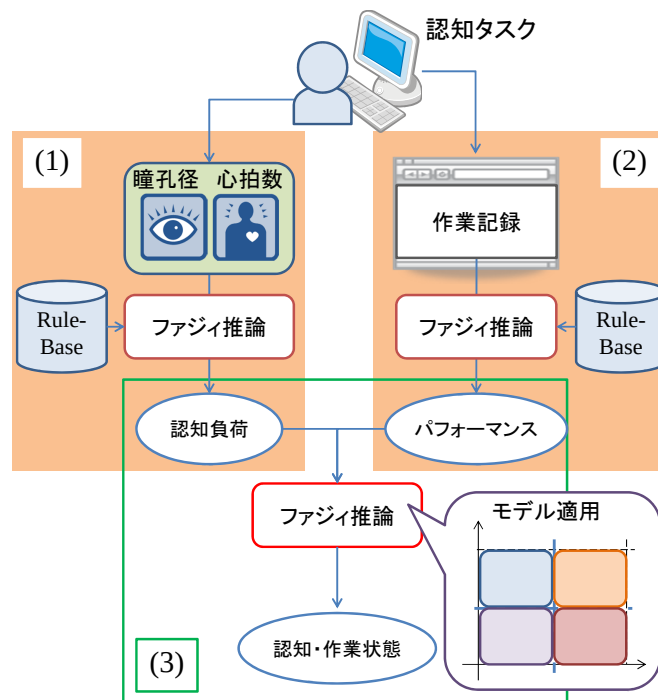


図 4.2 認知状態推定手法の概念図

各推論にはルールベースファジィ推論を採用し、既往研究の知見に基づいてルールを設定し、認知状態を推定する。本手法にコンピュータ推論を用いたのは、認知負荷やパフォーマンスが直接計測できないため教師データが得られず、機械学習が不可能であるからである。したがって、既

往研究など得られた定量的根拠に基づいて各指標の評価基準を定め、定性的根拠に基づいてルールベースを作成し、これらによって認知負荷やパフォーマンスを定量評価、つまりコンピュータ推論を行う必要がある。

さらに、コンピュータ推論の中からファジィ推論を採用した理由として、この手法はあいまいさの概念を取り入れているため、パフォーマンス及び認知負荷のように明確にその高低を決定できる閾値が設定できない場合でも、ファジィ集合を導出し、過去の定性的な知見や情報をルールとして設定することで認知・作業状態が推定できることが挙げられる。

以下では、まず、4.2.3 で 3 つの推定器の基本となるルールベースファジィ推論について説明し、4.2.4, 4.2.5 ではそれぞれパフォーマンス推定および認知負荷推定でファジィ推論に用いる入力引数やメンバシップ関数の各種パラメータ、ルール (規則) 設定について説明する。最後に 4.2.6 では、定量化されたパフォーマンスおよび認知負荷から認知・作業状態を推定する手法を述べる。

4.2.3 ルールベースファジィ推論

執務者のパフォーマンス、認知負荷を推定するために、本研究ではルールベースのファジィ推論を採用した。ファジィ推論とはコンピュータ推論の 1 つであり、推論アルゴリズムにあいまいさの概念、つまりファジィ理論を適用させた推論である [3]。自然界、人間社会などに存在する様々なデータから行われる推論は、その結果がクリスプに決まることは少なく、多くの場合がファジィ的である。ファジィ推論では、このようなあいまいな結果をファジィ集合およびファジィ論理によって導出する。本研究の推定対象であるパフォーマンスや認知負荷について、明確にその高低を決定する閾値は設定できず、既往研究にもその値を示唆できた例は少ない。したがって、本研究では先述のようなあいまいな結果を許容するファジィ推論を採用した。さらにこの推論法では、あらかじめルールを設定することが可能であり、これにより過去の定性的な知見や情報を利用できる。これはファジィ推論の利点の 1 つであり、本研究の提案手法でファジィ推論を採用した最大の理由でもある。

ファジィ推論は図 4.3 のように、(1) まず複数の入力データにファジィ化 (Fuzzification) と呼ばれる処理をすることで、ファジィ変数を複数個生成する。(2) 次に、事前に設定されたルールベースに基づき、複数のファジィ変数から推論結果を示すファジィ集合を推論器 (Inference Engine) によって出力し、それらが数値化された結果を算出する非ファジィ化 (Defuzzification) と呼ばれる処理を行う。

次項以降では、まずファジィ推論と一般の 2 値推論の違いについて 4.2.3.1 で述べ、上記の (1) のファジィ化や (2) の非ファジィ化を行うにあたってのファジィ集合やメンバシップ関数の定義を 4.2.3.2 で述べ、ファジィ推論の推論方法についての詳細を 4.2.3.3 で述べ、ファジィ推論の理論について説明する。最後に 4.2.3.4 ではこの理論をプログラム実装した際のアルゴリズムについて述べる。

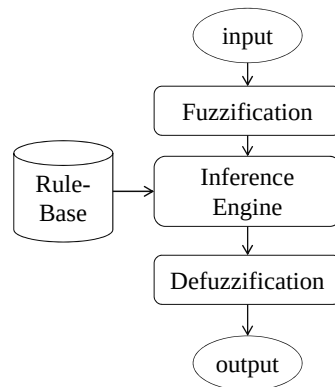


図 4.3 ファジィ推論のブロック図

4.2.3.1 ファジィ推論と 2 値推論の違い

コンピュータ推論は数多く存在するが，そのほとんどの基本は 3 段論法のような演繹推論であり，以下の例のような規則に従って行う．

前提 1 If x is A and y is B then z is C

前提 2 x is A and y is B

結論 z is C

一般の 2 値論理における推論では A , B および C は通常の集合を扱うため， x is A , y is B および z is C は $x \in A$, $y \in B$ および $z \in C$ であり，特に IF 文を前件部，THEN 文を後件部と呼ぶ．また，それぞれの特性関数 $\mu A(x)$, $\mu B(y)$ および $\phi C(z)$ は以下ようになる．

$$\mu A(x) = \begin{cases} 1 & (\text{if } x \in A), \\ 0 & (\text{if } x \notin A), \end{cases} \quad (4.1)$$

$$\mu B(y) = \begin{cases} 1 & (\text{if } y \in B), \\ 0 & (\text{if } y \notin B), \end{cases} \quad (4.2)$$

$$\phi C = \min(\mu A(x), \mu B(y)) \quad (4.3)$$

ここで式 4.3 で用いた $\min$ 関数は最小値を返す関数であるが，これは and 演算つまり共通集合の関数である．2 値論理の場合， $\phi C = 0$ であれば $z \notin C$ であり， $\phi C = 1$ であれば $z \in C$ となる．

ファジィ推論では，集合 A , B および C をファジィ集合として扱う．このとき，式 4.1 や式 4.2 の関数は 0 もしくは 1 の 2 値をとるのではなく， $\mu A(x) = f(x)$ のように $[0,1]$ をとる関数と

なる．この関数はメンバシップ関数と呼ばれ，集合 A における x の帰属度を表す．この値が 1 に近ければ，集合に属する度合が大きく，反対に 0 に近ければ度合が小さいことを示している．特に，規則の前件部つまり集合 A や集合 B に対するメンバシップ関数を，前件部メンバシップ関数と呼び，後件部つまり集合 C に対するメンバシップ関数を後件部メンバシップ関数と呼ぶ．それぞれの関数形状やパラメータは推論対象（パフォーマンス，認知負荷など）によって異なるチューニングが施されるため，一意には決まらない．また，前件部メンバシップ関数によって得られた値は一般にファジィ変数と呼ばれ，この変数を導出することをファジィ化と呼ぶ．一方， ϕC は前件部がどの程度規則に適用しているかの度合いを表し，さらに z の C に対する帰属度として解釈できる．最後にファジィ推論ではこの帰属度から後件部メンバシップ関数を用いて推論結果を出力し，非ファジィ化と呼ばれる推論結果を定量化する処理を行う．

次項ではファジィ集合およびメンバシップ関数の定義について述べる．

4.2.3.2 ファジィ集合とメンバシップ関数の定義

ファジィ推論を行うには，(1) 前件部および後件部に対するファジィ集合の定義，(2) メンバシップ関数の定義が必要である．ファジィ集合はあいまいな概念を表すものとして定義され，たとえば「赤い」や「重い」などである．定義するファジィ集合が多ければ，あいまいさを残しながらも詳細な推論が可能となるが，用意しなければならない規則数が各入力データに対する前件部ファジィ集合数の積となるため，規則数が膨大になる恐れがある．たとえば，入力データ 3 種類に対してそれぞれ 3 集合を定義した場合は $3 \times 3 \times 3 = 27$ 個の規則を用意すれば良いが，それぞれ 5 集合を定義した場合は 125 個用意しなければならない．一方でファジィ集合が少すぎる場合は，推論結果が漠然としたものとなるため推論を行う意義が失われる．

本研究では，定義する前件部のファジィ集合数を 3 とし，それぞれを「High」「Middle」「Low」とした．理由として (1) 計算負荷の低減と (2) 推論の細かさ維持の 2 点が挙げられる．(1) については，パフォーマンス推定および認知負荷推定に用いる入力データは 4.2.4 や 4.2.5 で後述するが，2～3 個であり，3 つのファジィ集合であれば用意しなければならない規則数は高々 27 個となるため計算量は低く，コンピュータの計算負荷の低減に繋がり，リアルタイムの推論が可能である．(2) については，入力データを高低の 2 集合で評価するだけでなく中位の「Middle」の集合でも評価することで，ある程度推論結果の粗雑さを抑えることが可能であると考えた．同様の理由で，後件部のファジィ集合数も「High」「Middle」「Low」の 3 集合とした．

ファジィ集合を定義した後，それぞれの集合に対してメンバシップ関数を定義する必要があるが，よく用いられている関数は 3 つあり，その関数形状は図 4.4 に示す通りである．

また，各関数の数式は以下の通りである．(1) S 型関数

$$S(x; a, b) = \begin{cases} 0 & (\text{if } x < a), \\ \frac{x-a}{b-a} & (\text{if } a \leq x \leq b), \\ 1 & (\text{if } x > b), \end{cases} \quad (4.4)$$

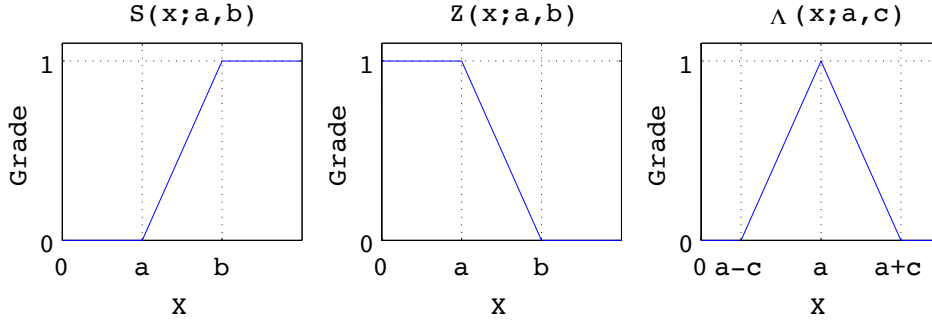


図 4.4 代表的なメンバシップ関数の形状

(2) Z 型関数

$$Z(x; a, b) = \begin{cases} 1 & (\text{if } x < a), \\ \frac{b-x}{b-a} & (\text{if } a \leq x \leq b), \\ 0 & (\text{if } x > b), \end{cases} \quad (4.5)$$

(3) Λ 型関数

$$\Lambda(x; a, c) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{c}|x - a| & (\text{if } |x - a| \leq c), \\ 0 & (\text{if } |x - a| > c), \end{cases} \quad (4.6)$$

ここで、 x は入力変数、 a および b はメンバシップ関数の閾値であり、 c はメンバシップ関数の幅である。入力変数の特性や値域を考慮した上であらかじめ設定しておく必要のある値である。

S 型や Z 型関数は入力 x が、ある閾値の外側では縦軸のグレードが 0 や 1 に固定される関数である。これらの関数は、入力値が増加するに従ってグレードが増加あるいは減少するようなファジィ集合 (Low, High) に対して設定するのに適している。対して Λ 関数は $x = a$ について対称な幅 c を持つメンバシップ関数であり、グレードが 1 をとる点が $x = a$ のみである。この関数は、入力値がある点から離れるに従ってグレードがその距離にのみ依存して変化するようなファジィ集合 (Middle) に対して設定するのに適している。一般にこれらの関数はファジィ推論でよく用いられる関数であるが、グレードが 0 もしくは 1 になる閾値が知られておらず、明確に決められない場合は、上記の関数形状をガウシアン型にして、あえてコンパクト・サポートのない関数を用いることがある。例えば Λ 型関数の場合、関数形状は図 4.5 のようになる。

また、数式は以下の通りである。

$$G(x; a, \sigma) = \exp\left\{-\frac{2(x-a)^2}{\sigma^2}\right\} \quad (4.7)$$

x は入力変数、 a と σ はそれぞれ関数の頂点の x 座標および関数の幅である。

パフォーマンス推定や認知負荷推定におけるファジィ化の閾値について、既往研究で明確に示唆された例がないため、本研究ではメンバシップ関数の形状は基本的にガウシアン型を用いた。閾値などのパラメータについては、パフォーマンス推定、認知負荷推定、認知・作業状態推定でそれぞれ異なるため後述する。

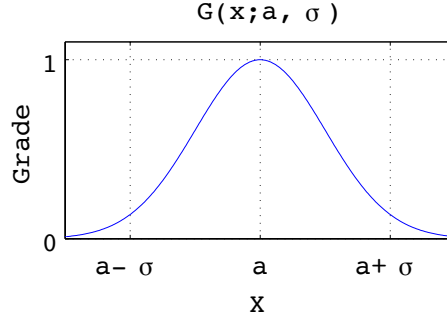


図 4.5 ガウシアン型メンバシップ関数の形状

4.2.3.3 推論方法

実際に行われるファジィ推論では、4.2.3.1 で述べたように単純な 1 つの推論ルール（以下では規則と呼ぶ）のみを用いることはなく、ファジィ化によって生成したファジィ変数を複数の規則へ適用し、それぞれの規則から推論を行い、各推論結果をまとめて数値化（非ファジィ化）する。

ここで、 m 個の入力データ $x_k (k = 1, \dots, m)$ 及び 1 個の出力データ z に対して、 n 個のファジィ規則 $R^i (i = 1, \dots, n)$ が、次のように OR 結合されている場合について考える。

R^1 : if x_1 is A_1^1 and x_2 is A_2^1 and $\dots$ and x_m is A_m^1 then z is C^1

or

$\vdots$

R^i : if x_1 is A_1^i and x_2 is A_2^i and $\dots$ and x_m is A_m^i then z is C^i

or

$\vdots$

R^n : if x_1 is A_1^n and x_2 is A_2^n and $\dots$ and x_m is A_m^n then z is C^n

ファジィ集合 A_k^i にはそれぞれ「High」「Middle」「Low」のいずれかが該当する。

ここで i 番目の規則について、前件部のメンバシップ関数 $\mu A_k^i(x_k)$ および後件部の特性関数 $\phi C^i(z)$ の関係式は式 4.3 と同様に、

$$\phi C^i = \min(\mu A_1^i(x_1), \mu A_2^i(x_2), \dots, \mu A_m^i(x_m)) \quad (4.8)$$

である。いま、入力 $x_1^0, \dots, x_m^0$ が与えられたとき、規則 R^i の推論結果を表すファジィ集合を C_*^i とし、 C^i が持つメンバシップ関数を $\mu C^i(z)$ とすると、上式から図 4.6 のように推論結果を出力できる。簡単のために図中では $m = 2$ とした。

このとき規則 R^i は $i = 1 \sim n$ で OR 結合されているので、それぞれを統合した推論結果 C^0 は

$$C^0 = C_*^1 \cup C_*^2 \cup \dots \cup C_*^n = \bigcup_{i=1}^n C_*^i \quad (4.9)$$

となり、 n 個の推論結果 $C_*^1 \sim C_*^n$ の和集合として表される。この推論結果出力について図 4.7 に示す。なお、簡単のために $n = 2$ としている。また、図の μC^0 は集合 C^0 の持つメンバシップ関数である。

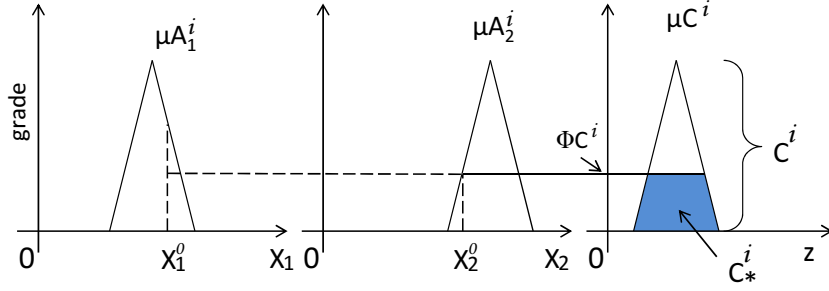
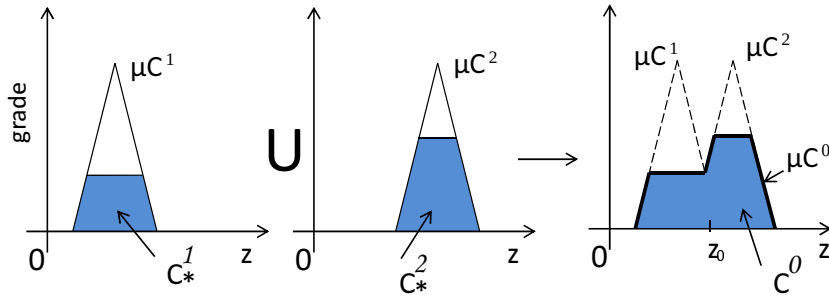

 図 4.6 規則 R^i での推論


図 4.7 複数の推論結果の統合

このような処理を行う部分は一般にファジィ推論におけるファジィ制御部と呼ばれ、規則適用の手続きを行う。

ファジィ推論では推論結果 C^0 を求めれば終了するが、本研究におけるパフォーマンス、認知負荷の推定では各指標の評価値としてファジィ集合 C^0 を求めても、実際に評価することはできない。したがって、推論結果を適切に解釈し、ある 1 つの確定した数値に変換した評価値 z^0 を決定する必要がある。ここで C^0 を次のように解釈して、 z^0 に変換する。

$$z^0 = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \cdot \mu C^0(z_i)}{\sum_{i=1}^n \mu C^0(z_i)} \quad (4.10)$$

このようにファジィ集合を確定値に変換する部分は、解釈部と呼ばれ、ファジィ推論結果の非ファジィ化と呼ばれる手続きを行う。式 4.10 は、ファジィ集合 C^0 のメンバシップ関数 μC^0 の重心座標 z^0 を与えるものである。つまり、台集合の要素 z の重み μC^0 による重み付き平均となっている。

以上、ファジィ制御部と解釈部で行った推論法は、ファジィ関係のマックスミニ合成規則による推論結果の重心をとっているため、マックスミニ合成重心法と呼ばれている。このほかにも、ファジィ集合 C^0 の解釈として図 4.6 のように C_i を ϕC_i で頭切りして C_*^i を求めるのではなく ϕC_i 倍に縮小する方式や、 C^0 の非ファジィ化の方法として式 4.10 の代わりに中央値計算をしたり、最大値を与える台集合の要素を選択する高さ法など様々に提案されてきているが、これまで

の数多くのファジィ推論を用いた研究では上述のマックスミニ合成重心法が良好な結果を与える
とされている [4]。本研究でもこの手法を用いてファジィ推論を行った。

4.2.3.4 推論プログラムのアルゴリズム

これまでの項では本研究で行ったファジィ推論の理論を述べたが、本項ではこの理論に基づ
いて実装したファジィ推論プログラムのアルゴリズムについて説明する。プログラム作成には
MathWorks, Inc. の MATLAB [5] を使用した。

プログラムを図 4.8 に示すフローチャートに示す。括弧付き番号は後述のプログラム手順の番
号に対応する。

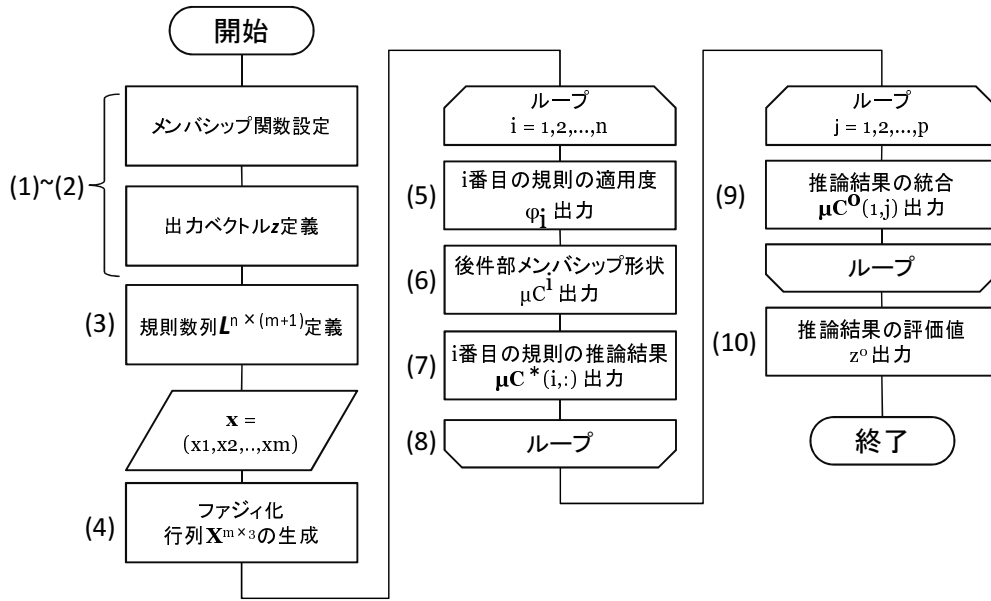


図 4.8 ファジィ推論のアルゴリズム

(1)

ファジィ推論の入力データが m 個あり、それぞれ $x_k (k = 1, 2, \dots, m)$ としたとき、これらが
各要素に格納された列ベクトル $\mathbf{x}$ が与えられたとする。

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix} \quad (4.11)$$

(2)

この $\mathbf{x}$ に対して、ファジィ推論を行い出力 z を得たい時、前件部メンバシップ関数をそれぞ
れの k に対して $\mu_{Low}^k, \mu_{Middle}^k, \mu_{High}^k$ を定義する。それぞれの関数はパフォーマンス推定、認知
負荷推定、認知・作業状態推定ごとに異なるため後述する。

一方，後件部メンバシップ関数はパフォーマンス推定及び認知負荷推定では一律に定める．後件部メンバシップ関数 μ_{Low}^0 ， μ_{Middle}^0 ， μ_{High}^0 はそれぞれ

$$\mu_{Low}^0 = \begin{cases} 1 - 2|z| & (\text{if } |z| \leq \frac{1}{2}), \\ 0 & (\text{if } |z| > \frac{1}{2}), \end{cases} \quad (4.12)$$

$$\mu_{Middle}^0 = \begin{cases} 1 - 2|z - \frac{1}{2}| & (\text{if } |z - \frac{1}{2}| \leq \frac{1}{2}), \\ 0 & (\text{if } |z - \frac{1}{2}| > \frac{1}{2}), \end{cases} \quad (4.13)$$

$$\mu_{High}^0 = \begin{cases} 1 - 2|z - 1| & (\text{if } |z - 1| \leq \frac{1}{2}), \\ 0 & (\text{if } |z - 1| > \frac{1}{2}), \end{cases} \quad (4.14)$$

となる．また，各関数の形状を図 4.9 に示す．

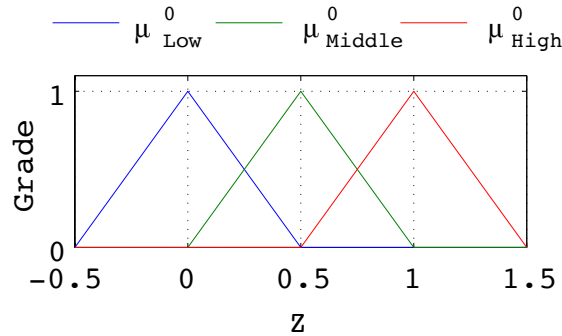


図 4.9 後件部のメンバシップ関数形状

このような関数形状にしたのは重心法によって評価値 z^0 を算出する際に，推論結果のファジィ集合の面積を導出するため (cf. 式 4.10)，コンパクト・サポートのある関数を選択する必要があったからである．実際，コンピュータ推論においては離散的にデータを扱うため，厳密にはコンパクト・サポートは必要ではないが，計算精度が落ちるため本研究では式 4.12～式 4.14 のような関数を用いた．

また出力として導出される z が取り得る範囲を $[0,1]$ とし，重心法の面積計算において z がその範囲内を全て出力し得るようにするため，式 4.12 や式 4.14 のように z が範囲 $[0,1]$ より外も取り得る関数に設定した．これにより例えば $\mu_{Low}^0 = 1$ ， $\mu_{Middle}^0 = 0$ ， $\mu_{High}^0 = 0$ であるとき $z = 0$ となる．

以上から，出力 z が取り得る値の範囲を表す以下のような行ベクトル z を定義する．

$$z = (z_{LB}, z_{LB} + \Delta, z_{LB} + 2\Delta, \dots, z_{UB}) \quad (4.15)$$

ここで z_{LB} 及び z_{UB} はそれぞれ z の下界と上界であり、式 4.12 や式 4.14 から $z_{LB} = -0.5$, $z_{UB} = 1.5$ である。また Δ はサンプリング間隔である。サンプリング間隔は細かい方が精度の高い推論結果が得られるが計算負荷は高くなるため、本研究では z は 10^3 点程度で良いと考え、 $\Delta = (z_M - z_m)/10^3 = 2 \times 10^{-3}$ とした。

(3)

n 個の規則 $R_i (i = 1, 2, \dots, n)$ をあらかじめ定義し、規則内の集合部分について $Low = 1$, $Middle = 2$, $High = 3$ として集合番号を割り振った規則行列 $\mathbf{L}^{n \times (m+1)}$ を生成する。例えば、

$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } Low \ x_2 \text{ is } Middle \cdots x_m \text{ is } High \text{ then } z \text{ is } Middle$

と定義した場合の規則行列の i 行成分 $\mathbf{L}(i, :)$ は

$$\begin{aligned} \mathbf{L}(i, [1 : m]) &= (1, 2, \dots, 3) \\ \mathbf{L}(i, m+1) &= 2 \end{aligned} \quad (4.16)$$

となる。 n 個の規則についても前件部メンバシップ関数と同様、推定対象によって異なるため後述する。

(4)

$\mathbf{x}$ が入力されたとき、各要素に対して前件部メンバシップ関数を適用して、ファジィ化処理を行いファジィ変数行列 $\mathbf{X}$ を出力する。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mu_{Low}^1(x_1) & \mu_{Middle}^1(x_1) & \mu_{High}^1(x_1) \\ \mu_{Low}^2(x_2) & \mu_{Middle}^2(x_2) & \mu_{High}^2(x_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{Low}^m(x_m) & \mu_{Middle}^m(x_m) & \mu_{High}^m(x_m) \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

(5)

i 番目の規則に対する適応度 ϕ_i を以下のように出力する。

$$\phi_i = \min(\mathbf{X}(1, \mathbf{L}(i, 1)), \mathbf{X}(2, \mathbf{L}(i, 2)), \dots, \mathbf{X}(m, \mathbf{L}(i, m))) \quad (4.18)$$

(6)

i 番目の規則の後件部メンバシップ関数形状を離散的に行ベクトル $\mu \mathbf{C}^i$ で表現する。

$$\mu \mathbf{C}^i = \begin{cases} \mu_{Low}^0(z) & (\text{if } \mathbf{L}(i, m+1) = 1), \\ \mu_{Middle}^0(z) & (\text{if } \mathbf{L}(i, m+1) = 2), \\ \mu_{High}^0(z) & (\text{if } \mathbf{L}(i, m+1) = 3) \end{cases} \quad (4.19)$$

(7)

図 4.6 の頭打ち集合 C_*^i のような規則 R^i の推論結果を以下のように算出し、 μC^* の i 行成分へ格納する.

$$\mu C^*(i, :) = \min(\mu C^i, \phi_i) \quad (4.20)$$

このときの $\min$ 関数は、入力引数が行ベクトル μC^i 及びスカラー ϕ_i であるので、 μC^i の各要素と ϕ_i とを比較し小さい方を返す関数として機能し、 μC^i と同サイズの実ベクトルを返す.

(8)

$i = 1 \sim n$ で上記の (5) ~ (7) を繰り返す.

(9)

得られた行列 μC^* の各列 $j(j = 1, 2, \dots, p(p$ は μC^* の列数)) で、図 4.7 に示したような推論結果の統合を行い、全ての j で繰り返すことで、行ベクトル μC^0 を生成する.

$$\mu C^0(1, j) = \max(\mu C^*(:, j)) \quad (4.21)$$

(10)

重心法を用いて、推論結果の評価値 z^0 を算出する.

$$z^0 = \frac{\sum_{k=1}^p z(1, k) \cdot \mu C^0(1, k)}{\sum_{k=1}^p \mu C^0(1, k)} \quad (4.22)$$

本手法でのパフォーマンスおよび認知負荷の推定は入力引数、メンバシップ関数および規則が異なるのみであり、アルゴリズムに相違はない.

4.2.4 パフォーマンス推定

パフォーマンスとは作業記録から導出される作業成績のことを指すが、研究によって作業成績の定義は様々である. 特に、Wargocki ら [6] は、テキストタイピングの 1 分あたりにタイプした文字数、単語数、および行数を作業成績としており、下田ら [1] や岩川ら [2] の開発した CPTOP 及び CPTOP2 のタスクセットは作業記録として、タスク 1 問あたりの解答時間や正誤を出力し、これを執務者の作業成績としている. 以上のように知的生産性研究の多くは、認知タスクを執務者に行わせ、主にその解答速度やエラー率を導出することで、作業成績つまりパフォーマンスを評価している. また、宮城ら [7] は執務者は常に作業を行っているのではなく、マルコフモデルに基づいた複数の作業状態遷移をしながら作業をしており、その遷移確率は疲労やモチベーションなどの内的要因によって変化すると示唆している. さらに、タスク 1 問あたりの解答時間のヒストグラムが複数の対数正規分布に近似されることを経験的に導いている. したがって、執務者のタスク解答時間は必ずしも一定ではなく分散し、その分散値もパフォーマンス評価に重要な因子であると考えられる.

以上より，本研究ではパフォーマンスとは (1) タスク解答時間などの作業時間，(2) 解答時間の分散で表される作業時間の分散性，(3) 作業のエラー率という，3 つの特徴量で構成される指標，言わば作業の「質」とであると定義した．以降ではそれぞれを解答時間，分散性，エラー率と記す．つまり，最もパフォーマンスが高い状態とは，解答時間が短く，かつ分散性が低く，さらにエラー率が低い状態である．この定義の下，本研究ではパフォーマンス推定のための入力引数と規則を設定した．つまり，4.2.3.3 において x_1 を解答時間， x_2 を分散性， x_3 をエラー率とし， z をパフォーマンスとして推定した．

4.2.4.1 特徴量抽出

n 個の解答タスクログがあり，解答タスク番号 i ($i = 1, 2, \dots, n$) についてそれぞれ解答時間 ST_i ，正誤 RW_i (正 : 1, 誤 : 0) が与えられたとき，エラー率 E_i および分散性 V_i を， $i - (p - 1)$ 番目から i 番目の計 p 点分のタスクの解答時間や正誤のデータから導出した． $i \geq p$ のとき， E_i および V_i はそれぞれ式 4.23，式 4.24 で表される．

$$E_i = 1 - \frac{1}{p} \sum_{k=i-(p-1)}^i RW_k \quad (4.23)$$

$$V_i = \frac{1}{p-1} \sum_{k=i-(p-1)}^i (ST_k - \overline{ST^*})^2 \quad (4.24)$$

$$\overline{ST^*} = \frac{1}{p-1} \sum_{k=i-(p-1)}^i ST_k \quad (4.25)$$

このとき，解析窓サイズ p を大きく設定すると，特徴量抽出に要する時間が増加し，時間分解能が低下する恐れがある．逆に p を小さくとると抽出が正しく行われな可能性もある．これまで，妥当な解析窓サイズ p を明確に示唆した研究や知見はないが，パフォーマンスが 1 分前後で急激に変化するとは考えにくいため，本研究では解析窓は最長 1 分前後が妥当であると考え，タスク 1 問の解答に最大 10 秒以上を必要とすると仮定してタスク 5 問を解析窓として設定，つまり $p = 5$ とした．以上のように，特徴量は $i = p$ 番目以降のタスクログから出力した．

4.2.4.2 メンバシップ関数の設定

各特徴量に対するメンバシップ関数 (前件部メンバシップ関数) を式 4.26～式 4.31 に示した．

$$\mu_{Low}(x) = \begin{cases} 1 - \exp\left\{-\frac{(x - T_{High})^2}{2\sigma_{Low}^2}\right\} & (\text{if } x \leq T_{High}), \\ 0 & (\text{if } x > T_{High}), \end{cases} \quad (4.26)$$

$$\sigma_{Low} = \frac{T_{High} - T_{Low}}{h} \quad (4.27)$$

$$\mu_{Middle}(x) = \exp\left\{-\frac{(x - T_{Middle})^2}{2\sigma_{Middle}^2}\right\} \quad (4.28)$$

$$\sigma_{Middle} = \begin{cases} \frac{T_{Middle} - T_{Low}}{h} & (\text{if } x \leq T_{Middle}), \\ \frac{T_{High} - T_{Middle}}{h} & (\text{if } x > T_{Middle}), \end{cases} \quad (4.29)$$

$$\mu_{High}(x) = \begin{cases} 1 - \exp\left\{-\frac{(x - T_{Low})^2}{2\sigma_{High}^2}\right\} & (\text{if } x \geq T_{Low}), \\ 0 & (\text{if } x < T_{Low}) \end{cases} \quad (4.30)$$

$$\sigma_{High} = \frac{T_{High} - T_{Low}}{h} \quad (4.31)$$

ここで、 x は入力データであり、解答時間 ST 、分散性 V もしくはエラー率 E のいずれかである。 h は、解答時間および分散性では 2、エラー率では 3 とした。また、 T_{Low} 、 T_{Middle} 及び T_{High} はメンバシップ関数の Low, Middle および High それぞれの閾値であり、各特微量別に異なった値を設定した。 σ_{Low} 、 σ_{Middle} 及び σ_{High} はガウシアン型メンバシップ関数の幅である。メンバシップ関数の形状を図 4.10 に示す。

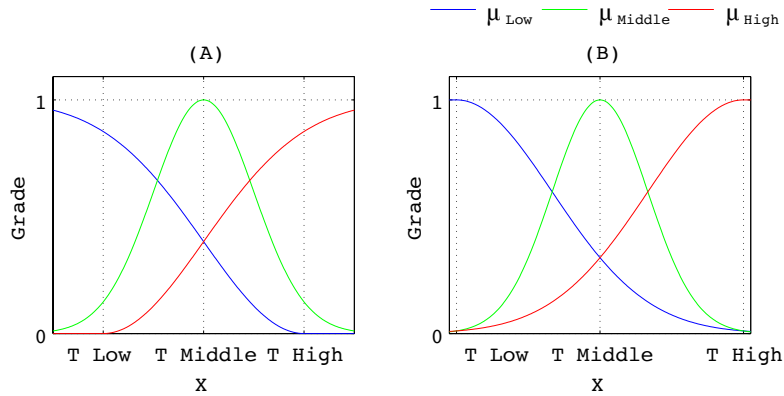


図 4.10 入力特微量に対するメンバシップ関数の形状

μ_{Low} および μ_{High} の関数形状は、それぞれ式 4.5 の Z 型関数および式 4.4 の S 型関数をガウシアン形状にしたものであり、 μ_{Middle} は式 4.7 の形状と同じである。ガウシアン形状の関数を用いた理由として、4.2.3.2 で述べた通り、各特微量のメンバシップ関数の閾値について明確に示唆された既往研究が少ないことが挙げられる。本研究では入力データを閾値前後でファジィ化するとき、コンパクト・サポートのないガウシアン形状の関数を用いることで、ファジィ変数がすぐに 0 もしくは 1 に収束しないよう、閾値をある程度超えるもしくは下回ることを許容した。しかし、どの程度許容するかについての議論は困難である。ここで、正規分布の平均値を m 、標準偏差 σ

とした場合、 $m \pm \sigma$, $m \pm 2\sigma$, $m \pm 3\sigma$ はそれぞれ正規分布の面積の 68.26%, 95.44%, 99.72% を囲む値である。 $m \pm \sigma$ が閾値になるようメンバシップ関数を設定した場合、外側面積で約 30% 許容することになり、これは許容範囲が大きい。 $m \pm 3\sigma$ はほぼ 100% に近く、許容範囲が小さい。したがって、解答時間や分散性のメンバシップ関数では、 $m \pm 2\sigma$ が最も適していると考え、閾値 T_{Low}, T_{High} が図 4.10(A) に示すようにガウシアン分布の 95% を含む程度になるようメンバシップ関数を設定した。したがって、 σ_{Low} について、 $m = T_{Low}$ とし、 $m + 2\sigma = T_{High}$ とした場合、 $\sigma_{Low} = (T_{High} - T_{Low})/2$ となり、式 4.27 の h は 2 となる。同様に σ_{Middle} や σ_{High} についても計算すると、式 4.29 や式 4.31 でも $h = 2$ となる。一方、エラー率の閾値は 0% や 100% などある程度明確に決められるため、やや議論は残るものの $m \pm 3\sigma$ が適していると考え、図 4.10(B) のように設定した。同様に計算すると $h = 3$ となる。

次に、前件部メンバシップ関数のパラメータ T_{Low} , T_{Middle} , T_{High} について述べる。以降では、区別のために解答時間におけるメンバシップのパラメータを T_{Low}^{ST} , T_{Middle}^{ST} , T_{High}^{ST} , 分散性におけるパラメータを T_{Low}^V , T_{Middle}^V , T_{High}^V , エラー率におけるパラメータを T_{Low}^E , T_{Middle}^E , T_{High}^E と記す。本研究ではこれらのパラメータ設定のために、まず解答時間の理論値を導出しなければならない。暗算加算タスクは数字情報の記憶・想起・演算が知的処理の中心であり、Card ら [8] の提案する人間情報処理モデルにより本タスクの解答時間の理論値が計算できる。河野による知的生産性のシミュレーション [9] では、この理論値が実測値とよく整合することが示されている。

この解答時間の理論値は、認知タスクを解答するための認知ステップが必要最小限のステップ数でかつ、それぞれが順次処理されることを想定して導出された値である。このような想定をしたのは、そもそもこの理論値はメンバシップ関数のパラメータに使用するための値であり、そのパラメータが過度な値になることを避ける必要があるためである。例えばタスクへの習熟による認知ステップの並列処理や、慎重に解答するために計算を複数回行うなどの新たな認知ステップの追加という特殊な場合は非常に多様に存在するため、それらを理論値導出で考慮した場合、極端に短いもしくは長い解答時間の理論値が導出される可能性がある。そうなれば、解答時間の変動に対してパフォーマンス推定の感度が下がり、急激に解答時間が変化しなければパフォーマンスの推定値がほとんど変化せず、パフォーマンス推論器の意義が失われる。

したがって、本研究ではパラメータ設定に用いる解答時間の理論値は、必要最低限の認知ステップが順次処理される時の解答時間と設定した。実際に執務者が並列処理によって解答時間を短縮し、解答時間の理論値より短い時間でタスクを遂行した場合は、本手法によるとパフォーマンスの推定値が 1 に近い値をとる可能性が高くなるが、これはタスクへの習熟が進み、結果として高いパフォーマンスが発揮されていると解釈できる。一方、認知ステップが追加されることで解答時間が延長され、解答時間の理論値より長くなった場合は、パフォーマンスの推定値は 0 に近い値をとる可能性があるが、このときは作業への集中が乱れ、本来必要のない認知ステップを処理しており、パフォーマンスが低くなったと解釈できる。

解答時間

執務者は、理論値は計算の際に導出した認知ステップを経てタスクに解答していると仮

定し, T_{Low}^{ST} および T_{High}^{ST} を解答時間の理論値の最小値, 最大値とした. また, T_{Middle}^{ST} は T_{Low}^{ST} と T_{High}^{ST} の相加平均とした.

分散性

T_{Low}^V を分散がない場合の閾値と仮定し, 0 とした. 次に, T_{Middle}^V を T_{Low}^{ST} 付近及び T_{Middle}^{ST} 付近の解答時間 ST が交互に計測されている時の分散値, つまり理論上は中程度に解答時間にバラつきがある時の分散値であると仮定し,

$$\begin{aligned} T_{Middle}^V &= \left(\frac{T_{Middle}^{ST} - T_{Low}^{ST}}{2} \right)^2 \\ &= \left(\frac{T_{High}^{ST} - T_{Low}^{ST}}{4} \right)^2 \\ (\because T_{Middle}^{ST} &= \frac{T_{High}^{ST} + T_{Low}^{ST}}{2}) \end{aligned} \quad (4.32)$$

と設定した.

これは, T_{Middle}^V を T_{High}^{ST} 付近及び T_{Middle}^{ST} 付近の ST が交互に計測されている時の分散値と仮定しても同じ値が導出される.

同様に T_{High}^V は理論上最も解答時間にバラつきがある時の分散値, つまり T_{High}^{ST} 付近及び T_{Low}^{ST} 付近の ST が交互に計測されている時の分散値と仮定した.

$$T_{High}^V = \left(\frac{T_{High}^{ST} - T_{Low}^{ST}}{2} \right)^2 \quad (4.33)$$

エラー率

エラー率は, 最小値が 0% 最大値が 100% であるので, $T_{Low}^E = 0\%$, $T_{Middle}^E = 50\%$, $T_{High}^E = 100\%$ とした.

4.2.4.3 規則設定

パフォーマンス推定では表 4.1 に示す規則で推論を行った. 解答時間, 分散性及びエラー率の 3 変数に対してそれぞれ「High」「Middle」「Low」の 3 ファジィ集合を設定したため, 規則数は $3 \times 3 \times 3 = 27$ 個となった. 例えば No.1 の場合, 「If 解答時間 is High and 分散性 is High and エラー率 is High then パフォーマンス is Low」というように規則が設定されているとなる.

パフォーマンスは解答時間, 分散性及びエラー率の 3 要素によって決定され, それぞれが低ければパフォーマンスは良く, 逆にそれぞれが高い場合はパフォーマンスが低い. また, 解答時間や分散性が低い場合でも, エラー率が中程度もしくは高い場合は意図的なエラーや勘違いによるエラーが考えられるためパフォーマンスは低い, エラー率が低い場合はパフォーマンスは高いと言える. 逆に, エラー率が低い場合でも解答時間や分散性が高い時は, 正確性を求めるあまり作業量が低減していると考えられるためパフォーマンスは低いと考えられる. 以上のような考えに基づき設定した規則を表 4.1 に示す.

表 4.1 パフォーマンス推定での規則

No.	解答時間	前件部		後件部
		分散性	エラー率	パフォーマンス
1	High	High	High	Low
2	High	High	Middle	Low
3	High	High	Low	Low
4	High	Middle	High	Low
5	High	Middle	Middle	Low
6	High	Middle	Low	Middle
7	High	Low	High	Low
8	High	Low	Middle	Low
9	High	Low	Low	Middle
10	Middle	High	High	Low
11	Middle	High	Middle	Middle
12	Middle	High	Low	Middle
13	Middle	Middle	High	Low
14	Middle	Middle	Middle	Middle
15	Middle	Middle	Low	High
16	Middle	Low	High	Low
17	Middle	Low	Middle	Middle
18	Middle	Low	Low	High
19	Low	High	High	Low
20	Low	High	Middle	Middle
21	Low	High	Low	Middle
22	Low	Middle	High	Low
23	Low	Middle	Middle	Middle
24	Low	Middle	Low	High
25	Low	Low	High	Low
26	Low	Low	Middle	High
27	Low	Low	Low	High

4.2.5 認知負荷推定

認知負荷はアンケートなどの主観指標や、タスクの作業記録からの行動指標もしくは執務者自身から計測可能な生理指標などの客観指標から測定できるとされている [10]。主観指標は執務者の自己申告ではあるが、認知負荷を測定するのには有効な指標である。しかし、時間分解能は低く、分解能向上のためにアンケートなどの回数を増やすと作業の阻害を招き、それ自体が認知負荷を増加させる恐れがあるため、リアルタイム測定は困難である。一方、行動指標として、入力ペンの筆跡の変化から認知負荷を計測する研究 [11] や、音声タスクを用いた研究 [12] があるが、タスクから計測できる認知負荷が真に執務者にかかる負荷であるという根拠は現在も乏しく、行動指標による認知負荷測定の信頼性は十分でない。一方、Fred ら [13] は、認知負荷を執務者の生理指標から測定することの妥当性を示唆しており、生理学分野では認知負荷と生理指標の密接な関係が多くの研究で証明されている。特に、瞳孔径 [14–18]、心拍 [19–24] は認知負荷をよく反映する指標として有効であると示唆されており、これら 2 指標を用いることで執務者の実際の認知負荷を計測できると考えられる。さらに、近年の技術発展により、非侵襲のみならず非接触の測

定デバイスが登場しており [25–27], 将来的には完全非接触の認知負荷計測も期待される。

以上の理由から本研究では, 認知負荷推定のためのファジィ推論の入力データに瞳孔径および心拍数を採用した。つまり, 4.2.3.3 において x_1 を瞳孔径, x_2 を心拍数とし, z を認知負荷として推定を行った。

4.2.5.1 では各指標からの特徴量抽出の詳細を述べ, 4.2.5.2, 4.2.5.3 ではそれぞれメンバシップ関数および規則設定について述べる。

4.2.5.1 特徴量抽出

本項では, 先に瞳孔径について瞬目によるアーチファクト除去と特徴量抽出を述べ, 次に心拍数の導出法と特徴量抽出について述べる。

瞳孔径

瞳孔径計測には多くの計測手法が存在するが, 一般的な手法として, 赤外線カメラなどで執務者の顔を撮影し, 顔認識システムから眼球位置を自動認識した後, 瞳孔径を計測する Camera eye-tracking システムが挙げられる (faceLAB [25])。近年の高度な Eye-tracking システムでは, サンプル周波数が 60Hz 以上と高い。そのため, 瞳孔径だけでなく瞬目や閉瞼率も精度よく計測できるが, 同時に瞬目によって瞳孔径が瞼に隠れる時も計測されるため, 瞳孔径のトラッキングエラーを起こすことがある。したがって, 計測された瞳孔径をそのまま用いるのは問題がある。トラッキングエラー時の瞳孔径がどのように評価されるかは Eye-tracking システムの仕様によるが, 多くの場合, 非常に小さい値もしくは大きい値が評価値として出力される。本研究で使用する faceLAB では, 瞼が瞳孔径の数 % 重なる程度では精度の低下は起こらないが, 瞼が瞳孔径の大半を覆ってしまうと精度は急激に落ち, 過度に大きな評価値が返されることが多くなる。さらに, 完全に瞼が瞳孔径を覆った場合は, 0 を返すようになる。本研究では, この瞬目による瞳孔径データのアーチファクトを除去するために, (1) 一定の閾値を超えるデータと (2) 急激な評価値の変動 (データジャンプ) を消去した。(1) の除去方法については, 薬物や電気刺激を用いない一般的な場合の健常者の瞳孔径は約 2mm(明所) から約 8mm(暗所) まで変化する [28] ため, 2mm を下回るもしくは 8mm を上回る瞳孔径データを消去した。また, (2) については Marchall [29] が瞳孔径データジャンプの除去方法を提案しており, サンプル周波数が 60Hz のトラッキングシステムによる瞳孔径データでは, 2 点前 (1/30 秒前) の計測データと比べて 0.1mm 以上異なるデータ点はアーチファクトとして消去すべきであると示唆している。本研究でも瞳孔径計測にはサンプル周波数が 60Hz の計測カメラを用いたため, この除去方法を採用した。以上 (1) 及び (2) の手法で瞬目によるアーチファクトを除去した例を図 4.11 に示す。青線が faceLAB から出力された瞳孔径データであり, その線に重畳して除去後のデータを赤線で示した。図 4.11 より, 瞬目による不自然なデータの降下やジャンプが適切に除去されていることが分かる。

アーチファクト除去の後, 瞳孔径データから認知負荷に関係する特徴量を抽出した。瞳孔径は認知負荷によって散大し, 負荷が解消された後, 収縮が始まりピークが形成される [14]。つまり, 瞳孔径のピークが認知負荷量に関係すると考え, 本研究では図 4.12 に示すように, $t_{i-1} \sim t_i$ の区間から t' だけ遅れた区間を抽出区間 i とし, その区間内の瞳孔径ピーク値 (極大値) を, タスク遂行にかかる認知負荷を反映する特徴量 PD_i として特徴量抽出を行った。

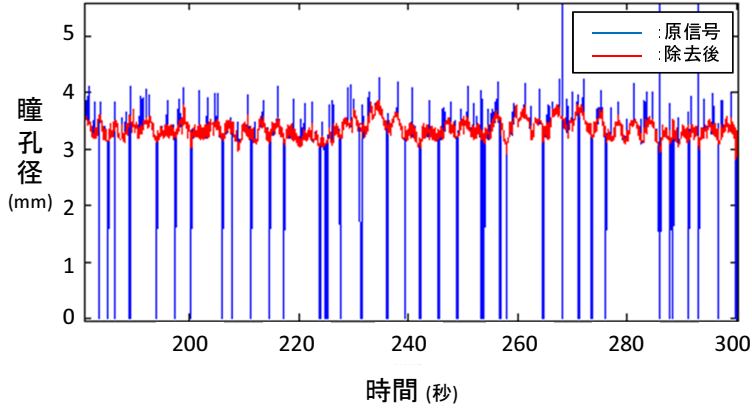


図 4.11 瞬目による瞳孔径アーチファクトの除去

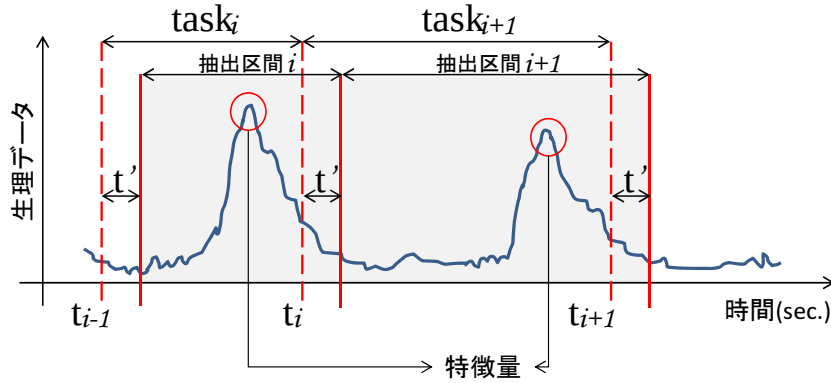


図 4.12 タスクごとの特徴量抽出

図中の t_i は最初のタスクを開始した時刻を $t = 0$ としたときの、 i 番目のタスク解答が終了した時刻であり、4.2.4.1 での解答時間 ST_i を用いて、

$$t_i = \sum_{k=1}^i ST_k \quad (4.34)$$

と表せる。また、4.2.4.1 より、パフォーマンス推定の特徴量出力を 5 番目のタスクログから行っているため、瞳孔径の特徴量においても $i \geq 5$ で抽出を行った。さらに、抽出区間 i を t_{i-1} から t_i の間ではなくその区間から t' だけ遅れた区間としたのは、瞳孔径のピーク反応はタスク呈示からある潜時をおいて現れるため、その反応の遅れに合わせて抽出区間を調整する必要があったからである。既往研究 [30] によると、被験者が暗算積算している時の瞳孔径を計測した実験では、タスクが呈示されてから約 2 秒から 5 秒の間でピークが観測されているため、タスク呈示の直後から認知負荷がかかっていると仮定すると、認知負荷を表すピークは認知負荷がかかり始めてから最大で 5 秒程度遅れた時に観測されると考えられる。したがって、本研究では $t' = 5(sec.)$ として特徴量を抽出した。

心拍数

心拍数は一般に心電図 (Electrocardiogram, ECG) による心筋の筋電位計測から評価することが多い。昔からよく知られた方法であり、現在でも生理学研究や医療の分野で用いられている。また、近年では微弱なマイクロウェーブを体に照射し、反射マイクロウェーブから心拍時の微小な血圧上昇を計測することで心拍数を推定する手法 [26] や、心拍時の微小な血圧変動による顔の表面皮膚の光反射率の違いをカメラで捉え心拍数を推定する手法 [27] が開発されており、非接触の心拍計測技術が次々と提案されている。特に後者の手法はすでにスマートフォンのアプリケーションとして開発されているため、次世代の心拍計測手法として期待されている。しかし、未だ計測精度には議論が残り、研究開発段階であるため、本研究では ECG を用いて心拍数を評価した。電極を心臓に関して左右上下対称に 2 点、例えば右首筋と左脇腹にそれぞれ 1 点ずつ装着した場合、図 4.13 のような波形が計測される。

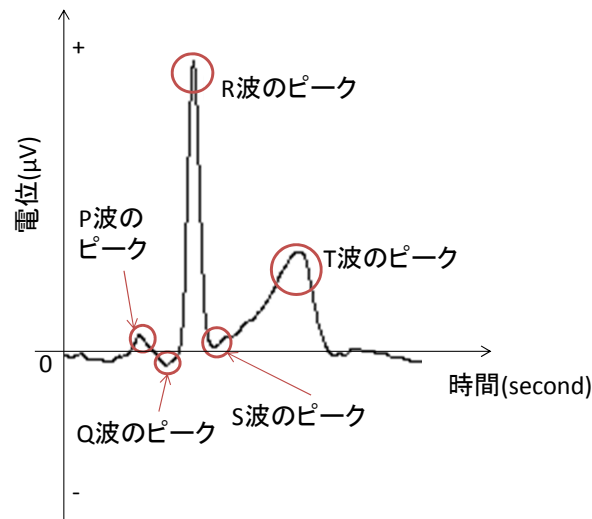


図 4.13 心電図 (ECG) の例

心臓では洞結節と呼ばれるペースメーカーの役割を果たす部位から周期的に電氣的刺激が発生し、この刺激が心臓全体に広がり、図のような P 波、QRS 波 (単に R 波とも呼ぶ)、T 波と呼ばれる一連の波形を示す。まず、洞結節による刺激が心房の脱分極 (興奮) を起こし、これが ECG 上では P 波として観測される。次に刺激が心房から心室へ移り、PQ 間の時間を経て心室の脱分極 (興奮) が起こり、心室収縮によって全身に血液が送り出される。この時 R 波が観測される。最後に ST 間を経て心室の再分極が起こる。これは収縮した心臓を弛緩させるためである。この時 T 波が観測される。

以上が心電図から見た心臓の一連の動きであるが、一般に心拍と呼ばれるのは ECG では R 波の立ち上がりを指す。心拍数は R 波ピークの時間間隔 (秒) を 1 拍ごとに導出し、このピーク間隔を RRI (R-R interval) としたとき、 $60/RRI$ (bpm) として算出できる。人間の心拍は一般に新生児から成人になるにつれて拍数が減少していき、健常な成人では安静時に 53bpm から 95bpm の心拍数が観測される [31]。

本研究でも ECG から R 波のピークを検出して心拍数を算出した。しかし、このままでは心拍

数データは等間隔ではない時系列データとなるので、心拍変動に関する研究でよく用いられている、サンプリング周波数 10Hz での 3 次 spline 補間を行い、等間隔の時系列データに変換した。

心拍数の算出後、認知負荷に関する特徴量を抽出した。瞳孔径と同様、心拍数は認知負荷の上昇によって酸素消費量と共に上昇し、負荷が解消された後は減少しピークが生じる [19]。よって、瞳孔径と同様に抽出区間 i の心拍数のピークを特徴量 HR_i として図 4.12 のように抽出した。また、心拍数は刺激呈示から 1 拍程度 (成人で約 0.6 ~ 1.1 秒) 遅れることが報告されており [32]、本研究では 2 拍遅れる可能性も考慮し、やや長めに見積もって $t' = 2(sec.)$ として特徴量を抽出した。

4.2.5.2 メンバシップ関数の設定

各特徴量に対するメンバシップ関数 (前件部メンバシップ関数) は 4.2.4.2 と同様、式 4.26 ~ 式 4.31 とし、 $h = 2$ とした。理由も同様であり、瞳孔径や心拍数もメンバシップ関数の閾値について明確に示唆された既往研究が少ないため、コンパクト・サポートのないガウシアン形状の関数を用いた。

次に、前件部メンバシップ関数のパラメータ T_{Low} , T_{Middle} , T_{High} について述べる。以降では、区別のために瞳孔径におけるメンバシップのパラメータを T_{Low}^{PU} , T_{Middle}^{PU} , T_{High}^{PU} 、心拍におけるパラメータを T_{Low}^{HR} , T_{Middle}^{HR} , T_{High}^{HR} と記した。

まず、執務者を一定時間安静にさせ、安静時は認知負荷が全くかかっていない状態であると仮定し、この時の瞳孔径及び心拍数の平均値をそれぞれ T_{Low}^{PU} , T_{Low}^{HR} に設定した。安静期間の時間設定において明確な知見はないが、極端に短い場合は安静時の正確な瞳孔径や心拍が正しく計測できず、極端に長い場合は執務者の眠気が原因で瞳孔径の収縮が進み、眠気によるアーチファクトがデータに混入する可能性がある。本研究では眠気の促進を抑えつつ正確な計測を目指すため、1 分間を安静時間とした。

瞳孔径について、Hess [14] らによるとタスク遂行時の瞳孔径と積算の暗算タスクの難易度には相関が認められ、タスク開始前の安静時と比べて 4% ~ 29.5% 程度の上昇が認められている。Hess らの実験で用いられた 2 桁 × 2 桁の暗算積算は短期記憶を 7 チャンク前後要求するタスクであり、人間の短期記憶が最大で 7 ± 2 チャンクであることを考えると、このタスクによる認知負荷は高いと言える。したがって、本研究では認知負荷が高い時、瞳孔径は安静時と比べて最大約 30% 散瞳すると考え、 $T_{High}^{PU} = T_{Low}^{PU} \times 1.3$ とし、 $T_{Middle}^{PU} = T_{Low}^{PU} \times 1.15$ と設定した。一方、心拍数については石橋ら [19] によると数字の暗唱タスクにおいて心拍数と難易度に相関が認められ、特に 7 桁の暗唱では 20% の上昇が認められた。こちらのタスクも短期記憶の観点から高い認知負荷を与えられ、高い認知負荷下では心拍数は安静時に比べて約 20% 上昇すると考え、 $T_{High}^{HR} = T_{Low}^{HR} \times 1.2$, $T_{Middle}^{HR} = T_{Low}^{HR} \times 1.1$ と設定した。

4.2.5.3 規則設定

認知負荷推定で設定した規則は表 4.2 に示す通りである。瞳孔径および心拍数の 2 変数に対してそれぞれ「High」「Middle」「Low」の 3 ファジィ集合を設定したため、規則数は $3 \times 3 = 9$ 個となった。

表 4.2 認知負荷推定での規則

No.	If		Then
	瞳孔径	心拍数	認知負荷
1	High	High	High
2	High	Middle	High
3	High	Low	Middle
4	Middle	High	High
5	Middle	Middle	Middle
6	Middle	Low	Low
7	Low	High	Middle
8	Low	Middle	Low
9	Low	Low	Low

認知負荷推定における規則は、パフォーマンス推定での規則と比べ設定が容易である。既往研究より瞳孔径や心拍数と認知負荷の関係が認められているため、瞳孔径及び心拍数が高ければ認知負荷は高く、逆にそれぞれ低ければ認知負荷も低いとする単純な規則設定で十分である。また、一方が高く他方が低いというほぼ逆の反応を示す場合は、過去の研究から考えると起こりにくいケースではあるが、そのような場合の認知負荷は上昇中もしくは下降中であると考え、中位程度の負荷であると仮定し、「Middle」として設定した。

4.2.6 認知・作業状態推定

パフォーマンス及び認知負荷を推定した後、最後に認知・作業状態を推定する。ここで、本研究で提案した図 4.1 のパフォーマンス-認知モデルをファジィ推論の規則表のようにしてまとめると、表 4.3 のようになる。

表 4.3 認知状態推定における規則

No.	If		Then
	パフォーマンス	認知負荷	認知・作業状態
1	High	High	High Working State
2	High	Low	Optimal Working State
3	Low	High	Bad Working State
4	Low	Low	Low Working State

ここで、パフォーマンス及び認知負荷をそれぞれファジィ化し、各規則つまり各認知・作業状態の適応度を算出した。以下にその詳細を述べる。

パフォーマンスおよび認知負荷のファジィ化にあたって、設定した規則からファジィ集合は「Low」および「High」の 2 集合とした。また、使用したメンバシップ関数は式 4.26 および式 4.30, $h = 3$ とし、それぞれの閾値については $T_{Low} = 0$, $T_{High} = 1$ と設定した。これはパフォーマンス推定のエラー率の時と同様のパラメータであり、これは 4.2.4 及び 4.2.5 で、パフォーマンスと認知負荷がファジィ推論により $[0,1]$ の範囲で定量化されているためである。

ここで、ある時点での表 4.3 の各規則の適応度について High Working State の適応度を ϕ_{CH} ,

Optimal Working State を ϕ_{CO} , Bad Working State を ϕ_{CB} , Low Working State を ϕ_{CL} とする。さらに、このときのパフォーマンスを X_i , 認知負荷を Y_i としたとき、式 4.26～式 4.31 から算出された $\mu_{Low}(X_i)$ などのファジィ変数を用いて、適応度 ϕ_C は以下ようになる。

$$\phi_{CH} = \min(\mu_{High}(X_i), \mu_{High}(Y_i)) \quad (4.35)$$

$$\phi_{CO} = \min(\mu_{High}(X_i), \mu_{Low}(Y_i)) \quad (4.36)$$

$$\phi_{CB} = \min(\mu_{Low}(X_i), \mu_{High}(Y_i)) \quad (4.37)$$

$$\phi_{CL} = \min(\mu_{Low}(X_i), \mu_{Low}(Y_i)) \quad (4.38)$$

以上の適応度をそれぞれの認知・作業状態の適応度として本手法の出力とした。それぞれ $[0,1]$ をとる値であり、ある状態の適応度が 0 に近いほどその状態である可能性は低く、1 に近いほどその状態である可能性が高いと言える。

執務者の認知・作業状態を一意に推定する場合は、各 4 状態の適応度を算出するだけでなく、それらの中で最も適応度の高い状態をその時点の状態と推定する。しかし、そのような推定手法の欠点として、適応度が非常に近い値を取る複数の状態が存在する場合、僅かな誤差により推定結果が大きく変わる可能性がある。一方、一意に状態を推定せず、各状態の適応度を推定結果として出力した場合、それぞれの適応度が拮抗する場合や逆にある 1 状態の適応度が明らかに高い場合などが判別可能となるため、認知・作業状態の誤推定の回避が容易になる。したがって、本研究ではあえて認知・作業状態を一意に推定せず、4 状態の適応度をそれぞれ推定結果として出力した。

最後に、4.2.4 で述べたパフォーマンス推定、4.2.5 で述べた認知負荷推定、そして本節で述べた認知・作業状態推定をまとめたアルゴリズムのフローチャートを図 4.14 のようなフローチャートに示す。図中のサブルーチン処理「ファジィ推論」は 4.2.3.4 で定義した処理であり、フローチャートは図 4.8 に示す通りである。

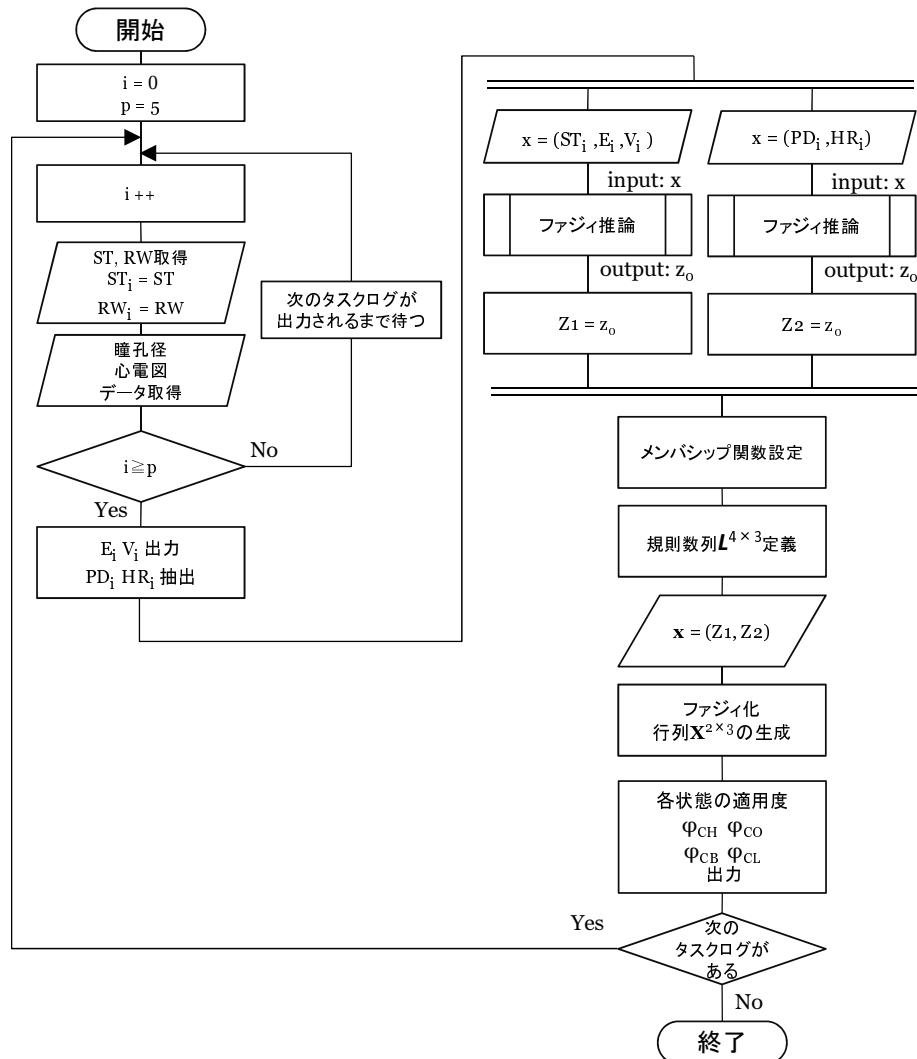


図 4.14 認知・作業状態推定アルゴリズム

4.3 提案手法の妥当性評価実験

4.3.1 目的

本実験では、まず 4.2.4 や 4.2.5 で述べた各特徴量が提案手法の入力として妥当であるかを評価し、次に本手法が認知・作業状態を推定する上でパフォーマンス評価および認知負荷評価が妥当であることの確認を目的とした。本実験では前提として、タスク難易度の上昇によって解答時間、分散性、エラー率、瞳孔径及び心拍数が増加し、その結果パフォーマンスが低下、認知負荷が増加すると仮定した。この仮定のもとで、難易度の異なる複数のタスクを実施し、各特徴量や提案手法によって推定されたパフォーマンス及び認知負荷が仮定を満たすかを確認した。したがって、本実験では、パフォーマンスおよび認知負荷の推定値がタスク難易度間で有意差が認められ、4つ

の認知・作業状態の適応度でも同様に有意差が認められた場合、本提案手法は先述の妥当性を有していると評価する。

4.3.2 実験方法

4.3.2.1 実験環境

実験は、総合研究 11 号館 105 号室にて実施した。実験室のレイアウトを図 4.15 に示す。

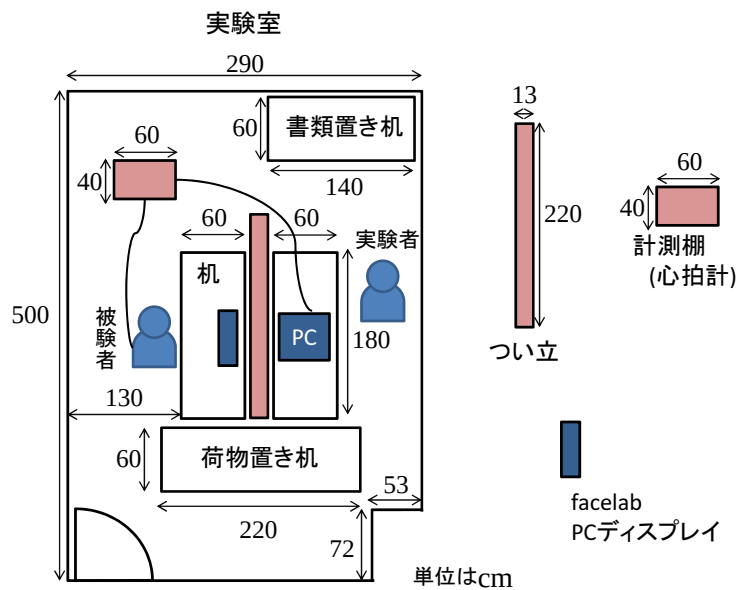


図 4.15 実験室のレイアウト

計測棚には心拍計や電極装着時の皮質除去のための無水エタノールやガーゼなどを収納しており、脚にキャスターを装着し、被験者の座る椅子の位置に合わせて自由に移動できるようにした。実験中は室温を $24 \pm 1^{\circ}\text{C}$ 、騒音は 45dB 以下に調節した。また、机上面照度が $525 \pm 50\text{lux}$ 、被験者の眼球付近の照度が $400 \pm 50\text{lux}$ になるように照明及び PC ディスプレイ輝度を調節した。

4.3.2.2 認知タスク

本研究では認知タスクに暗算加算タスクを用いた。採用理由として、暗算タスクは (1) 短期記憶および作業記憶に負荷のかかるタスクであること、(2) 難易度調整が容易であること、(3) 数字のみを使用したタスクであることの以上 3 点が挙げられる。1 点目について、このようなタスクはこれまでの認知負荷研究でよく用いられており、それぞれの記憶にかかる負荷によって認知負荷が変動するため、これらの記憶に負荷をかけることは認知負荷計測を行う上で最も重要である。2 点目の難易度調整の容易さについては、難易度により変動すると考えられる執務者の内的要因 (認知負荷) を評価するため、提案手法の妥当性評価を行う上で必要である。最後に 3 点目については、高度な技能を必要とするタスクではないため、個人間の言語能力や数学能力の差によるタスクパフォーマンスへの影響が低いと考えられる。

パフォーマンス推定や認知負荷推定の評価値は知的作業によって決まるものであり、それぞれの値が知的能力を必要としない単純なキー入力の操作ミスなどから影響を受けることは最大限避けるべきである。したがって、解答入力にキーボード操作を要求した場合、キーボードの入力ミスが生じる可能性がある。そこで本研究では PC のマウス操作のみでタスク遂行ができるよう、図 4.16 の (A)、(B) および (C) に示したように画面内に解答入力パネルを設置し、ボタンをキーボードのキーより大きくすることで入力ミスを抑えるよう設計した。タスクの解答手順は以下の通りである。(1) 最初に図 4.16(A) にあるように画面に呈示された数字を記憶した後、画面右下の「E」ボタンをクリックする。(2) 次に、図 4.16(B) のように呈示された同じ桁数の異なった数字と (1) で記憶した数字を足し合わせる。(3) 最後に画面内の数字パネルをクリックして解答を入力し、「E」ボタンをクリックし解答を終了し、(1) へ戻る。このとき、解答入力パネルのボタンをクリックすると同時に (2) で呈示されていた数字は消え、入力した解答が図 4.16(C) のように表示される。以上の (1) ~ (3) が 1 つのタスクシーケンスであり、一定時間このシーケンスを繰り返す。

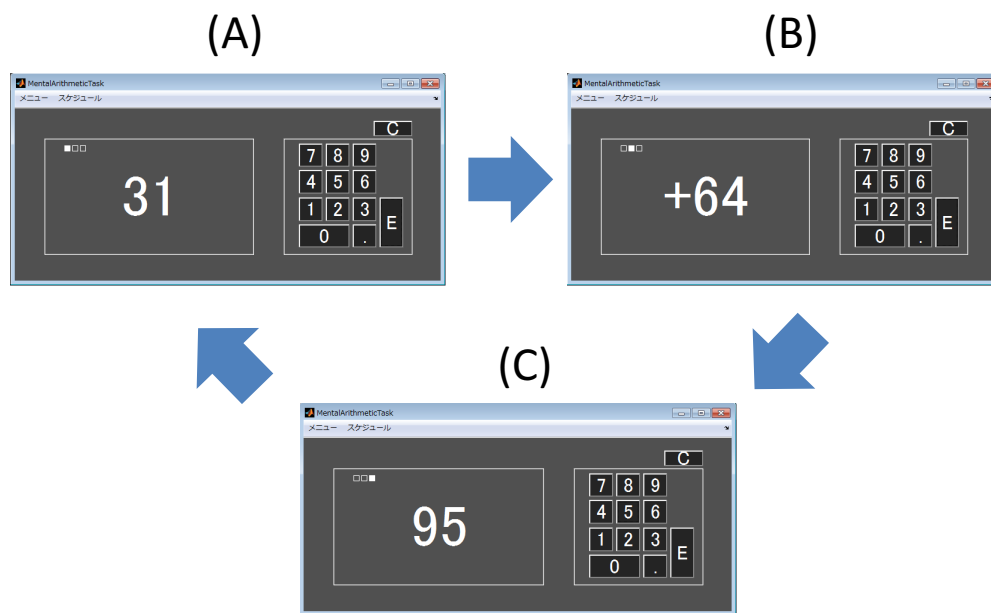


図 4.16 タスクのインタフェースとタスク解答の流れ

難易度 1 のタスクでは 1 桁の数字を提示し、難易度が上がるごとに桁数が 1 ずつ増加する。また、各シーケンス間での難易度を均一にするために、加算による繰り上がりが生じないように呈示数字を調整した。タスクの作業記録 (タスクログ) は、(1) ~ (3) の作業を終えるまでのそれぞれの時間の合計 (以降、解答時間と記す) および解答の正誤である。

本研究ではパフォーマンス、認知負荷および認知・作業状態推定に複数の難易度のタスクを用いた。これは先述の通り、難易度による各指標の変動を評価するためである。したがって、少なくとも低難易度と高難易度の 2 群を設ける必要があり、さらにそれぞれの難易度が過度でないことが望ましい。短期記憶の観点から、暗算加算タスクで要求される最大記憶容量は、最初に覚える数字

の桁数と解答する数字の桁数の和であると考えられる．よって，本研究で用いた認知タスクは同じ難易度であれば桁数が一定であるため，最大必要記憶容量は桁数 $\times$ 2 チャンクである．人間が短期的に保持できる最大記憶容量は 7 ± 2 チャンクと言われており [33]，高難易度では 7 前後のチャンクを必要とする桁数が適していると考えられる．したがって，高難易度には最大 $4 \times 2 = 8$ チャンク必要な 4 桁暗算を用いた．一方，低難易度タスクは，先に述べたように短期記憶容量が最大 7 ± 2 チャンクであることから， $7 - 2 = 5$ チャンク未満を必要とするタスクが望ましい．したがって，最大 $2 \times 2 = 4$ チャンク必要とする 2 桁暗算もしくは $1 \times 2 = 2$ チャンク必要とする 1 桁暗算が該当するが，1 桁暗算は暗算とは言い難く，あまりにも短期記憶に負荷がかからないと思われるので，2 桁暗算を低難易度タスクとして用いた．本研究では，この 2 種類の難易度でそれぞれパフォーマンス，認知負荷および認知・作業状態を推定した．

また，パフォーマンス推定のメンバシップ関数を導出するため，以下に示す通り解答時間の理論値を計算した．2 桁暗算や 4 桁暗算をそれぞれ表 4.4 や表 4.5 のように認知ステップ分解し，各ステップの処理時間の最短と最長の合計から解答時間の理論値を導出した．以上の計算から，各難易度の解答時間の理論値を表 4.6 に示した．

表 4.4 2 桁暗算タスクの認知ステップと最短および最長処理時間

順番	ステップ	分類	最短 (ms.)	最長 (ms.)
1	十の位の数字を見ようとする	運動命令	30	100
2	十の位の数字を見る	眼球運動	20	50
3	十の位の数字を確認	知覚	50	200
4	十の位の数字を記憶	記憶	25	25
5	一の位で，順番 1～4 と同様	上記と同様	125	375
6	Enter キーを押す	運動	500	900
7	十の位の数字を見ようとする	運動命令	30	100
8	十の位の数字を見る	眼球運動	20	50
9	十の位の数字を確認	知覚	50	200
10	十の位の数字を記憶	記憶	25	25
11	最初の十の位の数字を思い出す	想起	175	175
12	十の位の数字を足し合わせる	思考	25	170
13	十の位の数字を記憶	記憶	25	25
14	一の位で，順番 10～13 と同様	上記と同様	350	745
15	保持情報を整理する	想起	175	175
16	十の位を思い出す	想起	175	175
17	キーを押す	運動	500	900
18	一の位を思い出す	想起	175	175
19	キーを押す	運動	500	900
20	Enter キーを押す	運動	500	900
		計	3475	6365

表 4.5 4 桁暗算タスクの認知ステップと最短および最長処理時間

順番	ステップ	分類	最短 (ms.)	最長 (ms.)
1	千の位の数字を見ようとする	運動命令	30	100
2	千の位の数字を見る	眼球運動	20	50
3	千の位の数字を確認	知覚	50	200
4	千の位の数字を記憶	記憶	25	25
5	百の位で, 順番 1~4 と同様	上記と同様	125	375
6	十の位で, 順番 1~4 と同様	上記と同様	125	375
7	一の位で, 順番 1~4 と同様	上記と同様	125	375
8	Enter キーを押す	運動	500	900
9	千の位の数字を見ようとする	運動命令	30	100
10	千の位の数字を見る	眼球運動	20	50
11	千の位の数字を確認	知覚	50	200
12	千の位の数字を記憶	記憶	25	25
13	最初の千の位の数字を思い出す	想起	175	175
14	千の位の数字を足し合わせる	思考	25	170
15	千の位の数字を記憶	記憶	25	25
16	百の位で, 順番 10~15 と同様	上記と同様	350	745
17	十の位で, 順番 10~15 と同様	上記と同様	350	745
18	一の位で, 順番 10~15 と同様	上記と同様	350	745
19	保持情報を整理する	想起	175	175
20	千の位を思い出す	想起	175	175
21	キーを押す	運動	500	900
22	百の位を思い出す	想起	175	175
23	キーを押す	運動	500	900
24	十の位を思い出す	想起	175	175
25	キーを押す	運動	500	900
26	一の位を思い出す	想起	175	175
27	キーを押す	運動	500	900
28	Enter キーを押す	運動	500	900
		計	5745	10655

表 4.6 解答時間の理論値

桁数	最小値 (sec.)	最大値 (sec.)
2 桁	3.375	6.165
4 桁	5.645	10.455

4.3.2.3 測定手法

心電図計測には株式会社デジテック研究所 Polymate AP216 を使用した。電極には入力インピーダンスが $300\text{G}\Omega$ のアクティブ電極を使用し、測定時には部屋の湿度を $50\pm 5\%$ に保ちつつ装着部位のアルコール消毒および皮質除去を行い、電極と皮膚間インピーダンスが $5\text{k}\Omega$ 以下になるよう調整した。ハイパスフィルタの時定数を 3.0sec に設定し、ローパスフィルタのカットオフ周波数を 100Hz に設定した。また、商用電源からのハムノイズ除去のため、ノッチフィルタの周波

数を 60Hz に設定した．右耳朶及び左耳朶にはそれぞれグランド電極及びリファンレンス電極を装着した．心電図の正極 (ECG+) は右首筋，負極 (ECG-) は左脇腹に装着した．

瞳孔径計測は Seeing Machines, Inc. の赤外線視線計測カメラ faceLAB 5 を用いて行った．計測の際は図 4.17 のように被験者を椅子に座らせ，カメラを机から上方 36° に固定し，被験者の顔を撮影できるように椅子の高さ及び位置を調整した．

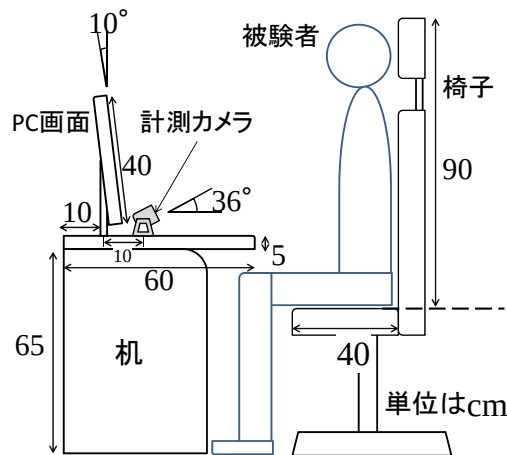


図 4.17 被験者と計測機材の位置関係

4.3.2.4 実験スケジュール

実験は平成 25 年 11 月 4 日～21 日の期間で，被験者 1 人あたり 2 日間行った．初日の実験スケジュールは以下の表 4.7 に示す通りである．

表 4.7 初日の実験スケジュール

所要時間	内容
5 分	瞳孔径測定 (スクリーニング)
10 分	2 桁暗算・4 桁暗算タスク練習
15 分	実験説明・同意確認
合計：30 分	

スクリーニングは瞳孔径計測の精度を基準とした．瞳孔径計測カメラは，全ての被験者に対して高い精度で瞳孔径をトラッキングできるとは限らず，コンタクトレンズやメガネを着用している場合，レンズの度数などによっては著しくトラッキング精度が落ちる場合がある．トラッキング精度が低い被験者は正常な計測データを取得できないため，事前にスクリーニングを実施する必要があった．瞳孔径計測の精度確認は，被験者を開眼安静状態で図 4.17 のように座らせ，カメラに瞳孔径をトラッキングさせるだけで良かったため，椅子の位置調整も含めて 5 分程度で終了した．このとき，開眼であるのにも関わらずトラッキングエラーが生じる被験者は初日で実験を終了した．トラッキングが正常に行われた被験者には引き続き，実験 2 日目に行う 2 桁暗算及び 4 桁暗算タスクの練習を各 5 分間行わせた．その後実験説明を 15 分程度行い，生理指標計測についてイ

第4章 パフォーマンス-認知モデルを用いた知的作業中の認知・作業状態推定手法

ンフォームドコンセント及び同意書を取り，被験者に活動量計測器と表 4.8 に示すような項目を聞く事前アンケート用紙を渡した．

被験者には実験日 2 日目の前日に事前アンケート用紙に回答を記入し，同時に活動量計測器を装着して 6 時間以上睡眠を取り，カフェインやアルコール等の摂取を控え，実験当日まで計測器の装着を維持するよう教示を与えた．このような教示を与えたのは，睡眠時間や生活習慣の統制を意図したからである．生理指標は生活習慣から影響を受けるため，実験当日に寝不足による眠気や疲労の影響を除外する必要がある．したがって，本実験では事前アンケートや活動量計測器によって被験者の生活を統制した．

表 4.8 事前アンケート項目

項目	回答方法
参加日前日の就寝時間と当日の起床時間	自由記述式
朝食の有無	(有・無) からの選択式
昼食の有無	(有・無) からの選択式
食事の内容と時間	自由記述式
現在の体調	快調・普通・不調
体調が不調の場合，その内容	自由記述式
前日の睡眠具合	良・やや良・普通・やや悪・悪
当日の目覚めの良さ	良・やや良・普通・やや悪・悪
服用中の薬	自由記述式
前日から当日までにした運動の内容	自由記述式
カフェイン・アルコールの摂取	(有・無) からの選択式
摂取した場合，内容と時間	自由記述式
普段の喫煙の量	自由記述式

2 日目の実験スケジュールは表 4.9 の通りである．

表 4.9 2 日目の実験スケジュール

所要時間	内容
10 分	電極装着・瞳孔径計測カメラ設定
1 分	1 桁暗算加算
1 分	ベースライン測定*
3 分	finger tapping*
1 分	ベースライン測定*
10 分	タスク A**
5 分	NASA-TLX
1 分	ベースライン測定*
10 分	タスク B**
5 分	NASA-TLX
5 分	計器取り外し
合計：52 分	

*：生理指標計測

**：生理指標計測及びタスクログ取得

内容に記載されている「*」や「**」は，前者が生理指標計測，後者が生理指標計測及びタスクログ取得を行った項目である．表中のタスク A 及びタスク B は 2 桁暗算と 4 桁暗算のいずれか

であり、順序効果を打ち消すために被験者によってランダムに割り振り、タスク A が 2 桁暗算でタスク B が 4 桁暗算のグループとその逆の割り振りのグループの被験者数が同程度になるよう調整した。各タスク終了後に行った NASA-TLX はタスクに対するモチベーションや精神負荷などに関する主観指標である [34]。

finger tapping (以降は finger と記す) は暗算加算タスクの対照タスクとして採用した。対照タスクを実施した目的は生理指標計測中、タスク実行時の指や腕の動きなどから生じる認知負荷に影響を持たないアーチファクトが計測され、認知負荷推定の結果に及ぼす影響を確認するためである。したがって、このタスクでの心拍数及び瞳孔径データを 2 桁暗算及び 4 桁暗算と同様、解析の対象として計測した。finger 中は、4.3.2.2 で述べた認知タスクの桁数を 1 桁とした時と同じ画面を表示した。この時、被験者には「最初の呈示数字を見ずに「E」ボタンを押し、計算せずにランダムな 1 桁の数字を解答し、「E」ボタンを押して解答する」という、知的能力を必要とする認知プロセスを除去した作業を行うよう教示を与えた。

また、1 桁暗算加算は実験開始時にしばしば見られる被験者のモチベーション上昇が評価対象であるタスク A 及びタスク B へ影響することを防ぐためのダミータスクであり、この時のタスクログ及び生理指標を取得しなかった。同様に実験終了間際にしばしば見られるモチベーション上昇による影響を打ち消すため、初日に行った実験説明では 2 日目の実験スケジュールとして表 4.9 ではなく、この表の「計器取り外し」項目の前に 15 分のタスク C 実施が追加された表を用いて説明を行った。当日の実験ではタスク B 及び NASA-TLX 終了後に、タスク C はダミータスクであったことを説明し、タスクを実施せず実験を終了した。

4.3.2.5 被験者

被験者の募集は京都大学生協で行い、(1) 過去に心臓や眼球に疾患の経験がないこと、(2) 母国語が日本語であること、(3) 性別が男性であることを条件とし、先述の実験スケジュールや計測方法を告知した上で、実験参加が可能な被験者を募集した。(1) を提示したのは、過去の疾患によって健常者と異なる瞳孔径や心拍数の変動が計測された場合、提案手法の妥当性評価が正確に行えないため、疾患の経験がある被験者を除外する必要があったためである。(2) については実験説明や被験者の生活統制の教示を正確に行うためである。最後の (3) に関しては、被験者への電極装着時に不快感を与えないように、実験者と性別を一致させる必要があったためである。

募集の結果、31 名の男性大学生が本実験に参加した。被験者の属性を表 4.10 に示す。

また、タスク A の項目には 2 日目の実験日にてタスク A で行ったタスク名を記した。被験者 s31 は初日のスクリーニングで著しい瞳孔径トラッキングエラーが認められたため、初日の参加のみであった。トラッキングエラーの原因として、被験者 s31 の着用していたメガネのレンズが厚く、瞳孔径が識別困難であったことが挙げられる。他にも数名の被験者がメガネを着用していたが、トラッキングは比較的安定していたため 2 日目も実験に参加してもらった。

表 4.10 被験者属性

ID	年齢	メガネ着用	初日	時間帯	2 日目	時間帯	タスク A
s01	21	無	2013/11/4	10:00-10:30	2013/11/12	8:45-10:15	2 桁暗算
s02	22	無	2013/11/4	10:30-11:00	2013/11/14	13:00-14:30	2 桁暗算
s03	20	無	2013/11/4	11:00-11:30	2013/11/14	8:45-10:15	2 桁暗算
s04	25	有	2013/11/4	13:00-13:30	2013/11/12	14:45-16:15	4 桁暗算
s05	18	無	2013/11/4	14:00-14:30	2013/11/12	16:30-18:00	2 桁暗算
s06	18	無	2013/11/4	15:00-15:30	2013/11/12	10:30-12:00	4 桁暗算
s07	19	無	2013/11/4	16:00-16:30	2013/11/16	8:45-10:15	4 桁暗算
s08	20	有	2013/11/5	9:00-9:30	2013/11/14	10:30-12:00	4 桁暗算
s09	22	有	2013/11/5	10:00-10:30	2013/11/19	10:30-12:00	2 桁暗算
s10	20	無	2013/11/5	11:00-11:30	2013/11/12	13:00-14:30	2 桁暗算
s11	20	有	2013/11/5	15:30-16:00	2013/11/13	13:00-14:30	2 桁暗算
s12	23	無	2013/11/6	13:30-14:00	2013/11/13	14:45-16:15	4 桁暗算
s13	23	無	2013/11/6	14:30-15:00	2013/11/11	14:45-16:15	2 桁暗算
s14	19	無	2013/11/6	15:00-15:30	2013/11/12	18:15-19:45	4 桁暗算
s15	24	無	2013/11/7	9:00-9:30	2013/11/13	10:30-12:00	4 桁暗算
s16	21	無	2013/11/7	11:30-12:00	2013/11/13	8:45-10:15	2 桁暗算
s17	25	無	2013/11/7	13:00-13:30	2013/11/11	13:00-14:30	4 桁暗算
s18	20	無	2013/11/7	13:30-14:00	2013/11/14	16:30-18:00	4 桁暗算
s19	21	無	2013/11/7	14:00-14:30	2013/11/11	8:45-9:45	2 桁暗算
s20	19	無	2013/11/7	14:30-15:00	2013/11/15	10:30-12:00	4 桁暗算
s21	23	無	2013/11/7	16:00-16:30	2013/11/21	14:45-16:15	4 桁暗算
s22	20	無	2013/11/8	10:00-10:30	2013/11/18	14:45-16:15	4 桁暗算
s23	22	無	2013/11/8	11:00-11:30	2013/11/11	16:30-18:00	4 桁暗算
s24	22	無	2013/11/8	11:30-12:00	2013/11/19	13:00-14:30	4 桁暗算
s25	22	無	2013/11/8	13:00-13:30	2013/11/15	13:00-14:30	2 桁暗算
s26	20	無	2013/11/8	17:00-17:30	2013/11/15	16:30-18:00	2 桁暗算
s27	23	無	2013/11/11	10:30-11:00	2013/11/15	14:45-16:15	4 桁暗算
s28	20	無	2013/11/12	12:15-12:45	2013/11/15	8:45-10:15	2 桁暗算
s29	23	無	2013/11/14	15:15-15:45	2013/11/20	10:30-12:00	2 桁暗算
s30	20	無	2013/11/14	15:45-16:15	2013/11/18	10:30-12:00	2 桁暗算
s31	22	有	2013/11/6	15:30-16:00	-	-	-

4.3.3 実験結果

4.3.3.1 被験者

2 日目に参加した被験者は表 4.10 に示した s1~s30 の 30 名であった。この 30 名のうち、1 名 (被験者 ID : s06) の ECG 波形において、図 4.18 に表すような R 波減高かつ RR 間隔が明らかに短い異常波形が見られた。ノイズや体動によるアーチファクトは認められず、正常な ECG 波形も多く計測されているため、異常波形は計測上のミスが原因であるとは考え難く、当該被験者の心拍の特性によるものであると考えられたため、本研究では被験者 s06 を解析対象外とした。

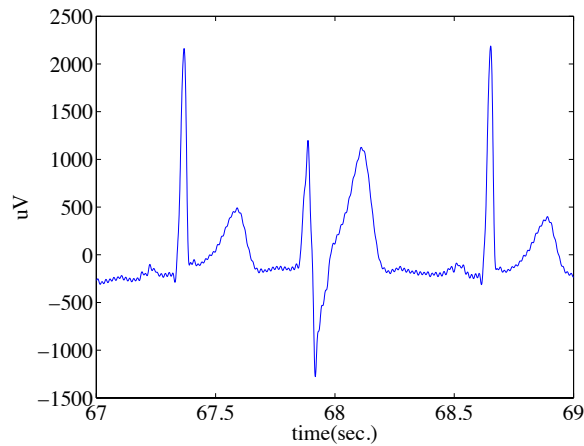


図 4.18 被験者 s06 の心電図データ

また，被験者 s16 及び s24 は実験中に体調不良及び強い眠気を訴えたため，この 2 名のデータも解析対象外とした．最終的に解析対象となった被験者は以上の被験者を除いた 27 名となった．

4.3.3.2 NASA-TLX

全被験者における，2 桁暗算及び 4 桁暗算での NASA-TLX によるメンタルワークロードの平均を表 4.11 に示す．

表 4.11 NASA-TLX によるメンタルワークロード

2 桁暗算	4 桁暗算
55.2 (9.3)	64.1 (7.0)

() 内は標準偏差

対のある t 検定を行ったところ，有意差が認められたため ($p \leq 0.001$)，本研究の認知タスクの難易度設定は被験者に異なる認知負荷を与える点で，有効であったと言える．

4.3.3.3 解答時間，分散性及びエラー率

全被験者の各タスクについて 4.2.4.1 で抽出した各特徴量の平均値と標準偏差をそれぞれ表 4.12 に示し，被験者ごとの特徴量 (解答時間，分散性及びエラー率) の平均値を表 4.13 に示す．

表 4.12 各タスクの平均特徴量 (解答時間・分散性・エラー率)

解答時間		分散性		エラー率	
2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算
4.13 (1.33)	11.24 (2.80)	1.03 (1.06)	10.72 (8.23)	3.81 (3.08)	16.27 (12.65)

() 内は標準偏差

各特徴量に対して対のある t 検定を行ったところ，有意差が認められた ($p < 0.001$)．

表 4.13 各被験者の平均特徴量 (解答時間, 分散性, エラー率)

被験者	解答時間 (sec.)		分散性 (sec. ²)		エラー率 (%)	
	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算
s01	3.28	11.96	0.43	18.41	7.69	35.50
s02	3.7	9.02	0.26	3.08	2.81	7.41
s03	4.07	13.56	0.96	16.48	2.50	30.00
s04	5.03	16.91	1.44	21.13	2.13	5.93
s05	4.14	12.02	1.37	14.90	9.82	23.68
s07	4.12	9.34	0.55	3.84	0.00	12.16
s08	4.2	11.23	1.30	31.29	4.50	10.95
s09	3.64	13.8	0.98	28.02	2.29	19.41
s10	3.46	8.62	0.51	3.85	5.37	11.48
s11	3.46	10.65	0.33	9.43	5.00	18.18
s12	3.89	10.16	0.90	5.04	3.36	14.47
s13	3.37	8.34	0.64	3.90	0.00	1.43
s14	3.69	11.88	0.29	8.39	1.55	6.67
s15	4.12	9.2	1.11	2.99	7.83	12.55
s17	2.84	10.87	0.42	8.70	9.82	61.90
s18	4.35	13.41	1.14	6.84	0.00	2.78
s19	3.35	10.56	0.61	4.78	9.50	22.22
s20	8.36	17.56	4.99	16.25	3.16	15.56
s21	7.93	16.29	2.64	24.23	3.61	18.46
s22	3.8	11.78	0.59	7.97	0.00	4.88
s23	2.69	5.99	0.13	1.66	0.57	6.05
s25	3.8	8.95	0.65	7.36	4.76	20.38
s26	3.82	11.94	0.55	5.78	0.00	3.90
s27	3.04	6.35	0.24	1.85	2.72	7.69
s28	3.35	10.47	0.44	16.86	6.43	25.22
s29	4.03	11.22	1.05	7.39	4.35	25.50
s30	5.9	11.48	3.32	9.02	3.21	15.00

4.3.3.4 心拍数及び瞳孔径

各タスクについて 4.2.5.1 で抽出した各特徴量 (瞳孔径及び心拍数) の平均値と標準偏差をそれぞれ表 4.14 に示す。

表 4.14 各タスクの平均特徴量 (瞳孔径・心拍数)

finger	瞳孔径 (mm)		finger	心拍数 (bpm)	
	2 桁暗算	4 桁暗算		2 桁暗算	4 桁暗算
3.87 (0.44)	4.01 (0.47)	4.24 (0.55)	73.8 (13.0)	75.1 (11.7)	77.2 (12.5)

() 内は標準偏差

各特徴量について, finger, 2 桁暗算及び 4 桁暗算を水準として分散分析を行った結果, 瞳孔径では $F(2,52)=24.90$, $MSe=4.45 \times 10^{-2}$, $p < 0.001$, 心拍数では $F(2,52)=8.85$, $MSe=9.18$, $p < 0.001$ となり, 各特徴量ともにタスクによる効果が認められた。さらに各特徴量に対して tukey 多重検定を行ったところ, 瞳孔径に関しては各水準で有意差が見られたが, 心拍数では finger と 2 桁暗算で有意差が見られなかった。

また、最後に各被験者ごとの特徴量の平均値を表 4.15 に示す。

表 4.15 各被験者の平均特徴量 (瞳孔径, 心拍数)

被験者	瞳孔径 (mm)			心拍数 (bpm)		
	finger	2 桁暗算	4 桁暗算	finger	2 桁暗算	4 桁暗算
s01	3.45	3.62	3.89	84.50	86.64	90.79
s02	3.61	3.87	4.64	68.67	72.50	77.00
s03	3.34	3.46	3.75	83.33	88.25	85.42
s04	4.19	3.50	4.00	78.04	74.89	78.73
s05	3.82	4.39	4.35	75.96	74.29	73.91
s07	3.61	3.78	3.91	61.61	63.13	66.32
s08	4.91	4.38	4.76	64.38	70.13	70.32
s09	3.84	4.06	4.24	73.75	72.25	74.93
s10	3.56	3.67	3.95	61.49	65.56	72.57
s11	3.79	4.06	4.36	83.49	81.36	81.48
s12	3.61	3.56	3.65	99.35	101.72	104.57
s13	3.53	3.84	3.97	65.64	65.70	66.02
s14	3.97	4.22	4.34	51.61	60.45	59.00
s15	3.55	3.79	3.72	57.93	58.10	58.89
s17	3.43	3.60	3.78	64.56	63.18	62.59
s18	4.18	5.10	5.57	87.64	78.21	85.95
s19	2.89	3.25	3.28	80.44	87.31	87.87
s20	4.25	4.75	4.79	83.52	88.99	98.63
s21	3.75	3.71	3.83	78.24	83.19	84.22
s22	3.88	4.40	4.60	100.94	91.77	99.13
s23	3.32	3.44	3.52	65.75	71.18	68.60
s25	3.96	4.39	4.67	79.05	83.16	84.91
s26	4.04	3.98	4.05	59.60	61.04	64.52
s27	3.83	3.79	3.95	65.53	71.31	70.02
s28	4.64	4.71	5.07	92.62	88.20	85.21
s29	4.11	4.28	5.08	61.31	60.99	68.16
s30	4.54	4.62	4.76	62.07	64.04	64.24

4.3.3.5 パフォーマンス、認知負荷、認知・作業状態の推定結果

次に、パフォーマンス推定及び認知負荷推定について、タスクごとの平均値及び標準偏差を表 4.16 に示す。パフォーマンス推定について、対のある t 検定を行ったところ、有意差が認められた ($p < 0.001$)。また、認知負荷推定において finger, 2 桁暗算及び 4 桁暗算を水準として分散分析を行った結果, $F(2,52)=26.42$, $MSe=0.01$, $p < 0.001$ となった。さらに, tukey 多重検定を行ったところ, 各水準間で有意差が見られた ($p < 0.05$)。

表 4.16 各タスクの平均パフォーマンス及び平均認知負荷

パフォーマンス		認知負荷		
2 桁暗算	4 桁暗算	finger	2 桁暗算	4 桁暗算
0.71 (0.21)	0.33 (0.22)	0.38 (0.14)	0.46 (0.13)	0.58 (0.13)

() 内は標準偏差

また、各推定の一例として被験者 s10 の 4 桁暗算時の推定結果を各入力特徴量と共に図 4.19 及び図 4.20 に示す。グラフ上に引かれた赤線は 4.2.4.2 や 4.2.5.2 で設定した閾値 T_{low} , T_{Middle} 及び T_{High} である。

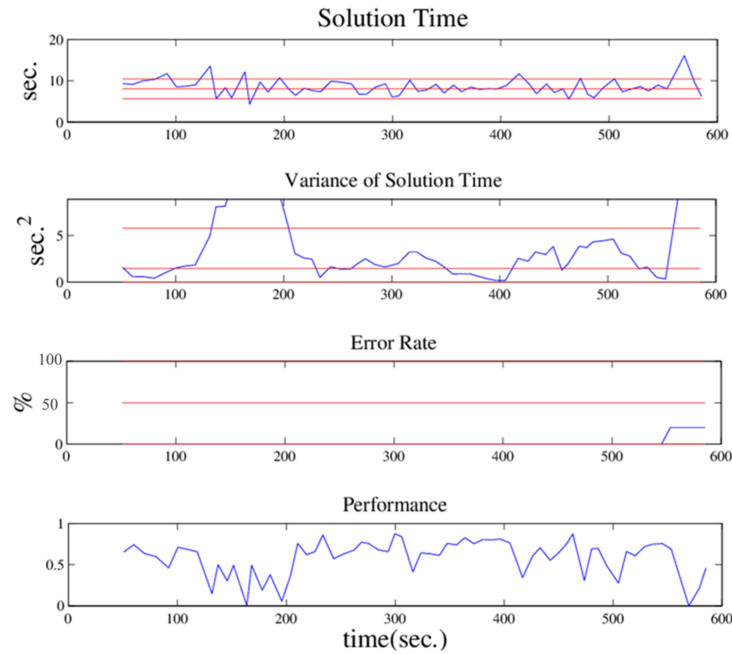


図 4.19 解答時間，分散性，エラー率及びパフォーマンス推定結果

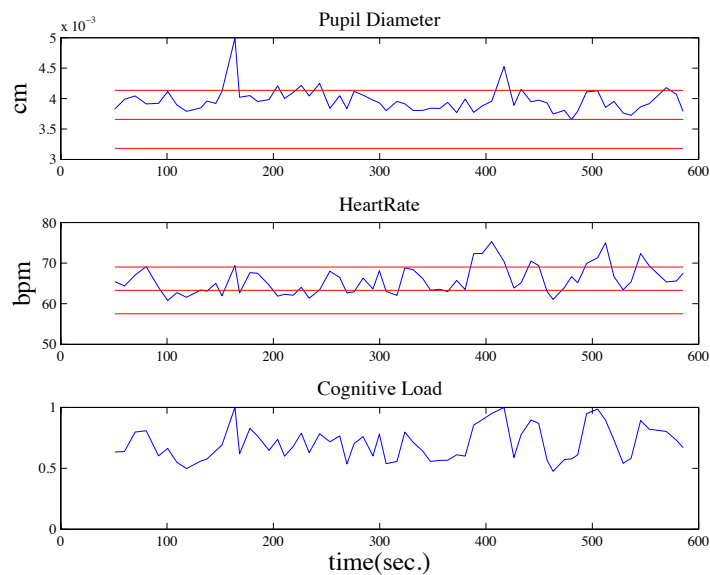


図 4.20 瞳孔径，心拍数及び認知負荷推定結果

また、各被験者ごとのパフォーマンス及び認知負荷の平均値を表 4.17 に示す。

表 4.17 各被験者の平均パフォーマンス及び平均認知負荷

被験者	パフォーマンス		認知負荷		
	2 桁暗算	4 桁暗算	finger	2 桁暗算	4 桁暗算
s01	0.84	0.16	0.39	0.36	0.60
s02	0.89	0.56	0.37	0.48	0.76
s03	0.69	0.14	0.32	0.51	0.58
s04	0.56	0.04	0.53	0.31	0.57
s05	0.61	0.18	0.69	0.76	0.85
s07	0.77	0.51	0.11	0.33	0.53
s08	0.63	0.26	0.65	0.65	0.66
s09	0.75	0.17	0.36	0.62	0.51
s10	0.82	0.54	0.39	0.54	0.67
s11	0.87	0.26	0.53	0.41	0.63
s12	0.75	0.36	0.40	0.46	0.40
s13	0.84	0.58	0.38	0.51	0.71
s14	0.88	0.15	0.35	0.38	0.48
s15	0.68	0.52	0.26	0.38	0.34
s17	0.84	0.17	0.45	0.24	0.55
s18	0.62	0.26	0.45	0.36	0.37
s19	0.79	0.37	0.38	0.33	0.41
s20	0.11	0.04	0.25	0.43	0.73
s21	0.13	0.05	0.37	0.64	0.76
s22	0.81	0.26	0.22	0.27	0.49
s23	0.97	0.83	0.14	0.53	0.53
s25	0.81	0.48	0.37	0.32	0.64
s26	0.81	0.28	0.63	0.58	0.54
s27	0.92	0.82	0.23	0.50	0.55
s28	0.84	0.34	0.23	0.34	0.49
s29	0.66	0.27	0.41	0.57	0.78
s30	0.37	0.20	0.43	0.50	0.54

次に、認知・作業状態について推定結果を評価した。各タスクの認知・作業状態の平均適応度を表 4.18 に示す。

表 4.18 各タスクの認知・作業状態の平均適応度

High W.S.		Optimal W.S.		Bad W.S.		Low W.S.	
2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算
0.24 (0.12)	0.16 (0.13)	0.37 (0.18)	0.13 (0.09)	0.12 (0.11)	0.36 (0.18)	0.11 (0.10)	0.22 (0.11)

() 内は標準偏差

また、それぞれの状態の適応度について対のある t 検定を行ったところ、各認知・作業状態において 2 桁暗算および 4 桁暗算で有意差が認められた ($p < 0.01$)。

2 桁暗算では、4 桁暗算より High W.S. 及び Optimal W.S. の適応度が高い、つまりそれぞれの状態が被験者に現れやすく、逆に Bad W.S. 及び Low W.S. が現れにくいという結果になった。最後に、被験者ごとの認知・作業状態の平均適応度を表 4.19 に示す。

表 4.19 各被験者の認知・作業状態の平均適応度

被験者	High W.S.		Optimal W.S.		Bad W.S.		Low W.S.	
	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算	2 桁暗算	4 桁暗算
s01	0.17	0.08	0.55	0.05	0.06	0.43	0.06	0.23
s02	0.32	0.44	0.38	0.09	0.04	0.29	0.04	0.07
s03	0.28	0.06	0.32	0.06	0.14	0.47	0.11	0.26
s04	0.13	0.02	0.38	0.02	0.09	0.46	0.27	0.31
s05	0.45	0.09	0.09	0.04	0.26	0.75	0.06	0.06
s07	0.16	0.23	0.57	0.24	0.07	0.26	0.09	0.19
s08	0.39	0.13	0.17	0.10	0.21	0.53	0.10	0.17
s09	0.42	0.07	0.21	0.08	0.14	0.36	0.06	0.34
s10	0.39	0.36	0.30	0.14	0.07	0.28	0.06	0.10
s11	0.26	0.12	0.49	0.11	0.05	0.50	0.04	0.18
s12	0.27	0.12	0.38	0.21	0.11	0.20	0.09	0.38
s13	0.34	0.41	0.34	0.12	0.07	0.25	0.06	0.09
s14	0.19	0.06	0.53	0.07	0.04	0.32	0.04	0.36
s15	0.20	0.13	0.42	0.38	0.10	0.15	0.17	0.27
s17	0.09	0.07	0.70	0.06	0.04	0.40	0.06	0.28
s18	0.15	0.08	0.42	0.13	0.12	0.19	0.20	0.44
s19	0.16	0.11	0.56	0.23	0.07	0.24	0.09	0.31
s20	0.04	0.02	0.05	0.02	0.27	0.68	0.47	0.14
s21	0.05	0.03	0.04	0.03	0.53	0.72	0.21	0.12
s22	0.11	0.11	0.63	0.12	0.05	0.30	0.09	0.33
s23	0.39	0.36	0.31	0.30	0.02	0.07	0.02	0.05
s25	0.13	0.31	0.59	0.14	0.06	0.31	0.08	0.14
s26	0.42	0.13	0.24	0.12	0.08	0.36	0.06	0.26
s27	0.35	0.41	0.35	0.27	0.03	0.07	0.03	0.06
s28	0.16	0.14	0.57	0.17	0.05	0.27	0.07	0.28
s29	0.32	0.13	0.26	0.05	0.17	0.55	0.11	0.15
s30	0.17	0.09	0.17	0.08	0.28	0.38	0.29	0.27

また、各推定の例として被験者 s10 の 2 桁暗算及び 4 桁暗算時の推定結果をそれぞれ図 4.21 及び図 4.22 に示し、被験者 s22 の 2 桁暗算及び 4 桁暗算時の推定結果を図 4.23 及び図 4.24 に示す。

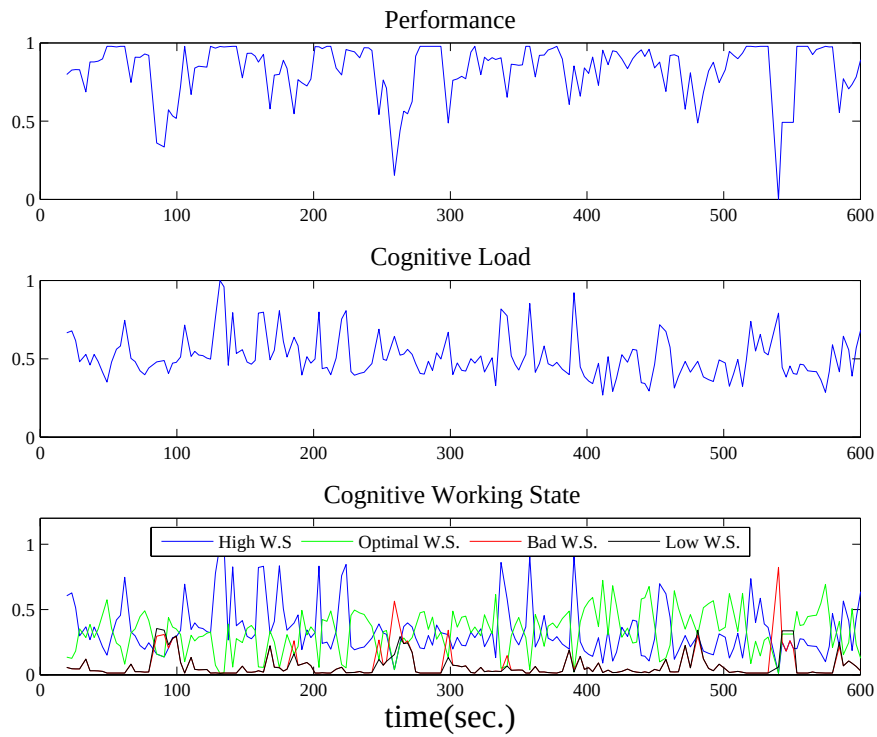


図 4.21 被験者 s10 の認知・作業状態推定結果 (2 桁暗算)

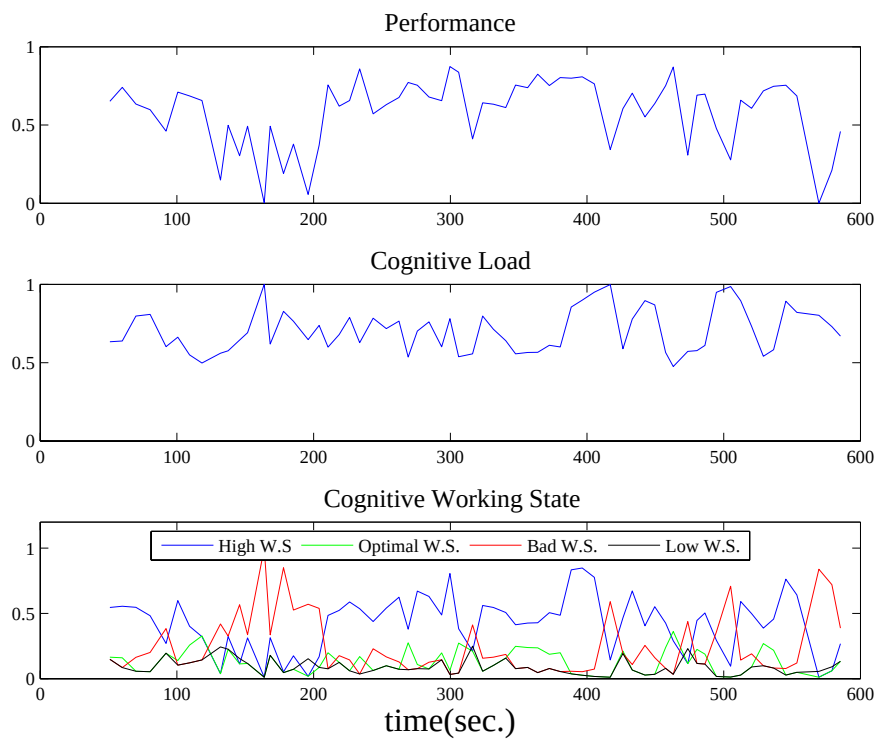


図 4.22 被験者 s10 の認知・作業状態推定結果 (4 桁暗算)

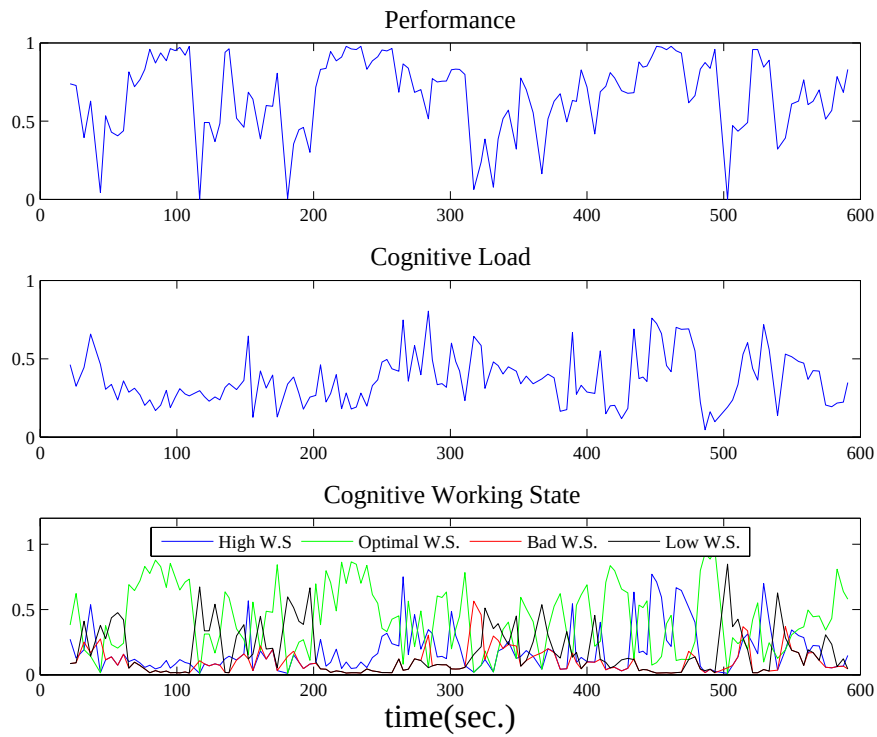


図 4.23 被験者 s22 の認知・作業状態推定結果 (2 桁暗算)

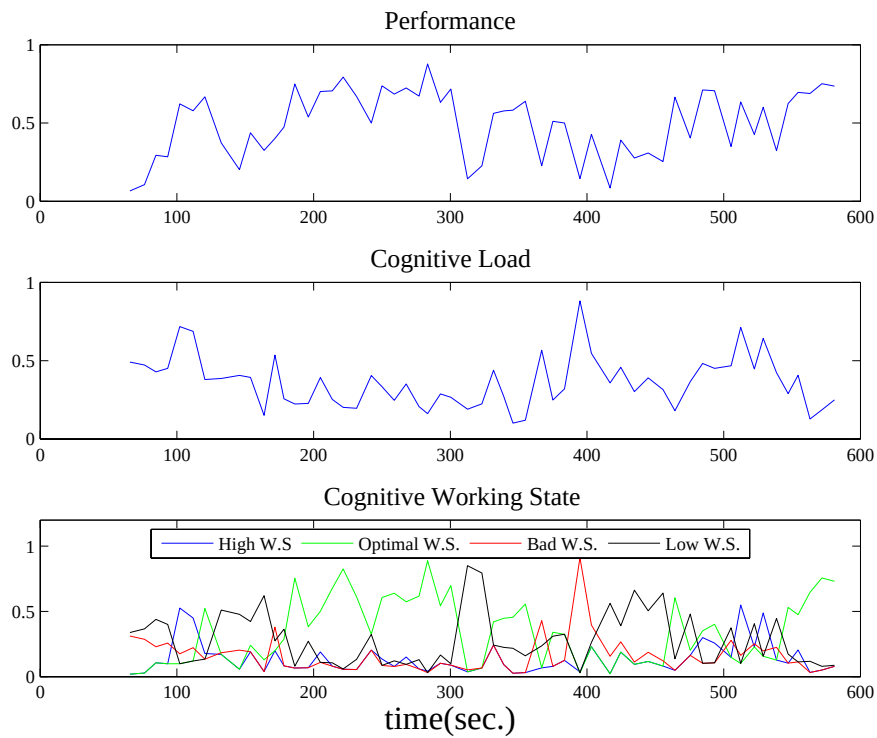


図 4.24 被験者 s22 の認知・作業状態推定結果 (4 桁暗算)

4.3.4 考察

4.3.4.1 特徴量の検討

本実験での想定として暗算加算タスクでは、桁数の増加に伴って短期記憶にかかる負荷も増加するため、記憶の保持や想起も困難となる。これにより表 4.5 で記したようなタスクの認知ステップの他にも、追加で新たな認知ステップ（記憶情報の更新や思い出しなど）が生じ、解答時間や分散性が増加する可能性がある。また、想起失敗によるエラー率の増加も起こり得る。同様に、要求される認知負荷も増加するため、瞳孔径及び心拍数が増加すると考えられる。4.3.3.3 及び 4.3.3.4 で述べた結果はこれらの仮定を満たしているため、各特徴量がタスク難易度によるパフォーマンス及び認知負荷の変動を表し得る指標であると言える。しかし、心拍数は finger と 2 桁暗算の間に有意差は認められなかった。短期記憶に負荷をかけるタスクを用いた実験 [19, 20, 24] ではコントロール群とタスク群で心拍数の有意差が認められているが、用いられたタスクは 5 チャンク～7 チャンクの短期記憶容量を要求するものであり、本研究では 4 桁暗算と同程度である。tukey 多重検定によると、finger - 4 桁暗算間 ($p < 0.01$) と、2 桁暗算-4 桁暗算間 ($p < 0.05$) では有意差が認められており、既往研究の結果と一致しているため、高認知負荷時に心拍数が有意に上昇することは示唆できるが、2 桁暗算のように比較的認知負荷が低いタスクは上昇値が小さく、その結果 finger - 2 桁暗算間で有意差が現れなかったと考えられる。以上から、心拍数は認知負荷を反映する指標ではあるが変動量が瞳孔径に比べ低く、短期記憶容量 5 チャンク相当以上の認知負荷下で有意な心拍数の上昇が見られると考えられる。

4.3.4.2 パフォーマンス推定及び認知負荷推定の検討

パフォーマンス推定では 4.3.3.5 からタスク難易度によるパフォーマンス変動が認められ ($p < 0.001$)、認知負荷推定では分散分析によりタスクの効果が認められ ($F(2,52)=26.42$, $MSe=0.01$, $p < 0.001$)、finger - 2 桁暗算間、finger - 4 桁暗算間及び 2 桁暗算-4 桁暗算間の全てで有意差が認められた ($p < 0.05$)。これらの結果は 4.3.1 で述べた、タスク難易度によるパフォーマンス低下及び認知負荷増加の想定通りであり、提案手法による推定結果が妥当であると考えられる。

しかし、パフォーマンス推定について、各入力特徴量（解答時間など）や推定結果はそれぞれタスク難易度で有意差があると分かったが、本研究のように複数の特徴量を用いてパフォーマンスを評価する必要はなく、いずれか 1 つのみを用いた評価で十分である可能性は否定できない。これまで、パフォーマンス評価に解答時間やエラー率のみを対象にする知的生産性研究 [1, 2, 6, 35] が行われていることから、確かに特徴量が 1 種類であってもパフォーマンス評価は可能であるように思える。しかし、実際の知的作業の現場では正しく評価されない恐れがある。これまでの研究や本研究における被験者実験では、あくまでも実験参加という形で被験者はタスクを遂行しているため、ホーソン効果 [36] 等から一定の高モチベーション下であり、その点で解答時間などの統制が働いている。実験結果の条件間比較を行う際のモチベーション統制が目的であるなら、ホーソン効果は問題なくむしろ望ましい効果であるが、仮にこの実験条件下で解答時間などの 1 つの特徴量がパフォーマンス評価に有効であると示唆されても、実際の知的作業の現場において

も同様に有効な指標であるとは言い難い。実際の知的作業環境下では、モチベーションなどの執務者の内的要因は統制されておらず、常に変動している。そのため、執務者が解答時間を意識するあまり正確性を欠くことも考えられる。このとき、従来の評価手法によると解答時間は短いパフォーマンスが高いと評価されるが、エラー率の高さから真にパフォーマンスが高いとは解釈できない。また、逆にエラー率のみを評価対象とした場合、正確さを意識するあまり解答時間が長引いた時でも、エラー率が低ければパフォーマンスは高いと評価されるが、解答時間の点からパフォーマンス評価が正しいとは言い難い。一方で、解答時間の平均が同程度でも、解答時間の分散が大きい場合と小さい場合ではパフォーマンスに対する解釈が異なると思われる。以上のような問題点から、本研究では 4.2.4 で述べたようにパフォーマンスを「解答時間」、「分散性」及び「エラー率」の 3 要素から成り立つ知的作業の「質」と定義し、その推定手法を提案した。本実験結果から、提案手法において推定されたパフォーマンスも各特徴量と同様にタスク難易度による変動を十分表していることが示唆されたため、パフォーマンス推定に用いる各特徴量と推定手法は妥当であると言える。

また同様の議論が、認知負荷推定についても考えられる。瞳孔径は認知負荷を反映するだけでなく、注意や感情、好み、眠気、覚醒度も反映し、さらに対光反射や筋活動によっても変動する [28, 30]。瞳孔径の変動のみからこれらを判別することは困難であり、これまでに明確な判別手法の確立はされていない。一般に瞳孔径を扱った人間の心的活動 (注意など) の評価では、光環境を統制したり体動を抑制したりして実験を行う場合が多く、瞳孔径のみを用いた評価手法には限界がある。心拍数に関しても、認知負荷以外に深呼吸や交感・副交感神経の優位関係などによって変動するため、瞳孔径と同様の問題点がある。しかし、これまでの研究 [14-24] でこれら 2 つの指標が認知負荷と正の相関を持つことが報告されているため、認知負荷変動に対する各指標の変動はほぼ共通していると考えられる。したがって、2 指標を同時に用いて認知負荷を推定することで、1 指標のみに依存した評価手法に比べてより正確な認知負荷評価が可能になると思われる。また、パフォーマンス推定の時と同様に、本実験結果から提案手法で推定した認知負荷も各指標と同様に異なる難易度のタスクによる効果が認められたため、認知負荷に用いる各特徴量と推定手法は妥当であったと思われる。

4.3.4.3 認知・作業状態推定の検討

最後に、認知・作業状態の推定結果について表 4.18 から、難易度上昇に伴って High W.S. 及び Optimal W.S. は適応度が低下し、Bad W.S. 及び Low W.S. の適応度は上昇することが分かった。特に、Optimal W.S. では 2 桁暗算及び 4 桁暗算でそれぞれ平均値が 0.37 及び 0.13, Bad W.S. ではそれぞれ 0.12 及び 0.36 と他の状態に比べて差が比較的大きい。したがって、低難易度であれば、高パフォーマンス低認知負荷、高難易度であれば逆に低パフォーマンス高認知負荷であるという想定が満たされていると言える。

次に、実際の推定結果の一例である図 4.21 ～ 図 4.24 において、これらの結果から考えられる被験者の作業状況や認知・作業状態についての考察を述べる。

まず、図 4.21 に示した被験者 s10 の 2 桁暗算時の推定結果について、認知・作業状態は High W.S. 及び Optimal W.S. がほぼ全ての作業時間で優位に現れ、特に 100 秒～250 秒の区間や 350

秒～400秒の区間で High W.S. の高いピークが複数形成されており、450秒付近や520秒付近にも高いピークが認められる。このような2状態の優位がよく見られたのは、2桁暗算であるため難易度が低く、想起失敗などのエラーが生じにくいいため、作業に集中できていたためであると考えられる。しかし、Optimal W.S. に比べて High W.S. の方が適応度が高く現れている傾向にあるため、疲労の蓄積が懸念される。一方で、Low W.S. と Bad W.S. に注目するとそれぞれ、100秒、180秒、250秒、480秒、550秒、600秒付近で、他の時間と比べ、やや高い適応度が認められる。これらのピークは、High W.S. が優位である区間の後によく見られ、被験者 s10 は疲労の蓄積などが原因で作業のペースが低下していると考えられる。しかし、それぞれ2状態のピーク形成後、High W.S. や Optimal W.S. が優位となっているため、作業へ再び集中できていると考えられる。ここで、例えば被験者 s10 がさらに作業へ集中しやすいように適切な休息のタイミングを提案するのなら、Low W.S. や Bad W.S. のピークが認められる区間はもちろんのこと、High W.S. が優位である時間が長い区間（例えば100秒～250秒など）の後に休息を促すと良いと考えられる。

次に、同被験者の4桁加算時の推定結果、図4.22について、先述の2桁暗算の場合とは異なり、High W.S. と Bad W.S. が優位である。また、前半100秒～200秒及び後半400秒～600秒では Bad W.S. が現れやすくなっているが、興味深いことに、これらの時間帯での状態遷移を見ると、前半と後半で Bad W.S. の生じた原因が異なっている可能性が考えられる。前半では常に4状態の中で Bad W.S. が最も高い適応度を示しており、後に High W.S. が優位となることから、タスクに慣れるまでに作業への集中が十分でなく、さらに4桁暗算という高難易度のタスクを解答しているため、Bad W.S. が現れやすくなったと考えられる。一方で、後半の Bad W.S. のピークについて、400秒以前では High W.S. が優位であることから、High W.S. での疲労蓄積によって Bad W.S. が現れやすくなったと考えられる。さらに、その後 High W.S. と交互にピークの形成が見られることから、疲労の回復が期待できず、Bad W.S. への遷移と High W.S. への復帰を繰り返し、作業への集中が高くない状態であると言える。このように同じ Bad W.S. であっても、認知・作業状態の時系列データを見ることで、異なる解釈ができる。したがって、例えば前半の区間を作業への集中が十分になるまでの準備期間と解釈して、この時の Bad W.S. を無視し、後半の Bad W.S. のピーク発生時には被験者 s10 に休息を促すことで、適切に疲労を回復させることができると考えられる。

次に、被験者 s22 の2桁暗算時の推定結果、図4.23について見てみると、被験者 s10 とは異なり、Low W.S. が優位である時間帯がいくつか認められる。さらにそれぞれのピークの後、Optimal W.S. が優位となっている場合が多く、この被験者は適宜休息を取りながら作業を行っていると考えられる。しかし、300秒を過ぎると、これまで適応度の低かった Bad W.S. のピークが認められるようになり、このピーク出現を皮切りに Optimal W.S. が優位な状態が継続する時間が短くなっており、他の状態のピークが頻繁に出現している。このような状態遷移は、退屈さによる疲労の蓄積が原因であると考えられる。2桁暗算は単調作業であるため、Optimal W.S. が優位であっても、ある程度の疲労は避けられなかったと思われる。

次に、同被験者の s22 の4桁暗算時の推定結果について考察する。図4.24を見ると、2桁加算の時と同様に300秒より前では Optimal W.S. が優位であるが、300秒を過ぎると Low W.S. や

Bad W.S. が顕著に現れている。2桁暗算時の推定結果も考慮すると、被験者 s22 は 300 秒前後から認知・作業状態の現れ方が変化し、Optimal W.S. の出現が抑えられることが分かる。したがって、被験者 s22 には 300 秒付近で休息を促すことで、より良い作業への集中が期待されると考えられる。

以上、4つの例を用いて推定した認知・作業状態の割合や遷移状況について考察したが、600 秒という短時間の作業でも様々な状態が変化し、被験者によってその状態遷移の様相が異なることが分かった。さらに、それぞれ4状態がどのように遷移するかを見ることで、被験者の作業状況にある程度推測でき、適切な休息のタイミングの検討が容易になった。このような考察ができたのも、本研究の提案手法によって各4状態の推定結果を時系列解析できたからである。

本研究では、被験者への不快感を与えぬように照明条件や空気質を調節し、実験条件を一定にしていたため、被験者にとってこの実験環境は比較的作業のしやすい環境であった。したがって、本項の考察では執務環境の改善案の検討として、被験者の疲労や休息のタイミングについての考慮に留めているが、今後はこの認知・状態推定手法を用いて、様々な執務環境の評価や改善案の検討を行うことができると思われる。例えば照明環境を変化させながら執務環境の評価や改善案の検討を行う際は、環境変化の前後で各4状態がそれぞれどのように変動し、どの状態が優位になるのかなどの評価から、執務者にとって作業へ集中しやすい快適な照明環境を提案できると期待される。

4.3.5 今後の課題

本研究で用いたタスクは短期記憶に負荷のかかる暗算タスクで、難易度が2桁と4桁の2種類であったが単調作業であることは否定できない。今後、提案手法を知的作業環境下で用いる際は様々な認知タスクの検討だけでなく、より高度な知的能力を必要とするタスク(航空管制のオペレーションを模したタスクなど)の検討も行わなければならない。

また、本実験では2桁暗算や4桁暗算を被験者にそれぞれ10分間で行わせたが、オフィスワーク等の知的作業環境を考えると比較的短時間である。しかし、長時間のタスク遂行による疲労の蓄積やモチベーション低下が認知・作業状態の変動に影響を与える可能性があるため、今後は長時間の実験も検討し、実際の知的作業環境により近い条件下で提案手法を評価する必要がある。

瞳孔径は認知負荷の他にも、認知活動量 [29] や覚醒度 [37] を反映すると示唆されており、どちらも知的生産性に影響を与える指標である。また、本研究では ECG から心拍数を抽出し認知負荷推定に用いたが、交感・副交感神経を表す心拍変動 [38] はストレスや心的疲労と相関があり、今後の研究ではより正確な知的生産性を評価するために、執務者の内的要因として認知負荷だけでなく他の複数の要因も評価対象にする必要がある。

4.4 結論

本研究では、執務者の複数の認知・作業状態を仮定したパフォーマンス-認知モデルを提案し、作業執務者のパフォーマンスと認知負荷、さらに High W.S., Optimal W.S., Bad W.S., Low

W.S. の 4 つの認知・作業状態を推定する手法を開発した。パフォーマンス推定では認知タスクの解答時間、分散性及びエラー率、認知負荷の推定では瞳孔径および心拍数を用いた。各推定にはルールベースのファジィ推定を利用し、過去の知見も適用させることでより正確な推定を行った。

提案手法による認知・作業状態推定の妥当性評価として、パフォーマンス及び認知負荷の推定が正当に行われているか確認するため、2 種類の難易度のタスクを用いた被験者実験を行った。実験結果から、提案手法において推定されたパフォーマンス及び認知負荷がタスク難易度上昇によってそれぞれ有意に低下及び上昇することが分かったため、提案手法による推定は妥当であると示唆された。さらに、高難易度ほど作業効率の悪い認知・作業状態である Bad W.S. になりやすく、逆に低難易度ほど作業効率の良い Optimal W.S. になりやすいことも提案手法から評価することができた。

また、10 分という短時間のタスクであっても被験者の認知・作業状態を時系列で見ると、常に一定ではなく変動しており、被験者によって変動の様子が異なることが分かった。さらに、同じ認知・作業状態であっても、前後の状態遷移から異なる解釈ができ、より詳細に執務者の作業状況を推測できる可能性が示唆された。このように、認知・作業状態を 4 状態に分類し、提案手法によって時系列的に推定することで、詳細な作業状況の推測が可能となることから、本研究で提案したモデル及び認知・作業状態推定手法によって、作業成績の評価だけでは困難であった執務者の状態を考慮した BEMS の開発が可能となる。

参考文献

- [1] 下田宏, 服部瑤子, 富田和宏, 河内美佐, 石井裕剛, 大林史明, 寺野真明, 吉川榮和: オフィスワークのプロダクティビティ改善のための環境制御法の研究- プロダクティビティ評価法 CPTOP の開発-, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2006, Vol. 1, No. 1321, pp. 145-150 (2006) .
- [2] 岩川幹生, 近辞佑樹, 榎本健治, 宮城和音, 下田宏, 石井裕剛, 寺野真明: 知的生産性改善評価のための新パフォーマンステストの開発, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2008, pp. 273-280 (2008) .
- [3] Schumacher, K.J.: ファジィ集合 自然言語演算とリスク解析, 啓学出版, 第1章-第3章 (1990) .
- [4] 長町三生: ファジィ化製品開発の基礎と実際-ニューロ・ファジィ理論から活用事例まで, 海文堂出版, 第1章 (1991) .
- [5] MathWorks, Inc.: <http://www.mathworks.co.jp/products/matlab/> (2018-11 accessed) .
- [6] Wargocki, P., Wyon, D.P., Fanger, P.O.: Productivity is Affected by the AirQuality in Offices, Healthy Building 2000, pp. 635-640 (2000) .
- [7] Miyagi, K., Kawano, S., Ishii, H., Shimoda, H.: Improvement and Evaluation of Intellectual Productivity Model Based on Work State Transition, The 2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics pp. 1491-1496 (2012) .
- [8] Card, S.K., Moran, T.P., Newell, A.: The Psychology of Human-Computer Interaction, Erlbaum Associates (1983) .
- [9] 河野 翔: 意識的な休息に着目した知的生産性変動モデルの提案と評価, 京都大学エネルギー科学研究科修士論文 (2012) .
- [10] Brünken, R., Plass, J.L. , Leutner, D.: Direct Measurement of Cognitive Load in Multimedia Learning, EDUCATIONAL PSYCHOLOGIST, Vol. 38, No. 1, pp. 53-61 (2003) .
- [11] Ling, L., Ronnie, T.: Assessing recovery from cognitive load through pen input, CHI '13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, pp. 1353-1358 (2013) .
- [12] Stevens, J.C., Gibert, G., Leung, Y., Zhang, Z.: Evaluating a synthetic talking head using a dual task: Modality effects on speech understanding and cognitive load, International Journal of Human-Computer Studies, Vol. 71, No. 4, pp. 440-454 (2013) .
- [13] Paas, F., Tuovinen, J.E., Tabbersm H., Pascal, van Gerven, W. M.: Cognitive Load Measurement as a Means to Advance Cognitive Load Theory, EDUCATIONAL PSYCHOLOGIST, Vol. 38, No. 1, pp. 63-71 (2003) .
- [14] Hess, E.H., Polt, J.M.: Pupil size in relation to mental activity during simple problem-solving, Science, Vol. 143, pp. 1190-1192 (1964) .
- [15] 山本博巳, 清水康敬: 数字列記憶実験における瞳孔面積と瞬目時間の変化, テレビジョン学会

- 誌, Vol. 45, No. 3, pp. 370-376 (1991) .
- [16] Halverson, T., Estepp, J., Christensen, J., Monnin, J.: Classifying Workload with Eye Movements in a Complex Task, Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, Vol. 56, No. 1, pp. 168-172 (2012) .
- [17] Iqbal, S. T., Adamczyk, P. D., Zheng, X. S., Bailey, B. P.: Toward an Index of Opportunity: Understanding Changes in Mental Workload during Task Execution, Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, pp. 311-320 (2005) .
- [18] Stanners, R.F., Coulter, M., Sweet, A.W., Murphy, P.: The Pupillary Response as an Indicator of Arousal and Cognition, Motivation and Emotion, Vol. 3, No. 4, pp. 319-340 (1979) .
- [19] 石橋富和, 大谷璋, 三浦武夫: 精神負担の指標としての心拍数, 産業医学, Vol. 10, No. 7, pp. 377-379 (1968) .
- [20] Turner, J.R., Carroll, D.: Heart rate and oxygen consumption during mental arithmetic, a video game, and graded exercise: further evidence for metabolically exaggerated cardiac adjustment, Psychophysiology, Vol. 22, No. 3, pp. 261-267 (1985) .
- [21] Douglas Carroll, J.Rick Turner, Rekha Prasad: The effects of level of difficulty of mental arithmetic challenge on heart rate and oxygen consumption, International Journal of Psychophysiology, Vol. 4, No. 3, pp. 167-173 (1986) .
- [22] G. Mulder, L. J. M. Mulder: Information processing and cardiovascular control, Psychophysiology, Vol. 18, No. 4, pp. 392-402 (1981) .
- [23] Kennedy, D.O., Scholey, A.B.: Glucose administration, heart rate and cognitive performance: effects of increasing mental effort, Psychopharmacology, Vol. 149, No. 1, pp. 63-71 (2000) .
- [24] Backs, R.W., Seljos, K.A.: Metabolic and cardiorespiratory measures of mental effort: the effects of level of difficulty in a working memorytask, International Journal of Psychophysiology, Vol. 16, No. 1, pp. 57-68 (1994) .
- [25] facelab, Seeing Machines, Inc., <http://www.seeingmachines.com/product/facelab/>, (2014-02 accessed) .
- [26] Suzuki, S., Matsui, T., Kawahara, H., Ichiki, H., Shimizu, J., Kondo, Y., Gotoh, S., Yura, H., Takase, B., Ishihara, M.: A non-contact vital sign monitoring system for ambulances using dual-frequency microwave radars, Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 47, No. 1, pp. 101-105 (2009) .
- [27] Cardiio, Cardiio, Inc., <http://www.cardiio.com/> (2014-02 accessed) .
- [28] Davson, H.: The eye, Academic Press, Vol. 3, pp. 255-337 (1969) .
- [29] Marshall, S.: Method and Apparatus for Eye Tracking and Monitoring Pupil Dilation to Evaluate Cognitive Activity, Patent 6,090,051, USA, (2000) .
- [30] 松永勝也: 瞳孔運動の心理学, ナカニシヤ出版, 第 2 章 pp. 78-81 (1990) .

- [31] Bjerregaard, P.: Mean 24 hour heart rate, minimal heart rate and pauses in healthy subjects 40-79 years of age; *European Heart Journal*, Vol. 4, No. 1, pp. 44-51 (1983) .
- [32] Raskin, C., David, Kotses, H., Bever, James: Cephalic Vasomotor and Heart Rate Measures of Orienting and Defensive Reflexes, *Psychophysiology*, Vol. 6, pp. 149-159 (1969) .
- [33] Miller, G.A.: The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information, *Psychological Review*, Vol. 63, No. 2, pp. 81-97, (1956) .
- [34] Hart S. G., Staveland L. E.: Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research, Hancock P. A., Meshkati N. (Eds.), *Human mental workload*, pp. 139-183, (1988) .
- [35] Thorne, D.R., Genser, S.G., Sing, H.C., Hegge, F.W.: The Walter Reed performance assessment battery, *Neurobehavioral Toxicology & Teratology*, Vol. 7, No. 4, pp. 415-418 (1985) .
- [36] Franke RH, Kaul JD: The Hawthorne experiments: First statistical interpretation, *American Sociological Review*, Vol. 43, pp. 623-643 (1978) .
- [37] 西山潤平, 谷田公二, 楠見昌司, 平田 豊: 瞳孔揺らぎを指標とした覚醒状態評価, *生体医工学*, Vol. 46, No. 2, pp. 212-217, (2008) .
- [38] Camm, A., Malik, M., Bigger, J., Breithardt, G., Cerutti, S., Cohen, R., Coumel, P., Fallen, E., Kennedy, H.L., Kleiger, R.E., Lombardi, F., Malliani, A., Moss, A.J., Rottman, J.N., Schmidt, G., Schwartz, P.J., Singer, D.: Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use; *Circulation*, Vol. 93, No. 5, pp. 1043-1065 (1996) .

第 5 章

結論

本章では序論で述べた研究の目的に対して、本研究の結果についてまとめ、今後の展望を述べる。

5.1 まとめ

本研究では、オフィスで知的作業を行う執務者の知的生産性と省エネルギーの両立を可能とする BEMS を実現するため、リアルタイムでの知的生産性を評価可能な手法の確立を目指し、その基礎検討を目的とした。そのために、本研究では以下に記す 3 つの知的生産性評価の手法に着目し、それぞれの手法の精度やオフィスなどのビル設備内での実用性を評価した。

5.1.1 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出

生理指標計測は執務者の作業を阻害しない非接触な計測が可能であり、かつ知的生産性を推測できると期待されているため、本研究では生理指標が執務者の知的作業を実施しているか否かを検知可能か確認した。そのために、知的作業中の一時休息状態検出アルゴリズムを作成し、妥当性評価を行った。執務者は、知的作業・非知的作業・非作業の行動をしていると仮定し、知的作業をしている状態を知的作業状態、非知的作業している、もしくは非作業である状態を一時休息状態と分類した。さらに、各作業状態では執務者の生理指標には違った傾向があると考え、この傾向の違いから一時休息状態を検出するアルゴリズムを作成した。被験者が 5 つのタスクをそれぞれ行う生理指標計測実験で一時休息状態を検出した結果、その正検出率は平均して約 59.0% であり、無作為に検出した場合の正検出率 (期待値) に比べて平均して約 13.6% 高かった ($p < 0.001$)。特に、5 つのタスクのうち知的要求が高い 3 つのタスクでは正検出率が期待値に比べて有意に高かった ($p < 0.001$)。また、生理指標から得た説明変数の中には、被験者によっては状態間で有意に変化しないものがあり、一時休息状態検出に適さない説明変数があると分かった。

5.1.2 知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法の検討

2 章では知的生産性の定量評価に向けた基礎検討として、人が知的作業に取り組む際の状態を知的作業状態と非知的作業状態、一時休息状態の 3 つと仮定し、複数の生理指標から一時休息状態を検出するアルゴリズムを開発したが、作業成績そのものの推定や知的生産性の定量評価へは未だ繋がっていない。そこで、生理反応を利用した知的生産性の定量的かつ客観的な評価手法の開発に向け、生理指標データから知的作業時の作業成績を推定する手法を検討した。推定に用いる生理指標には、人の認知状態を反映するとされる心拍変動と瞳孔径を採用した。これらは非接触での計測手法が開発されてきており、将来的には高精度な計測手法の確立が期待されている。そのため、この 2 つの指標に限定することで、実験環境だけでなく、執務環境での計測へと応用が期待される。推定には、機械学習手法である SVR と Random Forests の 2 つの回帰分析手法を採用し、両者の推定精度を比較した。また、本推定手法の有効性評価として、認知タスクを用いた被験者実験を行った。その結果、SVR で導出した回帰モデルにおいて、全被験者の平均決定係数 0.875 という高い推定精度を示し、SVR を用いた場合の本手法の有効性が確認できた。また、同一の認知課題であっても被験者間で生理反応に違いが見られたが、SVR の推定精度に大きく影響することはなかったため、本手法は生理反応の個人差に対して堅牢な精度を担保できることが分かり、複数の生理指標を利用する有効性が確認された。

5.1.3 パフォーマンス-認知モデルを用いた知的作業中の認知・作業状態推定手法

上記 2 つの研究では、作業成績に注目したりリアルタイム知的生産性評価を目指してきたが、一方で執務者の認知負荷に関する研究も盛んに行われており、知的生産性評価ではパフォーマンスだけでなく認知負荷の評価も必要である。なぜなら、認知負荷が高い場合と低い場合とでは、作業成績が同じであっても執務者の内的状態は異なると考えられるため、異なる知的生産性評価をすべきだからである。つまり 2 指標を適切に解釈し、執務者がどのような認知状態であるか評価することで、執務者の作業状況 (集中、休息など) が評価できれば、例えば「今は集中できている執務者も、数分後には休息に入ると予想されるから、照度を落として休息を促す」などという、従来の手法では困難であった新しい執務環境制御が行える BEMS が実現できると考えられる。そのためにはパフォーマンスと認知負荷の 2 指標を用いた新しい認知モデルを提案する必要がある。そこで本研究では、執務者の複数の認知・作業状態を仮定したパフォーマンス-認知モデルを提案し、作業執務者のパフォーマンスと認知負荷、さらに High W.S., Optimal W.S., Bad W.S., Low W.S. の 4 つの認知・作業状態を推定する手法を開発した。パフォーマンス推定では認知タスクの解答時間、分散性及びエラー率、認知負荷の推定では瞳孔径および心拍数を用いた。提案手法による認知・作業状態推定の妥当性評価として、パフォーマンス及び認知負荷の推定が正当に行われているか確認するため、2 種類の難易度のタスクを用いた被験者実験を行った。実験結果から、提案手法において推定されたパフォーマンス及び認知負荷がタスク難易度上昇によってそれぞれ有意に低下及び上昇することが分かったため、提案手法による推定は妥当であると示唆された。さらに、高難易度ほど作業効率の悪い認知・作業状態である Bad W.S. になりやすく、逆に低難

易度ほど作業効率の良い Optimal W.S. になりやすいことも提案手法から評価することができた。

5.2 Productivity-oriented BEMS 実現に向けて

これまでの BEMS は、執務環境が執務者の健康や快適性を損なわせないという制約条件の下、エネルギー消費量の最小化を目的とした最適化問題の解に基づいて、空調などの設備を制御することが求められていた。しかし、1 章で述べたように Productivity-oriented BEMS のためには、新たに執務者の知的生産性をインプットとし、この最大化も目的関数とした最適化問題を解かなければならない。

これまで実施した 3 つの研究はこのインプット部分の確立に寄与するものであった。2 章および 3 章はオフィス環境で作業成績が不可能なケースにおいて、リアルタイム知的生産性評価を可能とする手法の確立、4 章は作業成績が可能なケースにおける評価手法の確立に寄与した。

2 章の一時休息状態の検出手法は、知的生産性に関わる執務者の状態を判別するものであり、知的生産性が低下する一時休息状態の出現頻度に応じて、BEMS の制御を変更するなど、知的生産性を考慮した省エネルギーに向けたシステムの開発が可能となる。

3 章の作業成績推定手法は、2 章で実施した 3 状態の判別という分類問題から、作業成績の推定という回帰問題に拡張されたものである。これにより、より細かい連続値をインプットとした BEMS の設計が可能となったため、執務者に対して空調の温度等の制御が細かく実施できるシステムの実現が期待できる。

4 章では、認知・作業状態を 4 状態に分類し、提案手法によって時系列的に推定することで、詳細な作業状況の推測が可能となることから、作業成績の評価だけでは困難であった執務者の状態を考慮した BEMS の開発が可能となる。

以上より、Productivity-oriented BEMS のインプットである知的生産性のリアルタイム評価が可能であることが、本研究で示唆された。

5.3 今後の展望

本研究では、CO₂ 排出量抑制に向けた省エネルギーの解決策の 1 つとして期待されている BEMS に着目し、過度な省エネルギーがもたらす知的生産性低下による経済コストの増大を回避するため、リアルタイム知的生産性評価に向けた手法の開発を実施した。また、開発に際しては、非接触かつリアルタイム計測が可能な生理指標を用い、機械学習やファジィ推論による 3 つの知的生産性評価手法を検討した。その結果、評価対象は異なるものの、いずれも生理指標計測によって有意に評価可能であることが確認された。しかし、本研究では知的生産性の評価に留まっているため、今後は BEMS で制御可能な執務環境と知的生産性の関係性を明らかにし、その上で知的生産性に応じた BEMS 制御の最適化問題および制御アルゴリズムの検討へ研究対象を移し、知的生産性を考慮した BEMS の実現可能性を示していくことが必要となる。今後、このような BEMS を構築していくことで、ICT 技術を用いた持続可能な環境社会への貢献が期待できる。

謝辞

本論文の研究は、著者が京都大学 工学部 電気電子工学科 学士課程および京都大学大学院 エネルギー科学研究科 修士課程、大阪ガス株式会社入社後に社会人ドクターとして博士課程へ編入学した以降の 2019 年 3 月まで、同研究科エネルギー情報学分野の下田宏教授と石井裕剛准教授のご指導のもとで進めてきたものです。

下田宏先生からは、私が京都大学にて初めて研究を開始してからこれまでの間、生理指標や知的生産性の知識のみならず、研究の取り組み方や進め方、研究者としての在り方について、大変丁寧かつ熱心なご指導を賜りました。この場をお借りして心より御礼申し上げます。

石井裕剛先生からは、研究に関する指導をして頂いただけでなく、PC 端末や計測デバイス、論文執筆に関して数々の助言をして下さいました。心より感謝いたします。

大学 4 回生から下田研究室に配属され、右も左も分からないころから研究をし続けて約 8 年が経ちました。自身の研究能力および研究チーム全体の中でのプロジェクト遂行能力が身についたのは、先生方の御指導御鞭撻の賜物であると存じます。実際、これらの能力は現在勤務中の大阪ガス株式会社での業務でも私の強みの 1 つとして発揮されております。改めて心より御礼申し上げます。また、本論文をご審査、ご査読いただきご指導と丁寧なご助言をくださいましたエネルギー科学研究科 手塚哲央教授および学術情報メディアセンター 中村裕一教授に、心より御礼申し上げます。

本研究を進めるにあたって、エネルギー情報学分野の皆さまに深く感謝申し上げます。特に、宮城和音氏、河野翔氏、大石晃太郎氏、瀬尾恭一氏、木村覚氏には、エネルギー情報学分野での私の研究を遂行する上で多大なるご協力を頂きました。心より感謝いたします。エネルギー情報学分野研究室の秘書として著者の研究をサポートしてくださいました若林友美氏、普照郁美氏に心より感謝いたします。

また博士課程へ編入学するにあたり、快く社内の社会人ドクター補助制度への推薦およびご承認くださった、滋賀大学 河本薫教授 (元 大阪ガス株式会社 ビジネスアナリシスセンター 所長) および、ビジネスアナリシスセンター所長 岡村智仁マネージャーに心より感謝申し上げます。

最後に、著者の会社員と博士課程の二足草鞋を常に支えてくださった最愛の妻であります、國政有沙に心より感謝を申し上げます。

2019 年 3 月 國政 秀太郎

発表文献

原著論文

- [1] 國政 秀太郎, 宮城 和音, 下田 宏, 石井 裕剛: 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.16, No.1, pp.41-50, 2014.
- [2] 國政 秀太郎, 瀬尾 恭一, 下田 宏, 石井 裕剛: パフォーマンス-認知負荷モデルを用いた精神負荷作業中の認知・作業状態推定手法, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.17, No.4, DVD-ROM, pp.395-410, 2015.
- [3] 國政 秀太郎, 瀬尾 恭一, 下田 宏, 石井 裕剛: 知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法, 計測自動制御学会論文集, Vol. 55, No.4, (Accepted).

査読付き国際会議

- [1] Shutaro Kunimasa, Kazune Miyagi, Hiroshi Shimoda, Hirotake Ishii: A Detection Method of Temporary Rest State While Performing Mental Works by Measuring Physiological Indices, 15th International Conference on Human-Computer Interaction, Vol.16, No.LNAI 8019, DVD, pp.142-150, 2013.
- [2] Shutaro Kunimasa, Kyoichi Seo, Hiroshi Shimoda, Hirotake Ishii: An Estimation Method of Intellectual Work Performance by Using Physiological Indices, 6th Annual International Conference on Cognitive and Behavioral Psychology, 2017.
- [3] Shutaro Kunimasa, Kyoichi Seo, Hiroshi Shimoda, Hirotake Ishii: A Trial of Intellectual Work Performance Estimation by Using Physiological Indices, The 8th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics, 2017.
- [4] Kaku Kimura, Shutaro Kunimasa, You Kusakabe, Hirotake Ishii, Hiroshi Shimoda: Estimation of Intellectual Concentration States using Pupil Diameter and Heart Rate Variability, CHIRA2018: the 2nd International Conference on Computer-Human Interaction Research and Applications, pp.62-69, 2018.
- [5] Kaku Kimura, Shutaro Kunimasa, You Kusakabe, Hirotake Ishii, Hiroshi Shimoda: An Estimation Method of Intellectual Concentration State by Machine Learning of Physiological Indices, Intelligent Human Systems Integration 2019, pp.168-174, 2019.

英語書籍

- [1] Shutaro Kunimasa, Kyoichi Seo, Hiroshi Shimoda, Hirotake Ishii: Advances in Neuroergonomics and Cognitive Engineering: Proceedings of the AHFE 2017 International Conference on Neuroergonomics and Cognitive Engineering, July 17–21, 2017, The Westin Bonaventure Hotel, Los Angeles, California, USA, A Trial of Intellectual Work Performance Estimation by Using Physiological Indices, Vol.1, pp.305-315, ISBN-978-3-319-60642-2, Springer International Publishing, 2017.

口頭発表

- [1] 國政 秀太郎, 宮城 和音, 下田 宏, 石井 裕剛: 生理指標計測による知的作業時の一時休息状態の検出, 第 27 回 生体・生理工学シンポジウム, 2012.
- [2] 國政 秀太郎, 宮城 和音, 大石 晃太郎, 下田 宏, 石井 裕剛, 大林 史明, 岩川 幹生: NIRS を用いた知的生産性評価タスク実施中の脳活動計測, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2012, 2012.
- [3] 大石 晃太郎, 宮城 和音, 國政 秀太郎, 石井 裕剛, 下田 宏, 大林 史明, 岩川 幹生: 作業への集中に着目した知的生産性評価ツールの提案, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2012, 2012.
- [4] 宮城 和音, 河野 翔, 國政 秀太郎, 大石 晃太郎, 石井 裕剛, 下田 宏: 意識的な休息に着目した知的生産性変動モデルの提案と評価, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2012, pp.963-970, 2012.
- [5] 國政 秀太郎, 瀬尾 恭一, 下田 宏, 石井 裕剛: パフォーマンス-認知負荷モデルを用いた精神負荷作業中の複数の認知状態推定手法, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2013, pp.177-184, 2013.
- [6] 瀬尾 恭一, 國政 秀太郎, 下田 宏, 石井 裕剛: パフォーマンス-認知負荷モデルを用いた精神負荷作業中の認知状態推定手法, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2014, pp.873-880, 2014.
- [7] 國政 秀太郎, 瀬尾 恭一, 下田 宏, 石井 裕剛: 知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法, システム・情報部門 学術講演会 2016, 2016.
- [8] 木村 覚, 國政 秀太郎, 日下部 曜, 石井 裕剛, 下田 宏: 瞳孔系と心拍変動による知的集中状態の推定, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2018, 2018.