

# 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

國政 秀太郎\*<sup>1</sup> 瀬尾 恭一\*<sup>1</sup> 下田 宏\*<sup>1</sup> 石井 裕剛\*<sup>1</sup>

The Inference Method of Multi-Cognitive-State while Performing Mental Tasks by using Performance-Mental Effort Modeling

Shutaro Kunimasa\*<sup>1</sup>, Kyoichi Seo \*<sup>1</sup>, Hiroshi Shimoda\*<sup>1</sup>and Hirotake Ishii\*<sup>1</sup>

**Abstract** – In order to evaluate intellectual productivity such as the efficiency of performing mental works, several studies have been conducted where the operational logs of mental tasks were analyzed. However, it is also necessary to analyze several cognitive states in mental workers so that the productivity can be evaluated accurately. In this study, therefore, the Performance-Mental Effort Modeling has been proposed, where task performance and cognitive load are employed in order to evaluate multi-cognitive-state in mental workers. Besides, the inference method of multi-cognitive-state have been developed by using the operational logs of mental tasks as well as pupil diameter and heart rate of the worker. As a result of the subject experiment, the authors found the feasibility of this proposed method so as to evaluate several cognitive states in mental workers. This method is expected to be the novel evaluation method of intellectual productivity.

**Keywords** : Cognitive Psychology, Physiology, Intellectual Productivity , Pupil Diameter, Heart Rate, Performance-Mental Effort Modeling

## 1. はじめに

近年の情報化社会では、かつて人間の行ってきた作業の多くをコンピュータが行うようになり、人間の遂行すべき作業は意思決定やアイデア創造などの、より高度な知的作業となってきた。特に、企業や研究機関において高次な知的作業の価値は年々高まってきており、経済的および社会的利益を得るためには知的作業の効率や正確さなどの知的生産性を向上させることが重要である。知的生産性向上のためには、その評価手法の確立が急務であり、既往研究が数多く行われてきた<sup>[1-4]</sup>。これらの研究は、作業執務者の知的生産性評価において実験用に設計されたタスクを使用し、その作業記録から作業効率や作業成績を評価している。しかし、現在提案されている評価手法からは効率および成績以外を評価することはできない。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、作業成績などのアウトプットだけでなく、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。現在の知的生産性研究においては、後者を考慮した研究が非常に少ない。

一方、人間の内的要因に着目した研究は他分野に多く存在し、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<sup>[5-8]</sup> は好例の1つである。CLT 研究は、

認知負荷理論である CLT に基づき、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ている。主に教育デザインや作業環境の設計に貢献しており、その点において知的生産性と非常に親和性が高い。認知負荷の評価については、心拍や瞳孔径などの生理指標を用いる研究が数多くあり、その有効性も証明されている<sup>[9-16]</sup>。更に、Paas ら<sup>[6,7]</sup>によると、作業成績などのパフォーマンスと認知負荷の2指標を同時に評価することが、人間の知的活動の理解にとって重要であると示唆されている。

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未だ数多く行われており、その両方を考慮した研究は少ない。そこで本研究では、執務者の複数の認知状態を仮定したパフォーマンス-認知負荷モデルを提案し、作業執務者のパフォーマンスと認知負荷の推定、さらに複数の認知状態を推定する手法を開発した。パフォーマンス推定は、従来の知的生産性研究と同じくタスクの作業記録から行い、認知負荷の推定では瞳孔径および心拍数を採用した。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。この提案手法が確立することで、従来では評価不可能であった人間の詳細な内的状態を評価することが可能となり、知的生産性評価をより正確にすると期待される。

\*1: 京都大学大学院 エネルギー科学研究科

\*1: Graduate School of Energy Science, Kyoto University

## 2. パフォーマンス-認知負荷モデルを用いた認知状態推定手法

### 2.1 パフォーマンス-認知負荷モデルと認知状態

従来の知的生産性研究では、タスクの作業記録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負荷状況などの内的要因の評価は従来手法では不可能であり、人間が知的作業を行っている以上、その生産性評価には人間の内的要因を考慮した新しい評価手法が必要である。特に、認知負荷に関する情報は認知状態を決定する重要な要因の1つである。Cognitive Load Theory 研究は認知負荷をテーマとした研究の1つであり、これまで認知心理学や教育心理学などの研究分野で数多く行われてきた [5-8]。特に、Paasらは、作業成績などのパフォーマンスと執務者にかかる認知負荷から執務者の内的状態が評価でき、式1から、認知負荷に対するパフォーマンス量、つまり認知効率  $E$  が導出できると示唆している [7]。

$$E = \frac{Z_{Performance} - Z_{MentalEffort}}{\sqrt{2}} \quad (1)$$

ここで、 $Z_{Performance}$  および  $Z_{MentalEffort}$  はそれぞれパフォーマンスと認知負荷を定量化し、各値を [0,1] に  $Z$  スコア化したものである。この認知効率  $E$  によって執務者の作業の質や認知状態を評価できるとされている。

しかし、この認知効率から具体的な認知状態の議論は困難である。特に、認知効率  $E$  が同じ値をとった場合でも、パフォーマンスおよび認知負荷の値によっては全く別の認知状態が考えられる。例えば同じ  $E = 0$  であっても、パフォーマンスおよび認知負荷が共に高い場合と共に低い場合では、認知状態は全くの逆である。前者は執務者の認知資源が多く割かれ、結果として作業成績が良い状態であり、後者は休息等により認知資源を消費せず、作業成績も低い状態であると考えられる。したがって、認知効率  $E$  による執務者の認知状態評価は実用的とは言い難い。本研究では、この問題を解決し、知的生産性評価における新たな評価手法確立のために、図1に示すパフォーマンス-認知負荷モデルを提案し、これを用いて新たな認知状態推定を目指した。具体的には以下の4状態を仮定した。

#### High Working State (H.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。図1では、右上に位置する。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高い知的生産性が期待されるが、認知負荷が高いため、疲労が蓄積される。

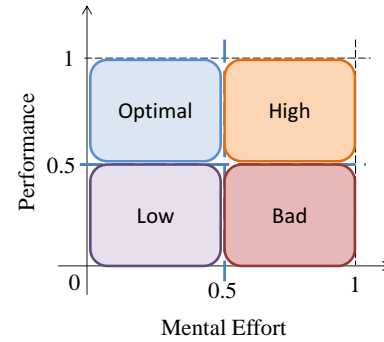


図1 パフォーマンス-認知負荷モデル  
Fig. 1 Performance-Mental Effort Modeling.

#### Optimal Working State (O.W.S.)

この状態は、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、図1では左上に位置する。作業を行う上で最も望ましい状態であり、認知効率の高い状態と言える。作業に習熟している、もしくは執務者が好調であるときに多く観測されると考えられる。この場合は High Working State と同様に高い知的生産性が期待される。

#### Low Working State (L.W.S.)

図1では左下に位置する状態であり、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、被験者は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。そのため、認知負荷やパフォーマンスが低い。この状態が観測されている時、知的生産性は低い認知負荷が低い状態のため疲労やストレスが解消され、後に High Working State や Optimal Working State に移行する可能性がある。そのため、知的生産性向上のために必ずしも抑えるべき認知状態ではない。

#### Bad Working State (B.W.S.)

図1の右下に位置する状態であり、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集中が乱れている、もしくは作業以外の活動に認知資源を割いているために、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 Working State と違い、疲労やストレスの解消が期待できないため、この認知状態は知的生産性を考慮するならば避けるべき状態である。

以上、本研究ではこれら4つの認知状態を推定する手法の確立を目指す。既往研究で提案されてきたような、パフォーマンスもしくは認知負荷のみを評価する手法では不可能であった認知状態の推定が、本研究で提案する手法では可能となるため、より正確な知的生産性の評価が実現できる。しかし、そのためには執

務者のパフォーマンスおよび認知負荷を定量化し、パフォーマンス-認知負荷モデルを用いて4状態を推定する必要がある。以降の節では、本研究で提案する手法の詳細を述べていく。

## 2.2 認知状態推定手法の概要

本研究で提案する認知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。アルゴリズムの概要は図2に示す通りであり、(1)作業成績を入力引数としたパフォーマンスの推定および定量化、(2)生理指標を入力引数とした認知負荷の推定および定量化、(3)最後にパフォーマンスおよび認知負荷を入力引数とした認知状態推定のモジュール、以上3つの推定によって本手法は構成されている。

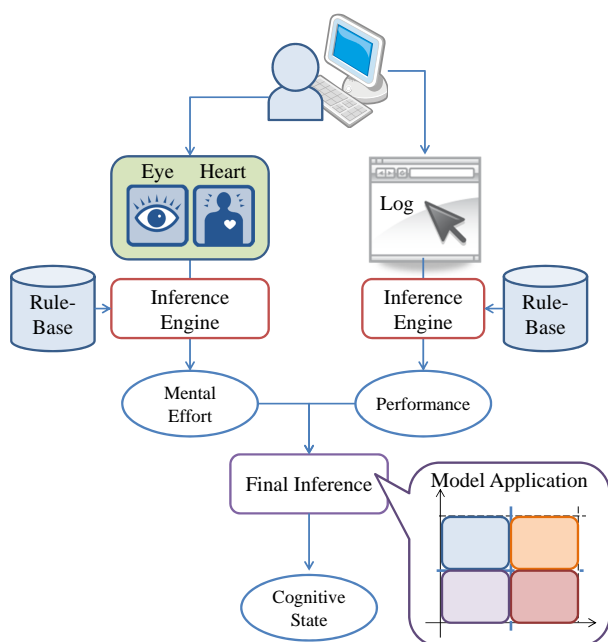


図2 認知状態推定手法のアルゴリズム  
Fig.2 Cognitive State Inference Algorithm.

以上のアルゴリズムにしたがって、執務者の認知状態を推定していくことが本研究で提案する手法である。また、各推論にはルールベースファジィ推論を採用し、過去の知見や本研究独自の論理を適用させながら認知状態の推定を行った。

## 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、特徴として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<sup>[17]</sup>。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データを許容

するファジィ推論を採用した。さらにこの推論法では、あらかじめルールベース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することができる。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。

ルールベースファジィ推論は(1)まず複数の入力データに対してメンバシップ関数を適用させることでファジィ化を行い、ファジィ集合を複数個生成する。(2)次に、事前に設定されたルールベースに基づき、Min-Max法にて複数のファジィ集合の演算を行い、これを出力用のメンバシップ関数に入力することで推論結果のファジィ集合を出力する。(3)最後に重心法を用いることで非ファジィ化を行い、推論結果を定量データとして出力する。ファジィ推論時のMin-Max法および、非ファジィ化時の重心法<sup>[17]</sup>はルールベースファジィ推論においては最もよく使用されている演算法であり、さらにプログラムによるPCの計算負荷が低いため本研究では以上2つの演算法を利用して、ファジィ推論を行った。

パフォーマンスおよび認知負荷、認知状態の推定にはこのファジィ推論を利用し、その詳細を2.4節~2.6節で後述する。

## 2.4 パフォーマンス推定手法

パフォーマンスとは1章で述べた通り、作業記録から導出される作業成績のことを指すが、本研究では(1)解答時間などの作業速度、(2)作業時間の分散で表される作業の速度安定性、(3)正答率などの作業の正確性という、3要素から決定される値をパフォーマンスと定義する。つまり最もパフォーマンスが高い状態とは、作業速度が速く、かつエラー率が低く、さらに作業速度が一定である状態である。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ルールベースを設定した。

### 2.4.1 入力引数

先述の通り入力引数は作業速度を1つのタスクが完了するまでにかかった解答時間、速度安定性を解答時間の分散値、正確性をエラー率とする。解答時間の分散値およびエラー率は、1つのタスク(ex. 計算問題1問)から導出できないため、複数回タスクを行った上で計算する。

### 2.4.2 メンバシップ関数

解答時間、解答時間の分散、エラー率についてのメンバシップ関数にはそれぞれLow, Middle, Highを表現する関数があり、解答時間および解答時間の分散についてのメンバシップ関数の形状を図3(A)、エラー率についての関数形状を図3(B)に示した。図3(A)は図3(B)と違い、閾値Low, Highをガウシアン分布の

95%を含む程度に設定しており、入力引数の最大値もしくは最小値が閾値を超える可能性が考えられる場合、その閾値前後でファジィ集合を0もしくは1に収束させず、閾値をある程度超えるもしくは下回ることを許容している。ただし、エラー率などの明確に範囲が決定できる入力引数を扱う場合、図3(B)のように閾値 *Low*, *High* 付近で集合が0もしくは1に収束するよう設定した。

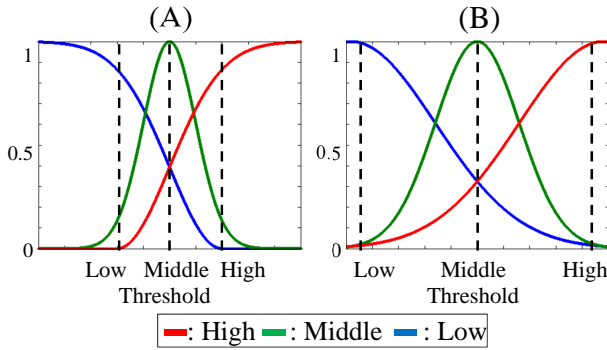


図3 ガウシアンメンバシップ関数の形状  
Fig. 3 Shapes of Gaussian Membership Functions.

それぞれの閾値 *Low*, *Middle*, *High* の導出方法は以下の通りである。

#### 解答時間

閾値を求めるために、Card<sup>[18]</sup>らによって提唱された人間情報処理モデルを利用することで、タスク遂行にかかる時間の最小値および最大値の理論値計算し、それぞれを *Low*, *High* と設定する。詳細な理論値については、扱うタスクによって異なるため、3.4節で後述する。また、宮城<sup>[19]</sup>によると知的作業の遂行時間は対数正規分布に従うと示唆されているため、本研究では *Middle* をその対数正規分布の最頻値とし、対数正規分布を正規分布変換した時の *Middle* について *Low*, *High* が対称であると仮定した。したがって、 $\ln(Middle) = \{\ln(Low) + \ln(High)\}/2$  となるよう *Middle* を設定した。

#### 解答時間の分散

*Low* を分散がない場合の閾値と仮定し、0とした。次に、上述の解答時間のメンバシップ閾値つまり理論値をそれぞれ  $ST_{Low}$ ,  $ST_{Middle}$ ,  $ST_{High}$  とした時、*Middle* は  $ST_{Low}$ ,  $ST_{Middle}$  が交互に計測されている時の分散値と仮定し、 $\{(ST_{Middle} - ST_{Low})/2\}^2$  と設定した。同様に *High* は理論上最も解答時間にバラつきのある閾値として、 $ST_{Low}$ ,  $ST_{High}$  が交互に計測されている時の分散値と仮定する。したがって、 $\{(ST_{High} - ST_{Low})/2\}^2$  と設定した。

#### エラー率

エラー率については、*Low* = 0%, *Middle* = 50%, *High* = 100% とした。

#### 2.4.3 ルール設定および推論

ルール表を表1に示した。

表1 パフォーマンス推定ルール  
Table 1 Inference Rules for Performance

No.	If			Then
	S.T.	Variance of S.T.	E.R.	Performance
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

S.T. = Solution Time, E.R. = Error Rate

このルールに基づいて、推論を行う。例えば、表1のNo.27の場合「If Solution Time is Low, Variance of S.T. is Low, and Error Rate is Low, then Performance is High」という論理となる。IF部で先述のメンバシップ関数によりファジィ集合を生成した後、Then部では図4のメンバシップ関数を適用することでファジィ推論を行い、最後に重心法による非ファジィ化からパフォーマンスの値を推定する。推論のフローについては、2.3節で述べた通りである。

#### 2.5 認知負荷推定手法

##### 2.5.1 入力引数

瞳孔径<sup>[9-13]</sup>、心拍<sup>[14-16]</sup>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。

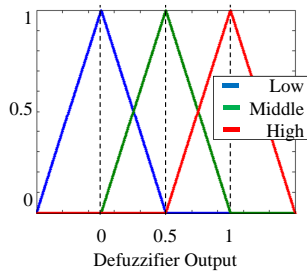


図4 後件部のメンバシップ関数形状  
Fig.4 Shapes of Membership Functions for Output.

したがって、本研究では入力引数として、瞳孔径および心拍数を採用する。各指標からの抽出方法は以下に示すとおりである。

#### 瞳孔径

瞳孔径は認知負荷によって散大し、負荷が解消された直後から収縮が始まる<sup>[9]</sup>。本研究では、執務者がタスクを開始し、終了するまでに計測された瞳孔径の平均値を、タスク遂行時にかかる認知負荷を反映する特徴量として、1タスクごとに抽出する。

#### 心拍数

心拍については、認知負荷により心拍数に有意差が現れるとされているため<sup>[14, 15]</sup>、瞳孔径と同様にタスク遂行中の心拍数の最大値を特徴量として抽出した。

#### 2.5.2 メンバシップ関数

各生理指標のファジィ化に使用するメンバシップ関数の形状は図3の(A)である。まず、測定開始前1分間は執務者を安静にさせ、その時の心拍数および瞳孔径の平均値をそれぞれの *Low* と設定する。

瞳孔径について、Hess<sup>[9]</sup> によるとタスク遂行時の平均瞳孔径と暗算加算の難易度には相関が認められ、タスク開始前と比べて4% ~ 29.5%の上昇が認められているため、本研究では  $High = Low \times 1.3$  とし、 $Middle = Low \times 1.15$  と設定した。一方、心拍数については石橋ら<sup>[14]</sup> によると数字の暗唱タスクにおいて平均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。したがって、本研究では  $High = Low \times 1.2$ ,  $Middle = Low \times 1.1$  と設定した。

#### 2.5.3 ルール設定および推論

ルールは表2に示す通りである。推論法も2.4.3節と同様である。

#### 2.6 認知状態推定手法

パフォーマンスおよび認知負荷を推定した後、最終的に執務者の認知状態を推定する。認知状態推定では、執務者が図1においていずれかの状態下であるという

表2 認知負荷推定ルール

Table 2 Inference Rules for Mental Effort

No.	If		Then
	P.D.	H.R.	Mental Effort
1	High	High	High
2	High	Middle	High
3	High	Low	High
4	Middle	High	High
5	Middle	Middle	Middle
6	Middle	Low	Middle
7	Low	High	Middle
8	Low	Middle	Low
9	Low	Low	Low

P.D. = Pupil Diameter, H.R. = Heart Rate

前提で、各4状態にどの程度近いのかをファジィ推論の適合度として計算する。つまり、表3の各ルールにおける前件部(If部)のAND集合=後件部(Then部)の適合度を、それぞれの認知状態の適合度とし、推定結果として出力する。入力引数は導出したパフォーマンスおよび認知負荷の値であり、ファジィ化にはそれぞれ図3(B)のメンバシップ関数を用いる。

表3 認知状態推定ルール

Table 3 Inference Rules for Cognitive States

No.	If		Then
	Perf.	M.E.	Cognitive State
1	High	High	High Working State
2	High	Low	Optimal Working State
3	Low	High	Bad Working State
4	Low	Low	Low Working State

Perf. = Performance, M.E. = Mental Effort

### 3. 評価実験

#### 3.1 目的

本提案手法の妥当性評価を目的とし、パフォーマンスや認知負荷および認知状態の変化を推定可能か確認するため、内容が同程度かつ難易度が異なる複数のタスクを被験者に行わせ、作業記録および生理指標を測定する実験を行った。難易度の上昇に従いパフォーマンスの低下および認知負荷の上昇が考えられる。また、提案手法による推定がタスクの難易度だけでなく、タスクの遂行順にも依存する可能性があるため、遂行順を2通り設けて実験を行い、それぞれの推定結果から遂行順の依存性を検証する。

#### 3.2 被験者・実験環境

実験期間は2013年6月21日から7月09日の間であり、被験者は男子大学生6人であった。全員矯正視力は1.0以上であり、過去に眼球や心臓の疾病の経験がなく、健全であった。タスク時の机上面照度は $525 \pm 50\text{lux}$ 、被験者の眼球付近での照度は $400 \pm 50\text{lux}$ であり、気

間は  $26 \pm 1^\circ\text{C}$ 、騒音は  $50 \pm 3\text{db}$  に調整した。

### 3.3 実験プロトコル

実験手順は図5に示す通りであり、被験者には2日間、同時間帯に実験参加してもらった。初日は後述する Finger Tapping を5分間行わせ、次に最も難易度の低いタスク(タスク難易度1)、タスク難易度2, 3, そして最も難易度の高いタスク難易度4のタスクという順番でそれぞれ15分間ずつ行わせた。このタスクの遂行順を本研究では Loading Phase と呼び、以降では L.P. と略す。このフェーズでは、段階的に負荷が増大する。2日目は初日とは逆のタスク遂行順で実験を行う。この手順を Un-Loading Phase と呼び、以下 Un-L.P. と略す。このフェーズでは段階的に負荷が減少する。どちらのフェーズも、過度な疲労を与えないために、生理指標計測による被験者の拘束時間は1時間前後とした。

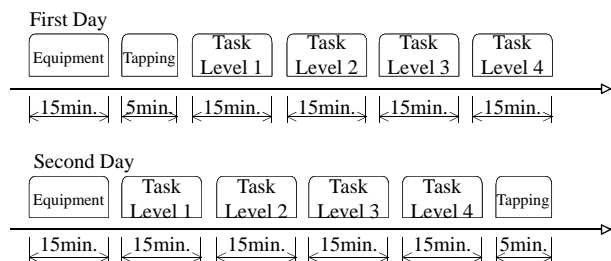


図5 実験シーケンス

Fig. 5 A Sequence of the Experiment.

### 3.4 使用タスク

使用するタスクは、暗算課題である。PCのマウスのみを使うタスクであり、瞳孔径計測をより正確に行うために、タスク画面から視線を逸らすことが無いよう、画面内に解答入力パネルを設置した。暗算タスクは短期記憶および作業記憶に負荷のかかるタスクであり、難易度調整も容易であるため、認知負荷計測には最適である。タスクの実行手順は以下の通りである。(1)最初に画面に数字が表示され、被験者はこの数字を記憶する。(2)その後、画面右下の「E」ボタンをクリックすることで同じ桁数の異なった数字が表示される。被験者はその数字と記憶した数字を足し合わせ、画面内の数字パネルから解を入力する。(3)最後に再び「E」ボタンをクリックし解答を終了する。その後再び(1)に戻る。以上の(1)~(3)を1つのタスクとし、被験者はこのタスクを15分間繰り返し続ける。

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。タスクの作業記録は、解答時間および解答の正否である。

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影響を及ぼす危

険性がある。本研究では、その影響を確認するため、Finger Tapping を暗算加算タスクの対照タスクとして採用した。Tapping タスク中、1桁加算と同じ画面が表示される。被験者は、先述のタスク実行手順(1)において数字を見ずに「E」ボタンを押し、(2)では計算せずにランダムな数字を解答し、(3)では「E」ボタンを押すという、知的能力を必要とする認知プロセスを除去したタスクを行うよう教示を与えた。

Cardら<sup>[18]</sup>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理論値を計算すると表3.4のようになった。

表4 タスク解答時間の理論値  
Table 4 Theoretical Solution Time for the tasks

Digit	T.S.T.(Minimum)	T.S.T.(Maximum)
1-digit	1.77 sec.	2.80 sec.
2-digit	2.80 sec.	4.46 sec.
3-digit	4.50 sec.	8.26 sec.
4-digit	5.65 sec.	10.46 sec.

T.S.T = Theoretical Solution Time

この理論値を2.4節のメンバシップ関数の閾値設定に使用する。

実験後、パフォーマンス推定のための入力としてのエラー率および解答時間の分散を数問ごとに抽出する。このとき、多くのタスク数を解析窓に設定すると、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。逆に解析窓を縮小すると抽出が正しく行われない可能性がある。本研究では解析窓は最長1分前後が妥当であると考え、表3.4より1問の解答に最大10秒前後を必要とすることから、タスク5問を解析窓として設定した。

### 3.5 生理指標測定

被験者のタスク遂行中に心拍数と瞳孔径を計測した。心拍計測には、株式会社デジテックス研究所 Polymate AP216を使用し、瞳孔径計測には SeeingMachines 社 Facelab を使用した。心拍計測のため、リファレンス電極およびアース電極を被験者の両耳朶に1点ずつ、アクティブ電極を右首筋および左脇腹に1点ずつ装着し、瞳孔径計測前にあらかじめ被験者の顔および瞳孔のキャリブレーションを行った。

## 4. 結果

表5にパフォーマンスおよび認知負荷、認知状態の推定結果を示した。推定結果の数値は[0,1]の範囲内に含まれる無次元の値である。Finger Tapping は、認知負荷推定における対照タスクであるため、認知負荷推定以外の結果は省略した。

また一例として、4桁暗算タスク時の推定結果を図

表5 パフォーマンス, 認知負荷および認知状態の推定結果  
Table 5 Inference Result of Performance, Mental Effort, and Cognitive State

	Phase	Tapping	1桁	2桁	3桁	4桁	<i>rrrrrrrrrrrrrrrrrr</i>
Performance	Loading	-	0.74 (0.09)	0.46 (0.09)	0.47 (0.15)	0.42 (0.20)	-0.60**
	Un-Loading	-	0.56 (0.11)	0.57 (0.13)	0.50 (0.11)	0.46 (0.18)	-0.34*
CognitiveLoad	Loading	0.36 (0.16)	0.39 (0.23)	0.46 (0.21)	0.52 (0.24)	0.58 (0.20)	0.40**
	Un-Loading	0.33 (0.10)	0.37 (0.12)	0.37 (0.13)	0.35 (0.17)	0.42 (0.16)	0.10
High W.S.	Loading	-	0.26 (0.18)	0.19 (0.11)	0.22 (0.11)	0.20 (0.13)	-0.14
	Un-Loading	-	0.27 (0.10)	0.25 (0.07)	0.25 (0.13)	0.19 (0.09)	-0.28
Optimal W.S.	Loading	-	0.43 (0.18)	0.22 (0.06)	0.20 (0.12)	0.18 (0.15)	-0.55**
	Un-Loading	-	0.37 (0.15)	0.35 (0.12)	0.31 (0.13)	0.24 (0.15)	-0.35*
Bad W.S.	Loading	-	0.08 (0.04)	0.20 (0.09)	0.25 (0.16)	0.32 (0.20)	0.56**
	Un-Loading	-	0.06 (0.03)	0.13 (0.09)	0.14 (0.09)	0.15 (0.05)	0.42*
Low W.S.	Loading	-	0.10 (0.05)	0.26 (0.18)	0.22 (0.21)	0.19 (0.15)	0.17
	Un-Loading	-	0.23 (0.10)	0.23 (0.08)	0.29 (0.14)	0.30 (0.20)	0.23

\*:  $p \leq 0.05$ , \*\*:  $p \leq 0.01$

W.S. = Working State.

$r$  is correlation coefficient.

Standard deviation is included in ( ).

6に示した. 3段目の認知状態の推定結果は, それぞれの状態の適合度を示している.

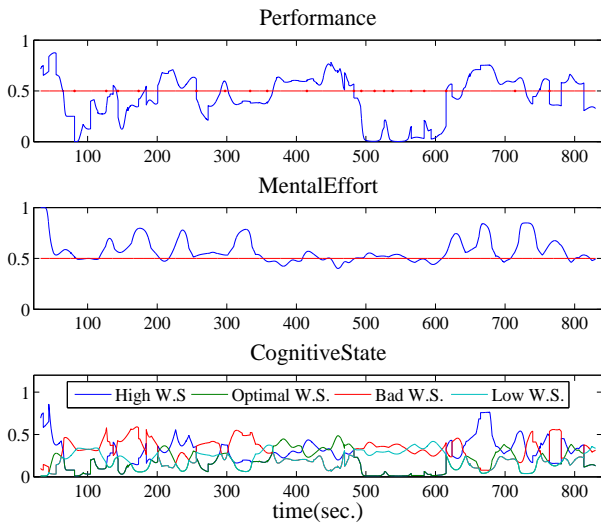


図6 4桁暗算タスクの推定結果1例

Fig. 6 An example of Inference Output for 4-Digit Mental Arithmetic Task.

## 5. 考察

パフォーマンス推定については, タスクの遂行順によらず, パフォーマンスと難易度に負の相関が認められた. これは難易度の上昇に従い, 解答時間の増加や分散の増加, エラー率の増加が起こりやすいために生じたパフォーマンスの低下を本手法により推定できたと言える. しかし, 認知負荷推定の場合, L.P. では認知負荷と難易度に有意な相関が認められたが, Un-L.P. では正の相関を示しているものの, 有意であるとは認められなかった. これは, 被験者の疲労やモチベーションによるものだと考えられる. 実験が経過するに従い,

被験者には疲労の蓄積やモチベーションの低下が起こり, タスク遂行に支障をきたし, 集中の乱れが起こる可能性がある. その場合認知負荷が増大しやすくなり, Un-L.P. では低難易度のタスクの認知負荷が上昇し, 結果として認知負荷推定では有意な相関が認められなかったと考えられる.

認知状態では, タスクの難易度が上昇するに従いパフォーマンスが低下しやすくなり, 認知負荷を抑えることも困難となるため, Optimal W.S. や High W.S. は生じにくく, Bad W.S. は生じやすい傾向にあると考えられる. Low W.S. は疲労による休息などで認知資源を割かなかった結果としてパフォーマンスが低下した時の状態であるため, 必ずしもタスクの難易度との有意な相関が認められるとは考えにくい. 表5から, Optimal W.S. および Bad W.S. の適合度はタスクの難易度と有意に相関が認められた. また, 有意ではないが High W.S. および Low W.S. の適合度とタスクの難易度との相関はそれぞれ負, 正の傾向があった. この結果は先述の前提とほぼ一致している. 以上から, 認知負荷推定に改善の余地はあるが, 本提案手法が執務者の認知状態を推定できる可能性は示唆できた. また, 図6に示すように200~250秒に見られる認知負荷のピークと, 300~350秒に見られるピークでそれらの値に相違はないが, パフォーマンスは前者では高く後者では低いため, 結果として認知状態は High W.S. と Bad W.S. の異なる状態となっている. このように, パフォーマンスもしくは認知負荷のどちらか一方のみからでは不可能である認知状態の推定が本手法では可能となる. これは, 新たな認知状態評価として期待でき, より詳細な知的生産性評価に繋がると考えられる.

## 6. 結論

知的生産性評価はこれまで作業記録やアンケートなど1つの指標のみで行われてきたが、心理状態や認知負荷などの内的要因の検討も必要である。本研究では、作業記録からパフォーマンスを、生理指標から認知負荷を推定した後、パフォーマンス-認知負荷モデルを用いることで執務者の認知状態を推定する手法を開発した。被験者実験の結果、タスク難易度によるパフォーマンスの変動は推定できたが、認知負荷推定では難易度以外に被験者の疲労やモチベーション等が結果に影響を与えており、実験デザインを見直す必要がある。しかし、本提案手法により従来の知的生産性評価手法では不可能であった執務者の認知状態を推定できるようになるため、新たな評価手法として期待できる。今後は、実験デザインの改善および認知負荷推定の改良を目指し、より正確な認知状態推定手法の確立を目指す。

### 参考文献

- [1] 下田宏, 服部瑠子, 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- プロダクティビティ評価法 CPTOP の開発-; ヒューマンインター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; ヒューマンインターフェースシンポジウム 2008, pp. 273-280, (2008).
- [3] Wargocki, P., Wyon, D.P., Fanger, P.O.: Productivity is Affected by the AirQuality in Offices; Healthy Building 2000, pp. 635-640 (2000).
- [4] 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).
- [5] 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).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] Ayres, P., Paas, F.: Cognitive Load Theory: New Directions and Challenges; Applied Cognitive Psychology, Vol. 26, No. 6, pp. 827-832 (2012).
- [9] Hess, E.H., Polt, J.M.: Pupil size in relation to mental activity during simple problem-solving; Science, Vol. 143, pp. 1190-1192 (1964).
- [10] 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).

- [11] 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).
- [12] 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).
- [13] 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).
- [14] 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).
- [15] 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).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] Card, S.K., Moran, T.P., Newell, A.: The Psychology of Human-Computer Interaction, Erlbaum Associates (1983).
- [19] 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)