

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

國政 秀太郎^{*1*2} 瀬尾 恭一^{*1*2} 下田 宏^{*1} 石井 裕剛^{*1}

The Inference Method of Cognitive Working States while Performing Mental Tasks Based on Performance-Cognitive Load Model

Shutaro Kunimasa^{*1*2}, Kyoichi Seo^{*1*2}, Hiroshi Shimoda^{*1}, and Hirotake Ishii^{*1}

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 evaluated. However, it is also necessary to analyze Cognitive Load in mental workers so that the productivity can be evaluated accurately. The authors therefore have proposed a Performance-Cognitive Load model which deals with both task performance and Cognitive Load. By using the model, they have also developed the inference method of the cognitive working states which can evaluate intellectual productivity in more detail than conventional methods. The operational logs of mental tasks as well as pupil diameter and heart rate of the worker were employed as input of this method. As the result of the subject experiment, the authors found that the feasibility of this method so as to evaluate cognitive working states could be suggested and this method could well explain the detail changes of their states. This method is expected to be the novel evaluation method of intellectual productivity.

Keywords : Cognitive model, Task Performance, Cognitive Load Theory, Mental Effort, Physiological index

1. はじめに

情報化が進む現代社会において、単純作業の多くは計算機によって処理されるようになり、人間の労働の中で高度な知的作業が占める割合は年々大きくなっていく。村上らの知的活動の階層モデル^[1]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)最後に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、オフィスワークなどの知的作業は「情報処理」や「知識処理」を扱うものが多いと言われている。企業や研究機関においてこういった知的作業の価値は顕著に高まっており、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^[2-4]の向上が重要である。知的生産性の向上にはその評価手法の確立が必要であり、現在まで数多くの研究が行われてきた^[1-7]。しかし、知的生産性の変動は執務環境の照明や空気質などの外的要因だけでなく、作業執務者に生じる認知負荷などの内的要因にも影響されるため、作業速度や正答率の単純な比較のみによる評価手法では、ある執務環境下で知的生産性が変動した時、その変動が外的要因

によるものなのか内的要因によるものなのか評価ができない。外的要因と知的生産性の関係についての研究は、Wargockiら^[6]による空気質と知的生産性の関係についての研究などが挙げられるが、客観的な内的要因の評価は行われていないため、外的要因と知的生産性の関係については未だ内的要因の影響を十分に考慮できていない。したがって、今後は知的生産性評価だけでなく、内的要因の客観評価も必要である。

一方、人間の知的能力と内的要因の關係に着目した研究は他にも、作業記憶や認知負荷に関する Cognitive Load Theory (CLT) 研究^[8-11]がその例として挙げられる。CLT 研究では、認知負荷理論に基づき、人間の認知負荷を測定することで内的要因の特定を試みており、主に教育デザインや作業環境の設計に利用されているため、その点において知的生産性研究と良く類似している。認知負荷の評価手法には、心拍や瞳孔径などの生理指標を用いる手法があり、多くの研究でその有効性が示されている^[12-19]。さらに、作業に対するパフォーマンスと認知負荷との2つを同時に評価することで、知的活動の理解に繋がると Paasら^[9,10]は示唆している。

しかし、知的生産性研究や CLT 研究においてパフォーマンスと認知負荷の両方を考慮した研究は少なく、いずれもその一方の評価に留まっている。

以上の背景より、知的生産性評価ではパフォーマンス

*1: 京都大学大学院 エネルギー科学研究科

*2: 現在, 大阪ガス株式会社

*1: Graduate School of Energy Science, Kyoto University

*2: Present, Osaka Gas Co., Ltd.

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するだけでなく、2指標を適切に解釈し、作業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、作業執務者の作業状況(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-認知負荷モデルを提案し、これによって表される状態を、「認知・作業状態」と定義する。その上で、認知タスクの解答時間、解答時間の分散、エラー率を入力としたパフォーマンスの定量評価と、瞳孔径および心拍数を入力とした認知負荷の定量評価から、作業執務者の認知・作業状態を時系列推定する手法の提案を目的とする。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。

2. パフォーマンス-認知負荷モデルを用いた認知・作業状態推定手法

2.1 パフォーマンス-認知負荷モデルと認知・作業状態

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^[5-7]。しかし、作業執務者の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が、この2指標を用いることで作業執務者の認知・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作業執務者の認知・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。本研究では作業執務者の認知・作業状態を4つに分類し、図1に示すパフォーマンス-認知負荷モデルとして提案する。

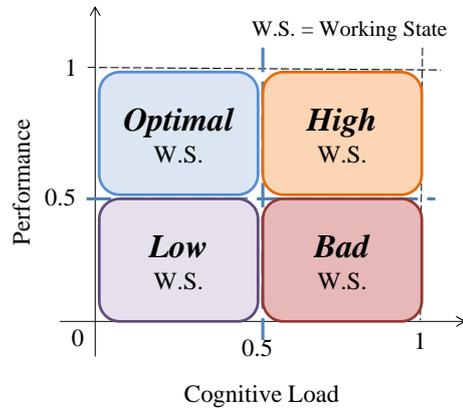


図1 パフォーマンス-認知負荷モデル
Fig.1 Performance-Cognitive Load Modeling.

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。この状態下にある作業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.)

この状態は、作業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、作業執務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。この状態が観測されている時、作業成績は低い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。この状態下の作業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 W. S. と違い、疲労やストレ

スの解消が期待できない。

以上、本研究ではこれら4つの認知・作業状態を時系列推定する手法の確立を目指す。本研究で提案する手法では、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・作業状態の推定が可能となるだけでなく、これら4状態が時系列で推定することで、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。

以降では、本研究で提案する手法の詳細を述べる。

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つの推定モジュールで構築されている。本手法の状態推定の概念図を図2に示す。本手法は瞳孔径、心拍数、認知タスクの解答時間および正誤(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(解答時間およびエラー率)からのパフォーマンスの推定および定量化、(2) 瞳孔径およ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の3つの処理で構成されている。

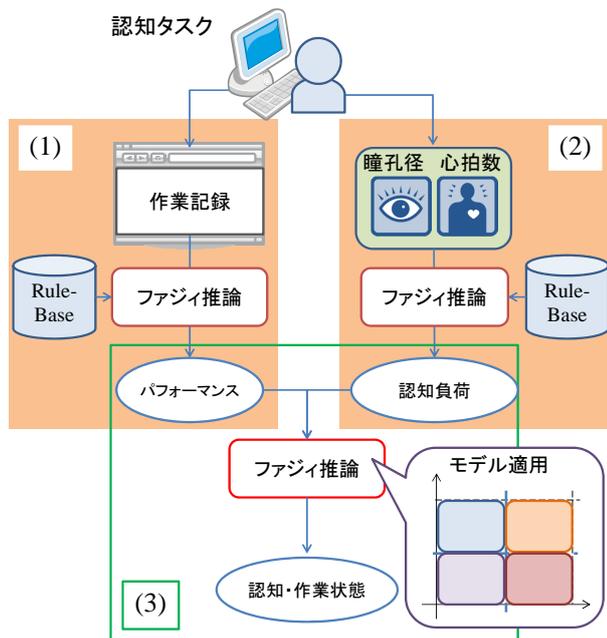


図2 認知・作業状態推定手法の概念図

Fig. 2 Schematic Chart of Cognitive Working State Inference.

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^[5, 12-19]の知見に基づいてルールを設定し、認知・作業状態を推定した。

2.3 ルールベースファジィ推論

作業執務者のパフォーマンスと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^[20]。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) 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) 事前に設定されたルールに基づき、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) 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。本研究では、ルールベースファジィ推論において最もよく使用されており、プログラムによるPCの計算負荷が低いという理由から、Min-Max法および、非ファジィ化時の重心法^[20]を用いてファジィ推論を行った。

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時間、(2) 解答時間のバラつきで表される作業時間の分散、(3) 作業のエラー率という、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、かつ作業速度が一定であり、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特徴量とルールを設定した。

2.4.1 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、短期記憶および作業記憶に負荷のかかる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は認知負荷を反映していると考えられるためである。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作業執務者の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ためである。

課題はPCのディスプレイに提示され、解答入力にはマウス操作のみを必要とし、画面内に図3のような解答入力パネルが表示されるように設計した。このような設計にしたのは、認知負荷推定の入力に必要な瞳孔径は作業執務者の瞳孔を計測カメラで撮影することで計測するため、正確な計測をするには作業執務者の視線を画面に集中させる必要があるためである。



図3 タスク画面
Fig. 3 Display of Mental Task.

タスクの実行手順を図4に示す。

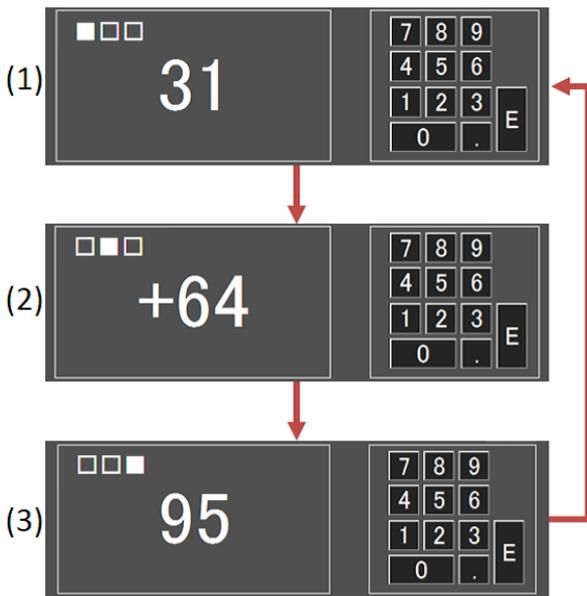


図4 タスクの実行手順
Fig. 4 Procedure of Mental Task.

(1) 最初に画面に数字が表示され、作業執務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。作業執務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、作業執務者はこのタスクを指定した時間繰り返し続ける。

タスクの難易度は表示する数字の桁数を変化させる

ことによって調整する。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(以降、タスクログと記す)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。

2.4.2 特徴量

n 個のタスクログがあり、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 V_i を、 $i - (p - 1)$ 番目から i 番目の計 p 個分のタスクの解答時間や正誤のデータから導出する。 $i \geq p$ のとき、 E_i および V_i はそれぞれ式1、式2で表される。

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

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

$$\overline{ST^*} = \frac{1}{p} \sum_{k=i-(p-1)}^i ST_k \quad (3)$$

ここで、解析窓サイズ p を設定する必要があるが、 p を増加させるに伴い、時間窓が長くなるため各特徴量の時間分解能が低下し、一方で p を減少させると、解析サンプル数が減少し正確な解析が困難になる恐れがある。これまで、この p について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。

2.4.3 メンバシップ関数

各特徴量に対する前件部メンバシップとして使用する関数を式4~式10に示す。

$$\mu_{Middle}(x) = \exp\left\{-\frac{(x - T_{Middle})^2}{2\sigma_{Middle}^2}\right\} \quad (4)$$

$$\sigma_{Middle} = \begin{cases} \frac{T_{Middle} - T_{Low}}{h} & (\text{if } x \leq T_{Middle}), \\ \frac{T_{High} - T_{Middle}}{h} & (\text{if } x > T_{Middle}), \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{Low}(x) = \begin{cases} 1 - \exp\left\{-\frac{(x - T_{High})^2}{2\sigma^2}\right\} & (\text{if } x \leq T_{High}), \\ 0 & (\text{if } x > T_{High}), \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu'_{Low}(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{(x - T_{Low})^2}{2\sigma^2}\right\} & (\text{if } x \geq T_{Low}), \\ 1 & (\text{if } x < T_{Low}), \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu_{High}(x) = \begin{cases} 1 - \exp\left\{-\frac{(x - T_{Low})^2}{2\sigma^2}\right\} & (\text{if } x \geq T_{Low}), \\ 0 & (\text{if } x < T_{Low}) \end{cases} \quad (8)$$

$$\mu'_{High}(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{(x - T_{High})^2}{2\sigma^2}\right\} & (\text{if } x \leq T_{High}), \\ 1 & (\text{if } x > T_{High}) \end{cases} \quad (9)$$

$$\sigma = \frac{T_{High} - T_{Low}}{h} \quad (10)$$

ここで、 x は入力データであり、解答時間 ST 、分散 V もしくはエラー率 E のいずれかである。また、 T_{Low} 、 T_{Middle} および T_{High} はメンバシップ関数の形状を決定する閾値であり、各入力別に異なった値を設定する必要がある。 σ および σ_{Middle} 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5に示す。図5(左)は $h=2$ のとき、メンバシップ関数に $\mu_{Low}(x)$ 、 $\mu_{Middle}(x)$ および $\mu_{High}(x)$ を用いた場合のメンバシップ関数形状であり、入力を閾値前後でファジィ化する際、ファジィ変数が速やかに0もしくは1へ収束せず、閾値をある程度超えるもしくは下回ることが許容される。これは、入力が解答時間 ST や、分散 V のように、閾値について明確に示唆された既往研究が少なく、閾値を超える可能性がある変数に適している。一方、エラー率 E のように明確に範囲が決定できる場合、 $h=3$ とし、メンバシップ関数に $\mu'_{Low}(x)$ 、 $\mu'_{Middle}(x)$ および $\mu'_{High}(x)$ を用いることで、図5(右)のように閾値付近でファジィ変数が0もしくは1に収束するよう設定した。

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解答時間におけるメンバシップのパラメータを

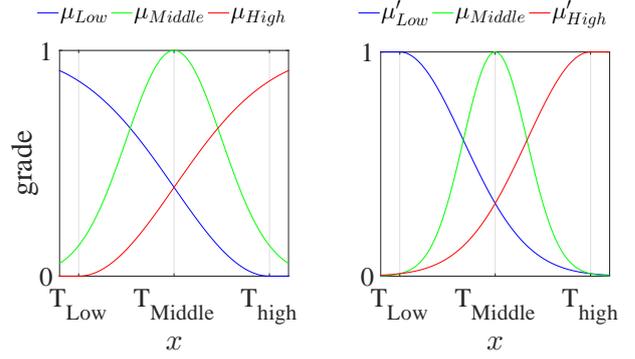


図5 ガウシアンメンバシップ関数の形状
Fig. 5 Shapes of Gaussian Membership Functions.

T_{Low}^{ST} 、 T_{Middle}^{ST} 、 T_{High}^{ST} 、分散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、解答時間の理論値を導出した。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[21]の提案する人間情報処理モデルにより解答時間の理論値が計算できる。本研究では、認知タスクを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。例えば2桁暗算および4桁暗算の解答時間の理論値は表1に示す通りである。

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

以下、この理論値を用いて各入力に対して閾値を設定した。

解答時間の閾値

作業執務者は、本研究で採用した暗算加算タスク内の認知ステップを経てタスクに解答していると仮定し、表1における解答時間の理論値の最小値を TST_{min} 、最大値を TST_{max} としたとき、 T_{Low}^{ST} 、 T_{Middle}^{ST} および T_{High}^{ST} はそれぞれ下式のように設定した。

$$T_{Low}^{ST} = TST_{min} \quad (11)$$

$$T_{High}^{ST} = TST_{max} \quad (12)$$

$$T_{Middle}^{ST} = \frac{T_{Low}^{ST} + T_{High}^{ST}}{2} \quad (13)$$

分散の閾値

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} 付近および 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、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であると仮定し、

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

$$= \left(\frac{T_{High}^{ST} - T_{Low}^{ST}}{4} \right)^2 \quad (14)$$

$$(\because T_{Middle}^{ST} = \frac{T_{High}^{ST} + T_{Low}^{ST}}{2})$$

と設定した。

これは、 T_{Middle}^V を T_{High}^{ST} 付近および T_{Middle}^{ST} 付近の ST が交互に計測されている時の分散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、つまり T_{High}^{ST} 付近および T_{Low}^{ST} 付近の ST が交互に計測されている時の分散と仮定した。

$$T_{High}^V = \left(\frac{T_{High}^{ST} - T_{Low}^{ST}}{2} \right)^2 \quad (15)$$

エラー率

エラー率は、 $T_{Low}^E = 0\%$, $T_{Middle}^E = 50\%$, $T_{High}^E = 100\%$ とした。

2.4.4 ルール設定および推論

パフォーマンス推定に使用したルールは表2の通りであり、このルールに基づいて推論を行った。例えば、表2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6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。

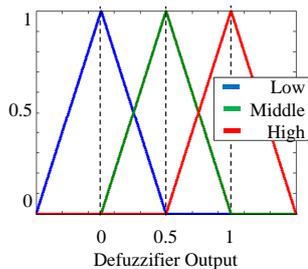


図6 後件部のメンバシップ関数形状
Fig.6 Shapes of Membership Functions for Output.

表2 パフォーマンス推定ルール
Table 2 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

2.5 認知負荷推定手法

2.5.1 特徴量

瞳孔径^[12-16]、心拍数^[17-19]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作業執務者の実際の認知負荷を計測できる。

さらに、近年の技術発展により、瞳孔径や心拍は非侵襲だけでなく非接触の測定デバイスが登場している^[22,23]。非接触の心拍計測デバイスは精度に問題があるなど、未だ研究開発段階ではあるが、将来的には完全非接触の認知負荷計測が可能であると期待される。したがって、本研究では入力として、瞳孔径および心拍数を採用した。各指標からの特徴量抽出方法は以下に示すとおりである。

瞳孔径

瞳孔径は認知負荷の増加によって散大し、負荷が解消された直後から収縮が始まる^[12]。本研究では、作業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最大値を、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

くごとに抽出した。

心拍数

心拍数については、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^[17,18]、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にはパフォーマンス推定と同様、式7~式10において、 $h = 2$ つまり図5の(左)で表される形状を用いた。

次に、瞳孔径におけるメンバシップの閾値を T_{Low}^{PU} , T_{Middle}^{PU} , T_{High}^{PU} , 心拍数における閾値を T_{Low}^{HR} , T_{Middle}^{HR} , T_{High}^{HR} とし、それぞれの値を以下のように決定した。

まず、作業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、この時の瞳孔径および心拍数の平均値をそれぞれ T_{Low}^{PU} , T_{Low}^{HR} に設定した。

瞳孔径について、Hess^[12] 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^[25]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^[17]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られる。したがって、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。

2.5.3 ルール設定および推論

ルールは表3に示す通りである。推論法も2.4.4項と同様である。

2.6 認知・作業状態推定手法

パフォーマンスおよび認知負荷を推定した後、最終的に作業執務者の認知・作業状態を推定した。認知・作業状態推定では、作業執務者が図1においていずれかの状態下であるという前提で、各4状態にどの程度近いのかをファジィ推論の適応度として計算した。つまり、表4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・

表3 認知負荷推定ルール

Table 3 Inference Rules for Cognitive Load

No.	If		Then
	P.D.	H.R.	Cognitive Load
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

作業状態の適応度とし、推定結果として出力した。入力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5(右)のメンバシップ関数を用いた。

表4 認知・作業状態推定ルール

Table 4 Inference Rules for Cognitive Working States

No.	If		Then
	Perf.	C.L.	Cognitive Working State
1	High	High	High W. S.
2	High	Low	Optimal W. S.
3	Low	High	Bad W. S.
4	Low	Low	Low W. S.

Perf. = Performance, C.L. = Cognitive Load

3. 評価実験

3.1 目的

これまでに述べたパフォーマンスおよび認知負荷の特徴量が提案手法の入力として妥当であるかを評価し、次に本手法によって認知・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と確認することを目的とする。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、エラー率、瞳孔径および心拍数が増加し、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および認知負荷が仮定を満たすかを確認した。

3.2 実験参加者・実験環境

実験は平成25年11月4日~21日の期間に行った。実験参加者は後の3.5節で述べるスクリーニングの結果に問題のなかった男子大学生30名で、過去に心臓や眼球に疾病の経験がない健常者であった。実験中はタスク時の机上面照度が525±50lux、実験参加者の眼球付近での照度が400±50luxになるように照明お

実験 2 日目

2 日目の実験スケジュールは表 6 の通りである。

表 6 2 日目の実験スケジュール

所要時間	内容
10 分	電極装着・瞳孔径計測器設定
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

**：生理指標計測およびタスクログ取得

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およびタスクログ取得を行った項目である。表中のタスク A およびタスク B は 2 桁暗算と 4 桁暗算のいずれかであり、順序効果のカウンターバランスをとるために実験参加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人数がそれぞれ同数、つまり 15 人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 [26]。

ベースライン測定では、図 3 のタスク画面に数字の代わりに「+」を呈示した。実験参加者には、「+」の中心を注視し安静に保つよう教示を与えた。このときに計測された瞳孔径および心拍数の平均値をそれぞれ、2.5.2 項で述べた T_{Low}^{PU} , T_{Low}^{HR} とした。

finger tapping (以降はタッピングと記す) 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アーチファクトが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および瞳孔径データを 2 桁暗算および 4 桁暗算と同様、解析の対象として計測した。タッピング中は、2.4.1 項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、実験参

加者には「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。

1 桁暗算加算は、実験開始時にしばしば見られる実験参加者のモチベーション上昇が、評価対象であるタスク A およびタスク 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および生理指標は取得しなかった。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、1 日目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 6 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。この 2 日目の実験ではタスク B および 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. 結果

2 日目に参加した実験参加者のうち 1 名の心拍計測データに異常が見られ、2 名が実験中に体調不良や眠気を訴えた。以上の理由から計 3 名を除き、27 名のデータを解析対象とした。各タスクにおける NASA-TLX のメンタルワークロードの結果を表 7 に示す。NASA-TLX のメンタルワークロードに対のある t 検定をかけた結果、有意差が認められた ($p < 0.001$)。つまり、2 つのタスクは異なる認知負荷を与える点で有効であったと考えられる。

表 7 各タスクの NASA-TLX スコア
Table 7 Mental Workload on each Task.

平均値 (標準偏差)	
2 桁暗算	4 桁暗算
55.2 (9.3)	64.1 (7.0)

全ての実験参加者の各タスクについて、パフォーマンスの特徴量 (解答時間, 分散およびエラー率) の平均値と標準偏差を表 8 に示す。各特徴量について、2 桁暗算加算-4 桁暗算加算間で対のある t 検定をかけた結果、それぞれで有意差が認められた (それぞれ $p < 0.001$)。

認知負荷の特徴量 (瞳孔径, 心拍数) を表 9 に示す。認知負荷の特徴量について、各タスク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。結果のグ

ラフをそれぞれ図 9, 図 10 に示す。

表 8 各タスクの特徴量 (解答時間・分散・エラー率)

Table 8 Each Feature Values (Solution Time, Variance, and Error Rate)

特徴量	平均値 (標準偏差)	
	2桁暗算	4桁暗算
解答時間	4.13 (1.33)	11.24 (2.80)
分散	1.03 (1.06)	10.72 (8.23)
エラー率	3.81 (3.08)	16.27 (12.65)

表 9 各タスクの特徴量 (瞳孔径・心拍数)

Table 9 Each Feature Values (Pupil Diameter and Heart Rate)

特徴量	平均値 (標準偏差)		
	タッピング	2桁暗算	4桁暗算
瞳孔径 (mm)	3.87 (0.44)	4.01 (0.47)	4.24 (0.55)
心拍数 (bpm)	73.8 (13.0)	75.09 (11.7)	77.18 (12.5)

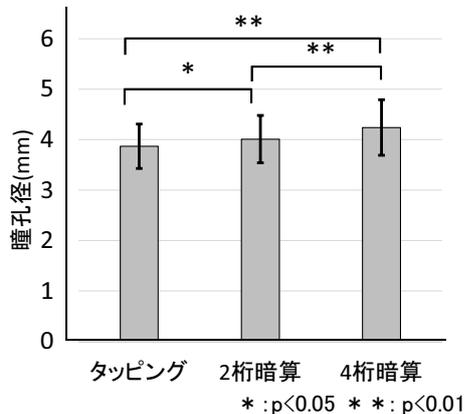


図 9 各タスクごとの平均瞳孔径特徴量
Fig.9 Means of Feature Values of Pupil Diameter on each Task.

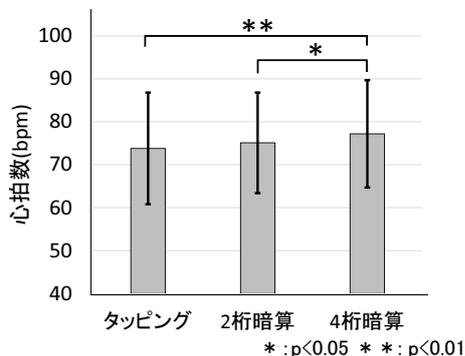


図 10 各タスクごとの平均心拍数特徴量
Fig.10 Means of Feature Values of Heart Rate on each Task.

パフォーマンス推定の結果を表 10 および認知負荷推定の結果を表 11 に示す。パフォーマンス推定について対のある t 検定をかけた結果、有意差が認められた ($p < 0.001$)。また、認知負荷推定においてタッピング、

2桁暗算および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。

表 10 各タスクのパフォーマンス

Table 10 Performance on each Task.

特徴量	平均値 (標準偏差)	
	2桁暗算	4桁暗算
パフォーマンス	0.71 (0.21)	0.33 (0.22)

表 11 各タスクの認知負荷

Table 11 Cognitive Load on each Task.

認知負荷	平均値 (標準偏差)		
	タッピング	2桁暗算	4桁暗算
認知負荷	0.38 (0.14)	0.46 (0.13)	0.58 (0.13)

さらに tukey 多重検定を行った結果のグラフを図 11 に示す。

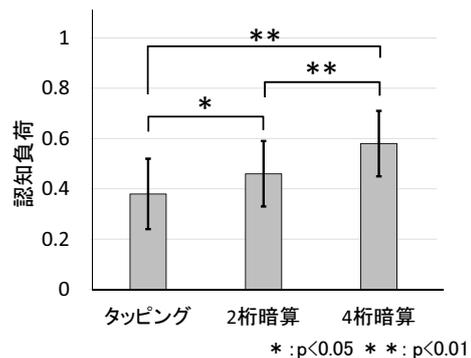


図 11 各タスクごとの平均認知負荷
Fig.11 Means of Cognitive Load on each Tasks.

次に、各認知・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 12 に示す。それぞれの状態の適応度について対のある t 検定を行った結果、すべての状態で有意差 (High W. S. において $p < 0.01$, その他 3 状態において $p < 0.001$) が認められた。また、各推定の例として、2名の実験参加者 A, B の 2桁暗算および4桁暗算の時の認知・作業状態推定結果を図 12~図 15 に示す。

表 12 各タスクの認知・作業状態の平均適応度
Table 12 Compatibilities of each Cognitive Working State.

認知・作業状態	平均値 (標準偏差)	
	2桁暗算	4桁暗算
High W. S.	0.24 (0.12)	0.16 (0.13)
Optimal W. S.	0.37 (0.18)	0.13 (0.09)
Bad W. S.	0.12 (0.11)	0.36 (0.18)
Low W. S.	0.11 (0.10)	0.22 (0.11)

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

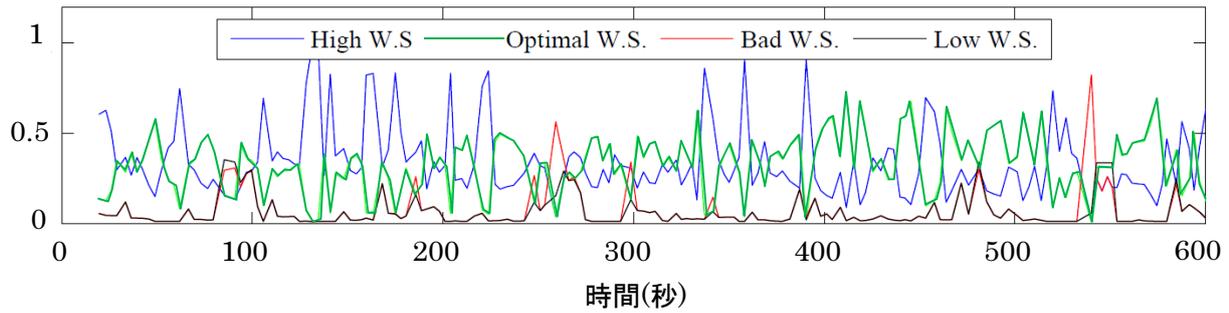


図 12 実験参加者 A の 2 桁暗算での推定結果
Fig. 12 Inference Output of the Subject A for 2-Digit Mental Arithmetic Task.

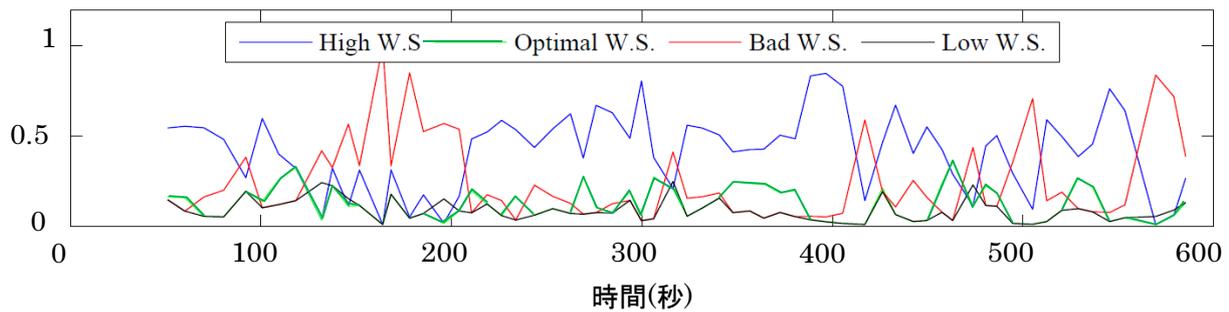


図 13 実験参加者 A の 4 桁暗算での推定結果
Fig. 13 Inference Output of the Subject B for 4-Digit Mental Arithmetic Task.

5. 考察

5.1 各入力特徴量

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。これにより想起失敗による思い出しや計算のやり直し等の新たな認知ステップが生じ、解答時間、分散およびエラー率の増加が起こり得る。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。本実験での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り、それぞれの推定手法の入力として妥当であると言える。

しかし、図 10 で示した tukey 多重検定の結果では、心拍数においてタッピングと 2 桁暗算間に有意差は見られなかった。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^[17, 19]が、これらの研究で用いられたタスクは 5~7 チャンクの短期記憶容量を要求するもので、本研究では 4 桁暗算と同程度である。他の水準間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の低いタスクは上昇値が小さく、そのためタッピングとの有意差が表れなかったと考えられる。

以上より、心拍数は認知負荷を反映する指標ではあるが瞳孔径に比べ変動が小さく、短期記憶に高い負荷がかかる条件でのみ有意な心拍数の上昇が見られると考えられる。

5.2 推定結果

パフォーマンス推定では、タスク難易度によるパフォーマンスの変動が認められた ($p < 0.001$)。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 ($F(2, 52) = 26.42$, $MSe = 0.01$, $p < 0.001$)、図 11 で示す通り各タスク間で有意差が認められた。これらの結果は 3.1 節で述べた仮定に従っており、提案手法の推定結果が妥当であることを示している。

認知・作業状態の推定結果では、タスク難易度の上昇に従って High W. S. および Optimal W. S. は適応度が低下し、Bad W. S. および Low W. S. の適応度が上昇することが分かった。特に、Optimal W. S. では 2 桁暗算および 4 桁暗算でそれぞれ平均値が 0.37 および 0.13、Bad W. S. ではそれぞれ 0.12 および 0.36 と他の状態に比べて差が大きい。従って、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。

5.3 認知・作業状態遷移の検討

実際の推定結果例である実験参加者 A および実験参加者 B の推定結果から考えられる作業状態や認知・作業状態について考察を述べる。

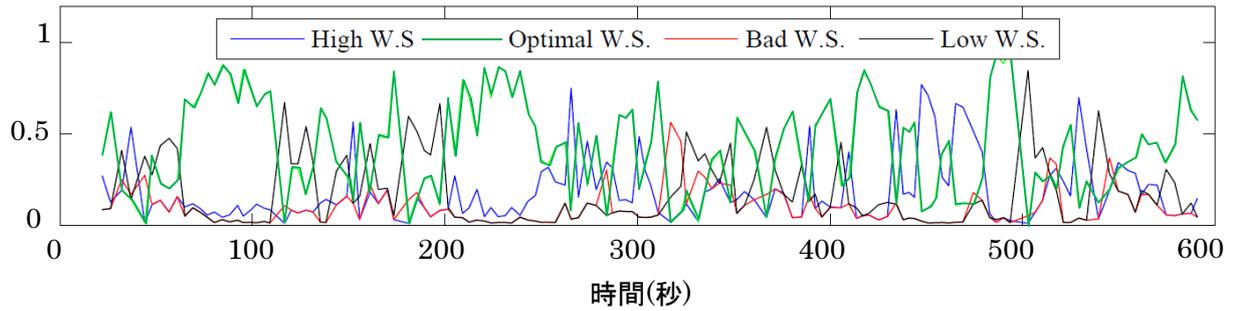


図 14 実験参加者 B の 2 桁暗算での推定結果
 Fig. 14 Inference Output of the Subject B for 2-Digit Mental Arithmetic Task.

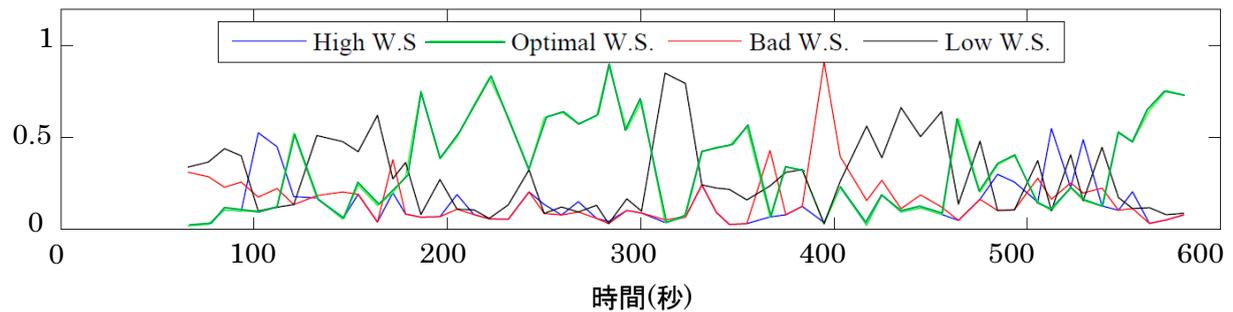


図 15 実験参加者 B の 4 桁暗算での推定結果
 Fig. 15 Inference Output of the Subject B for 4-Digit Mental Arithmetic Task.

まず、図 12 に示した実験参加者 A 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. および Optimal W. S. がほぼすべての作業時間で優位に現れ、特に 100~250 秒区間や 350~400 秒区間で High W. S. の高いピークが複数形成されている。このような 2 状態の優位がよく見られたのは、タスクの難易度が低く、作業に集中できていたためと考えられる。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、この実験参加者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。このように、時系列で認知・作業状態の推定が可能となると、この推定結果に基づいて、作業への集中を促す新しい試みが可能となる。例えば、さらに作業執務者が集中しやすいよう、彼らの認知・作業状態の推移にあわせた適切な休息のタイミングを提案することが容易となる。実験参加者 A の場合、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。

図 13 に示した同実験参加者 A の 4 桁暗算時の推

定結果は、2 桁暗算の場合とは異なり、High W. S. と Bad W. S. が優位である様子が見られる。また、前半 100 秒~200 秒および後半 400 秒~600 秒では Bad W. S. が現れやすくなっているが、これらの時間帯での状態遷移に注目すると、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 Bad W. S. が最も高い適応度を示しており、後に High W. S. が優位になることから、タスクに慣れるまで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遂行しているため、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. のピークについては、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. と交互にピークを形成する様子が見られることから、疲労による影響を強く受けた結果 Bad W. S. への遷移と High W. S. への復帰を繰り返しており、作業への集中が高くない状態であると考えられる。このように同じ Bad W. S. でも、認知・作業状態遷移の時系列データを見ることで、前後の遷移状況から異なる解釈が可能になる。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実験参加者に休息を促すことで適切な疲労回復を図ると言った、新しい試みも可能となる。

次に、図 14 に示す実験参加者 B の 2 桁暗算時の推定結果を見ると、実験参加者 A とは異なり、Low W. S. が優位である時間帯がいくつか確認される。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、この実験参加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. のピークが現れ始め、逆に Optimal W. S. 優位な状態の継続時間は短くなっており、他の状態のピークが頻出している。このような状態遷移は、2 桁暗算の単調さによる疲労の蓄積が原因であると考えられ、Optimal W. S. 優位であってもある程度の疲労蓄積が生じたと考えられる。

図 15 に示す同実験参加者 B の 4 桁暗算時の推定結果を見ると、2 桁暗算と同様 300 秒より前では Optimal W. S. 優位が続くが、300 秒を過ぎたあたりから Low W. S. や Bad W. S. が顕著に出現している。2 桁暗算時の推定結果を併せると、実験参加者 B 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。

このように、提案手法によって各 4 状態の推定結果を時系列的に解析することで、600 秒という短時間の作業でも様々な状態が変化し、実験参加者によってその状態遷移が異なるパターンを示す様子が確認された。

一方で、本実験結果から示唆できることは、あくまでも異なる難易度間の認知タスクにてそれぞれの推定値が有意に変化していることであり、時系列推定つまり各解析窓での推定についてその結果の妥当性は、本実験結果からのみでは担保できない。また、本実験で用いた暗算課題は単調かつ比較的単純なルールのタスクであり、その他様々な認知タスクによる検討だけでなく、より高度な知的能力を必要とするタスクによる検討も行う必要があり、実験参加者がタスクを行った 10 分という時間も、実業務と比較すると短時間である。今後は以上のような課題も検討し、本手法の認知・作業状態推定の妥当性を上げ、さらに実際の知的作業環境により近い条件下で本手法を評価する必要がある。

しかし、本提案手法によって従来のパフォーマンスもしくは認知負荷のいずれか一方のみでの評価手法では不可能であった、新たな状態である認知・作業状態の時系列推定が実現し、それにより作業執務者のリアルタイムに変動する認知・作業状態について、本節で述べたように詳細な考察が可能となったことは、知的生産性向上への試みをさらに効果的なものにできると期待される。

先述した、最適な休息タイミングの提案ももちろんであるが、他にも例えば、照明環境が知的生産性に及ぼす効果を評価する際にも効果を発揮する。照明環境

変化させながら、その評価や改善案の検討を行う際は、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、作業執務者にとって作業へ集中しやすい快適な照明環境を導き出すことが容易になるであろう。

6. 結論

本研究では、作業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-認知負荷モデルを提案し、パフォーマンスと認知負荷、さらに認知・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、分散およびエラー率、認知負荷の推定では瞳孔径および心拍数を入力の特徴量として用いた。

被験者実験の結果、各特徴量がパフォーマンス推定および認知負荷推定として有効であることが示唆され、さらに本手法が認知・作業状態を推定する上でパフォーマンス推定および認知負荷推定が妥当であると示唆された。

また、提案手法によって時系列的に認知・作業状態の推定が可能になることで、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および認知・作業状態推定手法が、より効果的な執務環境評価や改善案の検討に貢献できると期待される。

一方で、時系列推定の更なる妥当性評価は必要であり、また、より高度で多様な種類の知的能力を必要とする認知タスクの検討も行わなければならない。今後はこれら課題も検討し、より詳細な知的生産性評価手法の実現を目指す。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 23360257 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 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).
- [2] Indoor Health and Productivity Project, Lawrence Berkeley National Laboratory, <http://www.iaqscience.lbl.gov/>, Accessed Apr. 2015.
- [3] 川瀬貴晴: 知的生産性研究の現状と課題 (II ワークプレイスプロダクティビティ評価の実践, <特集> 執務空間の知的生産性・ワークプレイスプロダクティビティ); 建築雑誌, Vol. 122, No. 1564, pp. 12-13 (2007).
- [4] 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).
- [5] 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).

- [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] 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).
- [8] 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).
- [9] 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).
- [10] 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).
- [11] Ayres, P., Paas, F.: Cognitive Load Theory: New Directions and Challenges; Applied Cognitive Psychology, Vol. 26, No. 6, pp. 827-832 (2012).
- [12] Hess, E.H., Polt, J.M.: Pupil size in relation to mental activity during simple problem-solving; Science, Vol. 143, pp. 1190-1192 (1964).
- [13] 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).
- [14] Halverson, T., Estep, 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).
- [15] 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).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] 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).
- [19] 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).
- [20] 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).
- [21] Card, S.K., Moran, T.P., Newell, A.: The Psychology of Human-Computer Interaction, Erlbaum Associates (1983).
- [22] 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).
- [23] facelab, Seeing Machines, Inc., <http://www.seeingmachines.com/product/facelab/>, Accessed Feb. 2014.
- [24] Dawson, H.: The eye, Academic Press, Vol.3, pp.255-337 (1969).
- [25] 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).
- [26] 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).

(2015年4月30日受付)

著者紹介

國政 秀太郎 (正会員)



2014年京都大学大学院エネルギー科学研究科修士課程修了。現在、大阪ガス(株)にデータサイエンティストとして勤務中。生理心理学、アフェクティブインタフェースに興味を持つ。2014年当学会学術奨励賞受賞。ヒューマンインタフェース学会正会員。

瀬尾 恭一



2015年京都大学大学院エネルギー科学研究科修士課程修了。現在、大阪ガス(株)に勤務。生理心理学, 知的生産性研究に興味を持つ。

下田 宏 (正会員)



1989年京都大学大学院工学研究科電気工学第二専攻修士課程修了。京都大学博士(工学)。1989~1996年(株)島津製作所にMRIの開発に従事。1996年京都大学大学院エネルギー科学研究科助手, 1999年同助教授, 2012年同教授。2002~2003年ノルウェーエネルギー技術研究所客員研究員。マンマシンシステム, 知的生産性, 生理指標計測, e-Learning等の研究に従事。ヒューマンインタフェース学会理事, 日本原子力学会関西支部幹事, 計測自動制御学会等の会員。

石井 裕剛 (正会員)



2000年京都大学大学院エネルギー科学研究科博士後期課程修了。現在、同大学院エネルギー科学研究科助教。主に複合現実感の研究に従事。2004年から1年間、ノルウェー王国エネルギー技術研究所客員研究員。2007年当学会学術奨励賞受賞、2012年当学会論文賞受賞。IEEE、日本バーチャルリアリティ学会、電子情報通信学会、日本保全学会等の会員。

