

推薦論文

## 心拍変動を用いた認知能力水準の逐次推定

角田 啓介<sup>1,a)</sup> 千葉 昭宏<sup>1</sup> 千明 裕<sup>1</sup> 吉田 和広<sup>1</sup> 渡部 智樹<sup>1</sup> 水野 理<sup>1</sup>

受付日 2016年6月30日, 採録日 2016年11月1日

**概要:** 本稿では、オフィスワーカー等知的労働者の認知能力水準を、検査等による作業中断や多数のセンサの装着をとまわず、低侵襲に逐次推定する方法について述べる。従来、知的労働者の認知能力や精神疲労の測定には、主観評価や、Advanced Trail Making Test (ATMT) 等の検査が用いられてきたが、これらの手法は労働者に作業中断を強いるため、ユーザにとって負担が大きかった。そこで我々は、単一センサから常時測定可能な心拍変動を用いた認知能力推定手法を検討しているが、従来手法では、ある作業期間におけるユーザの相対的な認知能力変化を、作業期間の終了時に推定することしかできず、作業中に認知能力水準を逐次推定し、認知能力水準の推定結果を他のユーザと比較するようなユースケースは実現できなかった。本稿では、実験によって得られたデータより心拍変動と認知能力水準の関係や特徴を考察したうえで、数分間測定した心拍変動より、他ユーザと比較可能な認知能力水準を逐次推定する手法を提案する。本稿で得られた知見は以下のとおりである。(1) 認知能力水準と心拍変動の間には相関があり、かつそれは心拍変動特徴量の水準によって変化しうる。(2) (1)の知見を用いた認知能力水準の逐次推定手法を実測したデータに適用した結果、単一時間窓(5分間)に測定した心拍変動特徴量より、実測データと高い相関(相関係数  $r = 0.84$ )を持つ、他ユーザと比較可能な認知能力水準の推定値を算出することができる。以上の知見を応用することで、作業中のユーザに対し、彼らの認知能力水準を低侵襲に逐次推定したうえで、その結果を逐次フィードバックし、他ユーザと比較して過負荷な状態である場合はその旨を知らせる、あるいは適切な休憩タイミングの提示等による作業スケジュールの最適化を促すことができ、知的労働者の生産性向上と過労防止への貢献が期待できる。

**キーワード:** 労務管理, 認知能力水準, 心拍変動, 逐次推定

## Continuous Estimation of the Level of a Cognitive Performance Using Heart Rate Variability

KEISUKE TSUNODA<sup>1,a)</sup> AKIHIRO CHIBA<sup>1</sup> HIROSHI CHIGIRA<sup>1</sup> KAZUHIRO YOSHIDA<sup>1</sup>  
TOMOKI WATANABE<sup>1</sup> OSAMU MIZUNO<sup>1</sup>

Received: June 30, 2016, Accepted: November 1, 2016

**Abstract:** This paper presents the low invasive method to estimate the level of a cognitive performance continuously without any test or multiple sensors. Although previous works tried to estimate worker's cognitive performance using subjective questionnaire or test such as Advance Trail Making Test (ATMT), it is difficult to estimate their cognitive performance for improving their work style or duties because these method forced workers to stop their works for several minutes. To solve the problem, we have developed the method to estimate changes in a cognitive performance using only heart rate variability (HRV), however, our previous method can only estimate relative changes in a cognitive performance so that it is impossible for both workers and managers to get the level of their cognitive performances, compare them and manage their work duties or shifts continuously. In this paper, we proposed the method to estimate the level of a cognitive performance, which can be compared with other's one, using only HRV continuously. Our contributions are as follows. (1) Relationship between the level of a cognitive performance and HRV depends on the level of HRV features (2) By applying contribution (1), the level of a cognitive performance, which can be compared with other's one, can be estimated using HRV features in a time window (5 min.) continuously. They contribute to prevent overwork and improve productivity of workers by estimating the level of their cognitive performances using only HRV continuously.

**Keywords:** worker management, cognitive performance, heart rate variability, continuous estimation

## 1. 諸言

ビジネス環境のグローバル化や企業間競争の激化にともない、知的労働者の生産性や能力の向上は企業経営だけでなく、社会全体の大きな課題である。しかし、特に先進国では過労にともなう労働者の生産性低下や精神疾患が大きな経済損失を生んでおり [1], [2], 数日以上で生じる長期的な変化から数分以下の短期的な変化まで、労働者の状態変化に応じた適度な労務管理が重要である [3]。従来、オフィスワーカー等を対象とした認知能力や、認知能力の低下とされる精神疲労の測定には、(1) Visual Analog Scale (VAS) による主観的評価 [4] やフリッカー検査 [5], Advanced Trail Making Test (ATMT) [6], [7] 等の検査, あるいは (2) Electroencephalogram (EEG) [8], [9], 指尖血流量や呼吸数等複数の生体情報の組合せ [10] による推定が提案されてきた。しかし、(1) ではユーザに数分間作業を中断してもらったうえで測定する必要がある、数時間程度、もしくは数日間隔での測定による長期的な状態変化の推定が限度と考えられる。また (2) のように EEG や複数の生体情報をオフィスワーカー等の知的労働者が日常的に測定することは、拘束性等ユーザ負担の観点から困難である、

もし、作業中断をとまわず、より短期的に数分以下の単位で認知能力を常時測定することができれば、作業中の労働者の認知能力やその変化要因を明らかにでき、さらに結果を労働者自身にフィードバックすることで、認知能力に基づく働き方の最適化を促し、労働者の生産性向上と過労防止に貢献できると考えられる。そこで我々は、低侵襲かつ作業中断をとまわらない方法として、精神疲労との関連が示唆されている心拍変動 [11] を用いた認知能力推定手法を検討してきた [12]。しかし、従来手法では、ある作業期間におけるユーザの相対的な認知能力変化を、当該作業期間の終了時に推定することしかできず、作業中に認知能力の水準を逐次推定し、推定結果を逐次ユーザへフィードバックすることはできなかった。また、推定結果は当該作業期間におけるユーザの相対的な認知能力変化であったため、認知能力の水準を推定し、他のユーザと推定結果を比較したうえで、彼らの作業分担等を見直すようなユースケースは実現できないといった課題があった。

そこで本稿では、測定対象となるユーザの作業中断をとまわらずに、作業中に測定・算出した心拍変動より、他ユーザと比較可能な認知能力水準を逐次推定する手法について検討を行う。本稿ではまず実験によって認知能力水準と心拍変動の特徴およびそれらの関連を明らかにする。次に、考察に基づき心拍変動特徴量より認知能力の水準を逐次推

定する手法を提案する。最後に、実測したデータを用いて提案手法の評価を行う。

以下が本稿の構成である。2章では認知能力や精神疲労の推定と、心拍変動を用いた状態推定に関する従来研究について述べる。3章では、認知能力水準と心拍変動の特徴、およびそれらの関連を明らかにするための実験手順と、その結果および考察について述べる。4章では3章における考察に基づいた認知能力水準の逐次推定手法を提案する。5章では測定したデータを用いて、提案手法の有効性を評価したうえで、評価に対する考察を行い、6章ではまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

### 2.1 認知能力推定

本節で扱う認知能力とは、ATMT で測定できる、短期記憶である Working Memory や特定の対象に着目する能力である Selective Attention を含んだ脳の前頭葉が発揮するとされる認知能力と定義する [6]。また ISO では、認知能力等の能力が低下した状態を精神疲労と定義しており [13], 認知能力の低下を測定することは、精神疲労を測定することと同義と考えられる。

従来の認知能力測定手法として、Advanced Trail Making Test (ATMT) [6] がある。ATMT はディスプレイに表示された数字付きマーカーを、マウス等を用いて順にクリックしていくタスクであり、タスク遂行時間が長くなることで認知能力が低下したと判断することができる。

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

また近年では、生体センサを用いて認知能力や精神疲労を連続的に推定する手法も提案されつつある。たとえば、八谷らは心拍数、前頭皮膚温度、指尖皮膚温度、手掌部皮膚血流量、呼吸数の5指標を用いて主観的疲労感の推定を行っている [10]。また、Ji らは瞬きや頭の動き、表情、過去の睡眠時間等のデータから、自動車運転時の連続的な疲労推定を行っている [14]。しかし、これらは推定のために多種多様なデータの測定が必要であり、オフィスワーカー等の労働現場に適用することは、測定機器装着にと

<sup>1</sup> 日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所  
NTT Service Evolution Laboratories, Yokosuka, Kanagawa  
239-0847, Japan

a) k.tsunoda630@gmail.com

本稿の内容は2015年11月のグループウェアとネットワークサービスワークショップ2015で報告され、グループウェアとネットワークサービス研究会主査より情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

もなう拘束性等ユーザ負荷の観点から困難である。さらに Electroencephalogram (EEG) を用いて精神疲労を連続的に推定する研究も数多くなされているが [8], [9], EEG を測定するためには頭部に多くの電極を装着する必要がある、拘束性が高いと考えられるため、オフィスワーカー等知的労働者の実労働環境に適用することは困難である。

## 2.2 心拍変動を用いた状態推定

心拍変動とは、心臓が拍動した際に生じ、心臓の電気活動を測定した心電位に表れる鋭いピーク (R 波) の間隔である R-R 間隔 (以下 RRI) や、末梢血管の血流量を測定した脈波に表れる脈波間隔である Pulse-to-Pulse 間隔 (以下 PPI) の変動を意味する\*1。RRI の変動は自律神経系との関連が示唆されており、個人差があるものの、一般に自律神経系のうち交感神経が活性化することで RRI の変動は小さくなり、副交感神経が活性化することで RRI の変動が大きくなるとされる [15]。

RRI は、胸部に最低 2 点の電極を装着したり、導電性の布を用いたシャツを着たりするだけで測定できる [16] 心電位から算出可能である。また PPI は、広い測定領域を持つ面型センサに指尖部等が触れるだけで測定できる [17] 脈波から算出可能である。よって、RRI および PPI は多数の電極を用いる EEG 等と比較し、測定対象となるユーザの負担が少ないという特徴がある。そのため、RRI は個人差があるという課題はあるものの、オフィスワーカー等の労働現場における状態推定に用いることが比較的容易であると考えられる。

RRI の変動を基に、交感神経の活性度に基づいた精神的ストレスの推定 [18] や、副交感神経活動と関連する眠気の推定 [19] が行われてきた。また、暗算等の精神作業後に表れる心拍変動の変化についても研究がなされており、一般に暗算等による精神作業で精神的な負荷を与えることで、主観的疲労度が向上し、同時に交感神経が活性化することが示されている [11]。また、我々はオフィスワーカーへの適用が容易な、低侵襲な認知能力変化の推定を目指し、心拍変動と認知能力変化の関係には個人差があること、その個人差は心拍変動の特徴から推定されうることを確認したうえで、個人差を吸収しつつ心拍変動から認知能力変化を推定する手法を提案してきた [12]。しかし、この手法は個人差の吸収のため、数十分程度の作業期間内における心拍変動の特徴に基づいて学習データを選択したうえで推定を行うため、作業が終了した後にしか推定値を出力できない。また、ユーザの心拍変動特徴量と認知能力を測定した作業期間内で正規化したうえで推定しているため、認知能力の絶対値ではなく作業期間内での相対的な変化しか推定することができない。そのため、リアルタイムにユーザの認知

能力水準をモニタリングしてフィードバックを与える、あるいは複数ユーザ間で推定結果を比較するといったユースケースは実現できなかった。

一方で、個人内だけでなく、個人間での認知能力水準の違いが、心拍変動と関係があることを示唆する研究成果もいくつか見られる。たとえば Hansen らは、安静時における心拍変動の特徴量 RMSSD が中央値以上の被験者の方が、中央値未満の被験者と比較して Working Memory Test の成績が有意に高いことを示している [20]。また Duschek らは、注意に関する機能 (Attentional Performance) を測定するタスクの成績と、タスク中に測定した RRI との間には弱い負の相関が見られることを示している [21]。以上の成果より、心拍変動を用いることで、個人内だけでなく、個人間で比較可能な認知能力水準を推定できる可能性があると考えられる。しかしながら、心拍変動を用いて、実際にオフィス等の労働環境における労務管理に役立つよう、認知能力水準を逐次推定できるか否かは不明であるため、まずは実験によって推定の可能性を確認する必要がある。

## 3. 実験

### 3.1 目的

本実験の目的は、認知能力水準と心拍変動の特徴およびそれらの関係を明らかにしたうえで、心拍変動より認知能力水準を逐次推定できる可能性を明らかにすることである。

なお、本稿における認知能力は先行研究 [6] より、ATMT における単位時間あたりの正解数と定義する。また、本実験は NTT サービスエボリューション研究所倫理委員会の承認のもと、実施した\*2。

### 3.2 方法

#### 3.2.1 被験者

被験者は年代や性別、生活習慣による心拍変動や認知能力水準への影響を考慮し、前日の飲酒や日常の喫煙習慣がない、健康な 20 代の成人男性 25 名とした。さらに、25 名からランダムに選んだ 6 名については、別の日に再度同様の実験を行った。そのため、被験者数はのべ 31 名である。被験者には実験開始前に実験内容および計測データの利用目的を説明したうえで、全員から書面で参加への同意を得た。被験者の年齢は  $26.7 \pm 1.8$  歳であった。なお、心拍変動は同一個人内でも夜間から朝と日中で有意に異なることが知られているため [22]、実験は 13 時半から 18 時の間に実施し、また、心拍変動を用いた状態推定に関する従来研究 [23] を基に、被験者には実験開始 1 時間前より飲食を禁止することで、心拍変動における日内変動と飲食の影響を

\*1 RRI と PPI の値はほぼ一致するため、本稿では以降 PPI も RRI と同一と見なし、特に断らない限りまとめて RRI と表記する。

\*2 実験の方法は我々の先行研究 [12] と同一であり、計測し、分析に用いたデータも一部先行研究と重複しているデータであるが、本稿では再度、当該実験方法とデータの計測手段について詳述する。



排除した。

### 3.2.2 実験機器

心拍変動を測定するため、Biopac 社製の心電位センサ (BN-RSPEC) およびデータ収集システム (MP150) を用いた。心電位を測定後、測定した心電位より Biopac 社製のソフトウェアである Acqknowledge を用いて RRI を算出した。その際、400 msec 未満、または 1,500 msec を超える RRI はノイズとして除外した。

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

### 3.3 ATMT

ここでは ATMT について詳しく述べる。ATMT は元々、慢性疲労症候群等の診断に役立てるための客観的な精神疲労の測定手段として開発されたものである [6]。ATMT の開始時、ディスプレイ上には 1~25 までの数字が付いたマークがランダムに配置されており、被験者は 1 から順に、できるだけ早くマークをクリックしていくよう指示される。被験者が正しいマーク  $a$  をクリックすると、クリックしたマークが消え、同時に  $a + 1$  から  $a + 25$  までのマークが表示される。被験者は再度正しいマークを探し、クリックする手順を、40 が付いたマークをクリックするまで繰り返す。ATMT には、マークの再配置時にすべてマークの配置場所がランダムに変化する Task-R と、新たに表示される  $a + 25$  のマークのみがランダムに配置される Task-F が存在するが、本稿では視覚的探索が必要なためより高い認知能力を必要とし、なおかつ健常者であっても精神負荷をかけることで反応時間が低下するとされる Task-R をタスクとして採用した [7]。そのうえで、反応時間から算出される一定時間あたりの正答数を ATMT スコアとし、その時点での被験者の認知能力と定義した。ATMT Task-R の例を図 1 に示す。

以上のように、本実験における ATMT は、被験者が認知能力を発揮するタスクであると同時に、認知能力水準を測定する手段でもある。

#### 3.3.1 実験手順

実験は以下の手順で行った。

- 1 心拍変動を用いたストレスに関する従来研究を参考

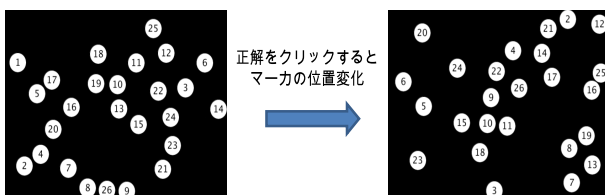


図 1 ATMT Task-R の例

Fig. 1 Example of ATMT Task-R.

に [24]、被験者に心電位センサを装着したあと、椅子に着座してもらい、5 分間閉眼安静状態を保ってもらうことで、被験者の実験直前における心理的・身体的負荷の影響を排除する。

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

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

#### 3.3.2 分析方法

心拍変動はタスク中に測定した心電位より RRI を算出後、分析時間窓を 5 分とし、時間窓を 30 秒刻みでスライドさせて特徴量を算出した。算出した特徴量を表 1 に示す。ATMT は心拍変動特徴量と同様に、分析時間窓を 5 分、窓のスライド幅を 30 秒とし、時間窓あたりの正解数を ATMT スコアとして算出した。LF, MF, HF 等を算出する際のスペクトル解析では 3 次スプライン補間後、ユー

表 1 算出した特徴量

Table 1 Heart rate variability (HRV) features for analysis.

名称	説明
Mean	RRI の平均値 (ms)
SDNN [15]	RRI の標準偏差
pNN50 [15]	隣接 RRI の差が 50 msec を超えた比率
RMSSD [15]	隣接 RRI の差の二乗平均平方根
L [26]	ローレンツプロットにおける長辺成分
T [26]	ローレンツプロットにおける短辺成分
CVI [26]	$\log_{10}(L \times T)$
CSI [26]	$L/T$
LF [27]	低周波成分 (0.04 Hz ~ 0.08 Hz) の総パワー
MF [27]	中周波数成分 (0.08 Hz ~ 0.15 Hz) の総パワー
HF [15]	高周波数成分 (0.15 Hz ~ 0.40 Hz) の総パワー
Total pow.	LF+MF+HF
LF/HF	$(LF+MF)/HF$
HF ratio	$HF/(LF+MF+HF)$
HF peak pow.	HF におけるピーク周波数帯のパワー
HF peak freq.	HF におけるピーク周波数

表 2 各被験者における ATMT スコアと心拍変動特微量  
Table 2 ATMT score and HRV features in each subject.

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

表 3 全被験者における ATMT スコア (認知能力水準) と心拍変動特微量の相関  
Table 3 Correlation coefficient between ATMT score and HRV features.

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

ウォーカ法を用いてスペクトル解析を行い、算出した [25]. ユールウォーカ法における自己回帰モデルの次数は 32 とした.

### 3.4 結果

全被験者の ATMT スコアおよび心拍変動特微量の統計量 (平均 ± 標準偏差) を表 2 にそれぞれ示す. なお, 被験者 ID における 1(2) は, ID = 1 の被験者の 2 回目の実験におけるデータを表す. また, どの心拍変動の特微量が ATMT スコア, すなわち認知能力水準に影響しているかを明らかにするため, 全被験者における ATMT スコアと各特微量間の相関係数を算出した. 算出結果を表 3 に示す.

以上の結果をまとめると, 以下 2 点に集約される.

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

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

### 3.5 考察

前節の結果 1, 2 より, ATMT スコア, すなわち認知能力水準と心拍変動特微量の水準は被験者によって個人差があり, 同一被験者でも日によって水準が変化しうること,

表 4 全被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量  
Table 4 ATMT score and HRV features in all subjects.

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

また逐次変化する認知能力水準と心拍変動特徴量の間に一定の相関があることが分かった。後者の結果は、Duschekらの研究における [21]、個人間でも認知能力水準と心拍変動の間に相関があるという結果と整合する。よって心拍変動より、我々の従来研究のように認知能力の変化だけでなく、認知能力水準も逐次推定できる可能性が示された。また、2.2 節で述べたように、心拍変動と認知能力変化の關係に個人差が見られることを考慮すると、心拍変動特徴量の水準によって、認知能力水準と心拍変動の關係も異なる可能性があると考えられる。

そこで、心拍変動特徴量の水準によって、認知能力水準と心拍変動特徴量の相関が変化するかを考察する。表 2 における平均や標準偏差から分かるように、ATMT スコア (認知能力水準) や心拍変動特徴量はばらつきが大きく、すべてが正規分布に従っていると仮定することは難しいと考えられるため、全被験者の ATMT スコアおよび各特徴量について、平均値と標準偏差に代わりノンパラメトリックな統計値である中央値  $x_{median}$  と四分位範囲  $x_{IQR}$  [28] を用いて式 (1) のように測定値  $x$  を正規化済みデータ  $x'$  に変換した。

$$x' = \frac{(x - x_{median})}{x_{IQR}} \quad (1)$$

そして各窓における正規化済みデータについて、中央値となる 0 以上のデータ (第 1 群) と、0 未満のデータ (第 2 群) に分類したうえで、各特徴量・各群における ATMT スコアと心拍変動特徴量の相関を検討した。結果を表 4 に示す。

表 4 より、被験者間だけでなく、心拍変動特徴量の水準によっても認知能力水準と心拍変動特徴量の相関が変化する可能性が示された。たとえば、SDNN は心拍変動全体の変動を表し、副交感神経活動と正の相関を持つとされる特徴量であるが、SDNN が中央値以上のとき、LF/HF

は ATMT スコアと正の相関を持つ傾向がある。しかし、SDNN が中央値以下の場合、相関はほとんどないことが分かる。LF/HF が主に交感神経活動の指標として使われることを考慮すると、この結果は SDNN が示すように副交感神経活動が活性化している場合に、LF/HF がある程度高いこと、つまり同時に起こる交感神経活動は認知能力水準を高める可能性があるが、逆に SDNN が示すように副交感神経活動が活性化していない状態では、LF/HF がある程度高いこと、つまり同時に起こる交感神経活動が認知能力水準にほとんど影響を及ぼさないことを示唆している。この事象の 1 つの解釈として、前者が適度な緊張が起きやすい状態、後者はそれが起き難い状態と解釈することができる。なお、このような特徴は SDNN 以外の特徴量でもみられることから、ある一特徴量の水準が顕著に影響される可能性と、すべての特徴量の水準、つまり心拍変動全体の水準に影響される可能性が考えられる。

以上より、本実験によって得られた考察をまとめる。  
考察：心拍変動特徴量の水準により、認知能力水準と心拍変動特徴量の關係は変化する場合がある。たとえば、SDNN が中央値以上のとき、LF/HF は ATMT スコアと正の相関を持つ傾向があるが、SDNN が中央値以下の場合はその限りではない。そしてこのような特徴は、ある一特徴量の水準に顕著に影響される可能性と、全特徴量の水準に影響される可能性が考えられる。

#### 4. 認知能力水準の逐次推定手法

前章の結果より、認知能力水準と心拍変動の間には相関があることが分かった。また考察より、単一時間窓において算出される心拍変動特徴量の水準が類似していれば、認知能力水準と心拍変動特徴量の關係も類似している可能性が示された。そこで本章では、単一時間窓における推定対象ユーザの心拍変動特徴量を入力とし、それらを蓄積した



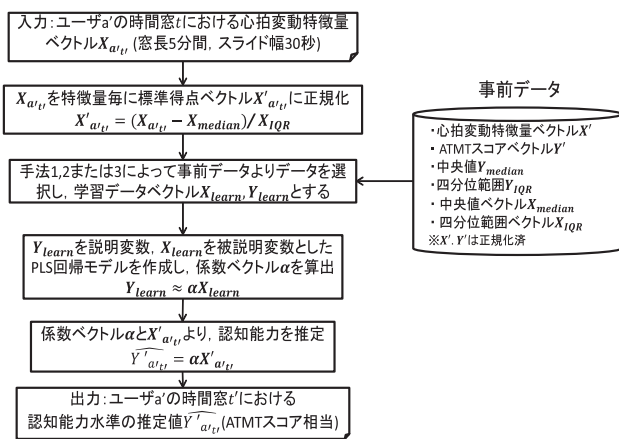


図 2 提案手法

Fig. 2 Proposed estimation method.

事前データを用いて正規化したうえで、事前データの一部を学習データとして用いることで、他ユーザと比較可能な認知能力水準を逐次推定する手法を提案する。提案アルゴリズムを図 2 に示す。

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

そのうえで、新たに着座作業中にユーザ  $a'$  から時間窓  $t'$  における RRI を測定後、事前データと同様に時間窓  $t'$  における特徴量ベクトル  $X_{a',t'}$  を算出する。次に、 $X_{a',t'}$  を中央値ベクトル  $X_{median}$ 、四分位範囲ベクトル  $X_{IQR}$  を用いて正規化し  $X'_{a',t'}$  とする。その後、以下の手法によって事前データより複数のデータを選択し、学習データベクトル  $Y'_{learn}$  と  $X'_{learn}$  とする。事前データより学習データを選択する手法として、前章の結果および考察より、次の手法を比較・検討することとした。

手法 1: 結果 2 をふまえ、推定対象ユーザ以外のユーザから測定したすべての事前データを学習データベクトルとする。

手法 2: 考察より、ある一心拍変動特徴量の水準が類似するデータセットどうしは、心拍変動特徴量と認知能力水準の関係が近い可能性が考えられる。そのため、任意の一心拍変動特徴量  $s$  に対し、Just-in-Time モデリングまたは Lazy Learning と呼ばれる手法 [29] を用い

て、式 (2) に示す  $X'_{a,t}$  と  $X'_{a',t'}$  間の距離  $dist_{sa_t a'_t}$  が近い事前データを k-NN 法によって選択し、学習データベクトルとする。なお、変数  $X'_{sa_t t'}$ 、 $X'_{sa_t}$  はそれぞれ、 $X'_{a',t'}$  または  $X'_{a,t}$  における特徴量  $s$  の値とする。

$$dist_{sa_t a'_t} = |X'_{sa_t t'} - X'_{sa_t}| \quad (2)$$

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

$$dist_{a_t a'_t} = E(|X'_{a'_t} - X'_{a_t}|) \quad (3)$$

以上で選択された学習データベクトル  $Y'_{learn}$  と  $X'_{learn}$  を用いて、式 (4) のように係数ベクトル  $\alpha$  を Partial Least Squares (PLS) 回帰 [30] を用いて算出する。PLS 回帰は、複数の説明変数間における多重線形性を回避しつつ、複数の説明変数を用いた回帰分析を可能とする手法である。なお、PLS 回帰における成分選択にはオーバフィッティングを回避するために Wold's R criterion [31] を用いることとし、 $R = 1.0$  とした。

$$Y'_{learn} \approx \alpha X'_{learn} \quad (4)$$

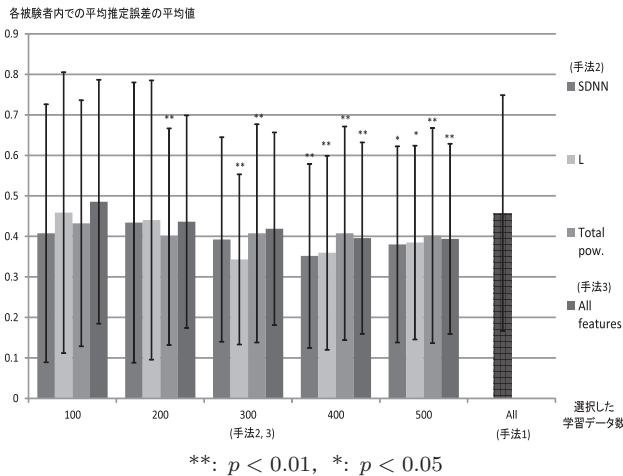
次に、算出した係数ベクトル  $\alpha$  と、測定したユーザ  $a$  の特徴量ベクトル  $X'_{a,t}$  を用いて、以下の式 (5) によって時間窓  $t'$  における認知能力の推定値  $Y'_{a,t'}$  を算出する。2.2 節で述べたように、認知能力水準と心拍変動特徴量の関係は被験者によって個人差がありうるため、ステップワイズ法等によって変数選択を行うことは難しいと考え、PLS 回帰にすべての特徴量を入力することとした。以上の手法により、時間窓  $t'$  における、他ユーザと比較可能な認知能力水準の推定値  $Y'_{a,t'}$  を算出することができる。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

$$Y'_{a',t'} = \alpha X'_{a',t'} \quad (5)$$

## 5. 評価

### 5.1 評価方法

3 章の実験で測定した被験者のべ 31 名のデータを用いて評価を行った。ある 1 名のデータを評価用の入力データ、残り 30 名のデータを事前データとし、各被験者における各時間窓の心拍変動特徴量データに対して提案手法を適用するクロスバリデーションを実施した。そして、ATMT スコアの実測値と提案手法での推定値の相関係数と、各被験



\*\* :  $p < 0.01$ , \* :  $p < 0.05$   
(手法 1 における推定誤差との対応有 t 検定において)

図 3 各被験者の平均推定誤差の平均値と標準偏差

Fig. 3 Ave. and S.D. of estimation err in each subject.

者におけるそれらの推定誤差を評価指標とした。手法 2, 3 の事前データ選択における k-NN 法の k は 100, 200, 300, 400, 500 でそれぞれ評価を行った。なお、心拍変動特徴量と認知能力水準にはそれぞれ個人差が存在するが [20], [21], 2.2 節で述べたように、同一個人内においてはそれらの間に関係がある。さらに表 2 における被験者 ID = 2 のように、2 回の実験における認知能力水準と心拍変動特徴量が大きく変わらない被験者も存在する。このとき、もし 2 回実験を行った被験者の認知能力水準を心拍変動特徴量から推定する場合、同一被験者の別の日に実施した実験のデータを学習データとして用いると、当該被験者のみ推定精度が高くなることありうる。そして、当該被験者は 2 回実験を実施しているため、そのように精度が高くなった結果がのべ 2 被験者分に及ぶと、全被験者の推定精度が本来の各被験者 1 回ずつ評価した場合と比較して不当に良くなってしまふ可能性がある。このような結果を防止するため、各被験者の評価においては、評価用データと同一被験者から測定されたデータは事前データから除外することとした (たとえば、ID = 3(2) の評価を行う際は、ID = 3(1) のデータは事前データに含めない)。

5.2 評価結果

手法 1, 2 (推定誤差が小さい一部特徴量のみ抜粋), 3 によって推定された結果として、各被験者における推定誤差 (平均 ± 標準偏差) を図 3 に示す。なお、図 3 においては、手法 1 による推定誤差と他の手法による推定誤差をそれぞれ、被験者ごとの対応がある t 検定で有意差検定を実施し、手法 1 の結果と比較して 5% 以上有意に誤差が減少した結果には \* を、1% 以上有意に誤差が減少した結果には \*\* を付与した。各被験者における推定誤差を表 5 にそれぞれ示す。また、最も誤差が小さくなった手法 2, 特徴量 L, k = 300 における推定値と実測値をプロットしたも

表 5 各被験者における平均推定誤差

Table 5 Average of estimation error in each subject.

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

のを図 4 に示す。加えて、認知能力水準の比較例として、ID = 11 と 16 における、タスク開始 10 分後から 20 分後に算出される実測値、手法 2, 特徴量 L, k = 300 における推定値、手法 3 における推定値を比較したものを図 5, 図 6, 図 7 にそれぞれ示す。

5.3 考察

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



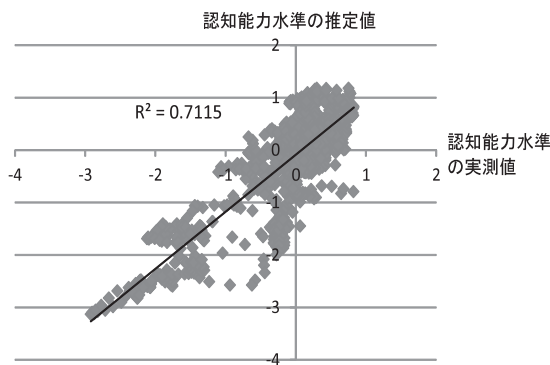


図 4 全被験者の推定値と実測値 (手法 2, 特徴量: L, k = 300)  
 Fig. 4 Estimated and recorded values in all subjects (Method 2, Feature: L, k = 500).

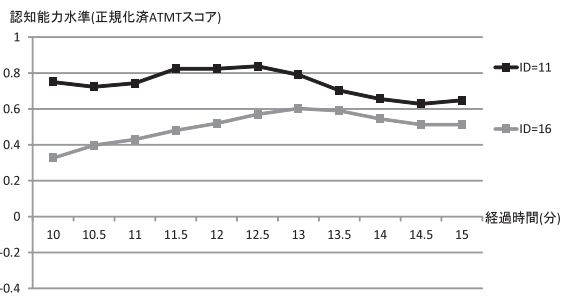


図 5 2 被験者 (ID = 11, 16) の比較例 (実測値)

Fig. 5 Comparison between performances measured from 2 subject (ID = 11, 16).

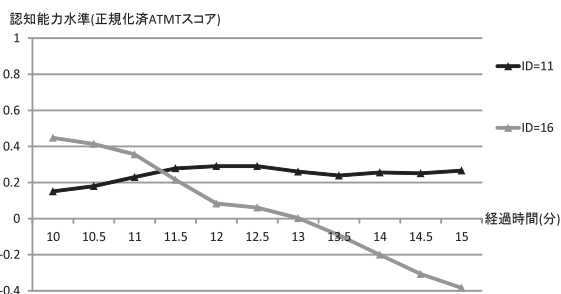


図 6 2 被験者 (ID = 11, 16) の比較例 (手法 1 での推定値)

Fig. 6 Comparison between estimated performances in 2 subject (ID = 11, 16, estimated by method 1).

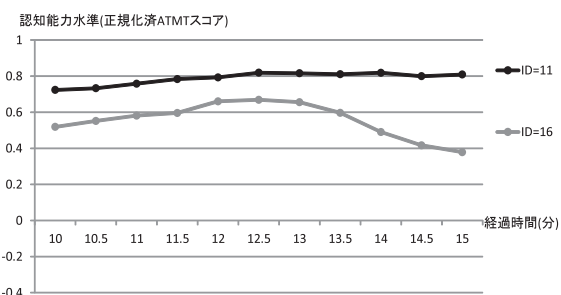


図 7 2 被験者 (ID = 11, 16) の比較例 (手法 2, 特徴量 L, k = 300 での推定値)

Fig. 7 Comparison between estimated performances in 2 subject (ID = 11, 16, estimated by method 2, feature: L, k = 300).

また表 5 より, 手法 2 において L や SDNN を基に特徴量を選択することで, 多くの被験者において手法 1 や 3 より精度良く推定できることが分かる. なお, SDNN, L, Total pow. はいずれも, 特定周波数帯ではない RRI 全体の変動を示す特徴量である. つまり, 前節表 4 で示唆されたように, 心拍変動と認知能力水準の関係は RRI 全体の変動の類似性と関係があり, RRI 全体の変動を表す特徴量の類似性に基づいて学習データを選択することで, 認知能力水準の推定精度が向上することが分かる. 一方で, たとえば ID = 7 のように, 手法 1 の方が推定誤差が小さい被験者も見られる. 今後精度をより向上させるためには, 各被験者の特徴に応じて学習データ数を決定する必要があると考えられる.

加えて, 図 4 より, 最も誤差が小さくなった手法 2, 特徴量 L, k = 300 における推定値は実測値と高い相関 ( $r = 0.84$ ) を持つことが分かる. なお, ATMT で測定した認知能力水準をセンサデータより推定した研究は筆者らの研究 [12] 以外に見当たらないが, 認知能力低下が精神疲労と定義されることを考慮すると, 八谷らによる 5 種類のバイタルセンサを用いた主観的疲労感推定 [10] が本研究と類似していると考えられる. そして, 当該研究における, 推定値と実測値の相関係数  $r$  は 0.58 程度であり, 提案手法は類似している従来研究以上の精度水準で, 認知能力水準を推定できたといえる.

次に, 図 5, 図 6, 図 7 に着目する. 図 5 を見ると, タスク中被験者 ID = 11, 16 より実測した認知能力水準はそれぞれ 0.6 から 0.8, 0.3 から 0.6 程度であること, ID = 11 の方が実際の認知能力水準が高かったことが分かる. しかし, 手法 1 において推定された認知能力水準である図 6 を見ると, 手法 1 によって推定した結果ではタスク開始 10 分後から 11 分後までは ID = 11 より ID = 16 の方が認知能力が高く, また 12 分後より ID = 16 の認知能力が実測値と比べて大きく低下してしまうことが分かり, 実測値と乖離していること, また ID = 11 と 16 の能力の比較結果も 10 分後から 11 分後では実測値と異なってしまうことが分かる. 一方で, 手法 2 において推定された認知能力水準である図 7 を見ると, 被験者 ID = 11, 16 の実測した認知能力水準はそれぞれ 0.7 から 0.8, 0.3 から 0.7 程度と実測値に近く, また能力の比較結果も実測値と一致することが分かる. 以上のように, 手法 2 によって特徴量間の距離に基づいて学習データを選択することで, 推定精度を向上させることができ, 能力比較を正しく行えるようになることが分かる.

ところで, 表 5 に示したように, 手法 2, 3 いずれにおいても, 手法 1 と比較して推定誤差がほとんど改善されない被験者が 1 名見られた (ID = 23). 原因として, この被験者には他の被験者に見られたような, 心拍変動と認知能力水準の関係が見られなかった可能性が考えられる. 本稿

でこのような被験者は1名だけであったが、今後同様に推定が困難な被験者が一定数存在するのか、被験者を増やしつつ検証する必要がある。

以上より、本稿で提案した認知能力水準の逐次推定手法によって、心拍変動より他ユーザと比較可能な認知能力水準を高い精度水準で逐次推定できるようになったといえる。

## 6. 結語

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

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

以上の知見を応用することで、作業中の知的労働者に対し、彼らの認知能力水準を低侵襲に逐次推定したうえで、その結果を逐次フィードバックし、他ユーザと比較して過負荷な状態である場合はその旨を知らせる、あるいは適切な休憩タイミングの提示等による作業スケジュールの最適化を促すようなユースケースが実現できるようになり、知的労働者の生産性向上と過労防止への貢献が期待できる。

今後の課題として、各被験者に合わせた学習データ数の動的選択手法の検討、および他の年齢層および性別の被験者を対象とした提案手法の有効性検証があげられる。

## 参考文献

- [1] Reynolds, K.J., Vernon, S.D., Bouchery, E. and Reeves, W.C.: The economic impact of chronic fatigue syndrome, *Cost Effectiveness and Resource Allocation*, Vol.2, Article No.4 (2004).
- [2] Economou, M., Madianos, M., Peppou, L.E., Patelakisa, A. and Stefanis, C.N.: Major depression in the Era of economic crisis: A replication of a cross-sectional study across Greece, *Journal of Affective Disorders*, Vol.145, No.3, pp.308–314 (2013).
- [3] ACOEM Presidential Task Force on Fatigue Risk Management: Fatigue Risk Management in the Workplace, *Journal of Occupational & Environmental Medicine*, Vol.54, No.2, pp.231–258 (2012).
- [4] Lee, K.A., Hicks, G. and Nino-Murcia, G.: Validity and

- reliability of a scale to assess fatigue, *Psychiatry Research*, Vol.36, No.3, pp.291–298 (1991).
- [5] Simonson, E. and Enzer, N.: Measurement of fusion frequency of flicker as a test for fatigue of the central nervous system, *Journal of Industrial Hygiene and Toxicology*, Vol.23, pp.83–89 (1941).
- [6] Kajimoto, O.: Development of a method of evaluation of fatigue and its economic impacts, *Fatigue Science for Human Health*, pp.33–46, Springer (2008).
- [7] Mizuno, K. and Watanabe, Y.: Utility of an advanced trail making test as a neuropsychological tool for an objective evaluation of work efficiency during mental fatigue, *Fatigue science for human health*, pp.47–54, Springer (2008).
- [8] Roy, R.N., Bonnet, S., Charbonnier, S. and Campagne, A.: Mental fatigue and working memory load estimation: interaction and implications for EEG-based passive BCI, *Proc. 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp.6611–6614 (2013).
- [9] Chai, R., Tran, Y., Craig, A., Ling, S.H. and Nguyen, H.T.: Enhancing accuracy of mental fatigue classification using advanced computational intelligence in an electroencephalography system, *Proc. 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp.1338–1341 (2014).
- [10] 八谷百合子, 泉 博之, 小川雅俊, 川成 翔, 森 晃爾, 大貝晴俊: 大規模データベースオンラインモデリングによる疲労度の推定, 計測自動制御学会産業論文集, Vol.10, No.10, pp.81–90 (2011).
- [11] Tanaka, M., Mizuno, K., Tajima, S., Sasabe, T. and Watanabe, Y.: Central nervous system fatigue alters autonomic nerve activity, *Life Sciences*, Vol.84, No.7–8, pp.235–239 (2009).
- [12] 角田啓介, 千葉昭宏, 千明 裕, 浦 哲也, 渡部智樹, 水野理: 心拍変動を用いた認知能力変化の推定, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.8, pp.1835–1844 (2016).
- [13] ISO 10075: 1991 Ergonomic principles related to mental work-load General terms and definitions, International Organization for Standardization (ISO) (1991).
- [14] Ji, Q., Zhu, Z. and Lan, P.: Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue, *IEEE Trans. Vehicular Technology*, Vol.53, No.4, pp.1052–1068 (2014).
- [15] Acharya, U.R., Joseph, K.P., Kannathal, N.C., Lim, M. and Suri, J.S.: Heart Rate Variability: A review, *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol.44, Issue 12, pp.1031–105 (2006).
- [16] Tsukada, S., Nakashima, H. and Torimitsu, K.: Conductive Polymer Combined Silk Fiber Bundle for Bioelectrical Signal Recording, *PLoS ONE*, Vol.7, No.4, e33689. DOI: 10.1371/journal.pone.0033689 (2012).
- [17] Chigira, H., Maeda, A., Kobayashi, M., Fujiwara, K., Hiraoka, T., Tanaka, A. and Tanaka, T.: A Study on Heart Rate Monitoring in Daily Life by Using a Surface-Type Sensor, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, Vol.8, No.1, pp.74–78 (2015).
- [18] Lanata, A., Valenza, G., Nardelli, M., Gentili, C. and Scilingo, E.P.: Complexity Index From a Personalized Wearable Monitoring System for Assessing Remission in Mental Health, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol.19, No.1, pp.132–139 (2015).
- [19] Abe, E., Fujiwara, K., Hiraoka, T., Yamakawa, T. and Kano, M.: Development of Drowsiness Detection Method by Integrating Heart Rate Variability Analy-

- sis and Multivariate Statistical Process Control, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, Vol.9, pp.10-17 (2016).
- [20] Hansen, A.L., Johnsen, B.H. and Thayer, J.F.: Vagal influence on working memory and attention, *International Journal of Psychophysiology*, Vol.48, No.3, pp.263-274 (2003).
- [21] Duschek, S., Muckenthaler, M. and Werner, N.: Relationships between features of autonomic cardiovascular control and cognitive performance, *Biological Psychology*, Vol.81, No.2, pp.110-117 (2009).
- [22] Nakagawa, M., Iwao, T., Ishida, S., Yonemochi, H., Fujino, T., Saikawa, T. and Ito, M.: Circadian rhythm of the signal averaged electrocardiogram and its relation to heart rate variability in healthy subjects, *Heart*, Vol.79, No.5, pp.493-496 (1998).
- [23] 金子有紀子, 小坂橋喜久代: 健康女性への意図的タッチによって引き起こされる生理的・情緒的反応, 看護研究, Vol.39, No.6, pp.469-480 (2006).
- [24] 下野太海, 大須賀美恵子, 寺下裕美: 心拍・呼吸・血圧を用いた緊張・単調作業ストレスの評価手法の検討, 人間工学, Vol.34, No.3, pp.107-115 (1998).
- [25] Stoica, P. and Moses, R.: *Spectral Analysis of Signals*, Prentice Hall, United States (2005).
- [26] Toichi, M., Sugiura, T., Murai, T. and Sengoku, A.: A new method of assessing cardiac autonomic function and its comparison with spectral analysis and coefficient of variation of R-R interval, *Journal of the Autonomic Nervous System*, Vol.62, No.1-2, pp.79-84 (1997).
- [27] Healey, J.A. and Picard, R.W.: Detecting Stress During Real-World Driving Tasks Using Physiological Sensors, *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.6, No.2, pp.156-166 (2005).
- [28] 永田 靖: 入門統計解析法, 日科技連 (1992).
- [29] Bontempi, G., Birattari, M. and Bersini, H.: Lazy Learning for Local Modeling and Control Design, *International Journal of Control*, Vol.72, No.7-8, pp.643-658 (1999).
- [30] Wold, S., Sjostroma, M. and Eriksson, L.: PLS-regression: A basic tool of chemometrics, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.58, No.2, No.28, pp.109-130 (2001).
- [31] Li, B., Morris, J. and Martin, E.B.: Model selection for partial least squares regression, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.64, No.1, No.28, pp.79-89 (2002).

### 推薦文

本稿は、単一センサから常時測定可能な心拍変動を用いた認知能力推定手法に関し、実験によって得られたデータより心拍変動と認知能力の関係や特徴を考察したうえで、数分間測定した心拍変動より、他ユーザと比較可能な認知能力を逐次推定する手法を提案している。本稿では、実験で得られた知見、(1) 認知能力と心拍変動の水準は被験者によって大きく異なり、同一被験者でも日によって変化しうること、(2) 認知能力と心拍変動の間には相関があり、かつ心拍変動特徴量の水準によって変化しうることを用いた認知能力逐次推定手法を実測データに適用した結果、実測データと高い相関を持ち、かつ他ユーザと比較可能な認知能力推定値を算出できることを実証している。以上の結果

は、作業中のユーザに対し、認知能力を低侵襲に逐次推定したうえで、その結果をフィードバックし、過負荷状態の通知、適切な休憩タイミングや作業スケジュールの最適化を促すことが実現でき、知的労働者の生産性向上と過労防止への貢献が期待できるものとして評価できるため、推薦する。

(グループウェアとネットワークサービス研究会主査  
市村 哲)



角田 啓介 (正会員)

2011年早稲田大学大学院創造理工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。生体データを用いた状態推定技術の研究に従事。現在、NTTコムウェア株式会社勤務。電子情報通信学会、IEEE各会員。



千葉 昭宏

2013年電気通信大学大学院情報理工学研究科博士前期課程修了、同年日本電信電話株式会社入社。生体計測および状態推定技術に関する研究に従事。現在、NTTサービスエボリューション研究所勤務。計測自動制御学会会員。



千明 裕 (正会員)

2009年早稲田大学大学院先進理工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社、現在まで生体計測ハードウェア、心拍データ解析等に従事。現在、NTTサービスエボリューション研究所勤務。2012~2013年MITメディアラボ客員研究員。



吉田 和広

1996年東京工業大学大学院情報理工学研究科計算工学専攻修了。同年日本電信電話株式会社入社。主にセンシング活用技術の研究開発に従事。現在、NTTサービスエボリューション研究所主任研究員。





渡部 智樹 (正会員)

1992年横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。同年日本電信電話株式会社入社。主に、放送通信連携技術，家電制御技術，Web連携活用技術，生体データを用いた状態推定技術に関わる研究開発に従事。現在，NTT サービスエボリューション研究所主任研究員。電子情報通信学会会員。博士（工学）。



水野 理

1994年早稲田大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。現在，NTT 知的財産センター担当部長。日本音響学会，言語処理学会各会員。