

心拍変動を用いた認知能力逐次推定手法

角田 啓介^{1,a)} 千葉 昭宏¹ 千明 裕¹ 吉田 和広¹ 水野 理¹

概要: 本稿では、オフィスワーカーをはじめとする知的労働者の認知能力を、検査等による作業中断や多数のセンサの装着を伴わず、低侵襲に逐次推定する方法について述べる。従来、知的労働者の認知能力の測定には、主観評価や、Advanced Trail Making Test(ATMT)をはじめとする検査が用いられてきたが、これらの測定手法は労働者に作業中断を強いるため、実労働環境に導入し、認知能力を常時モニタリングした上でそれに基づいてワークスタイルの改善を促すようなユースケースの実現は困難であった。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、当該作業期間の終了時に推定することしかできず、作業中に認知能力を逐次推定し、結果を逐次フィードバックする、あるいは認知能力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の関係や特徴を考察した上で、数分間測定した心拍変動より、他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、同一被験者であっても日によって変化し得る。(2) 認知能力と心拍変動の間には相関があり、かつそれは心拍変動特徴量の水準によって変化し得る。(3) 2の知見を用いた認知能力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、実測データとの高い相関(相関係数 $r \geq 0.8$)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、彼らの認知能力を低侵襲に逐次推定した上で、その結果を逐次フィードバックし、他ユーザと比較して過負荷な状態である場合はその旨を知らせる、あるいは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。

1. 諸言

社会のグローバル化や企業間競争の激化に伴い、知的労働者の能力向上は企業経営のみならず、社会全体の大きな課題である。しかし、特に先進国では過労に伴う労働者の生産性低下や精神疾患が大きな経済損失を生んでおり [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] や、指尖血流量や呼吸数等複数の生体情報に組み合わせ [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上で測定する必要がある

り、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、作業中断を伴わず、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水準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伴わない方法として、精神疲労との関連が示唆されている心拍変動 [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、他の

¹ 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)} tsunoda.keisuke@lab.ntt.co.jp

ユーザと推定結果を比較するようなユースケースも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伴わずに、数分程度で測定・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と心拍変動の特徴及びそれらの関連を明らかにする。次に、考察に基づき心拍変動特徴量より認知能力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章では認知能力の推定手法と、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、認知能力と心拍変動の特徴、及びそれらの関連を明らかにするための実験手順と、その結果及び考察を述べる。4章では3章における考察に基づいた認知能力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上で、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、Trail Making Test(TMT)[14]がある。TMTは1枚の紙に印字された数字付きマークを、1から順に線で結んでいくタスクであり、タスク遂行時間が長くなることで認知能力が低下したと判断することができる。また、これを発展させた方法として 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クを、マウス等を用いて順にクリックしていくタスクであり、TMT同様にタスク遂行時間が長くなることで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、左端を全く疲労していない、右端を極度に疲労しているとしたとき、主観的に自分がどの程度疲労しているかを記入してもらう方法であり、記入してもらった点を基に主観的疲労を評価することができる。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絶し、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の変化や精

神疲労を連続的に推定する手法も提案されつつある。例えば、八谷らは心拍数、前頭皮膚温度、指尖皮膚温度、手掌部皮膚血流量、呼吸数の5指標を用いて主観的疲労感の推定を行っている [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 [15]。しかし、これらは推定のために多種多様なデータの測定が必要であり、オフィスワーカー等の労働現場に適用することは、測定機器装着に伴う拘束性等ユーザ負荷の観点から困難である。さらに 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を測定するには頭部に多くの電極を装着する必要があり、やはり拘束性が高いため、オフィスワーカー等の労働現場に適用することは困難である。

2.2 心拍変動を用いた状態推定

心拍変動とは主に、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や、末梢血管の血流量を測定した脈波に表れる、鋭いピーク(R波)の間隔である R-R 間隔(以下 RRI)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 [16]。

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るだけで測定可能 [17] な心電位や、広い測定領域を持つ面型センサに指尖部等が触れるだけで測定可能 [18] な脈波から算出できるため、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の変動を用いて、交感神経の活性度に基づいた精神的ストレスの推定 [19] や、副交感神経活動と関連する眠気の推定 [20] が行われてきた。また、暗算等の精神作業後に表れる心拍変動の変化についても研究がなされており、一般に精神作業によって負荷を与えることで、主観的疲労度向上し、同時に交感神経が活性化することが示されている [11]。また、我々はオフィスワーカーへの適用が容易な、より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の関係には個人差があることを確認した上で、個人差を吸収しつつ心拍変動から認知能力変化を推定する手法を提案してきた [12]。しかし、この手法はある作業期間内における心拍変動の特徴に基づいて学習データを選択した上

*1 脈波における同様のピーク P 波の間隔は P-P 間隔 (PPI) と呼ばれるが、RRI と PPI はほとんどの場合ほぼ一致するため、本稿では PPI も RRI と同一とみなし、RRI として言及する。

で推定を行うため、ある期間の作業が終了した後にしか推定値を出力できない。また、ユーザの特徴量と認知能力を測定した作業期間内で正規化した上で推定しているため、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うユースケースは実現困難である。

3. 実験

3.1 目的

本実験の目的は、認知能力や心拍変動の水準にばらつきが存在することを確認した上で、認知能力と心拍変動の特徴及びそれらの関係を明らかにすることである。具体的には、以下の仮説を検証する。

仮説 1: ATMT スコアと心拍変動特徴量の水準は、同年代かつ同性の被験者であっても個人差が生じる。

仮説 2: ATMT スコアと有意な相関がある心拍変動特徴量が何かしら存在する。

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

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への影響を考慮し、前日の飲酒や喫煙習慣のない、健康な 20 代の成人男性 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。被験者にはあらかじめ実験内容を説明したうえで、参加への了承を頂いた。被験者の年齢は 26.5 ± 1.7 歳であった。また、実験は 13 時半から 18 時の間に実施し、また被験者には実験開始 30 分前以降の飲食と 24 時間以内のアルコール摂取を禁止することで、心拍変動における日内変動や、飲食及び飲酒による影響を排除した。

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) 及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、400msec 未満、または 1500msec を超える RRI はノイズとして除外した。

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

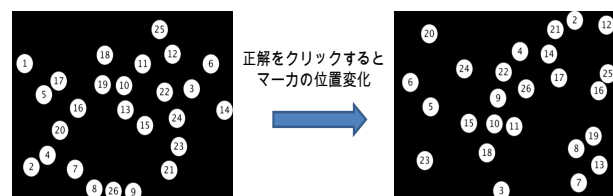


図 1 ATMT Task-R の例

Fig. 1 Example of ATMT Task-R

3.3 ATMT

ここでは ATMT について詳しく述べる。ATMT とは元々、慢性疲労症候群等の診断に役立てるための客観的精神疲労測定手段として提案され、前頭葉機能評価に使用されてきた Trail Making Test (TMT) をコンピュータ上へ移植したものである [6]。ATMT の開始時はディスプレイに 1~25 までの数字が書かれたマーカーがランダムに配置されており、被験者はできるだけ早く 1 から順にマーカーをクリックしていくよう指示される。被験者が正しい順序のマーカー a をクリックすると、クリックしたマーカーが消え、同時に $a + 1$ から $a + 25$ までのマーカーが表示される。被験者は再度正しいマーカーを探し、クリックすることを繰り返す。ATMT には、マーカー再配置時に全ての配置場所がランダムに変化する Task-R と、新たに表示される $a + 25$ のマーカーのみ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]。その上で、反応時間から算出される一定時間あたりの正答数を ATMT スコアとし、被験者の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、被験者に対して負荷をかけるタスクであるだけでなく、認知能力変化を測定する手段でもある。

3.3.1 実験手順

実験は以下の手順にて行った。

- 1 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おう。
- 2 ディスプレイに向かい、マウスを用いて ATMT を 12 回行ってもらおう。計 480 個のマーカー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 分間保ってもらおうことで被験者の負荷を軽減し、その後心電位センサを取り外す。

なお、本実験において ATMT を時間ではなく回数で課した理由は 2 つある。1 つは被験者にとって早く ATMT を終わらせることは、早く実験が終わることを意味するため、それが被験者にとってタスクの早期完了へのモチベーションになると考えられるためである。もう 1 つは、本稿

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
SDNN	RRI の標準偏差
pNN50	隣接 RRI の差が 50msec を超えた比率
RMSSD	隣接 RRI の差の二乗平均平方根
L	ローレンツプロットにおける長辺成分
T	ローレンツプロットにおける短辺成分
CVI [22]	$\log_{10}(L \times T)$
CSI [22]	L/T
LF	低周波成分 (0.04Hz~ 0.08Hz) の総パワー
MF	中周波数成分 (0.08Hz~ 0.15Hz) の総パワー
HF	高周波数成分 (0.15Hz~ 0.40Hz) の総パワー
Total pow.	LF+MF+HF
LF/HF	(LF+MF)/HF
HF ratio	HF/(LF+MF+HF)
HF peak pow.	HF におけるピーク周波数帯のパワー
HF peak freq.	HF におけるピーク周波数

で提案する推定手法の応用先として、オフィス等における知的作業を想定しているが、このような作業では通常所要時間ではなく、ある目標の達成をもって1つのタスクの区切りとすることが一般的と考えられるため、タスクは所要時間ではなくタスク量で設定する方が、より想定する応用先に適した技術になると考えられるからである。

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、ユールウォーカー法を用いてスペクトル解析を行い、算出した [21]。ユールウォーカー法における自己相関係数は 32 とした。

3.4 結果

3.4.1 ATMT スコアと心拍変動特徴量

全被験者の ATMT スコア及び心拍変動特徴量の統計量(平均±標準偏差)を表 2 に、各被験者の ATMT スコア及び心拍変動特徴量の統計量(平均±標準偏差)を表 3 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。

3.4.2 認知能力(ATMT スコア)と心拍変動特徴量の関係

どの心拍変動の特徴量が ATMT スコア、すなわち認知能力に影響しているかを明らかにするため、全被験者における ATMT スコアと各特徴量間の相関係数を算出した。算出結果を表 4 に示す。

以上の結果をまとめると、以下の 2 点に集約される。

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

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

3.5 考察

前節の結果 1, 2 より、ATMT スコア、すなわち認知能力と心拍変動特徴量の水準が被験者によって個人差があり、同一被験者でも日によって水準が変化し得ることが分かった。また認知能力と心拍変動特徴量の間には一定の相関があり、従来研究のように認知能力の変化だけでなく、認知能力自体も心拍変動特徴量より推定できる可能性があることが分かった。つまり、仮説 1, 2 はいずれも正しいと考えられる。さらに従来研究で明らかになったように、心拍変動と認知能力変化の関係が被験者によって異なる [12] ことを考慮すると、心拍変動特徴量の水準によって、認知能力と心拍変動の関係も異なる可能性があると考えられる。

そこで、心拍変動特徴量の水準によって、認知能力と心拍変動特徴量の相関が変化し得るかを考察する。表 2, 3 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)や特徴量はばらつきが大きく、全てが正規分布に従っていると仮定することは難しいと考えられるため、全被験者のデータの ATMT スコア及び各特徴量について、平均値と標準偏差に代わりノンパラメトリックな統計値である中央値 x_{median} と四分位範囲 x_{IQR} [23] を用いて式 (1) のように測定値 x を正規化済データ x' に変換した。

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

そして各窓における正規化済データについて、中央値となる 0 以上のデータ (第 1 群) と、0 未満のデータ (第 2 群) に分類した上で、各特徴量・各群における ATMT スコアと心拍変動特徴量の相関を検討した。結果を表 5 に示す。

表 5 より、被験者間のみならず、心拍変動特徴量の水準によっても認知能力と心拍変動特徴量の相関が変化する可能性が示された。特に、Mean, SDNN, pNN50, CVI は全て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、これらの特徴量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、これらの特徴量が中央値以下の場合には弱い正の相関か、相関が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 等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を高める可能性があるが、逆に SDNN 等が示すよ

表 2 全被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量の統計量
Table 2 Statistics of ATMT score and HRV features in all subjects

統計量	ATMT スコア	Mean	SDNN	pNN50	RMSSD	CVI	CSI	LF/HF
Ave	96.46	820.93	56.06	0.17	36.00	4.39	3.08	3.76
S.D	31.16	100.11	26.49	0.14	14.11	0.38	1.12	3.17

表 3 各被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量
Table 3 ATMT score and HRV features in each subject

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

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に強い影響を及ぼさないことを示唆されている。言い換えると、前者が適度な緊張が起き易い状態、後者はそれが起き難い状態と考えられる。

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、認知能力と特徴量の関係は変化する場合がある。例えば、Mean, SDNN, pNN50, CVI がそれぞれ中央値以上のとき、LF/HF は ATMT スコアと正の相関を持つ傾向があるが、これらの特徴量が中央値以下の場合はその限りではない。

4. 認知能力逐次推定手法

前節の結果より、認知能力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、作業期間全体におけるデータから算出するのではなく、単一時間窓において算出される心拍変動特徴量の値が類似していれば、認知能力と心拍変動特徴量の関係も類似している可能性が示された。そこで本節では、単一時間窓における推定対象ユーザの心拍変動特徴量を入力とし、推定対象ユーザのデータではなく蓄積した事前データを用いて正規化した上で、事前データ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を逐次推定する手法を提案する。提案アルゴリ

表 4 全被験者における ATMT スコア (認知能力) と心拍変動特徴量の相関
Table 4 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	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**

表 5 全被験者における ATMT スコアと心拍変動特徴量
Table 5 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	0.65
	2	-0.06	-0.74	-0.48	-0.41	-0.62	-0.29	0.35
SDNN	1	0.34	-0.71	-0.20	-0.24	-0.50	-0.57	0.69
	2	-0.17	-0.45	-0.36	-0.31	-0.40	0.09	-0.12
pNN50	1	0.16	-0.82	-0.48	-0.58	-0.77	-0.71	0.68
	2	0.06	-0.74	-0.43	-0.26	-0.58	-0.41	0.42
RMSSD	1	0.11	-0.82	-0.48	-0.58	-0.78	-0.72	0.70
	2	0.08	-0.75	-0.34	-0.28	-0.59	-0.40	0.40
CVI	1	0.35	-0.77	-0.24	-0.33	-0.66	-0.68	0.73
	2	0.02	-0.64	-0.20	-0.13	-0.45	-0.30	0.25
CSI	1	-0.39	-0.81	-0.71	-0.72	-0.74	-0.11	0.40
	2	-0.07	-0.45	-0.36	-0.34	-0.45	-0.29	0.19
LF/HF	1	0.01	-0.42	-0.29	-0.26	-0.42	-0.32	0.26
	2	-0.31	-0.82	-0.66	-0.68	-0.74	-0.20	0.47

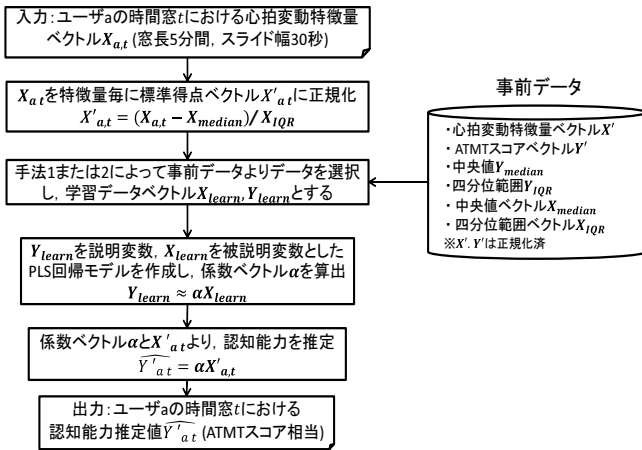


図 2 提案手法

Fig. 2 Proposed estimation method

ズムを図 2 に示す。

まず、あらかじめユーザ i より ATMT スコアと RRI を同時に測定後、ATMT スコアベクトル Y_i と心拍変動特徴量ベクトル X_i をそれぞれ算出する。以上を複数ユーザより算出した上で、ATMT スコア及び各特徴量について、全ユーザのデータにおける ATMT スコアの中央値 X_{median} と各特徴量の中央値ベクトル Y_{median} 、及び ATMT スコアの四分位範囲 X_{IQR} と各特徴量の四分位範囲ベクトル Y_{IQR} を用いて式 1(1) で正規化を行い、正規化済データベクトル X' 、 Y' を事前データとしてデータベースに蓄積する。

その上で、新たに着座作業中にユーザ a から測定してい

る RRI より逐次、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_{at} を算出する。次に、 X_{at} 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'_{at} とする。その後、特定の手法によって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方法として、前節の結果及び考察より、次の方法を比較・検討することとした。
手法 1: 結果 2 を踏まえ、推定対象ユーザ以外の全ての被験者から測定したデータを学習データとして選択する。
手法 2: 考察を踏まえ、Just-in-Time モデリングまたは Lazy Learning と呼ばれる手法 [25] を用いて、全心拍変動特徴量の距離の合計に近い事前データを k-nn 法によって選択し、学習用データとする。

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 (2) のように係数ベクトル α を Partial Least Squares (PLS) 回帰 [26] 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ーフィッティングを回避するために Wold's R criterion [27] を用いることとし、 $R=1.0$ とした。

$$Y_{learn} \approx \alpha X_{learn} \quad (2)$$

次に、算出した係数ベクトル α と、測定したユーザ a の特徴量ベクトル X'_{at} を用いて、以下の式 (3) によって時間窓 t における認知能力の推定値 Y'_{at} を算出する。前節で述べたように、能力変化と特徴量の相関は被験者によって大

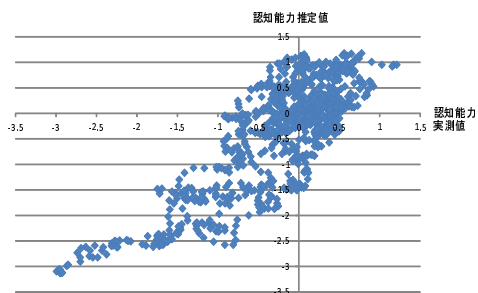


図 3 全被験者の推定値と実測値 (手法 2, k=500)

Fig. 3 Estimated and recorded values in all subjects(Method 2, k=500)

大きく異なるため、ステップワイズ法等によって変数選択を行うことは難しいと考え、PLS 回帰に全ての特微量を入力することとした。以上の手法により、他ユーザと比較可能な認知能力推定値 \hat{Y}'_{at} を、逐次算出することができる。

$$\hat{Y}'_{at} = \alpha X'_{at} \quad (3)$$

なお、入力となる心拍変動特微量を算出する際は RRI を測定できればよいため、RRI が測定できるセンサであれば提案手法は適用可能であり、例えばリストバンド型の脈波センサ [28] を用いることも可能である。

5. 評価

5.1 評価方法

3 章の実験にて収集した被験者のべ 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窓の心拍変動特微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、それらの推定誤差を評価指標とした。手法 2 の事前データ選択における k-nn 法の k は 300, 400, 500, 600, 700, 800 でそれぞれ評価を行った。なお、各被験者の評価において、評価用データと同一被験者から測定されたデータは事前データから除外することとした (例えば、ID=3(2) の評価を行う際は、ID=3(1) のデータは事前データに含めない)。

5.2 評価結果

手法 1, 2 によって推定された結果として、全被験者における推定値と実測値の相関係数と推定誤差 (平均 ± 標準偏差) を表 6 に、各被験者における推定誤差を表 7 にそれぞれ示す。また、推定値と実測値をプロットしたものを図 3 に、推定結果の例を図 4 にそれぞれ示す。

5.3 考察

表 6 より、全被験者のデータでは手法 1, 2 どちらの場合でも、実測値と相関係数 $r = 0.8$ 程度の相関をもつ推定値

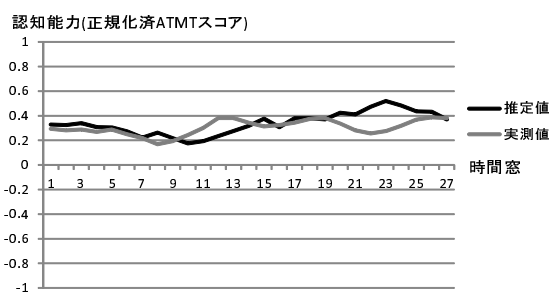


図 4 推定値と実測値の例 (ID=7, 手法 2, k=500)

Fig. 4 Example of estimated and recorded values(ID=7, Method 2, k=500)

を出力できていることが分かる。なお、ATMT で測定した認知能力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、他ユーザと比較可能な認知能力を逐次推定できるようになったといえる。また提案手法の中でも、 $k \geq 400$ においては手法 2 の方が、手法 1 と比較して相関係数がわずかに高く、推定誤差も小さいことが分かる。この効果は、考察 2 で述べたように、心拍変動特微量の水準によって認知能力と心拍変動特微量の関係が変化することが原因であると考えられるが、手法 1 の結果と比較すると大きな効果とは言い難い。今後、データセットを増やした際に同様の効果が表れるか検証する必要がある。

また、各被験者における推定誤差に目を向けると、表 7 より、全体での相関係数が高い場合でも相対的に誤差が大きい被験者がいることが分かる。具体的には、ID=20 や ID=24 は推定誤差が 1 を超えており、この数字は事前データにおける ATMT スコアの四分位範囲の半分程度の誤差があることを示している。これらの被験者については引き続き、最適な学習データの選択手法について検討が必要である。関連して表 7 より、被験者によっては手法 2 における k によって推定誤差が大きく変化することも分かる。例えば ID=12 の場合は、k=400 において推定誤差が最小となり、ID=21 については全ての事前データより推定した手法 1 において推定誤差が最小となる。これは、事前データから学習データを選択する際、最適なデータ数が被験者によって異なることを示唆している。今後、データ選択数 k を固定にするのではなく、選択したデータを用いたクロスバリデーションなどによって選択データ数を動的に変化させることにより、多くの被験者にとって最適な推定が可能になると考えられる。

表 6 全被験者における推定値・実測値の相関係数と推定誤差
Table 6 Correlation coefficient and estimation error in all subjects

	手法 1		手法 2				
		k=300	k=400	k=500	k=600	k=700	k=800
相関係数	0.793	0.702	0.813	0.815	0.807	0.814	0.810
推定誤差	0.505 ± 0.407	0.627 ± 0.428	0.478 ± 0.363	0.478 ± 0.362	0.478 ± 0.374	0.465 ± 0.372	0.462 ± 0.375

表 7 各被験者における推定誤差平均
Table 7 Estimation error in each subject

ID	手法 1		手法 2				
	k=300	k=400	k=500	k=600	k=700	k=800	
1	0.867	0.872	0.932	0.893	0.959	0.901	0.921
1(2)	0.720	0.331	0.357	0.410	0.338	0.315	0.253
2	0.564	0.356	0.399	0.328	0.311	0.397	0.490
2(2)	0.261	0.274	0.376	0.342	0.397	0.375	0.386
3	0.256	0.364	0.280	0.292	0.303	0.245	0.238
3(2)	0.401	0.332	0.353	0.337	0.336	0.332	0.386
4	0.757	0.458	0.517	0.625	0.690	0.652	0.641
4(2)	0.784	0.882	0.917	0.935	0.857	0.809	0.828
5	0.615	0.655	0.615	0.608	0.599	0.608	0.617
5(2)	0.349	0.251	0.234	0.256	0.305	0.319	0.318
6	0.527	0.565	0.571	0.561	0.529	0.478	0.429
6(2)	0.143	0.133	0.108	0.108	0.121	0.163	0.191
7	0.063	0.243	0.101	0.070	0.075	0.043	0.071
8	0.105	0.263	0.215	0.126	0.085	0.087	0.083
9	0.102	0.358	0.335	0.267	0.165	0.171	0.128
10	0.454	0.372	0.410	0.433	0.444	0.472	0.490
11	0.100	0.168	0.146	0.118	0.091	0.112	0.112
12	0.326	0.331	0.172	0.384	0.400	0.459	0.481
13	0.631	0.610	0.534	0.536	0.582	0.589	0.602
14	0.184	0.254	0.238	0.246	0.295	0.292	0.273
15	0.469	0.460	0.453	0.435	0.468	0.483	0.543
16	0.368	0.566	0.493	0.473	0.431	0.372	0.360
17	0.524	0.409	0.461	0.527	0.579	0.565	0.576
18	0.126	0.356	0.184	0.179	0.197	0.168	0.146
19	0.202	0.246	0.262	0.292	0.263	0.305	0.327
20	1.145	1.213	1.070	1.041	1.082	1.140	1.120
21	0.169	0.621	0.506	0.424	0.505	0.373	0.328
22	0.334	0.544	0.512	0.490	0.440	0.348	0.295
23	0.364	0.426	0.416	0.403	0.391	0.398	0.399
24	1.252	1.178	1.082	1.074	1.111	1.099	1.112
25	0.837	0.685	0.695	0.666	0.703	0.702	0.736
平均	0.452	0.477	0.450	0.448	0.453	0.444	0.448
標準偏差	0.309	0.267	0.264	0.262	0.274	0.272	0.278

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を、検査等による作業中断を伴わず、また多数のセンサを用いることなく低侵襲に逐次推定する方法を検討した。実験を通じて、認知能力と心拍変動の特徴及びそれらの関係を明らかにした上で、単一時間窓において測定し

た心拍変動より、他ユーザと比較可能な認知能力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 認知能力や心拍変動特徴量の水準は、被験者によって異なり、また同一被験者でも日が変わることで、それらの水準が変化することがあり得る。
- 2 心拍変動特徴量と認知能力の間に相関があり、かつそれは心拍変動特徴量の水準によって変化し得る。
- 3 2の知見を用いた認知能力の逐次推定手法を実測した

データに適用することで、推定対象ユーザから単一時間窓(5分間)において測定・算出した心拍変動特徴量より、実測値と強い相関($r \geq 0.8$)を持ち、かつ他ユーザと比較可能な認知能力推定値を逐次算出可能となる。

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、彼らの認知能力を低侵襲に逐次推定した上で、その結果を逐次フィードバックし、他ユーザと比較して過負荷な状態である場合はその旨を知らせる、あるいは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動的選択手法の検討、及び他の年齢層及び性別の被験者を対象とした提案手法の有効性検証が挙げられる。

参考文献

- [1] K. J. Reynolds, S. D. Vernon, E. Bouchery and W. C. Reeves, "The economic impact of chronic fatigue syndrome," *Cost Effectiveness and Resource Allocation*, Vol.2, Article No.4, 2004.
- [2] M. Economou, M. Madianos, L. E. Peppou, A. Patelakisa and C. N. Stefanis, "Major depression in the Era of economic crisis: A replication of a cross-sectional study across Greece," *Journal of Affective Disorders*, Vol.145, Issue.3, No.5, pp.308–314, 2013.
- [3] ACOEM Presidential Task Force on Fatigue Risk Management, "Fatigue Risk Management in the Workplace," *Journal of Occupational & Environmental Medicine*, Vol. 54, Issue. 2, pp. 231–258, 2012.
- [4] K. A. Lee, G. Hicks and G. Nino-Murcia, "Validity and reliability of a scale to assess fatigue," *Psychiatry Research*, Vol.36, Issue.3, pp.291–298, 1991.
- [5] E. Simonson and N. Enzer, "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] O. Kajimoto, "Development of a method of evaluation of fatigue and its economic impacts," *In Fatigue Science for Human Health*, pp.33–46, Springer, 2008.
- [7] K. Mizuno and Y. Watanabe, "Utility of an advanced trail making test as a neuropsychological tool for an objective evaluation of work efficiency during mental fatigue," *In Fatigue science for human health*, pp.47–54, Springer, 2008.
- [8] R. N. Roy, S. Bonnet, S. Charbonnier and A. Campagne, "Mental fatigue and working memory load estimation: interaction and implications for EEG-based passive BCI," *Proceedings of the 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp.6611–6614, 2013.
- [9] R. Chai, Y. Tran, A. Craig, S. H. Ling and H. T. Nguyen, "Enhancing accuracy of mental fatigue classification using advanced computational intelligence in an electroencephalography system," *Proceedings of the 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] M. Tanaka, K. Mizuno, S. Tajima, T. Sasabe and Y. Watanabe, "Central nervous system fatigue alters autonomic nerve activity," *Life Sciences*, Vol. 84, Issues. 7, No. 8, pp. 235–239, 2009.
- [12] 角田 啓介, 千葉 昭宏, 千明 裕, 浦 哲也, 水野 理, 田中 智博, "心拍変動を用いた認知能力変化の推定," マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2015) シンポジウム論文集, pp.1694–1702, 2015.
- [13] "ISO 10075:1991 Ergonomic principles related to mental work-load General terms and definitions," International Organization for Standardization(ISO), 1991.
- [14] R. M. Reitan, "Validity Of The Trail Making Test As An Indicator Of Organic Brain Damage," *Perceptual and Motor Skills*, Vol.8, pp.271–276, 1958.
- [15] Q. Ji, Z. Zhu and P. Lan, "Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.53, Issue.4, pp.1052–1068, 2014.
- [16] U. R. Acharya, K. P. Joseph, N. Kannathal, C. M. Lim and J. S. Suri, "Heart Rate Variability: a review," *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol.44, Issue.12, pp.1031–1051, 2006.
- [17] S. Tsukada, H. Nakashima and K. Torimitsu, "Conductive Polymer Combined Silk Fiber Bundle for Bioelectrical Signal Recording," *PLoS ONE*, 7(4): e33689. doi:10.1371/journal.pone.0033689, 2012.
- [18] H. Chigira, A. Maeda and M. Kobayashi, "Area-based photo-plethysmographic sensing method for the surfaces of handheld devices," *Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology*, pp.499–508, 2011.
- [19] A. Lanata, G. Valenza, M. Nardelli, C. Gentili, and E. P. Scilingo, "Complexity Index From a Personalized Wearable Monitoring System for Assessing Remission in Mental Health," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol.19, Issue.1, pp.132–139, 2015.
- [20] E. Abe, K. Fujiwara, T. Hiraoka, T. Yamakawa and M. Kano, "Development of Drowsy Driving Accident Prediction by Heart Rate Variability Analysis," *Proceedings of the Asia-Pacific Signal and Information Processing Association 2014 Annual Summit and Conference*, pp.1–4, 2014.
- [21] P. Stoica and R. Moses, "Spectral Analysis of Signals," Prentice Hall, United States, 2005.
- [22] M. Toichi, T. Sugiura, T. Murai and A. Sengoku, "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, Issues. 1–2, pp.79–84, 1997.
- [23] 永田 靖, "入門統計解析法", 日科技連, 1992.
- [24] M. R. Pressman and J. M. Fry, "Relationship of autonomic nervous system activity to daytime sleepiness and prior sleep," *Journal of Sleep Research & Sleep Medicine*, Vol. 12(3), pp. 239–245, 1989.
- [25] G. Bontempi, M. Birattari and H. Bersini, "Lazy Learning for Local Modeling and Control Design", *International Journal of Control*, Vol. 72, Issue. 7–8, pp.643–658, 1999.
- [26] S. Wold, M. Sjostroma and L. Eriksson, "PLS-regression: a basic tool of chemometrics," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.58, Issue.2, No.28, pp.109–130, 2001.
- [27] B. Li, J. Morris and E. B. Martin, "Model selection

for partial least squares regression,” *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.64, Issue.1, No.28, pp.79–89, 2002.

[28] empatica E4 wristband, <https://www.empatica.com/e4-wristband>.