

心拍変動を用いた認知能力変化の予測

角田 啓介¹ 千葉 昭宏¹ 吉田 和広¹ 渡部 智樹¹ 水野 理¹

概要：本稿では、オフィスワークをはじめとする頭脳労働者の認知能力の変化を、低侵襲に予測する方法について述べる。従来、知的労働者の認知能力は主に主観評価や認知能力の検査等で測定されてきた。しかし、従来手法は労働者に作業中断を強いるため、実労働環境において、短期的な認知能力変化をその場で測定した上で、測定結果に基づき休憩を促すといった、生産性低下を防ぐ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、ウェアラブルセンサ等によって常時測定可能な心拍変動に着目し、心拍変動を用いた認知能力の推定技術を提案してきた。しかし、オフィス等における実際の労務管理を想定した場合、認知能力の低下を推定してから労働者に休憩を促すユースケースでは、すでにその時点で労働者の能力は低下しているため、能力低下による生産性低下を避けられない点が課題であった。この課題を解決し、生産性低下を予防するためには、認知能力が低下しそうな労働者を能力低下前に発見して休憩させるといった、認知能力の変化を予測した上で変化前に何かしらのフィードバックを行えることが望ましい。本稿では、認知能力変化を心拍変動を用いて予測する手法を提案し、実測したデータより、心拍変動より認知能力変化を予測可能であることを示す。

Predicting Changes in a Cognitive Performance using Heart Rate Variability

KEISUKE TSUNODA¹ AKIHIRO CHIBA¹ KAZUHIRO YOSHIDA¹ TOMOKI WATANABE¹ OSAMU MIZUNO¹

1. 緒言

近年、ビジネスのグローバル化や企業間競争の激化に伴い、ホワイトカラーをはじめとする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能力低下や精神疾患が大きな経済損失を生んでおり [1] [2]、労働者の状態に応じた適度な労務管理は喫緊の課題である。

我々は以上の社会的背景を踏まえ、ISO による定義 [3] に従って認知能力の低下を精神疲労ととらえた上で、労働者の作業中断を伴う検査や、多数の生体センサ装着を伴わない、低侵襲な認知能力の推定手法を検討している。具体的にはこれまで、ウェアラブルセンサ等によって常時計測可能な心拍変動に着目し、心拍変動を用いた認知能力の推定手法を研究してきた [4]。しかし、オフィス等における実際の労務管理を想定した場合、認知能力の低下を推定し

てから労働者に休憩を促すユースケースでは、すでにその時点で労働者の能力は低下しているため、能力低下による生産性低下を避けられない点が課題であった。この課題を解決し、生産性低下を予防するためには、認知能力が低下しそうな労働者を能力低下前に発見して休憩させるといった、認知能力の変化を予測した上で変化前に何かしらのフィードバックを行えることが望ましい。すなわちもし認知能力低下を事前に予測することができれば、労働者に能力が低下する前に休憩させる等の対応を実施することができ、その結果、能力低下による生産性低下を未然の予防することができ、さらなる生産性の向上と労働者の高度な健康管理が実現することになる。そしてそのためには、出来る限り日常の業務に影響を及ぼさない低侵襲な方法で、労働者の認知能力低下を予測する技術が必要となる。

本稿では、ウェアラブルセンサなどによって低侵襲に測定できる心拍変動より、認知能力変化を予測する方法について検討を行う。本稿ではまず第1ステップとして、作業負荷によって生じる認知能力低下を予測し、予測結果に応

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, NTT Corporation,
Yokosuka, Kanagawa, 239-0847, Japan

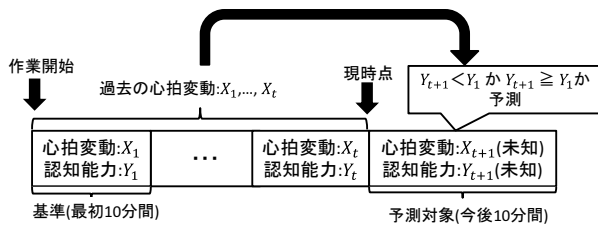


図 1 目標とする予測技術の概念図

Fig. 1 Concept of proposal in this paper

じて休憩を取るような対応を実現するために、作業開始直後 10 分間の平均認知能力を基準とし、ある時点より今後 10 分間の平均認知能力が基準と比較して低下するの否かを予測することを目標とする。本稿で目標とする予測技術の概念図を図 1 に示す。本稿では従来の認知能力測定手法である Advanced Trail Making Test(ATMT) [5] の成績を認知能力と定義した上で、作業中の心拍変動より、今後 10 分間の認知能力変化を予測する手法を提案する。そして提案手法を実測したデータに適用することで、心拍変動より認知能力変化を予測可能であることを示す。

以下が本稿の構成である、まず 2 章では認知能力や精神疲労の推定、及び心拍変動を用いた状態推定に関する研究について整理する。3 章では心拍変動からの認知能力予測の可能性を確認するための実験手順と、得られた結果及び考察について述べる。4 章では実験結果を基に、心拍変動から認知能力変化を予測する手法を提案した上で、手法の評価を行う。最後に 5 章では本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

2.1 認知能力や精神疲労の推定

本節で扱う認知能力とは、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 [5]。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 [3]、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方法として Advanced Trail Making Test(ATMT) [5] がある。ATMT はディスプレイに表示された数字付きマーカを、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 [6]。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断し、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 [7]。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 [8]。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 [9] [10]、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る、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、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) の変動を意味する。また同じく心臓の活動を測定したものとして、末梢血管の血流量を測定した脈波の間隔である Pulse-to-Pulse 間隔 (以下 PPI) がある。なお、RRI と PPI は共に心臓の拍動から生じるものであるため、これらの値は一致する。そのため本稿では特に断割らない限り、RRI と PPI をまとめて RRI と記述する。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活動が活性化することで RRI の変動は小さくなり、副交感神経活動が活性化することで RRI の変動が大きくなるとされる [11]。

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 [12] な心電位から測定可能である。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可能 [13] な脈波から測定可能である。そのため RRI 及び 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 の変動を用いた労働者向けの状態推定技術として、交感神経の活性度に基づいた精神的ストレスの推定 [14] が検討されてきた。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り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 [15]。

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作業中の認知能力変化 [4] や、他者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てきた [16]。しかし、前述のようにこれまで提案してきた手法では認知能力が低下した時点を推定し、能力が低下したユーザを休ませるといった対応はできるが、その時点ですでに当該ユーザの能力は低下しており、生産性はすでに低下している状態となっていることになる。そのため、ユーザの相対的な認知能力変化や現時点での認知能力を推定するだけでは、ユーザの能力低下に伴う生産性低下を防ぐことは困難である。

他方、RRI の変動を用いて、人の状態変化を予測する技術も提案されてきた。代表的なものとして、RRI から算出される複数の特徴量の変動から、自動車運転者の眠気の発生 [17] や、てんかん患者の発作を予測する技術 [18] が提案されている。そのため、複数の心拍変動の特徴量の変化を捉えることで、今後起こり得る状態変化を予測できる可能性があると考えられる。しかしながら、オフィスワーカー等を対象とした認知能力変化の予測に心拍変動が有効であるか否かは検討されていないため、まず心拍変動より認知能力変化を予測可能か否かを明らかにする必要がある。

3. 実験

3.1 実験の目的

本実験の目的は、作業開始直後 10 分間の平均認知能力と比較した、ある時点より今後 10 分間の平均認知能力の変化のうち、作業による精神的負荷を受けた後に生じた変化を、心拍変動から予測可能であることを確認し、その予測に有効な特徴量を明らかにすることである。

3.2 方法

3.2.1 被験者

被験者は疾病や投薬がない、健康な 25 から 49 歳までの成人男性 50 名とした。年齢の偏りを排除するため、被験者の年代構成は 25 から 29 歳、30 から 34 歳、35 から 39 歳、40 から 45 歳。45 から 50 歳の 5 グループに分け、1 グループにつきそれぞれ 10 名ずつの被験者に参加してもらった。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。

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。心電位をサンプリング周波数 1000Hz で測定後、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。

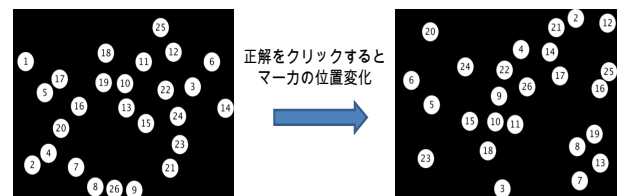


図 2 ATMT Task-R の例

Fig. 2 Example of ATMT Task-R

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。

ATMT による被験者への作業負荷の測定のために実施するフリッカー検査 [20] には、柴田科学社製のフリッカー検査器 DF-1 を用いた。

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たものである [5]。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 a をクリックすると、クリックしたマーカが消え、同時に $a+1$ から $a+25$ までのマーカが表示される。被験者は再度正しいマーカを探し、クリックすることを繰り返す。ATMT には、マーカ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の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 [19]。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 2 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。

3.4 フリッカー検査

フリッカー検査とは、フリッカー値を測定し、脳や脊髄など中枢神経系の反応を見ることで、作業の負荷を測定する手段として広く用いられている手法である [20]。フリッカー値とは、被験者が知覚できる光の点滅の周波数であり、図 3 のようなフリッカー検査器を用いて測定する。具体的な測定手順は以下のとおりである。まず、被験者はフリッカー検査器の内部を覗き込む。次に実験実施者はフリッカー検査器の検査開始ボタンを押す。すると、フリッカー検査器内部の光源が高速で点滅しはじめ、徐々に点滅周波



図 3 フリッカー検査器

Fig. 3 Measurement of Critical Fusion Frequency

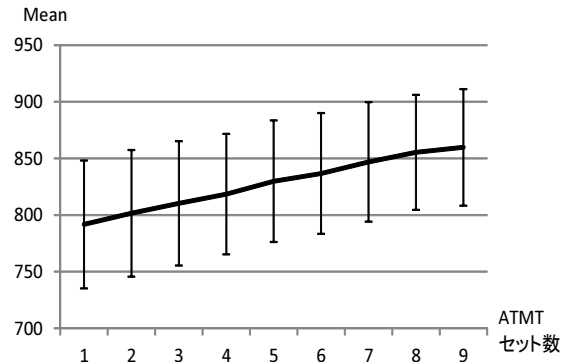


図 5 タスク中の Mean の変化

Fig. 5 Change in Mean during ATMT

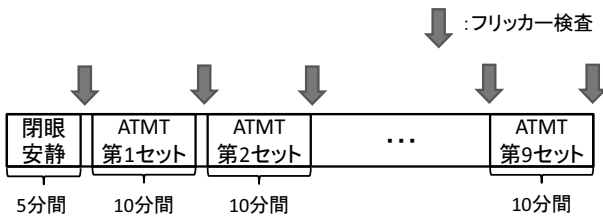


図 4 実験の流れ

Fig. 4 Experimental procedure

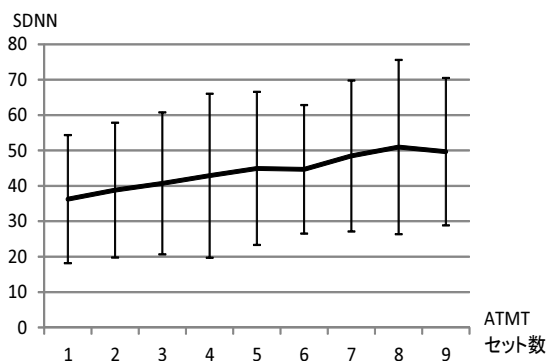


図 6 タスク中の SDNN の変化

Fig. 6 Change in SDNN during ATMT

数が低下していく。被験者は内部の光が点滅していると知覚した時点で、検査器に取り付けられたボタンを押す。ボタンを押すことで、知覚できた点滅の周波数が算出されるため、実験実施者はこれをフリッカー値として記録する。一般に、人間は労働などの精神的負荷によってフリッカー値が低下するため、本実験ではフリッカー値を、どの程度の長さのタスクが精神的負荷となったのかを確認するために用いる。なお、本実験ではフリッカー値として、連続して5回計測した測定値の平均値を用いた。

3.4.1 実験手順

実験は以下の手順にて行った。図4に実験の流れを示す。

- 1 心拍変動を用いて作業ストレス評価を行った従来研究を基に [21]、被験者の実験直前における心理的負荷や身体的負荷の影響を避けるため、被験者には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1分間のATMTを10回連続で実施してもらい、これを1セットとする。被験者にはできるだけ多くマークをクリックするよう教示した。
- 3 1セットのATMTが終了したら、現時点での被験者の負荷を把握するため、フリッカー検査を実施してもらおう。
- 4 以上2.3の手順を合計9セット繰り返す。

3.4.2 分析方法

心拍変動は各セット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6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。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、ユールウォーカ法を用いてスペクトル解析を行い、算出した [22]。従来の心拍変動解析に関する研究 [23] を参考に、ユールウォーカ法における次数は32とした。

ATMTは各セットにおけるATMT10回の平均正解数をATMTスコアとして算出した。

フリッカー値は前述のとおり、ATMT開始前及び各セット終了後に5回連続で計測したフリッカー値の平均を、その時点でのフリッカー値とした。

3.5 結果

3.5.1 心拍変動

まず、心電位データに電極の脱落が原因と考えられるノイズが含まれた被験者が5名いたため、当該被験者は以降の分析対象から除外し、45名のデータを対象に分析を行った。図5, 6に、各セットにおけるMeanとSDNNの平均値と標準偏差をそれぞれ示す。図5, 6より、ATMTを繰り返すことでMean, SDNN共に上昇する傾向があることが分かる。

表 1 算出した特徴量

Table 1 Heart beat variability factors for analysis

名称	説明
N	時間窓内での心拍数
Mean	RRI の平均値 (msec)
SDNN [11]	RRI の標準偏差
CVNN [11]	RRI の変動係数
pNN50 [11]	隣接 RRI の差が 50msec を超えた比率
RMSSD [11]	隣接 RRI の差の二乗平均平方根
L [24]	ローレンツプロットにおける長辺成分
T [24]	ローレンツプロットにおける短辺成分
CVI [24]	$\log_{10}(L \times T)$
CSI [24]	L/T
LF [25]	低周波成分 (0.04Hz~ 0.08Hz) における総パワー
MF [25]	中周波数成分 (0.08Hz~ 0.15Hz) における総パワー
HF [11]	高周波数成分 (0.15Hz~ 0.40Hz) における総パワー
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

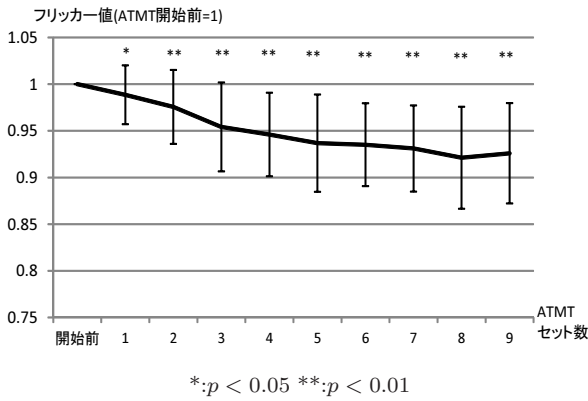


図 7 フリッカー値の平均と標準偏差

Fig. 7 Average and S.D. of Critical Fusion Frequency

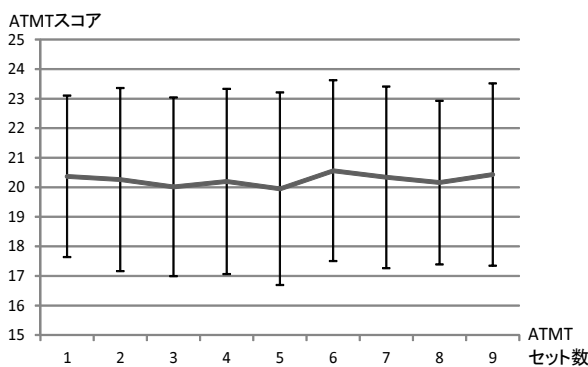


図 8 ATMT score の平均と標準偏差

Fig. 8 Average and S.D. of ATMT score

3.5.2 フリッカー検査

図 7 に、タスク開始前のフリッカー値で除算した、各時点でのフリッカー値の平均及び標準偏差をそれぞれ示す。なお図 7 においては、全被験者のタスク開始前と各時点におけるフリッカー値に対して対応のある t 検定を実施し、 $p < 0.05$ の有意水準でフリッカー値が低下している時点には*を、 $p < 0.01$ の有意水準で低下している時点には**を付けた。

3.5.3 ATMT スコア

図 8 に、各セットにおける ATMT スコアの平均及び標準偏差をそれぞれ示す。

3.6 考察

3.6.1 フリッカー検査と ATMT スコア

まずフリッカー値に着目すると、図 7 より、個人差は大きいものの、全体的に見ると ATMT を繰り返し実施することによって被験者に負荷が生じていることが分かる。特に、ATMT の第 5 セット終了時までは一貫してフリッカー値は低下して 0.95 未満まで達し、その後低下幅は小さくなっていることが分かる。フリッカー値が作業開始時点と比較して 5% 低下した現象は作業負荷の指標として使用されていること [26] も併せて考慮すると、ATMT5 セッ

トの連続実施は被験者に対して精神的負荷を与えるタスクであったと考えられる。言い換えると、第 6 セット以降に ATMT スコアが低下した被験者は、ATMT を実施したことによる負荷で ATMT スコア、すなわち認知能力が低下したと考えられる。

また、ATMT スコアに着目すると、図 8 より、ATMT スコアの変化は個人差が大きいことが分かる。これは、フリッカー値が示したように ATMT 第 6 セット以降、被験者へ負荷がかかっている場合でも、ATMT スコア、すなわち認知能力が低下した被験者と低下していない被験者の両方がいることを示している。

3.6.2 心拍変動による ATMT スコア変化予測の可能性

被験者にとって負荷が与えられた後の、ATMT 第 6 セット目以降における ATMT スコアが、ATMT 第 1 セット目と比較して低下するか否かを予測する手法について検討する。まず、認知能力の変化は、我々の先行研究 [4] でも述べたように、個人内での心拍変動の変化と関連すると考えられる。一方で、個人間を比較した場合でも、認知能力は心拍変動の大小と関連があることを示唆する研究成果も存在する [27]。そのため、個人内での基準時点と比較した各予測対象時点直前の心拍変動の変化と、各予測対象時点直前の心拍変動の水準の両方が認知能力変化の予測に役立つと考えられる。そこで表 1 にて列挙した各特徴量について、 $t = 5, 6, 7, 8$ としたとき、算出された各特徴量の第 t セットと第 1 セットでの平均値の差と、ATMT 第 t セットにおいて算出された特徴量の平均値と、第 $t+1$ セットの認知能力の変化を予測するために用いる特徴量とする。以下、例えば特徴量 N の平均値であれば \bar{N} 。第 1 セットで算出され

た N の平均値と第 t セットでの N の平均値との差を $\Delta\bar{N}$ と表すこととする。

次に、上記の方法で算出された第 t セットにおける特徴量を説明変数、ATMT 第 1 セットと比較した ATMT 第 $t+1$ セットでの ATMT スコアの増減を被説明変数とした場合における予測の可能性を検討する。具体的にはまず、 $t = 5, 6, 7, 8$ としたときの、ATMT 第 1 セットでの ATMT スコアと ATMT 第 $t+1$ セットでの ATMT スコアの差を算出する。次に、算出した ATMT スコアの差が 0 以上か否かという基準で、第 t セットにおける特徴量を 2 クラスに分類する。最後に、その 2 クラス間での各特徴量の平均に有意差があるか、Welch の t 検定を用いて調べる。算出した特徴量のうち、時間領域特徴量の代表として N , Mean, SDNN, 幾何的特徴量として CVI, CSI, 周波数領域特徴量として LF/HF を挙げ、それらの平均、標準偏差、有意差の有無を表 2 に示す。表 2 から、複数の特徴量について、ATMT スコア、つまり認知能力の上昇・低下の 2 クラス間で有意差があることが分かる。よって、予測対象直前の心拍変動と、作業開始直後と予測対象直前の心拍変動の変化量が、認知能力変化の予測に有効である可能性が示され、同時に心拍変動より、認知能力変化を予測できる可能性があることが示された。一方で、これらの標準偏差を比べれば分かる通り、統計的に有意であってもクラス内で特徴量にばらつきがみられる点、また一般に、心拍変動の特徴量間には相関関係が見られることから、実際の特徴量選択は有意差だけでなく、各特徴量が実際どの程度予測に有効か否かを検討の上、予測に有効な特徴量を選択する必要がある。

4. 予測手法

3 章で述べた実験の結果及び考察より、予測対象時点直前の心拍変動と、作業開始直後と予測対象時点直前の心拍変動の変化量を特徴量として用いることで、認知能力変化を予測できる可能性があることが明らかになった。本節では、ATMT 第 t セットでの特徴量ベクトル X_t より、ATMT 第 1 セットと比較した ATMT 第 $t+1$ セットの ATMT スコアの増減、すなわち認知能力変化 Y_{t+1} を予測する手法を提案する。予測には、次元呪いを軽減しつつ高精度に分類できる Support Vector Machine(SVM) [28] を用いる。図 9 に提案手法のフローを示す。

まず、あらかじめ複数のユーザより、第 t セットでの正規化済特徴量ベクトル X'_t 、第 $t+1$ セットでの認知能力変化ベクトル Y'_{t+1} を測定した上で、 X'_t から算出される各特徴量の最大値ベクトル X'_{max} 、最小値ベクトル X'_{min} と共に学習データとして蓄積しておく。次に、認知能力変化を予測したいユーザの第 t セットにおける特徴量ベクトル X_t を入力し、 X_t を X'_{max} , X'_{min} を基に式 (1) を用いて正規化することで、正規化済特徴量ベクトル X_{tnorm} を算出する。

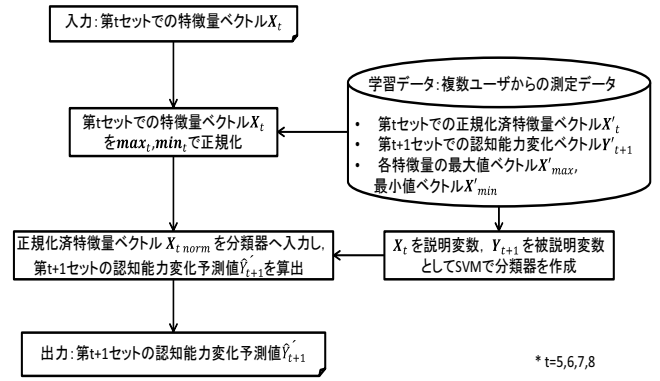


図 9 予測手法

Fig. 9 Proposed prediction method

$$X_{tnorm} = \frac{(X_t - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \quad (1)$$

そして、学習データにおける X'_t を説明変数、 Y'_{t+1} を被説明変数として SVM で分類器を作成する。SVM のカーネルは RBF カーネルを用いた。最後に正規化済特徴量ベクトル X_{tnorm} を作成した分類器へ入力し、 $t+1$ セットの認知能力変化予測値 Y_{t+1} を出力する。

4.1 特徴量選択

提案手法において予測に有効な特徴量を選択するため、本稿では、ラッパーモデル [29] の考え方をを用いる。ラッパーモデルとは、特徴量選択基準として、分類器の分類精度を用いる方法である。

以下、具体的な特徴量の選択手順について述べる。まず前節で述べたように、説明変数は第 t セットにおける特徴量、被説明変数は第 $t+1$ セットにおける認知能力の増減とする。そして説明変数として特徴量 1 種類のみを用いて、実験で計測した 45 名のデータのうち、1 名のデータを評価用データ、残り 44 名のデータを学習データとして SVM で分類器を作成・評価する One-Subject-Out-Cross-Validation を実施し、認知能力低下を True とした際の F 尺度 (F-measure) を算出する。以上の評価を全ての特徴量に対して実施する。その後、最も平均 F 尺度が大きかった特徴量を説明変数として残した上で、次はそれ以外の特徴量各 1 種類をそれぞれ加え、2 種類の特徴量で再度 One-Subject-Out-Cross-Validation を実施し、F 尺度を評価する。もしいずれかの特徴量を加えたことで F 尺度が改善した場合、最も改善の度合いが大きい特徴量を 2 種類目の特徴量として残した上で、さらに 3 種類目の特徴量を加え、以下同様に精度評価を実施する。もし F 尺度が改善しなかった場合は、最も F 尺度が大きかった特徴量の組み合わせを、予測に有効な特徴量として出力し、終了する。

以上の手順によって選択された特徴量は、 \bar{N} , $M\bar{e}an$, $\Delta SD\bar{N}N$, $\Delta CV\bar{N}N$, $\Delta pN\bar{N}50$, $\Delta RM\bar{S}SD$, ΔLF , ΔHF であった。表 3 に、ATMT スコア (認知能力) 上昇・低下

表 2 2 クラス間での特徴量の統計量

Table 2 Statistics of each features in two classes

クラス	統計量	\bar{N}	\bar{Mean}	\bar{SDNN}	\bar{CVI}	\bar{CSI}	$\bar{LF/HF}$	$\bar{\Delta N}$	$\bar{\Delta Mean}$	$\bar{\Delta SDNN}$	$\bar{\Delta CVI}$	$\bar{\Delta CSI}$	$\bar{\Delta LF/HF}$
上昇	平均	373.795	801.276	43.266	4.181	3.069	1.876	-25.131	52.339	8.562	0.207	0.155	0.408
	標準偏差	49.995	123.724	19.144	0.358	0.917	2.047	20.343	40.978	11.132	0.274	0.853	1.568
低下	平均	341.583	886.679	51.573	4.339	2.982	2.106	-18.460	48.004	13.482	0.215	0.532	0.836
	標準偏差	49.969	148.503	23.190	0.378	0.982	1.882	13.908	35.196	13.139	0.230	0.723	1.198
	有意差	**	**	**	**	n.s.	n.s.	*	n.s.	**	n.s.	**	*

の2クラスに分けた場合における、選択された特徴量の平均と標準偏差をそれぞれ示す。

次に選択された特徴量について考察する。まず前提として、算出した特徴量のうち、Mean, SDNN, CVNN, pNN50, RMSSD, HF は一般に副交感神経活動が活性化すると上昇し、N は交感神経活動が活性化すると上昇すると言われている。また、LF は交感神経活動と副交感神経活動の両方と関連していると言われている。上記の前提を踏まえると、認知能力が低下する前は、上昇する前に比べ、N が小さく、Mean が大きいいため、より副交感神経活動が活性化している傾向があると考えられる。また、ATMT 第1セットと比較した特徴量の変化量に注目すると、認知能力が低下する前は、上昇する前に比べ、 $\Delta SDNN$, $\Delta CVNN$ が大きい傾向があり、副交感神経活動がより活性化するような変化が見られる。一方で $\Delta pNN50$, $\Delta RMSSD$ は認知能力上昇前、低下前で大きな差はない。また ΔLF の増加量と ΔHF の減少量は認知能力低下前でより大きい傾向があるが、これは副交感神経活動の低下とも見られる変化がある。よって特徴量の変化量は、それ単独で分類に有効なのではなく、特徴量自体の水準と併せることで分類に寄与していると考えられる。

4.2 評価

前節で述べた手法によって選択された特徴量を用いて、提案手法の予測精度を評価した。評価には2章で述べた実験にて計測した45名のデータを用いた。各被験者1名のデータに対し、残り44名のデータを学習データとして推定する One-Subject-Out-Cross-Validation を実施し、全被験者のデータにおける予測の正解率、認知能力低下を True とした際の適合率、再現率、F 尺度を評価指標として用いた。また、本稿における被験者は25歳から49歳と広範囲に分散しているため、年代ごとの予測精度も併せて検証する。SVM のパラメタである c, γ は、学習データを3分割した上でグリッドサーチにより決定した。

4.3 結果

表4に、提案手法における予測結果(正解率、適合率、再現率、F 尺度)を示す。また表5に、各年代ごとの正解率を示す。

表 4 予測結果

Table 4 Result of Prediction

正解率 (%)	適合率	再現率	F 尺度
71.7	0.651	0.837	0.738

表 5 年代ごと予測結果

Table 5 Result of Prediction

年代 (歳)	正解率 (%)
25~ 29	57.5
30~ 34	70
35~ 39	83.3
40~ 44	81.3
45~ 49	68.8

4.4 考察

表4より、提案手法は7割以上の正解率で認知能力変化を予測できることが明らかになった。心拍変動をはじめとしたバイタルデータは個人差が大きく、例えば[30]における皮膚コンダクタンス反応のみを用いた状態推定技術においても約7割の正解率となっていることを考慮すると、提案手法は心拍変動のみを用いた予測技術としては一定の水準に達したと考えられる。さらに、提案手法の再現率は83.7% と高いため、認知能力の低下を取りこぼし少なく予測することが出来るが、これは労務管理において、認知能力低下を予測し、事前に生産性低下を防ぐためには重要なメリットであるといえる。以上より、提案手法によって心拍変動を用いた認知能力変化の予測が可能であることが示された。

また、表5で述べたように、年代別正解率では20代が他の年代と比較し、精度が低いことが分かる。原因として、当該被験者のうち2名は、全ての予測点において実測した認知能力は上昇するかまたは変化がないのだが、提案手法では全て認知能力が低下していると予測されていたため、精度が0% となっていたことが挙げられる。さらに原因を考察するため、このうち1名の被験者の \bar{Mean} と $\bar{\Delta CSI}$ を図10, 11にそれぞれ示す。

図10より、当該被験者の \bar{Mean} は、表2で示した認知能力上昇・低下の2クラスにおける \bar{Mean} うち、低下したクラスにおけるそれに近いことが分かる。そのため、提案手法では正しく予測されなかったと考えられる。他方、図

表 3 2 クラス間での選択された特徴量の統計量

Table 3 Statistics of each selected features in two classes

クラス	統計量	\bar{N}	\bar{Mean}	$\Delta\bar{SDNN}$	$\Delta\bar{CVNN}$	$\Delta\bar{pNN50}$	$\Delta\bar{RMSSD}$	$\Delta\bar{LF}$	$\Delta\bar{HF}$
上昇	平均	373.795	801.276	8.562	0.008	0.027	3.806	50089.373	-50460.831
	標準偏差	49.995	123.724	11.132	0.014	0.062	13.116	338453.600	347235.978
低下	平均	341.583	886.679	13.482	0.012	0.023	3.702	100913.379	-139303.765
	標準偏差	49.969	148.503	13.139	0.013	0.052	12.105	291744.108	304500.506

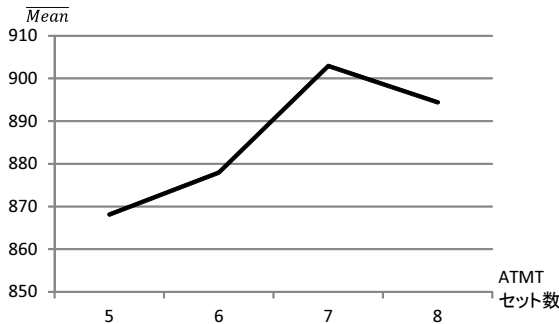


図 10 精度が低い被験者の \bar{Mean}
Fig. 10 \bar{SDNN} in selected subject

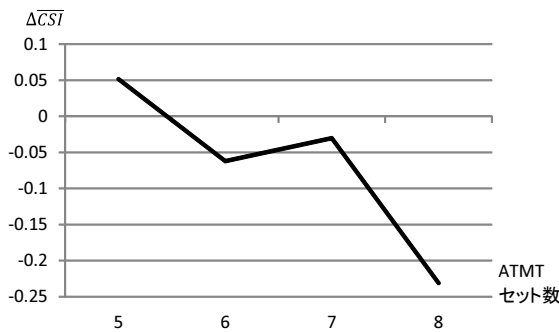


図 11 精度が低い被験者の $\bar{\Delta CSI}$
Fig. 11 $\bar{\Delta CSI}$ in selected subject

11 より、当該被験者の $\bar{\Delta CSI}$ は、表 2 で示した認知能力上昇・低下の 2 クラスにおける $\bar{\Delta CSI}$ うち、上昇したクラスにおけるそれに近いことが分かる。つまり、4.1 節における特徴量選択では選択されなかったが、当該被験者にとっては $\bar{\Delta CSI}$ も予測に有効であったと考えられる。今後はこの例のように、被験者によって予測に有効な特徴量が異なる点を考慮し、被験者毎に有効な特徴量を選択して推定することで、さらなる精度向上が見込めると考えられる。

5. 結語

本稿では、オフィスワークをはじめとする頭脳労働者の生産性低下防止を目指し、数分後に起こる労働者の認知能力の変化を、ウェアラブルセンサなどを用いて測定可能な心拍変動から、低侵襲に予測する方法について検討を行った。具体的にはまず、作業負荷によって生じる認知能力低下を予測し、予測結果に応じて休憩を取るような対応を実現するために、作業開始直後 10 分間の平均認知能力を基

準とし、ある時点より 10 分間の平均認知能力が基準と比較して低下するの否かを予測することを目標とした。そのために、従来の認知能力測定手法である Advanced Trail Making Test(ATMT) の成績を認知能力と定義とし、作業中の心拍変動の特徴量より認知能力の上昇・低下を予測できる可能性を明らかにした。その上で、SVM を用いた心拍変動からの認知能力変化予測手法を提案し、予測に有効な特徴量を選択後、実測したデータを用いて提案手法の有効性を評価した。結果、正解率 71.7%、再現率 0.837 という水準で、認知能力変化を予測できることが明らかになった。さらに、年代別の正解率について検討したところ、20 代被験者に精度が低い者がいること、そのような被験者に対しては、被験者の特徴に合わせて特徴量を選択することで、精度の向上を図れる可能性があることを明らかにした。本成果を応用することで、労働者の今後 10 分の平均認知能力の低下を事前に予測し、例えば労働者に能力が低下する前に休憩させるといった対応を実施することで、能力低下による生産性低下を未然の予防することができ、さらなる生産性の向上と労働者の高度な健康管理が実現できると考えられる。

今後の課題として、まず 4.4 節で述べたように、被験者の特徴に合わせて予測に有効な特徴量の選択手法を導入することで、予測精度を向上させることが考えられる。また、本稿で用いたデータは全て男性被験者から計測したデータであり、女性被験者のデータでも予測手法は有効か検証する必要があると考えられる。

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] Economoua, M., Madianosc, M., Peppoua, 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, Issue.3, No.5, pp.308-314 (2013).
- [3] International Organization for Standardization(ISO): ISO 10075:1991 Ergonomic principles related to mental work-load General terms and definitions (1991).
- [4] Tsunoda K., Chiba A., Chigira H., Yoshida K. and Mizuno O.: Estimating Changes in a Cognitive Performance using Heart Rate Variability, *Proc. 15th Int'l Conf. Bioinformatics & Bioengineering (BIBE)*, pp.1-6

- (2015).
- [5] Kajimoto, O.: Development of a method of evaluation of fatigue and its economic impacts, *Fatigue Science for Human Health*, pp.33–46 (2008).
 - [6] Lee, K. A., Hicks, G., and Nino-Murcia, G.: Validity and reliability of a scale to assess fatigue, *Psychiatry Research*, Vol.36, Issue.3, pp.291–298 (1991).
 - [7] 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).
 - [8] Ji,Q., Zhu, Z., and Lan, P.: Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue, *IEEE Trans. Vehicular Technology*, Vol.53, Issue.4, pp.1052–1068 (2014).
 - [9] 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 2013)*, pp.6611–6614, IEEE (2013).
 - [10] 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 2014)*, pp.1338–1341, IEEE (2014).
 - [11] Acharya, U. R., Joseph, K. P., Kannathal, N., Lim, C. M., and Suri, J. S.: Heart Rate Variability: a review, *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol.44, Issue.12, pp.1031–1051 (2006).
 - [12] Tsukada, S., Nakashima, H., and Torimitsu, K.: Conductive Polymer Combined Silk Fiber Bundle for Bioelectrical Signal Recording, *PLoS ONE*, 7(4), e33689. doi:10.1371/journal.pone.0033689 (2012).
 - [13] 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, SICE (2015).
 - [14] 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, Issue.1, pp.132–139 (2015).
 - [15] Tanaka, M., Mizuno, K., Tajima, S., Sasabe, T., and Watanabe, Y.: Central nervous system fatigue alters autonomic nerve activity, *Life Sciences*, Vol. 84, Issues. 7, No. 8, pp. 235–239 (2009).
 - [16] 角田啓介, 千葉昭宏, 千明裕, 吉田和広, 水野理: 心拍変動を用いた認知能力逐次推定手法, 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 (2015).
 - [17] Abe E., Fujiwara K., Hiraoka T., Yamakawa T. and Kano M.: Development of Drowsiness Detection Method by Integrating Heart Rate Variability Analysis and Multivariate Statistical Process Control, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, Vol. 9, pp. 10–17 (2016).
 - [18] Fujiwara K., Miyajima M., Yamakawa T., Abe E., Suzuki Y., Sawada Y., Kano M., Maehara T., Ohta K., Sasai-Sakuma T., Sasano T., Matsuura M., and Matsushima E.: Epileptic Seizure Prediction Based on Multivariate Statistical Process Control of Heart Rate Variability Features, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 10.1109/TBME.2015.2512276 (2016).
 - [19] 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 (2008).
 - [20] 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).
 - [21] 下野大海, 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).
 - [22] Stoica, P., and Moses, R.: *Spectral Analysis of Signals*, Prentice Hall (2005).
 - [23] Boardman A., Schlindwein F. S., Rocha A. P., and Leite A.: A study on the optimum order of autoregressive models for heart rate variability, *Physiol. Meas.*, Vol. 23, pp.325–336 (2002).
 - [24] 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, *J. Autonomic Nervous System*, Vol. 62(1-2), pp.79–84 (1997).
 - [25] Healey J. A. and Picard R. W.: Detecting Stress During Real-World Driving Tasks Using Physiological Sensors, *IEEE Tans. Intelligent Transportation Systems*, Vol. 6, No. 2, pp.156–166 (2005).
 - [26] 水上直樹: 人間の疲労を測る, 鉄道総研 RRR, pp. 26–29, Vol. 65, No. 4 (2008).
 - [27] Duschek S., Muckenthaler M., Werner N. and Reyes del Paso G. A: Relationships between features of autonomic cardiovascular control and cognitive performance, *Biological Psychology*, Vol. 81, pp. 110–117 (2009).
 - [28] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik: A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers, *Proc. 5th annual workshop on Computational learning theory (COLT '92)*, pp. 144–152 (1992).
 - [29] Kohavi R. and John G.: Wrapper for feature subset selection, *Artificial Intelligence*, vol.97, pp.273–324 (1997).
 - [30] Hernandez J., Morris R. R. and Picard R. W.: Call Center Stress Recognition with Person-Specific Models, *Proc. 4th international conference on Affective computing and intelligent interaction (ACII'11)*, pp.125–134 (2011).