

知的作業中の生理指標計測による作業成績推定手法

○國政 秀太郎 瀬尾 恭一 下田 宏 石井 裕剛 (京都大学大学院)

概要 これまで提案されてきた知的生産性の計測手法は、認知タスクの作業成績の分析が主流である一方、認知負荷を反映する生理指標を用いた手法も、知的生産性の定量評価手法として期待されている。本研究では、生理反応を利用した知的生産性の定量的かつ客観的な評価手法の開発に向け、生理指標データから知的作業時の作業成績を推定する手法を検討した。推定に用いる生理指標には、人の認知状態を反映するとされ、かつ非接触の計測手法が近年開発されている心拍変動と瞳孔径を用いた。また、推定手法として機械学習である Support Vector Regression(SVR) および Random Forests を利用し、両者の推定精度を比較した。認知タスクを用いた被験者実験を実施したところ、SVR で導出した回帰モデルにおいて、全実験参加者の作業成績推定結果の平均決定係数が $R^2 = 0.875$ (標準偏差 0.097) と、高い推定精度を示し、SVR を用いた場合の本手法の有効性が確認でき、複数の生理指標を利用する本推定手法の有効性が確認された。

キーワード: 知的生産性, 認知負荷, 生理指標計測, 機械学習

1 はじめに

近年の情報化社会では、かつて人間の行ってきた作業の多くをコンピュータが行うようになり、人間の遂行すべき作業は意思決定やアイデア創造などの、より高度な知的作業となってきた。特に、企業や研究機関において高次の知的作業の価値は年々高まってきており、経済的および社会的利益を得るためには知的作業の効率や正確さなどの知的生産性を向上させることが重要である。知的生産性向上のためには、その評価手法の確立が急務であり、既往研究が数多く行われてきた [1, 2]。これらの研究は、作業執務者の知的生産性評価において実験用に設計されたタスクを使用し、その作業記録から作業効率や作業成績を評価している。しかし、現在提案されている評価手法からは効率および成績以外を評価することはできない。知的生産性評価は執務者に関する様々な情報から行われるべきであり、作業成績などのアウトプットだけでなく、心理状態や認知負荷などの内的要因の検討が必要である。一方、人間の内的要因に着目した研究は他分野に多く存在し、特に知的能力に関係のある作業記憶や認知負荷に深い繋がりを持つ Cognitive Load Theory (CLT) 研究 [3-6] は好例の 1 つである。CLT 研究は、人間の認知負荷を測定することで人間の内的状態の特定を目指している。主に教育デザインや作業環境の設計に貢献しており、その点において知的生産性と非常に親和性が高い。認知負荷の評価については、心拍や瞳孔径などの生理指標を用いる研究が数多くあり、その有効性も証明されている [7-10]。これらの研究を受け、生理指標計測により知的生産性を客観的に評価しようとする試みもあり [11, 12]、業務に従事する執務者の生産性評価へと応用が期待されるが、未だ定量評価には繋がっていない。しかし、生理指標は客観的かつ定量的な指標であり、知的生産性との関係が明らかになれば、様々な業務内容において有効な知的生産性評価手法となる可能性がある。

そこで本研究では、生理反応による定量的な知的生産性評価手法の開発に向けた基礎検討として、知的作業中に計測された生理指標データから、作業成績を推定する手法を検討する。推定に利用する生理指標は、既往研究において人の認知状態を反映することが示されており、なおかつ非接触の計測手法の開発が進んでいる

心拍変動と瞳孔径を利用する。推定に用いる回帰式の導出には、機械学習手法の応用である Support Vector Regression(以下, SVR) と Random Forests(以下, RF) の 2 つを導入し、推定精度を比較する。本研究により、本推定手法の有効性が確認されれば、生理指標を用いた知的生産性の定量評価手法への応用が期待できる。

2 生理指標計測による作業成績推定手法

2.1 計測する生理指標

人の認知活動と生理反応には密接な関係があることが明らかになっている [13]。本研究では、作業成績推定手法に利用する生理指標として非接触で計測可能なものを選定した。なぜなら、知的生産性評価を実施する際、計測器具の装着による執務者へのストレスは抑えるべきだからである。具体的には瞳孔径 [14] 及び、将来的に非接触での高精度な計測手法の開発が期待される心拍変動 [15] を用いた。

2.1.1 心拍変動

心拍変動に関する研究では、ストレスや認知負荷による自律神経の応答の指標になる可能性から、心拍変動のスペクトル解析による調査が数多く行われている [16, 17]。例えば、Mulder ら [18] は、0.06~0.14Hz 帯域において、課題の困難さや作業記憶への負荷によって振幅が減少する様子を確認している。また、LF と HF のパワー比が自律神経の指標として用いられ、交感神経の指標、あるいは交感神経・副交感神経のバランスを表す指標とされるが、指標としての定まった解釈はない [19]。本研究では、作業成績の高低がストレスや情動の変化を生み、自律神経活動に何らかの影響を与えた結果、心拍変動にその影響が表れると考え、心拍変動を用いた。指標には、心拍変動に関する研究でよく用いられる、Low Frequency パワー (以下, LF パワー)、High Frequency パワー (以下, HF パワー)、LF/HF 比の 3 つを用いた。特徴量抽出については、時間窓を LF 帯のスペクトルパワーが十分解析可能な 15~30 周期程度に収まる 5 分間とした。次に時間窓内の心拍数の時系列データに対して短時間フーリエ変換を行い、得られた周波数スペクトルにおいて低周波帯 (0.04~0.15Hz) のパワーを LF パワー、高周波帯 (0.15~0.40 or 0.50Hz) のパワーを HF パワーとして抽出し、さらに LF/HF 比を導出し、これらの特徴量とした。上記の時間窓による抽出区間を 1 フレームとし、このフレームを 1 分ご

とにずらしながら、それぞれの区間内で特徴量を抽出した。つまり、特徴量抽出区間は、1 フレーム目から順に 0~5 分, 1~6 分, ..., $n-1 \sim (n+4)$ 分 (n はフレーム数) となる。

2.1.2 瞳孔径

心理生理学分野では、瞳孔は様々な認知的条件下で変動することが知られており、例えば作業記憶にかかる負荷の指標としての瞳孔径の有効性を示した研究が数多く存在する [7-10]。その他に、情報処理の速度と瞳孔径の関連を示した研究 [20] では、提示された数字に応じてできるだけ速くボタンを押させたときを基準 (100%) として、50%, 75%, 100%, 125% の速度で数字を処理させた時、75% または 100% の処理速度において瞳孔径が有意に増大することが示されている。また、音の弁別課題における難易度と瞳孔径の関連を示した研究が存在する [21]。以上より、瞳孔径は作業成績の変化に対し有効な指標になると考え、本研究でも用いた。特徴量抽出は心拍変動と同様、時間窓を 5 分間とし、フレームを 1 分毎にずらしながら、時間窓内の瞳孔径の平均値を特徴量とした。

2.2 推定手法

本研究では、認知タスクとして数秒前後で解答できる問題を繰り返し実施するものを用いて、一定時間内の問題解答数を作業成績とし、生理指標データから回帰分析により作業成績を推定する。回帰分析の手法は複数存在し、最も一般的な手法として重回帰分析が挙げられる。しかし、本研究では複数の生理指標を用いるため、多重共線性が生じ、回帰直線が導出できない可能性が考えられる。特に、本研究で用いた瞳孔径及び心拍変動成分は、2.1 節で述べたように、課題の難易度などの認知負荷に反応することが知られており、作業成績の変化に対し、これらの指標が高い相関を示すことが期待できる。その一方で、計算機の性能向上を背景に、生理指標データ分析に機械学習の手法を取り入れた研究が数多く存在する [22-27]。本研究ではその中でも、汎化性能が高く、かつ多重共線性が問題にならない学習手法を応用した回帰分析手法である SVR と RF を導入し、推定精度を比較した。SVR は、2 クラス分類問題に対して有効なパターン認識の機械学習である Support Vector Machine (以下、SVM) を回帰問題に拡張したものである。SVM は複数の生理指標から感情を推定する研究 [23, 24] や、ストレス検出の研究 [25] などで高い分類性能を示している手法である。

SVM を用いた分類器の生成方法は以下の通りである。 n 個の特徴量データ $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, n)$ がクラス $y_i \in \{-1, 1\}$ に属するとき、これを正しく分類する超平面 $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0$ ($\mathbf{w}^T$ は係数ベクトル、 b はバイアス項) のうち、超平面との距離が最も近いデータ点 $\mathbf{x}^*$ (サポートベクトル) との距離 d (マージン) が最大になるものを導出する。その時の、 $\mathbf{w}^T$, b を一意に定めるため、サポートベクトルを通る平行な 2 平面を $|\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b| = 1$ とすると、 $d = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{x}^* + b|}{|\mathbf{w}|} = \frac{1}{|\mathbf{w}|}$ となり、まとめると、

$$\text{minimize} \quad \frac{1}{2} |\mathbf{w}|^2 \quad (1)$$

$$\text{subject to} \quad y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (2)$$

となる。この最適化問題を解くことで超平面を求める

のが SVM の基本的な考え方であり、SVR もこの超平面に基づいて SVM を回帰問題に拡張している。

一方、RF は Breiman [28] により提案された機械学習アルゴリズムで、SVM や SVR と同様に、分類問題や回帰分析に用いられる。バギングと呼ばれる、複数生成された弱学習器による多数決を 1 つの学習器とする手法の応用であり、複数の生理指標から人の内的な状態を評価する手法において、RF やその重種である AdaBoost は、SVM と同等、あるいはそれ以上の性能を示している [26, 27]。

RF による回帰モデルの導出方法は下記のとおりである。まず n 個の d 次元学習データ $\mathbf{x}_i$ から、重複を許して n 回ランダムに抽出し、新たに n 個の学習データを生成する (ブートストラップサンプリング)。このデータを元に決定木を生成するが、その際、各非終端ノードにおいて識別に用いる特徴を、あらかじめ決められた数 $d' (< d)$ だけランダムに選択する。これにより、相関の低い多様な決定木が生成される。決定木が規定数 m に達したら学習を終了し、分類問題であれば、それら全ての決定木の出力の多数決の結果、回帰分析であれば出力の平均値を出力とする。学習の際は予めノードのサイズ、決定木の数 m と選択特徴数 d' を決定する必要があるが、RF の特徴として、生成する決定木の数 m を大きくしても過学習が起きないため、 m は十分大きい値に設定すればよい。また、ノードサイズ及び d' は推奨値が経験的に知られており [28]、回帰の場合はノードサイズが 5、 $d' = d/3$ が推奨されている。そのため本研究では、ノードサイズ及び d' については推奨値を用いた。

なお、同一の刺激であっても生理反応には個人差があるため、学習及び推定は個人ごとの計測データを用いた。また、推定手法の実装には MATLAB® [29] を使用し、機械学習手法のライブラリとして LIBSVM, randomforest-matlab を使用した。

3 生理指標計測実験

3.1 実験の目的

本実験では、作業成績の推定に心拍変動および瞳孔径が説明変数として有効であるかを確認し、推定手法の精度評価を実施することを目的とした。

3.2 実験参加者

実験参加者は男子大学生 31 名であった。公募の際、(1) 男性であること、(2) 眼鏡を装着していないことを応募の条件とした。(1) の条件は、電極装着時など実験参加者と接触する際に不快感を与えないよう、測定者と性別を一致させる目的で設定した。(2) の条件は、本実験で瞳孔径測定に使用する視線計測カメラにおいて、予備実験で眼鏡を装着した実験参加者での測定精度が極端に低下するケースが見られたため、予め眼鏡を装着している実験参加者を除く目的で設定した。

3.3 生理指標の測定手法

心電図計測には株式会社デジテック研究所 Polymate AP216 を使用した。電極の装着位置は、電極及びコードが課題遂行の妨げにならず、かつ R 波が最も検出しやすい第 II 誘導となる右鎖骨下及び左肋骨下とし、右耳朶及び左耳朶にそれぞれグランド電極及びリファレンス電極を装着した。装着の際は、装着部位にウェット

ティッシュによる消毒及び角質除去を行った。ノイズ信号の除去として、ハイパスフィルタの時定数を 3.0sec に設定し、ローパスフィルタのカットオフ周波数を 100Hz に設定した。更に、商用電源からのハムノイズを除去するため、60Hz のノッチフィルタを設定した。

瞳孔径計測は Seeing Machine, Inc. の赤外線視線計測カメラ faceLAB 5 を使用した。計測席で作業を行う際は Fig.1 のように実験参加者を座らせ、カメラを机から上方向 36° に固定し、実験参加者の顔部が正しく認識されるよう、椅子の高さと位置を調整した。

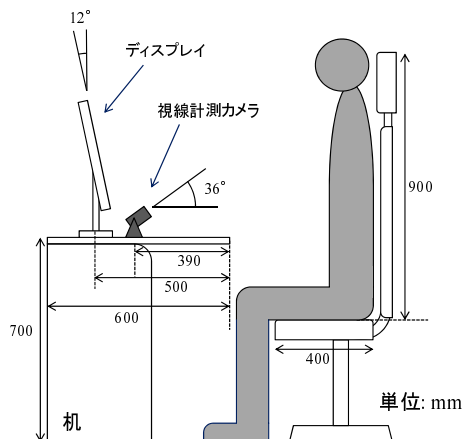


Fig. 1: Positions of Subject and faceLAB Devices.

3.4 認知タスク

本研究では、作業成績の評価に用いる認知タスクとして伝票分類タスクを用いた。伝票分類タスクとは、日付、金額、及び会社名が記された伝票を模した画面を、条件に従い分類する認知タスクである。伝票分類タスクの具体的な解答手順、及び認知タスクに用いた理由について説明する。

伝票分類タスクの出題・解答インターフェースは、Fig.2 のような解答画面と、Fig.3 のような伝票を模した画面で構成されている。なお、画面の背景色を共に黒色としているのは、液晶ディスプレイが発する光が瞳孔径に与える影響を極力抑えるためである。

<

Fig. 2: Display for Receipt-Classification Task.

実験参加者は、Fig.3 の画面左側に記された日付、中

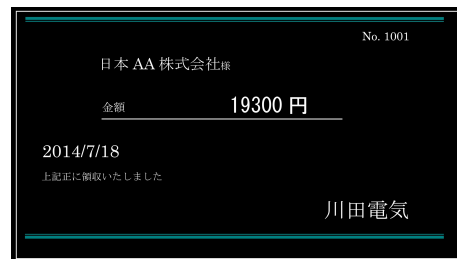


Fig. 3: an Example of a Receipt.

央に記された金額、下側に記された会社名に応じて、伝票を解答画面上のボタンを押すことにより分類する。日付は「1 日～10 日」、「11 日～20 日」、「21 日～31 日」の 3 条件、金額は「～5000 円」、「5001 円～50000 円」、「50001 円～」の 3 条件、会社は「百貨店・小売」、「飲食・喫茶」、「運送・郵便」の 3 条件のいずれかに分類し、それら全ての条件に当てはまる解答ボタンを解答画面上に表示されている 27 種類のボタンから選択する。以上の手続きを 1 問分の問題解答とする。続いて次の伝票画面を呈示し、実験参加者は上記の作業を一定時間内繰り返し実施する。

伝票分類タスクを用いた理由は、(1) 難易度がほぼ一定で、(2) 数的・言語的情報処理を要求するからである。まず (1) について、本推定手法の目的関数が一定時間内の問題解答数であり、同じ値が計測された複数ケースにおいて、難易度に差異が存在する場合はそれぞれのケースで認知負荷が異なることになる。結果として説明変数である生理指標も異なるため、計測された問題解答数および生理指標は、推定手法の学習データとして不適である。したがって、認知タスクは難易度が一定であるものを用いる必要がある。(2) について、本研究はオフィスの定型的な知的作業における生産性評価の基礎検討として、作業成績の推定手法を検討することが目的であり、使用するタスクは事務作業に要する認知処理を再現した仮想タスクが望ましい。一般的な事務作業に要求されるものとして、データ入力や表計算などの数的情報処理と、資料作成などの言語的処理が挙げられる。伝票分類タスクは日付や金額などの数的情報処理と、会社の業種理解という言語的情報処理を要するタスクである。さらに前者の数的情報処理において、本タスクは伝票及び解答画面の日付と金額をそれぞれ比較し分類する比較判断能力も要求している。以上より、本研究では伝票分類タスクを用いた。

作業成績について、生理指標の特徴量抽出と同様に時間窓を 5 分間とし、フレームを 1 分毎にずらしながら各フレームの問題解答数を特徴量とし、本推定手法の目的変数として扱った。

3.5 実験参加者のコントロール

回帰モデルを導出する際、過学習を防ぐために教師データは様々な値を有していなければならない。したがって、適切な教師データを収集するためには制御可能な作業成績を変動させながら生理指標計測を実施する必要がある。そこで本研究では、実験参加者に認知タスクの解答ベースを調整させながら作業を実施させた。

具体的には Fig.2 の左部のように、伝票分類タスクの解答画面左側に解答ベース指示のインジケータとしてカラーバーを表示した。

実験参加者には、このカラーバーの青色の割合が大

きいほどゆっくり解き、反対に赤色の割合が大きいほど速く解くよう解答ペースを調整するよう教示した。カラーバーは、作業開始時は全て赤もしくは青であり、一定速度で他方の色のバーが伸びていき、開始から30分後にバーが伸びきるよう設定した。カラーバーの横にはバーを8等分する目盛りを置き、赤色と青色の割合がおおよそどの程度か分かるようにした。以下、徐々に解答ペースを速めていく課題つまり青からスタートし、赤色のバーが伸びていく課題をペースアップ課題、逆に遅くしていく課題をペースダウン課題と呼ぶ。

3.6 実験プロトコル

実験は平成26年12月12日～27日の期間で、実験参加者は期間中のいずれか2日間実験に参加した。

1日目は、(1) 実験参加者のスクリーニング、(2) 実験環境への適応と、(3) 課題及びペース調整の習熟を目的としている。(1)について、実験参加者は眼鏡を装着していなくても、瞳孔径計測の精度が十分でない場合がある。例えば、眼瞼の間隔が狭い場合は、カメラに瞳孔が十分に映らず瞳孔径を測定できない。このような実験参加者を事前に除くため、スクリーニングとして、瞳孔径測定が十分に可能か1日目に確認した。瞳孔径の測定が十分にできなかった実験参加者は、1日目で実験終了とし、2日目の実験には参加しないこととした。(2)について、実験参加者は、実験環境に初めて訪れることや、実験に参加すること自体から、緊張感などの心理的効果を受ける可能性がある。1日目で環境や計測に順応させることで、この心理的効果の軽減を図っている。(3)について、初めて行う課題の場合、課題を解くたびに習熟が進むため、均一な難易度の課題でも、1問当たりの認知負荷が減少していく。つまり、作業への習熟が十分でないと、生理反応は作業成績の変化だけでなく、習熟の進行によっても変化し、作業成績の推定に誤差が生じると考えられる。そこで、本実験では計測中における1問当たりの認知負荷を均一にするため、2日目における課題の習熟が十分となるよう、また、練習による疲労の影響を排除するよう、1日目は課題及びペース調整の練習のみとし、生理指標は計測しなかった。1日目の実験スケジュールをTable.1に示す。

Table 1: Experimental Schedule : 1st day.

所要時間	内容
15分	実験説明
15分	タスク練習
15分	スクリーニング
10分	タスク練習
30分	ペースアップ課題
10分	休憩
30分	ペースダウン課題
10分	2日目の説明
合計：135分	

2日目の実験スケジュールをFig.2に示す。表中のタスクAには、ペースアップ課題かペースダウン課題のいずれかを、それぞれ均等な人数になるようランダムに割り振り、タスクBには他方の課題を割り振ることでカウンターバランスを取った。生理指標の計測及び

解答操作の記録は、実験参加者がこのタスクA及びタスクBを実施中にのみ行った。

Table 2: Experimental Schedule : 2nd day.

所要時間	内容
10分	電極装着・瞳孔径計測器設定
10分	タスク練習
30分	タスクA*
10分	休憩
30分	タスクB*
5分	機器取り外し
合計：95分	

*：生理指標計測および解答操作の記録

4 実験結果

1日目のスクリーニングの結果、全員が瞳孔径計測精度に問題がなかったため、31名が2日目の実験に参加した。また、事前に実施したアンケートで心臓あるいは目に関する疾病歴は全員認められなかったが、4名には計測中に体動によるアーチファクトが発生し、心電図に乱れが生じたため、正確な心拍変動の導出は困難であると判断し、解析対象から除外した。実験結果は、上記の4名を除いた計27名の実験参加者のデータに基づいて記す。また、タスクAにてペースアップ課題を実施した実験参加者13名であった。

続いて、測定された作業成績及び各生理指標の推移について以下に述べる。

4.1 生理指標データを用いた作業成績の推定結果

計測された生理指標の各特徴量を用いて、作業成績を推定する回帰モデルを実験参加者毎にSVR及びRFにより導出し、13分割交差検定法によって回帰モデルの推定精度を評価した。

各学習手法から得られた回帰モデルの平均MSE及び平均決定係数 R^2 をTable 3に示す。

Table 3: Average of MSE and R^2 of Each Method.

	MSE	R^2
SVR	0.056 (0.055)	0.875 (0.097)
RF	0.301 (0.116)	0.648 (0.199)

()内は標準偏差

また、上記の結果をグラフにし、検定した結果を記述したものをFig.4及びFig.5に示す。

対応のある両側t検定を行ったところ、SVRで導出された回帰モデルは、RFのモデルより有意に低いMSE ($p < 0.001$) かつ高い R^2 ($p < 0.001$) であることが示された。

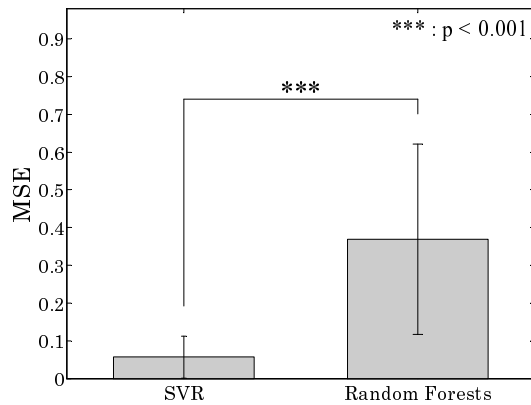


Fig. 4: Average of MSE.

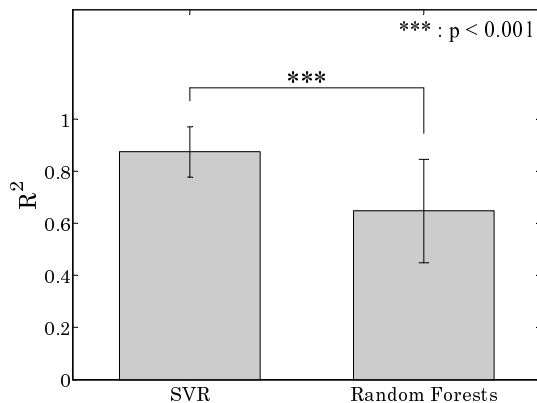


Fig. 5: Average of R^2 .

5 考察

5.1 推定結果の検討

SVR と RF を比較した結果、MSE 及び決定係数 R^2 のいずれにおいても SVR が有意に高い推定性能を示した。RF はブートストラップサンプリングと決定木生成の際の特徴選択により大量に生成した相関の低い決定木から、集団学習の手法を適用することでモデルのバイアスを低く維持したままバリエーションを下げ、汎化誤差を低下させる手法である。そのため、学習データが少ない場合は、相関の低い多様な決定木の生成が十分にできず、うまく推定できない。本研究で学習に使用したデータ数は、各実験参加者の 52 個のデータに対し、13 分割交差検定を用いて検証しているため、 $52 \times 12/13 = 48$ 個となり、サンプル数が不十分であったと考えられる。一方、SVR はチューニング可能なパラメタが RF と比べて多いため、少ないサンプル数であっても高い精度を実現できたと考えられる。

5.2 生理指標の検討

機械学習の手法毎に回帰モデルを導出した結果、4.1 節で述べたように、SVR で導出した回帰モデルの推定精度は RF を用いた場合より有意に高かった。以下では、高い精度が実現した SVR の推定結果に対する生理指標の寄与について述べる。各指標の寄与度は、SVR の学習によって導出される超平面 $\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0$ の係数ベクトル $\mathbf{w}$ の各要素から分かる。全実験参加者におけ

る各生理指標の平均係数を Table.4 に示す。

Table 4: Average of Coefficients of Feature Values.

	瞳孔径	LF	LF/HF	HF
平均係数	2.00	-0.98	-0.71	-0.27

表 4 より、瞳孔径が最も強く推定結果に寄与しており、次いで LF パワーの寄与が強いことが分かる。

次に係数の符号に着目すると、まず、瞳孔径は作業成績に対し正に寄与している。この結果は、瞳孔径と情報処理速度の関係を示した Pooock の研究結果 [20] と一致している。本研究で用いた伝票分類タスクにおける解答速度の上昇は、情報処理の並列化、例えば伝票の日付と金額などの、複数要素をまとめて記憶するといった認知処理が実行されていたと考えられる。この場合、作業記憶への負荷が高くなるため、瞳孔径の散大が生じ [7,8]、作業成績と正の相関を持つと考えられる。

次いで寄与度が高い LF パワーは、作業成績に対し負の方向に寄与している。Mulder ら [18] の研究では、難易度上昇に伴って LF パワーの減少が示されており、本研究の結果と一致している。以上より、本研究においても既往研究と同様、心拍変動と瞳孔径が説明変数として有効であることが確認され、特に心拍変動においては LF パワーの寄与が強いことが示唆された。

6 結論

本研究では、生理反応を利用した知的生産性の定量的かつ客観的な評価手法の開発に向け、生理指標データから知的作業時の作業成績を推定する手法を検討した。推定に用いる生理指標には、人の認知状態を反映するとされる心拍変動と瞳孔径を用いた。これらは非接触での計測手法が開発されてきており、将来的には高精度な計測手法の確立が期待されている。そのため、この 2 つの指標に限定することで、実験環境だけでなく、執務環境での計測へと応用が期待される。推定には、機械学習手法である SVR と RF の 2 つの回帰分析手法を利用し、両者の推定精度を比較した。

本推定手法の有効性評価として、認知タスクを用いた生理指標計測実験を実施し、実験データから交差検定法にて本手法の推定精度を推定した結果、SVR で導出した回帰モデルにおいて、全実験参加者の平均決定係数が $R^2 = 0.875$ (標準偏差 0.097) と、高い推定精度を示し、SVR を用いた場合の本手法の有効性が確認できた。また、SVR の回帰モデルに寄与した生理指標については、瞳孔径及び心拍変動成分の LF パワーが大きく寄与していたことが確認された。これにより、生理反応を利用した知的生産性評価手法の実現の可能性が示唆された。

しかし、本研究で用いた伝票分類タスクが要する認知処理は、実際の業務に要する認知処理のごく一部である。今後は、全く性質の異なるタスクや、より高度な認知タスクにおける本推定手法の有効性を評価することで、生理指標計測による知的生産性評価手法の開発を目指す必要がある。

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) 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).
- 4) Paas, F., Tuovinen, J.E., Tabbers 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).
- 5) 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).
- 6) Ayres, P., Paas, F.: Cognitive Load Theory: New Directions and Challenges; *Applied Cognitive Psychology*, Vol. 26, No. 6, pp. 827-832 (2012).
- 7) Hess, E.H., Polt, J.M.: Pupil size in relation to mental activity during simple problem-solving; *Science*, Vol. 143, pp. 1190-1192 (1964).
- 8) 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).
- 9) 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).
- 10) 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).
- 11) Naoe Nishihara, Pawel Wargocki, Shin ichi Tanabe: Cerebral blood ow, fatigue, mental effort, and task performance in offices with two different pollution loads. *Building and Environment*, Vol. 71, pp. 153-164 (2014).
- 12) 國政 秀太郎, 宮城 和音, 下田 宏, 石井 裕剛: 生理指標計測による知的作業時の一時 休息状態の検出. *ヒューマンインタフェース学会論文誌*, Vol.16, No.1, pp. 41-50 (2014).
- 13) 藤澤 清, 柿木 昇治, 山崎 勝男: 新 生理心理学 1 巻 生理心理学の基礎, 北大路書房 (1988).
- 14) facelab, Seeing Machines, Inc., <http://www.seeingmachines.com/product/facelab/>, Accessed Feb. 2014.
- 15) Ming-Zher Poh, Daniel J. McDuff, Rosalind W. Picard: Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. *Optics Express*, Vol. 18, No.10, pp. 10762-10774 (2010).
- 16) Peter G. A. M. Jorna: Spectral analysis of heart rate and psychological state: A review of its validity as a workload index. *Biological Psychology*, Vol. 34, No. 2, pp.237-257 (1992).
- 17) U. Rajendra Acharya, Paul K. Joseph, Natarajan Kannathal, Choo Min Lim, Jasjit S. Suri: Heart rate variability: a review. *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 44, No. 12, pp. 1031-1051 (2006).
- 18) Gijsbertus Mulder, Lambertus J. M. Mulder: Information Processing and Cardio vascular Control. *Psychophysiology*, Vol. 18, No. 4, pp. 392-402 (1981).
- 19) 斎田 真也, 赤松 幹之, 犬飼 幸男, 口ノ町 康夫, 中村 和男, 永村 寧一, 吉岡松太郎: 人間計測ハンドブック. 朝倉書店 (2003).
- 20) Gary K. Poock: Information processing vs pupil diameter. *Perceptual and Motor Skills*, Vol. 37, No. 3, pp. 1000-1002 (1973).
- 21) Daniel Kahnemann, Jackson Beatty: Pupillary responses in a pitch-discrimination task. *Perception and Psychophysics*, Vol. 2, No.3, pp. 101-105 (1967).
- 22) Rosalind W. Picard, Elias Vyzas, Jennifer Healey: Toward machine emotional in telligence: Analysis of aective physiological state. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No.10, pp. 1175-1191 (2001).
- 23) Kazuhiko Takahashi: Remarks on SVM-based emotion recognition from multi modal bio-potential signals. 13th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, pp. 95-100 (2004).
- 24) Christos D. Katsis, Nikolaos Katertsidis, George Ganiatsas: Toward Emotion Recognition in Car-Racing Drivers: A Biosignal Processing Approach. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, Vol. 38, No.3, pp. 502-512 (2008).
- 25) Jing Zhai, Armando Barreto: Stress Detection in Computer Users Based on Digital Signal Processing of Noninvasive Physiological Variables. *Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE, pp. 1355-1358 (2006).
- 26) Chunlin Zhao, Chongxun Zheng, Min Zhao, Jianping Liu: Physiological Assessment of Driving Mental Fatigue Using Wavelet Packet Energy and Random Forests. *American Journal of Biomedical Sciences*, Vol. 2, No.3, pp. 262-274 (2010).
- 27) Masahiro Miyaji, Haruki Kawanaka, Koji Oguri: Driver's Cognitive Distraction Detection Using Physiological Features by the AdaBoost. *Proceeding of the 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 90-95 (2009).
- 28) Leo Breiman: Random forests. *Machine learning*, Vol. 45, No.1, pp. 5-32 (2001).
- 29) Inc. MathWorks: MATLAB. <http://www.mathworks.co.jp/products/matlab/> (2015/02/06 Accessed).