

科学研究費助成事業（学術研究助成基金助成金）研究成果報告書

平成 25 年 6 月 15 日現在

機関番号：32204

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2011～2012

課題番号：23650549

研究課題名（和文） 生体情報を用いた繰り返し学習の達成度評価に関する研究

研究課題名（英文） Some Studies on Estimation Using Biological Information for Achievement Levels of Iterative Learning

研究代表者

船田 真里子 (FUNADA MARIKO)

白鷗大学・経営学部・教授

研究者番号：70137701

研究成果の概要（和文）：本研究は、事象関連電位（ERP）を中心とした生体情報を用いた反復学習の達成度の客観的把握を目的とした。データ選択加算平均法（船田他 2010）により ERP を測定し、問題提示後の各標本化時刻における脳波の分布が反復学習により変化し、ERP の潜時を速めることを確認した。この変化を反映したモデルを作成し、反復学習による学習の達成度評価法を提案した。また、ERP の個人差の主要な要因は、習熟度の差であることを示した。

研究成果の概要（英文）：We are aiming at understanding the objective achievement of the iterative learning by using biological information with a focus on event-related potentials (ERPs). ERPs are measured by the “Data Selecting and Averaging Method” (Funada, et al., 2010). It was confirmed that we could observe some changes in the waveforms of EEG after the display of a problem by iterative learning. That is, the latencies of ERPs became shorter by iterative learning. We derived a suitable model that reflects the effect of iterative learning, and then proposed a method of how the achievement level by iterative learning is estimated. We showed that different shapes of ERPs are mainly caused by different levels of proficiency among individuals.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
交付決定額	3,000,000	900,000	3,900,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：教育工学

キーワード：反復学習、達成度、習熟、正答数、事象関連電位、脳波、尺度、個人差

1. 研究開始当初の背景

ヒトは脳神経系で制御されているシステムであり、学習は「ヒトの中の脳神経系が新しい知識を獲得する過程である」と捉えるこ

とができる。このため、脳神経系の活動状態を示す情報から直接、その人の学習状態が説明できると考えられる。脳活動の測定には、脳磁図によるもの、血流量を用いた光トポグ

ラフィによるものなどが存在するが、脳波からの測定が最も容易であり、学習などの作業中でも行える。さらに、時間分解能も優れ、その測定機器は比較的安価である。

事象関連電位 (Event Related Potential, ERP と略称) は、脳波から測定できる感覚刺激や課題に対する反応であり、臨床応用だけではなく、犯罪捜査における犯人同定、心理学における対人関係や感情の変化の測定および推定などに応用されている。

筆者らは、ERP を用いて、人間工学、福祉の分野で研究を行ってきた。我々の最近の研究成果である ERP の各潜時における分布に着目した測定手法 (Data Selecting and Averaging Method, DSAM) (船田他, 2010) により、標的とする ERP の電位測定の精度を改善し、潜時のバラツキにより生じる電位と、要因を異にする意味のある電位の識別を可能にした。また、漢字・年号の暗記や算術・計算などの反復学習において、正答率や反応時間によって評価できる学習効果と ERP の変化に関する基礎研究を進めてきた。その結果、正答率や反応時間に変化が生じる以前に ERP に変化が生じることなどを突き止めた。

2. 研究の目的

本研究は、「学習は個別作業であり、個人差が大きく、個々の学習者に適した学習方法の選択が可能となるためには、従来のテストによる確認だけでなく、個々の学習者の学習中の生理指標を適切に測定・評価できる尺度が必要である」という観点から、「反復学習中の大脳活動を中心とした生理データを測定し、そのデータを適切に評価する方法 (尺度) を定め、そのような尺度を学習者の個別の達成度評価に応用することを目的」としたものである。

具体的には、次の 4 項目を目的とした：

(1) 反復学習による達成度を評価するための

適切な尺度を定め、その正当性を検証する。

(2) 異なる学習法による学習効果の違いを生理情報から検知できるかどうかを検証する。

(3) 学習完了状態を推定することは可能であるか否かを検証する。

(4) 事象関連電位の代替となる生理指標 (呼吸、体温、筋電図など) について検討する。

3. 研究の方法

本研究は、実験に基づくデータの解析により進めた。実験の方法とデータ解析の方法は次の通りである。

(1) 実験の方法

- ・ 課題：3 種類 (A：3 桁÷2 桁で答えが 1 桁の割り算、B：加算と減算からなる虫食い算、C：3 桁÷1 桁で答えが 2 桁の割り算で、割る数を求める虫食い算)。
- ・ 被験者：各課題について表 1 の通りである。ただし、被験者には事前に実験の内容を十分に説明し、実験に対する合意を得た。また全員右ききである。

表 1 課題と被験者の人数・性別・年齢

課題名	男性	女性	合計	年齢
A	8	6	14	20-24
B	6	3	9	20-24
C	4	3	7	20-23

ただし、A~C には重複する被験者がおり、全課題を実行した被験者は 4 名 (男性 1 名、女性 3 名) である。

- ・ 実験場所：外界から遮断され、実験のみに使用される研究室。実験時には特に実験への集中を保つように配慮した。
- ・ 刺激 (課題) の種類：課題ごとの計算式 (図 1(a)) と答えの入力を促す O (図 1(b))。

- A : $108 \div 12 = \quad \bigcirc$
 B : $8 - \square + 7 = 9 \quad \bigcirc$
 C : $546 \div \square = 78 \quad \bigcirc$
- (a) 計算式の例 (b) 入力の場合

図 1 刺激（課題）の種類

- 刺激表示のタイミング：19 インチの画面の中央に図 1(a)(b)の画像を 1s ずつ、間に 1.3s を平均とした 1.2~1.4s のランダムな間隔で白色画面を表示。被験者は画面と目の距離が 60~80cm となる位置に腰掛けた。刺激の大きさは、縦約 2.14 cm、横約 6.32 cm である。
 - 課題（タスク）：□に当てはまる整数 1 桁を求め、○表示時に、答えをテンキーから入力。
 - 反復回数：
 - A：計算刺激と○を 1 組として 200 回
 - B：計算刺激と○を 1 組として 100 回
 - C：計算刺激と○を 1 組として 100 回
 - 脳波：脳波は日本光電社製の Neurofax EEG8310 で高域遮断周波数を 60Hz、時定数を 0.3 秒、抵抗を約 2kΩ とし、A/D 変換ボードを挿入した gateway 社のコンピュータ G7-600 を用いてリアルタイムで記録した。
 - 電極配置：国際 10-20 法による A₁A₂ を基準電極とする C_z、P_z、C₃、C₄ の単極導出。
 - A/D 変換のサンプリング周波数：1kHz。リアルタイムでコンピュータに取り込んだ。
- 反復に伴う習熟と ERP の変化を把握するために、それぞれの実験は、1 週間ごとに 2~8 回反復した。
- (2) データ解析方法
- 測定データを帯域通過フィルタ・アダプティブフィルタによって雑音を低減した。
 - 1 試行ごとに、脳波の平均と標準偏差を用

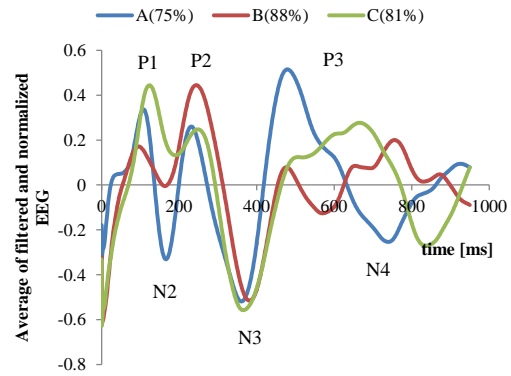


図 2 加算平均法（AM）による ERP の例

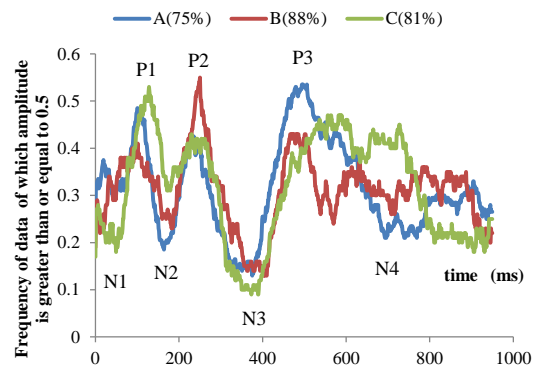


図 3 図 2 の潜時 t ごとのデータの分布

いてデータを標準化する。

- 標準化データを用いて、従来の加算平均法（AM）で実験日ごとの ERP を求める。
- DSAM で実験日ごとの標準化データを 3 クラスに分類し、クラスごとの ERP を求める。

4. 研究成果

図 2 は課題 A~C で得られた ERP の一例（同一被験者、加算平均法（AM）使用）である。P1、…、N4 などの正・負の電位が出現した。また、課題 A、C による ERP 間の類似性、課題 B の ERP との相違が確認できる。図 3 は、DSAM の計算過程で求められる各潜時（各標準化時刻）における振幅が 0.5 を超える classI のデータ数（度数分布図）である。N1、P1、…、N4 などの電位の存在が確認できる。AM による ERP よりも正の電位の最大

潜時が明確となる。同様に *classIII* のデータの度数分布は負の電位の潜時をより明確に表す。

DSAM により求めた ERP により潜時が学習の反復により早まること (船田他, 2011⁷⁾、Funada et al. 2013^[1]) を確認した。また *classI*、*III* の正答率が *classII* に比べて高いことが示された⁷⁾。

これらの結果から、P1、P2 を含む電位を $f_1(t)$ 、P1、P3 を含む電位を $f_2(t)$ とし、これらのデータの AM による波形を $f(t)$ で表し、次式のモデルを作成した³⁾、^[3]。ただし n_1 は $f_1(t)$ を構成するデータ数、 n_2 は $f_2(t)$ を構成するデータ数である：

$$f(t) = \frac{n_1}{n_1 + n_2} f_1(t) + \frac{n_2}{n_1 + n_2} f_2(t) \dots \textcircled{1}$$

このモデル式に課題 B の各被験者のデータを当てはめ、さらに、 $f_1(t)$ と $f_2(t)$ の重みの比 (n_1/n_2) を求めると、この比は Pz で最大となる場合が多いことが示された。また、正答率の変化量 ΔRCA と重みの比 (n_1/n_2) には正の相関 (約 0.62) があることが示された³⁾。

一方、 $f_1(t)$ と $f_2(t)$ を次式で近似するモデルを作成した^[3]：

$$f_1(t) \cong \sum_{i=1}^M (-1)^h w_i \frac{1}{\sqrt{2\pi s_i}} \exp\left(-\frac{(t-m_i)^2}{2s_i^2}\right) \dots \textcircled{2}$$

$$f_2(t) \cong \sum_{i=1}^{M'} (-1)^{h'} w'_i \frac{1}{\sqrt{2\pi s'_i}} \exp\left(-\frac{(t-m'_i)^2}{2s'^2_i}\right)$$

課題 C のデータをこの近似式に当てはめ、各パラメータを推定した。この近似式で求められる P1~N4 の電位に関するパラメータに関して、 ΔRCA が高い群では、($\Delta RCA, \Delta s_i$ (P3)), ($\Delta RCA, \Delta w_i$ (N2)), ($\Delta RCA, \Delta s_i$ (N2)), ($\Delta RCA, \Delta s_i$ (P2)) の組み合わせがそれぞれ -0.981, -0.853, -0.771, -0.745 の負の高い相関を与えた。 ΔRCA が低い群では、($\Delta RCA, \Delta w_i$ (P1)), ($\Delta RCA, \Delta s_i$ (P1)), ($\Delta RCA, \Delta w_i$ (P1)) の組の相関が 0.791, -0.749, -0.727 となった^[3]。ただし Δ は各パラ

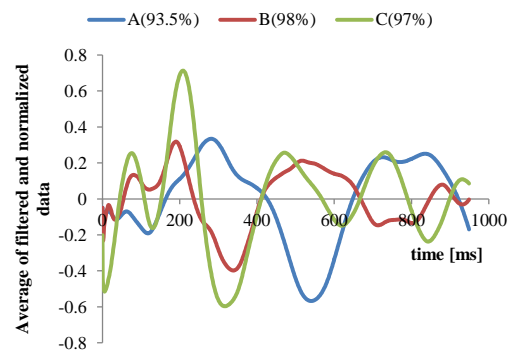


図 4 正答率が高い被験者の ERP の例

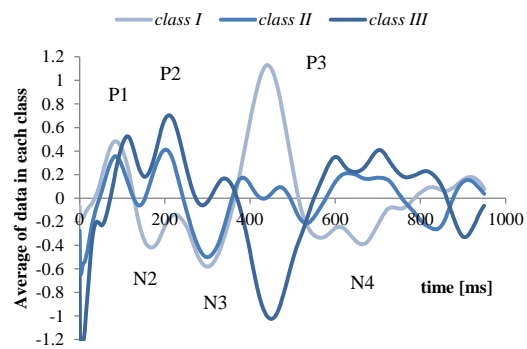


図 5 課題 C で初めて実験に参加した被験者の ERP の例 (第 3 実験日、正答率: 75%)

メタの変化量 (最大値と最小値の差) を示す。これらの結果から学習の反復に伴い ERP の電位 P1, P2 が高振幅となり潜時が速まること、P3、N2 の波長が短くなることなどが定量的に示された。

次に 1 回 (1 日) の実験の中での反復による変化に関して分析した。

図 4 は正答率が高い被験者の課題 A~C の ERP の例である。課題は A→B→C の順で実行した。一方図 5 は課題 C で初めて実験に参加した被験者の DSAM による ERP の例である。図 4 の特徴である P1、P2 が P3 に対して高振幅となる傾向は認められないが、P1、P2 は確実に存在する。実験 C に着目して、図 4 の高正答率の被験者の ERP を見本とし、潜時が遅れるパターンを②のモデルを活用して 5 種類作成した¹⁾。被験者の波形そのものをパターン A0 とし、A0 に近い方から順に A1、

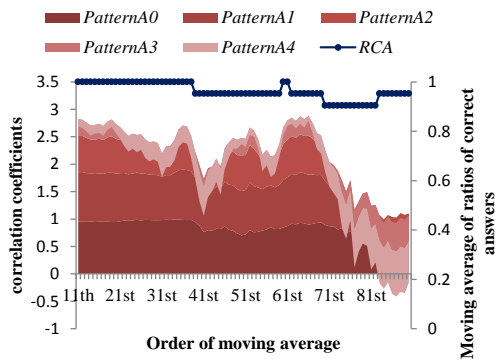


図 6 パターン A0～A4 との類似度の例 1

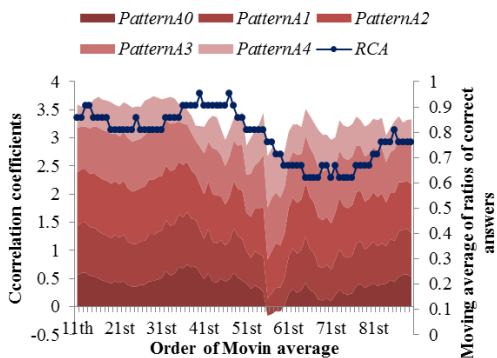


図 7 パターン A0～A4 との類似度の例 2

A2、A3、A4 とした。さらに、実験日ごとの測定脳波を 21 回ずつ移動平均して ERP の変化を捉えた。この移動平均した ERP と A0～A4 の類似度を、相関係数を用いて評価した。図 6、7 はその例である。図 6 は見本として ERP を使用した被験者の結果である。パターン A0、A1 との類似度は高いが後半に類似度が極度に低下している。課題 C では計算を 100 回反復したが、後半で被験者の状態が大きく変化したことが推定される。それに伴い正答率の低下も認められる。図 7 では正答率が図 6 ほど高くない被験者でも、正答率が高くなるパターンとの類似性があり、正答率との変化とも関連が深いことが示された。この結果から A0～A1 との類似度を説明変数とし、正答率を推定する線形モデルを作成すると、図 8 のような結果が得られた。横軸が標準化した正答率の移動平均、縦軸が推定された正

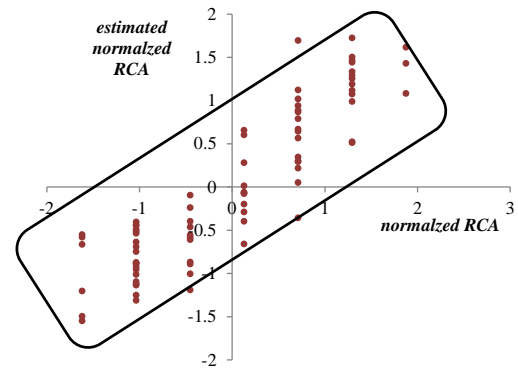


図 8 A0～A1 の相関による正答率の推定

答率の移動平均に対応している。回帰直線の自由調整済決定係数は約 0.80 である。一定の幅はあるが、ERP のパターンで正答率が推定可能であることを示している。

本研究では、「反復学習中の大脳活動を中心とした生理データを測定し、そのデータを適切に評価する方法（尺度）を定め、そのような尺度を学習者の個別の達成度評価に応用することを目的」として、実験と解析を行った。

その結果、反復学習中の ERP は一定の基準で類別される異なるクラスの ERP から成り立っていることが明らかとなった。その中に学習内容の習熟を示す ERP が含まれており、反復学習を行うことにより、そのクラスの ERP が増加し、高振幅となり、潜時が速まった。ほぼ全ての被験者に関してこのような変化が生じた。

さらに、具体的な、目的に対しては、次のように結論できる：

- (1) 高達成度の ERP を基準に正規分布の重ね合わせにより達成度を評価するパターンを作成し、それらのパターンとの類似性で達成度を推定する評価法を提案し、実際のデータで 80%を超える正答率を得た。
- (2) ERP は課題内容の違いを反映することが示された。達成度から、異なる学習法の効

果を評価できる可能性が示唆された。

(3) パターンとの類似度から学習完了状態を推定する手法を提案した。正答率を目安にすると、今回のデータに関しては 80%を超える推定が可能であった。

(4) 今回の実験では、脳の情報 (ERP) に変わりうる生理指標を見つけることはできなかった。実験を重ねデータの収集を十分に行うことが必要である。

一般に ERP の個人差は大きいとされ、実際の測定においても確認できる。しかし、今回の研究を通じて、従来個人差と考えられていた ERP の形状の差には、個体差という真の意味での個人差と課題に対する習熟による差が含まれていることが判明した。習熟による差は、今回のデータでは ERP の 83.6%程度を説明できることが示された。この結果は従来測定者が感じている個人差よりも個体差という真の意味での個人差はかなり小さいことが推定された。これは、今回の研究の成果の一つである。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 4 件)

- [1] Mariko Funada, Yoshihide Igarashi, Tadashi Funada, Miki Shibukawa, An Effective ERP Model for Brain Computer Interface, HCI2013 (査読有), 2013 (in printing).
- [2] Mariko Funada, Tadashi Funada, Miki Shibukawa, Kanji Akahori, Quantification and Analysis of the Efficiency of Iterative Learning by Using Event Related Potentials, *Educ. Technol. Res.* (査読有), 35, 103-113, 2012.
- [3] Mariko Funada, Yoshihide Igarashi, Tadashi Funada, Miki Shibukawa, A Model Reflecting the Changes of ERPS during Repeated Learning of calculation, *Modelling, Identification and Control / 770: Advances in Computer Science and Engineering* (査読有), 1-7, 2012, 10. 2316/P. 2012.769-086.
- [4] Miki Shibukawa, Mariko Funada, Yoshihide Igarashi, Studies on the Measurement of Achievement in Simple Arithmetic Drills from the Inflections of Event-Related Potentials,

Modelling, Identification and Control / 770: Advances in Computer Science and Engineering (査読有), 1-8, 2012, 10.2316/P.2012.769-035.

[学会発表] (計 8 件)

- 1) 船田真里子, 船田忠, 渋川美紀, 反復作業時の事象関連電位の個人差に関する一考察、日本人間工学会、2013年6月2日、日本大学(千葉県)
- 2) 渋川美紀, 船田真里子, 事象関連電位を用いた計算の得手不得手の推定の試み、日本人間工学会、2013年6月2日、日本大学(千葉県)
- 3) 船田真里子, 船田忠, 渋川美紀, 生体指標を用いた反復学習の効果を計量するための尺度の構成、日本行動計量学会、2012年9月15日、新潟県立大学(新潟県)
- 4) 渋川美紀, 船田真里子, 計算の得手不得手の計量を目的とした事象関連電位の分析、日本行動計量学会、2012年9月16日、新潟県立大学(新潟県)
- 5) 船田真里子, 船田忠, 渋川美紀, 事象関連電位を用いた計算課題と動機づけとの関係、日本人間工学会、2012年6月9日、九州大学(福岡県)
- 6) 渋川美紀, 船田真里子, 計算の得手不得手と事象関連電位、2012年6月9日、九州大学(福岡県)
- 7) 船田真里子, 船田忠, 渋川美紀, 課題実行時の事象関連電位の分類と課題の反復・難度との関係に関する研究、日本行動計量学会、2011年9月14日、岡山理科大学(岡山県)
- 8) 渋川美紀, 船田真里子, イメージ画像を用いた学習の反復と事象関連電位の変化、日本行動計量学会、2011年9月14日、岡山理科大学(岡山県)

6. 研究組織

(1) 研究代表者

船田 真里子 (FUNADA MARIKO)
白鷗大学・経営学部・教授
研究者番号: 7 0 1 3 7 7 0 1

(2) 研究分担者

渋川 美紀 (SHIBUKAWA MIKI)
白鷗大学・教育学部
研究者番号: 8 0 2 8 5 9 6 5

(3) 連携研究者

赤堀侃司 (AKAHORI KANJI)
研究者番号: 8 0 1 4 3 6 2 6