

令和 5 年 6 月 23 日現在

機関番号：14301

研究種目：若手研究

研究期間：2019～2022

課題番号：19K16894

研究課題名（和文）階層構造学習におけるヒト脳内情報伝搬の時間ダイナミクス

研究課題名（英文）Time dynamics on information propagation in human brain performing hierarchical structure learning

研究代表者

東 広志（Higashi, Hiroshi）

京都大学・情報学研究科・助教

研究者番号：70734474

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,200,000円

研究成果の概要（和文）：本研究では、ヒトがベイズ学習によって複数のパラメータを更新するさいの、更新の時間ダイナミクスを調査した。ベイズの定理は複数のパラメータを統合して更新する方法を示したものであるが、「パラメータをどのような順番で更新するか」は規定しない。このような更新順序や更新速度（情報が提示されてから更新するまでに要する時間）を時間ダイナミクスと呼び、これらを行動モデル解析とEEG解析によって明らかにした。本研究によって以下のことが示された。更新順序は、各パラメータの現在の学習結果がどれだけ確実であるか、つまり、学習の進捗度合いによって、適応的に決定される。更新は情報が提示されてから約400ミリ秒後に完了する。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究は、情報をヒト脳に入力したときに、脳がどのようにその情報を処理し、脳内の外部環境に対する推定を更新するかを、時間ダイナミクスの観点から調査した。これまでの認知神経科学の研究では、学習を担う脳領域に着目することが多かった。これは脳の情報処理回路の回路構造を同定することを目的としている。一方で、時間ダイナミクスは、回路の構成部品がどのような役割を持っているかを知る手掛かりになる。本研究の成果は、脳回路に関する新たな知見と研究アプローチを提供しており、ヒトがどのように情報処理を行うかの解明に貢献する。

研究成果の概要（英文）：The objective of this research was to examine the temporal dynamics of brain information processing during the updating of multiple parameters using Bayesian learning. While Bayesian learning regulates the computation of updates with multiple parameters, it does not specify the order in which the parameters should be updated. In this study, we defined the temporal dynamics as the update order and update speed (the time required for updating), and investigated them using a behavioral model and EEG analysis. Our findings indicate the following: 1) The update order was adaptively determined based on the certainty of the parameter estimate, which depends on the learning progress, and 2) The update computation was completed within 400 ms after the arrival of new information.

研究分野：計算認知神経科学

キーワード：ベイズ学習 強化学習 EEG

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

本研究では、ヒトがベイズ学習によって複数のパラメータを更新するさいの、更新の時間ダイナミクスを調査した。ベイズの定理は複数のパラメータを統合して更新する方法を示したものであるが、「パラメータをどのような順番で更新するか」は規定しない。このような更新順序や更新速度(情報が提示されてから更新するまでに要する時間)を時間ダイナミクスと呼び、これらを行行動モデル解析と EEG 解析によって明らかにした。本研究によって以下のことが示された。更新順序は、各パラメータの現在の学習結果がどれだけ確実であるか、つまり、学習の進捗度合いによって、適応的に決定される。更新は情報が提示されてから約 400 ミリ秒後に完了する。本研究は、情報をヒト脳に入力したときに、脳がどのようにその情報を処理し、脳内の外部環境に対する推定を更新するかを、時間ダイナミクスの観点から調査した。これまでの認知神経科学の研究では、学習を担う脳領域に着目することが多かった。これは脳の情報処理回路の回路構造を同定することを目的としている。一方で、時間ダイナミクスは、回路の構成部品がどのような役割を持っているかを知る手掛かりになる。本研究の成果は、脳回路に関する新たな知見と研究アプローチを提供しており、ヒトがどのように情報処理を行うかの解明に貢献する。

1. 研究開始当初の背景

動物やヒトがどのように学習し、行動を決定するのかが、認知神経科学における重要課題である。これらの研究は、古典的な条件付けから始まり、近年、計算神経科学的手法によって様々なことが明らかになった。計算神経科学は脳内で行われている学習の計算モデルから行動を予測する。予測と実際の行動と比較することで、計算モデルの妥当性を検証する。また、脳イメージングは計算モデルの裏付けとなる神経科学的証拠を提供し、神経基盤を明らかにしてきた。

これらの研究は、より高度な問題に目を向けている。多次元構造を持つ問題もその一つである。例えば、Tomov ら (*J. Neurosci.*, 2018) は、実験参加者にレストラン名と料理名を提示し、それが食中毒を引き起こすかを判定する課題を課した。ここで、レストランか料理のどちらか一方が食中毒の原因である。料理が原因の場合は、料理名のみから食中毒判定をすれば良い。複数のレストランと料理の組み合わせに対して、判定を繰り返すことで「原因(レストラン or 料理)」を特定し、「そのレストラン or 料理の食中毒判定」ができるようになる。この問題には、2 つの次元(レストランと料理)が存在し、それぞれの次元には複数の特徴(例えば、レストラン; レストラン A, B..., 料理; ピザ, ケーキ...)が存在する。食中毒の発生率は、各次元の特徴を組み合わせで判断する必要がある。

このような多次元構造を持つ学習を、ベイズ学習は説明することができる(*Gershman, Psychon. Bull. Rev.*, 2017)。先ほどの例をとると、各特徴に紐づけられた「食中毒の原因であるか」を表すパラメータは、ベイズの定理によって計算される。つまり、複数の次元に関連するパラメータを統合して、それらを更新する。ベイズの定理は「各特徴のパラメータをどのように統合するか」については規定するが、「統合の時間ダイナミクス」は規定しない。つまり、更新すべきパラメータが複数ある場合に、どのパラメータを先に更新するかは、ベイズの定理では決まっていない。

2. 研究の目的

本研究では、更新順序や更新速度を学習の時間ダイナミクスと呼び、それが階層の深さや課題の難易度によってどのように変化するかを、行動モデリングおよび EEG 計測によって観察することを目的とする。EEG 計測は、行動の計算モデルを裏付ける神経科学的証拠を得る目的に加えて、その高い時間分解能を生かし、更新の速度や時間差を観測する目的で用いる。

3. 研究の方法

ヒトが多次元問題に直面したときの学習の時間ダイナミクスを観測するために、図 1 の学習課題をヒト実験参加者に課し、そのときの行動と EEG を記録した。この課題には、フラクタル画像とその表示場所という 2 種類の次元が存在する。画像と表示場所には、それぞれ 4 つの特徴がある(フラクタル画像 4 枚と表示場所 4 箇所)。実験参加者は、ランダムに決定される画像と表示位置の組み合わせに対して、Hit か Pass で応答し、その応答に応じた報酬が得られる。各特徴には Rewarding か No-rewarding が設定されており(図 1A)、実験参加者の目的は、応答と報酬を繰り返し、この設定を見つけることである。本実験課題は、「ある特徴が Rewarding

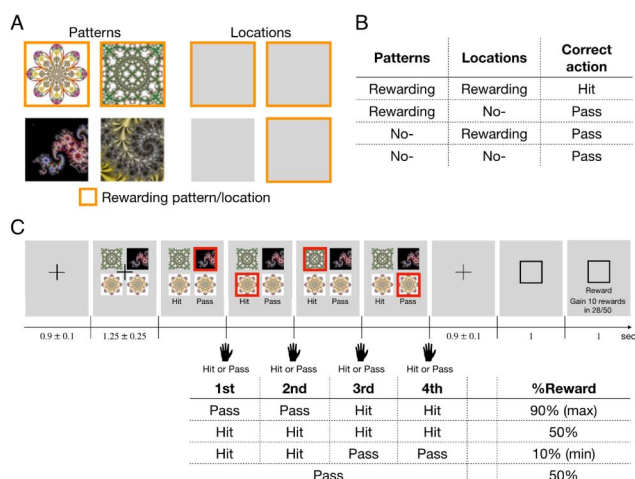


図 1: 実験課題の概要

かどうかを判定するためには、他の特徴が Rewarding であるかの情報が必要である。実験参加者は、どの特徴が Rewarding であるかは知らされていないため、報酬が得られたら、全ての特徴の情報を使って、かつ、全ての特徴を同時、もしくは順次更新する必要がある。

一回の試行によって起こる、各特徴に対する順次更新を明らかにするために、さまざまな更新順序をもつモデルを使った行動モデル解析を行った。行動モデル解析では、モデルによって「ある特徴が Rewarding であるかの確率」(パラメータと呼ぶことにする)を推定し、それにより、実験参加者の行動(Hit を選ぶか、Pass を選ぶか)を予測する。その予測精度によって、モデルの妥当性を検証する。本研究では更新順序を表すモデルとして、「そもそも順次更新を行わないもの」、「更新順序が次元ごとに決まるもの」、「更新順序が学習の進捗度合いによって決まるもの」および、これらの組み合わせを用いた。

さらに、パラメータ更新に関連する計算が EEG 信号に反映されるかについても、モデルベース解析によって調査した。具体的には、一試行において、「特徴が Rewarding であるかの確率」がどの程度更新されるかを更新量と定義し、この更新量によって、ある時点・ある電極で観測される EEG の電位がどの程度影響を受けるかを解析した。これにより、更新に関連する計算がどのタイミングで完了したかを推定することが可能である。

4. 研究成果

本研究の結果は、「パラメータは、次元ごとに順次的に更新」され、「その更新順序は、次元ごとの学習の進捗度合いによって、適宜変更される」ことを示した。この結果は図 2 の行動モデル解析から主張できる。図 2 は、各モデルによって実験参加者の選択(Hit/Pass)がどれだけ予測できたかを、尤度によって計測したものである。最も予測精度の高い DIM-ENT-a は、次元ごとにパラメータのエントロピーを求め、エントロピーが小さい次元が先に更新され、大きい次元が後に更新される。エントロピーは、Rewarding 確率が 0 もしくは 1 に近づくとき小さくなるため、学習の進捗度合いを表していると解釈できる。つまり、学習の進捗が進んでいる次元から更新されることを意味している。

神経活動解析では、この結果をサポートする結果が得られた。図 3 は、EEG モデルベース解析によって得られた「ある時間(横軸)における、更新量によって変動した EEG 電位が観測されたチャンネル数の割合」を表している。この結果は、エントロピーが小さい次元(1st)の更新量は、結果が表示されてから 300 ミリ秒後に影響を及ぼすが、エントロピーが大きい次元(2nd)の影響は、それから 80 ミリ秒程度遅れて現れることを示した。これは、行動モデル解析によって示された更新順序と矛盾しておらず、結果が得られてから少なくとも 400 ミリ秒以内に更新量の計算が完了していることを意味している。

以上より、ベイズ学習の実装における時間ダイナミクスに対して以下の新たな知見が得られた。更新すべきパラメータ(今回の実験では Rewarding であるかの確率)が複数あり、それを協調的に更新しなければならない場合、ヒトはそれらを順次的に更新する。つまり、新しい情報が得られると、まず、パラメータの一部を更新し、その更新済みのパラメータを用いて他のパラメータを更新する。さらに、その更新順序は、学習の進捗状況によって、試行ごと(情報が得られるたび)に変化する。より学習が進んでいて、Rewarding かどうかをほぼ確定しているパラメータは、まだ不確定なパラメータより先に更新される。これは、「確実なものから先に更新して、その更新を不確定なものの更新に反映する」ことを意味しており、我々の直感に沿うものである。このように本研究で得られた知見は、直感に沿う妥当な結果と言えるが、本研究によって初めて科学的に検証されたものである。

これまで認知神経科学では、fMRI や EEG を用いた解析によって「更新計算を行なっている脳領域」に着目しており、数百ミリ秒単位の時間ダイナミクスを解析した研究はこれまでなかった。脳領域の特定は、脳における学習を実行するための回路を推定していると解釈できる。一方、時間ダイナミクスは、それを構成する素子が何であるかを特定する手掛かりになる。例えば電子回路であれば、時間特性を計測することで、回路を構成する素子が、抵抗であるか、コンデンサであるかを知ることができる。したがって、時間ダイナミクスの解析は、脳回路の同定に非常に重要な役割を持つだろう。時間解像度の高い EEG と合わせて、時間ダイナミクスによって起こる行動の微小な変動を行動モデル解析によって検証する本研究の解析アプローチは、学習の時間ダイナミクスを解析するための有効な手段を提供する。

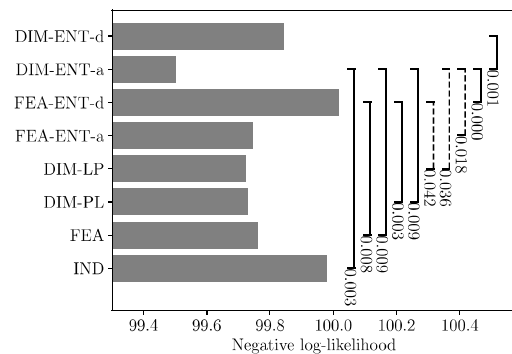


図 2: 行動モデル解析の結果

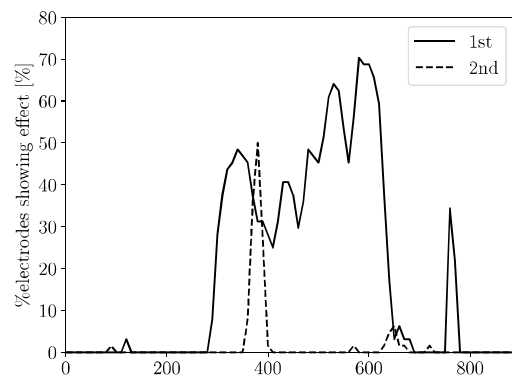


図 3: EEG モデルベース解析の結果

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計5件（うち査読付論文 5件/うち国際共著 2件/うちオープンアクセス 4件）

1. 著者名 Nakauchi Shigeki, Kondo Taisei, Kinzuka Yuya, Taniyama Yuma, Tamura Hideki, Higashi Hiroshi, Hine Kyoko, Minami Tetsuto, Linhares Jo?o M. M., Nascimento S?rgio M. C.	4. 巻 12
2. 論文標題 Universality and superiority in preference for chromatic composition of art paintings	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Scientific Reports	6. 最初と最後の頁 4294
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1038/s41598-022-08365-z	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 該当する
1. 著者名 Bonci Andrea, Fiori Simone, Higashi Hiroshi, Tanaka Toshihisa, Verdini Federica	4. 巻 10
2. 論文標題 An Introductory Tutorial on Brain?Computer Interfaces and Their Applications	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Electronics	6. 最初と最後の頁 560 ~ 560
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.3390/electronics10050560	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 該当する
1. 著者名 Higashi Hiroshi, Minami Tetsuto, Nakauchi Shigeki	4. 巻 9
2. 論文標題 Cooperative update of beliefs and state-transition functions in human reinforcement learning	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Scientific Reports	6. 最初と最後の頁 17794
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1038/s41598-019-53600-9	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -
1. 著者名 Nishimoto Takashi, Higashi Hiroshi, Morioka Hiroshi, Ishii Shin	4. 巻 17
2. 論文標題 EEG-based personal identification method using unsupervised feature extraction and its robustness against intra-subject variability	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Journal of Neural Engineering	6. 最初と最後の頁 026007 ~ 026007
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1088/1741-2552/ab6d89	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 Higashi Hiroshi	4. 巻 35
2. 論文標題 Dimension-wise Sequential Update for Learning a Multidimensional Environment in Humans	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Journal of Cognitive Neuroscience	6. 最初と最後の頁 841 ~ 855
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1162/jocn_a_01975	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計1件 (うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件)

1. 発表者名 Z. Zhou, H. Higashi, and S. Ishii
2. 発表標題 Data generation for missing frequencies in SSVEP-based brain computer interfaces
3. 学会等名 The 19th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence (国際学会)
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計1件

1. 著者名 東 広志、中西 正樹、田中 聡久	4. 発行年 2022年
2. 出版社 コロナ社	5. 総ページ数 218
3. 書名 脳波処理とブレイン・コンピュータ・インタフェース	

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------