Vol.2017-CE-138 No.1
2017/2/11

「Scratch」を用いたプログラミング学習時の閲覧履歴・編集履歴・脳波履歴を組み合わせた学習者分析

中澤真[†1]　梅澤克之[†2]　後藤正幸[†3]　平澤茂一[†3]

概要：著者らは学習者の電子教材活用状況を把握するための閲覧履歴可視化システムや，プログラミング学習時のソースコードの変遷を記録する編集履歴可視化システムを提案し，それぞれを個別に活用して学習者分析をする方法について示してきた．本研究では，これら二つの学習履歴に学習者の脳波履歴を加え，これらを組み合わせて学習者分析する方法について明らかにする．今回はビジュアルプログラミング言語「Scratch」を用いた初学者向けプログラミングの授業を，演習を交えた形で展開した際に，これら３つの学習活動の履歴を用いて授業時間中の活動内容を分析し，学習者個別の思考パターンやつまずき箇所の抽出，また問題の難易度が及ぼす影響について学習者の特性を分析することに焦点を当てる．

キーワード：学習分析，学習履歴，生体情報

Learner Analysis by Combining Browsing History, Editing History, and Electroencephalography History for Learning Programming with Scratch

MAKOTO NAKAZAWA[†1]　KATSUYUKI UMEZAWA[†2]
MASAYUKI GOTO[†3]　SHIGEICHI HIRASAWA[†3]

Abstract: We have already proposed visualization system of browsing history and visualization system of editing history for grasping learner's status. By individually utilizing these systems, we have worked on Learning Analytics. In this study, we will clarify the learner analysis method by combining the learners' electroencephalograms with these learning histories in Scratch programming class. We show that the thinking pattern and the weak points can be identified more accurately in this approach.

Keywords: Learning Analytics, Learning History, Biological Information

1. はじめに

ICT の進歩とともに，学習者は教材の閲覧からテスト，ノートテイキング，コミュニケーションなど多くの学習活動を e-learning のシステム上で行えるようになった．これは学習者の活動履歴も取得しやすくなることを意味し，結果として，これらの情報を分析して学習者の進捗に応じた個別学習支援や，問題のある学生を自動抽出して教員へフィードバックする授業支援機能などの実現を目指す Learning Analytics は重要な課題である．

筆者らは電子教材のページ単位閲覧時間やページ遷移などの微細な粒度の閲覧履歴データに基づく学習者モデルの構築や[1]，プログラミング教育において学習者が作成するソースコードの変遷を記録した編集履歴データに基づく学習者分析[2]にこれまで取り組んできた．さらに学習者の生体情報として脳波を計測し，学習者の状態把握への可能性についても検討してきた[3].

これらの学習履歴を個別に解析することで，学習者の理解度やつまずき箇所を特定したり，学習者の思考プロセスや学習の取り組み方による学習者のクラスタリングもある程度の精度までは可能である．しかし，教材の閲覧時間や閲覧パターンのみを単独で分析した場合，諦めてほとんど閲覧しない学習者と，簡単すぎて教材を閲覧しない学習者の違いが履歴上では差が現れないこともあり，単独の学習履歴の分析には限界がある．

そこで本研究では，これら二つの学習履歴に学習者の脳波を加え，これらを組み合わせて学習者分析する方法について明らかにする．今回はビジュアルプログラミング言語「Scratch」を用いた初学者向けプログラミングの授業を，演習を交えた形で展開した際に，これら３つの学習活動の履歴を用いて授業時間中の活動内容を分析し，学習者個別の思考パターンやつまずき箇所の抽出，また問題の難易度が及ぼす影響について学習者の特性を分析することに焦点を当てる．

2. 学習者の履歴データの活用

2.1 閲覧履歴の学習分析への活用

教育環境の ICT 化が進み，学習者とそのコンテキストに

†1 会津大学短期大学部，Junior College of Aizu
†2 湘南工科大学，Shonan Institute of Technology
†3 早稲田大学，Waseda University

ⓒ 2017 Information Processing Society of Japan

関するデータの測定，収集，分析をする(Learning Analytics)が脚光を浴びるようになった[4]．この分析の材料の典型例は Moodle などの LMS のログデータであるが，アクセス回数やファイルの閲覧回数などのシンプルな学習履歴だけでは粒度が荒く，また標準的な HTTP のみに基づくログの場合にはキャッシングやプロキシサーバの影響によるノイズも混入しやすく正確な学習分析をすることは難しい．筆者らは粒度の細かい学習履歴の収集と分析のために，ページ単位の閲覧行動やウィンドウのアクティブ・非アクティブを検出できる Web ベースの電子教材と，この閲覧履歴を可視化するシステムを開発し，学習分析に取り組んできた[1][2]．学習者別に教材名，ページ番号，閲覧開始日時，終了日時，閲覧秒数などの閲覧履歴 Ajax により Web サーバに自動送信するだけでなく，ウィンドウ切り替えによる学習者の閲覧中断などの行動も把握できるようにしている（図 1）．

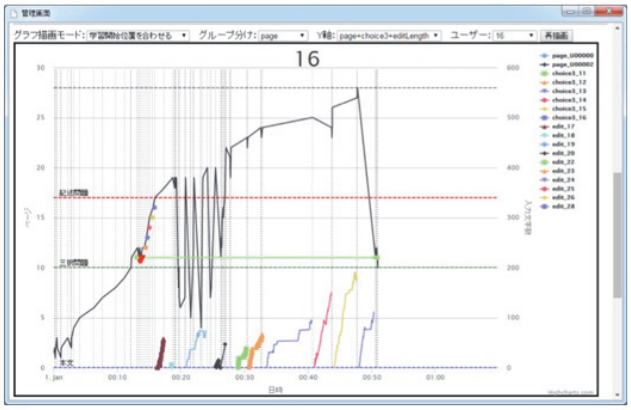

図 1　閲覧履歴可視化システム
Fig.1　Visualization System of Browsing History.

2.2 編集履歴の学習分析への活用

教材の閲覧以外にも，学習者が課題に取り組む過程を学習履歴として活用することが可能である．筆者らは英語学習時の英作文や文章の校閲作業の編集履歴をサーバ上に記録し，これを可視化するシステムを既に構築した[5]．また，プログラミング学習時のソースコードの編集履歴を記録し，学習分析に適用する取り組みも行っている[6][7]．このシステムでは C 言語，JavaScript，Java など一般的なテキストソースのプログラミング言語を対象とした編集履歴の可視化の他に，MIT メディアラボで開発された初学者向けにビジュアルプログラミング環境「Scratch」の編集履歴の分析も可能である．この Scratch のための編集履歴可視化システムの概要を図 2 に示す．このシステムでは，このオープンソースとして公開されている Scratch の Action Script を修正して，10 秒ごとに学習者が編集中のプログラム（プロジェクト）をサーバ上に自動的に保存し，さらに記録された学習履歴を可視化する機構を PHP により実現している．

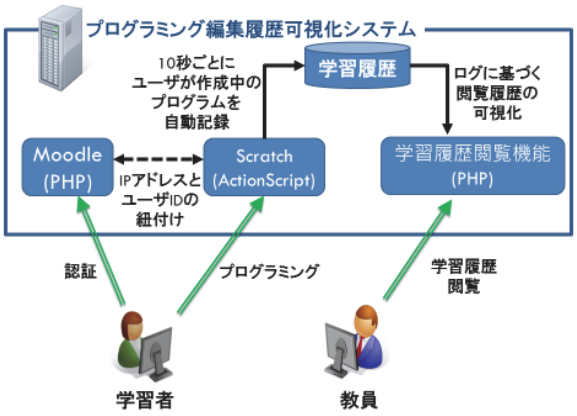

図 2　Scratch のための編集履歴可視化システム
Fig.2　Outline of Visualization System of Editing History for Scratch.

Scratch のファイルの保存形式には JSON が用いられているため，学習者のプログラミングの変遷はこの差分をとることにより把握できる．このシステムでは学習者が削除した部分を赤色と取り消し線で，新たに追加した部分を緑色と下線で表示させ，図 3 のように視覚的に差分を把握しやすいようにしている．

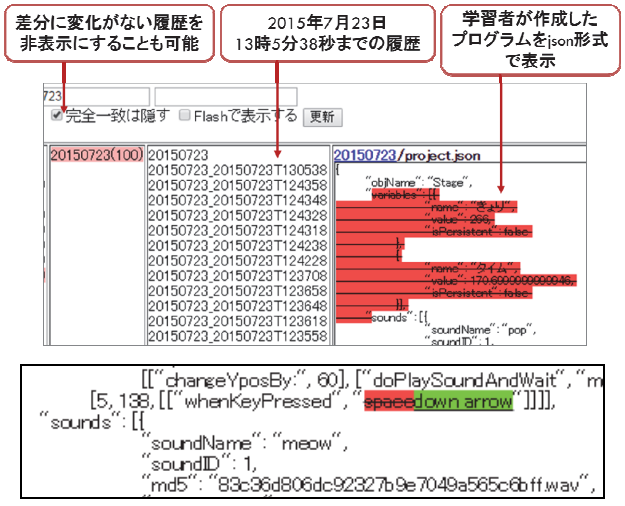

図 3　編集履歴の差分表示
Fig.3　Difference of Editing History.

2.3 生体情報の学習分析への活用

学習者の学習状況を把握するために，閲覧履歴，編集履歴のような顕在的な学習活動の履歴データ以外に，潜在的な学習者の生体情報を活用する取り組みもなされている．生体情報としては皮膚電位水準[8]，発汗量[9]，瞬目[10]，心拍数[11]，表情[12]などを用いた研究があり，中でも学習者の思考や感情と直結する脳波を用いた研究が多い[13][14][15][16]．

脳波を測定することにより，被験者の心理状態を推定できることは心理学や脳科学の研究成果からも示されている．

ⓒ 2017 Information Processing Society of Japan

典型的な方法は脳波を周波数成分に分解し，その波形やパワースペクトルを心理状態の指標として用いるものである．表 1 に示したように，脳波の周波数の違いによって被験者がどの心理状態にあるか傾向を掴むことが可能である[15]．

学習分析の場面においては，取り組む問題の種別が脳波に現れることが示されている．例えば，α 波と β 波の比率 β/α は計算問題より文章問題の方が，値の変化は大きくなり負荷が高いことが示されている[17]．また，筆者らも low β / low α の値が，学習者が取り組む課題の困難度の指標となることを報告している[3]．

表 1　脳波の周波数別特徴

Table 1　The Kind of Brain-Wave Frequency

種類	周波数(Hz)	心理状態
δ 波	0.5 – 2.75	深い睡眠，ノンレム睡眠
θ 波	3.5 – 6.75	直感的，想起，空想
Low α 波	7.5 – 9.25	リラックス，平穏
High α 波	10 – 11.75	リラックス（集中）
Low β 波	13 – 16.75	思考，認識
High β 波	18 – 29.75	警戒，動揺
Low γ 波	31 – 39.75	記憶，高次精神活動
Mid γ 波	41 – 49.75	視覚情報処理

2.4 複数の学習活動履歴の組み合わせ

筆者らは先に挙げた学習履歴を個別に解析することで，学習者の理解度やつまずき箇所などをある程度推定できることを示してきた．しかし，閲覧時間や閲覧のページ遷移パターンだけでは，諦めてほとんど閲覧しない学習者と，簡単すぎて教材を閲覧しない学習者の違いを識別できない場合もある．また，システム上の制約から，学習者が教材表示ウィンドウを非アクティブな状態のまま閲覧すると，活動履歴を正確に把握できないケースがあるという課題もある．このため他の学習履歴と組み合わせた解析が求められる．

脳波履歴においても，学習者が集中して取り組んでいるか，提示した課題が難しすぎないか，興味を持って取り組んでいるか，などの心理的な状況把握には適しているが，学習者の思考プロセスや，つまずき箇所の同定のためには閲覧履歴，編集履歴といった直接的な学習履歴との紐付けが欠かせない．そこで本研究では，これら 3 つの学習履歴を組み合わせて学習分析する方法について議論する．

3. 実証実験の方法

3.1 実証実験の概要

本研究では新潟県立松代高校を中心とした近隣の高校生を対象に「まつだいサイエンス講座」を開催し，この講座内で実証実験を行った．学習者は閲覧履歴可視化システムと連動した電子教材を閲覧しながら，編集履歴可視化システムと連動した「Scratch」環境でプログラムの作成を行う．これに加えて，学習者には簡易脳波計 NeuroSky 社製 MindWave Mobile ヘッドセットを装着してもらい，脳波のログを秒単位で記録した[a]．

3.2 実証実験における学習内容

実証実験の講座では，プログラミング初学者向けに「プログラミングとは何か」を説明した後に，Scratch の基本操作とイベントハンドラと逐次処理の概念について取り扱った．電子教材の構成は図 4 に示したように全 16 ページで構成され，10 ページ目までが基本操作，11 から 13 がイベントハンドラについて，14 ページ以降が逐次処理を扱っている．また，学習者自身が考えてプログラムを作ることを求める内容のページ（練習問題に相当）として 13, 15, 16 を設けている．これらは，図 5 に示したプログラムの 4, 5, 6 に該当し，それほど難易度の高い問題ではない．なお，同図のプログラム 1, 2, 3 は教材のサンプル通りに作成する例題である．さらに，学習者の心理的な影響を分析できるように，電子教材のページ 7 と 11 のみ，文字のみを詰め込んだ情報過多のページをあえて配置している．

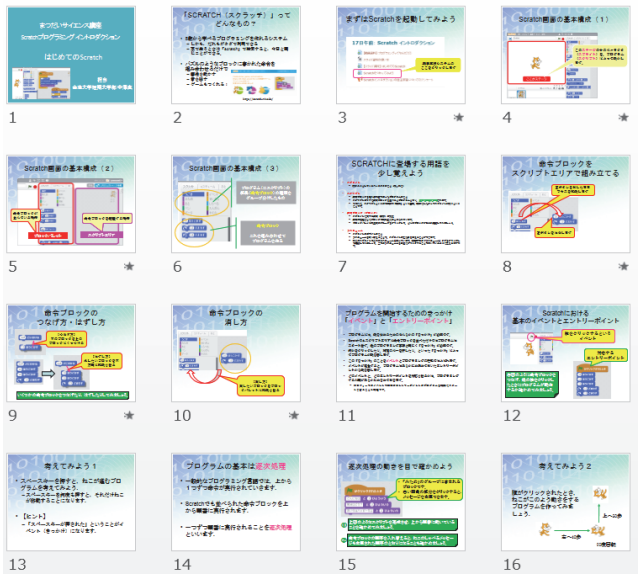

図 4　電子教材のページ別特徴

Fig.4　Features of each Page in the Textbook.

a) MindWave はニューロスカイインコーポレーテッドの登録商標です．

ⓒ 2017 Information Processing Society of Japan

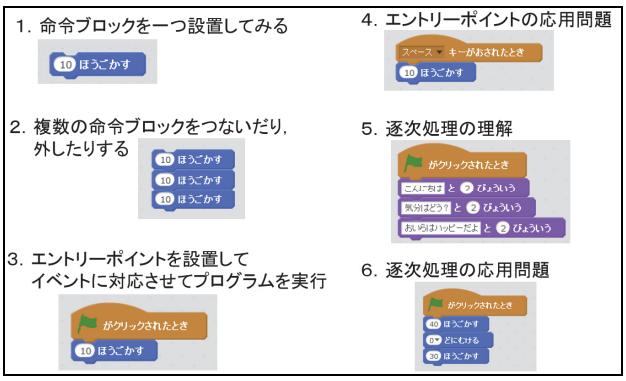

図 5　学習者が取り組む 6 つのプログラム

Fig.5　The Programs Tackled by Learners.

3.3 実験データと被験者

閲覧履歴可視化システムでは，表示時間（閲覧時間）が 1 秒未満であってもすべて記録されるようになっている．このような表示時間が短い履歴は，学習者が目的のページを探す，あるいは特定のページまでページを繰るための操作だと考えられ，教材を読んでいる行為とはいえない．そこで，閲覧履歴データの前処理として，同一ページを 5 秒以上連続閲覧したデータのみを抽出することとした．

また，脳波履歴の前処理として，瞬目などのノイズが発生していると判断できるデータを除外することとした．このため，脳波が十分に測定できなかった学習者も除外し，最終的に 15 名の学習者に対する分析を実施した．

このように前処理した脳波データに対し，学習者ごとの個人差を考慮し，パワースペクトルの値を個々の学習者ごとの平均値と標準偏差で正規化した値を用いて比較検討する．

4. 脳波の傾向に関する実験結果

まず，脳波の周波数による特徴を確認するために，教材の閲覧ページ別の全学習者の脳波スペクトル平均を算出した（表 2）．最初に学習者が目にする情報過多のページ 7 では，高次精神活動との関連性が高い low γ 波や，視覚情報処理との関連性が高い mid γ 波が強く現れていることがわかる．一方，2 度目となる情報過多のページ 11 は，さらに文字密度が高いため，読むことを放棄してしまっている学習者がいることが平均閲覧時間から読み取ることが可能で，結果として γ 波は弱くなっている．また，思考や集中度を示す low β 波もかなり小さくなり，集中できていない学習者が多数いることが示されている．

表 2　教材ページ別の脳波スペクトル平均（全学習者）

Table 2　Average Spectrum of EEG by each Page (All Learners).

ページ	(low) β 波	(high) β 波	(high) β 波 /(low) α 波	(low) γ 波	(mid) γ 波	平均閲覧時間(s)
5	0.039	−0.020	0.007	0.004	0.067	17
6	0.094	0.053	−0.017	0.080	0.081	14
7	0.079	0.050	−0.068	0.165	0.244	24
8	0.054	0.030	0.040	0.078	0.163	15
9	0.037	0.020	−0.039	−0.024	−0.020	18
10	−0.127	−0.027	0.052	−0.045	−0.161	9
11	−0.101	−0.118	−0.073	−0.043	−0.041	16
12	−0.080	−0.126	0.055	−0.118	−0.128	18
13	−0.040	0.028	−0.118	0.053	0.050	19
14	0.034	−0.046	0.066	−0.109	−0.151	7
15	0.036	0.088	0.119	0.100	0.094	19
16	−0.039	0.031	0.065	−0.017	−0.014	19

次に，取り組ませた 6 種類のプログラム作成課題の完成度によって学習者の群を分けて分析する．ここでは図 5 に示した 5 もしくは 6 のプログラムまで完成させている理解度の高い学習者の群と，完成したプログラムが 2 つ未満の理解度の低い学習者群に分けた．これらの群別の脳波の傾向の違いを表 3，表 4 に示す．二つの結果の顕著な差異として，high β 波と high β 波/low α 波が，低い学習者の群で高くなっている点が挙げられる．high β 波は警戒や動揺の傾向を示す指標として用いられるため，理解が十分でないまま自分の思考によるプログラム作成を求めるページ 13, 15, 16 に直面し，動揺やストレスが発生していると推定できる．また，high β 波/low α 波は問題の困難度の指標にもなるため，これらの学習者にとっては既に問題の難易度が適切でなくなっており，何らかの支援を必要とする状況と判断できる．

また，基本操作の説明が終わった直後のページ 11，12 の両 γ 波や low β 波が小さくなっており，思考力や集中力が低下していることも読み取ることができ，脳波の周波数スペクトルの特性が学習の場面においても有用であるといえる．

表 3　理解度の高い学習者群の脳波スペクトル平均

Table 3　Average EEG of Learners with High Understanding.

ページ	(low) β 波	(high) β 波	(high) β 波 /(low) α 波	(low) γ 波	(mid) γ 波
5	0.000	−0.022	−0.048	−0.089	−0.029
6	0.017	−0.027	0.150	−0.009	0.119
7	−0.036	−0.014	−0.061	0.201	0.117
8	0.233	0.150	−0.193	0.057	0.034
9	0.057	0.051	−0.125	−0.045	0.029
10	−0.161	−0.062	0.156	−0.072	−0.148
11	−0.110	−0.100	−0.069	−0.040	−0.141
12	−0.101	−0.194	−0.046	−0.156	−0.146
13	0.015	0.034	−0.070	0.148	0.148
14	−0.079	−0.234	0.143	−0.199	−0.190
15	0.071	0.178	0.142	0.049	0.071
16	0.030	0.098	0.077	−0.033	0.053

ⓒ 2017 Information Processing Society of Japan

表 4　理解度の低い学習者群の脳波スペクトル平均

Table 4　Average EEG of Learners with Low Understanding.

ページ	(low)β 波	(high)β 波	(high)β 波 /(low)α 波	(low)γ 波	(mid)γ 波
5	−0.026	0.053	−0.221	−0.083	−0.098
6	−0.031	−0.155	−0.147	−0.137	0.084
7	0.117	0.060	−0.190	0.234	0.173
8	0.066	0.065	0.051	0.274	0.193
9	−0.027	−0.103	−0.168	0.141	0.088
10	0.024	−0.112	−0.273	−0.148	−0.192
11	−0.143	−0.394	−0.011	−0.340	−0.322
12	−0.204	−0.257	0.052	−0.236	−0.269
13	0.729	0.529	−0.213	0.082	−0.045
14	−0.001	0.004	−0.062	0.328	0.146
15	−0.192	0.006	0.593	0.031	0.158
16	−0.100	0.154	0.438	0.032	0.154

5.　学習者別の実験結果

5.1　理解度の低い学習者の傾向

次に学習者別に学習履歴と脳波を組み合わせた結果について述べる. 先に述べたように, 理解度が低い学習者は high β 波がある局面で高くなる傾向にあることが確認できた. これは high β 波が学習者のつまずきやストレス状態の判断材料になることを示している. このことは学習者別に分析をするとより顕著になる.

表 5 は取り組むべきプログラムを 2 つしか完成できなかった学習者 A の脳波スペクトルである. 教材の冒頭部分から high β 波が高くなっており, γ 波もこれ以降低い水準で推移していることから, 最初の段階で集中力が切れてしまっていることがわかる. このことは各ページの閲覧時間にも現れており, 情報量の多いページ 7, 11 などを 10 秒に満たない時間しか閲覧していない.

理解度の低い学習者のもう一つの例を表 6 に示すが, この学習者はプログラムを一つしか完成させらなかった. 学習者 A と異なるのは, 教材閲覧の中盤までは high β 波が高くならず, 教材をじっくり読み込もうとしていることがわかる. しかし, 読んでいる時間が長いにもかかわらず, low β 波や γ 波が低いことから, 理解が進んでいるとは言い難い.

一方, この 2 人に共通する性質としては, プログラムの編集作業中の high β 波/low α 波の値が大きくなっており, 最初の導入部のプログラム作成すら難しいと感じていることが示されている. また, 両者の閲覧履歴パターンを図 6, 図 7 に示したが[b], どちらも教材閲覧しながら少しずつプログラム作成を進めるということを一切しておらず, プログラム作成に必要なページを的確に閲覧することができていないことが明らかになった.

b) これらの図の横軸は時間の推移, 縦軸は閲覧ページを表し, 折れ線が水平である部分が, そのページを連続して閲覧していることを意味する. また, 縦方向にゼロ地点に下がっている箇所は, 教材のウィンドウが非アクティブになったことを表している.

表 5　理解度の低い学習者 A の脳波スペクトル平均

Table 5　Average EEG of Learner A with Low Understanding.

ページ	内容の特性	閲覧時間 (s)	(low)β 波	(high)β 波	(high)β 波 /(low)α 波	(low)γ 波	(high)γ 波
5		9	0.666	0.408	−0.476	1.085	1.134
6		10	1.689	2.096	−0.325	2.013	0.922
7	情報過多	3	0.628	0.577	−0.267	1.149	2.168
8		6	−0.029	0.039	0.002	0.111	0.681
9		15	−0.198	−0.264	0.189	−0.525	−0.209
10		5	−0.288	−0.079	0.203	−0.082	−0.106
11	情報過多	6	−0.339	−0.452	−0.281	−0.364	−0.360
12		36	−0.264	−0.275	0.259	−0.370	−0.328
13	問題	17	−0.144	−0.291	−0.133	0.194	−0.122
14		14	−0.102	0.110	−0.062	−0.272	−0.247
15	問題	21	−0.180	−0.216	0.061	−0.419	−0.249
16	問題	7	−0.141	−0.243	−0.186	−0.130	−0.231

プログラム	(low)β 波	(high)β 波	(high)β 波 /(low)α 波	(low)γ 波	(high)γ 波
1	−0.232	−0.162	0.168	−0.286	−0.241
2	−0.256	−0.306	0.047	−0.445	−0.094
3					

表 6　理解度の低い学習者 B の脳波スペクトル平均

Table 6　Average EEG of Learner B with Low Understanding.

ページ	内容の特性	閲覧時間 (s)	(low)β 波	(high)β 波	(high)β 波 /(low)α 波	(low)γ 波	(high)γ 波
5		21	−0.079	−0.203	−0.164	−0.223	−0.224
6		32	0.003	−0.116	−0.229	−0.146	−0.248
7	情報過多	59	−0.072	−0.036	0.040	−0.024	0.001
8		17	−0.093	0.172	0.692	0.056	0.008
9		18	0.372	0.331	−0.176	0.218	0.083
10		13	−0.322	−0.252	−0.030	−0.236	−0.399
11	情報過多	7	0.062	0.545	−0.130	0.934	1.703
12		7	−0.087	−0.228	−0.077	−0.026	−0.480
13	問題	16	−0.106	−0.153	−0.164	−0.072	−0.231
14		9	0.219	−0.109	−0.182	−0.141	0.071
15	問題	9	0.634	0.865	0.105	0.869	1.652
16	問題	13	−0.072	−0.158	0.383	−0.211	−0.324

プログラム	(low)β 波	(high)β 波	(high)β 波 /(low)α 波	(low)γ 波	(high)γ 波
1	−0.009	−0.216	1.207	−0.079	−0.362
2					

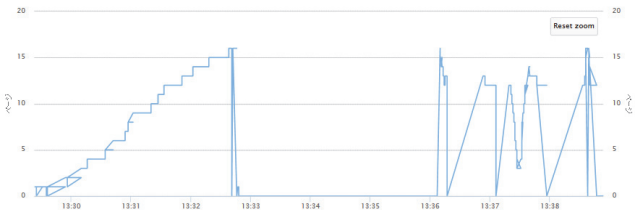

図 6　理解度の低い学習者 A の閲覧履歴

Fig.6　Editing History of Learner A with Low Understanding.

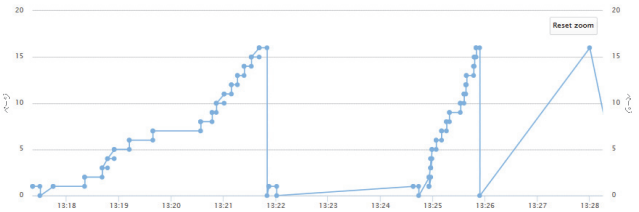

図 7　理解度の低い学習者 A の閲覧履歴

Fig.7　Editing History of Learner B with Low Understanding

ⓒ 2017 Information Processing Society of Japan

5.2 理解度の高い学習者の傾向

次に理解度が高い学習者の分析結果について述べる．表 7 にその結果を示すが，理解度の低い学習者と異なり，high β 波はほとんど高くなっていない．また，プログラム作成において，最後の発展問題であるプログラム 6 のみ各種脳波スペクトルが高くなっており，最後の応用問題だけがこの学習者にとって集中して取り組むレベルの課題であったことが読み取れる．

表 7　理解度の高い学習者 C の脳波スペクトル平均
Table 7　Average EEG of Learner C with High Understanding.

ページ	内容の特性	閲覧時間(s)	(low)β 波	(high)β 波	(high)β 波/(low)α 波	(low)γ 波	(high)γ 波
5		14	0.063	0.146	−0.168	0.119	0.075
6		7	−0.019	0.003	0.678	0.115	0.230
7	情報過多	29	0.014	0.058	−0.022	−0.002	0.202
8		19	0.256	0.182	−0.160	0.215	0.102
9		16	−0.130	−0.063	−0.181	−0.065	−0.086
10		6	−0.035	−0.182	−0.029	−0.137	−0.244
11	情報過多	18	−0.086	−0.081	−0.007	−0.047	−0.140
12		19	−0.195	−0.083	−0.051	−0.042	−0.075
13	問題	0					
14		6	−0.105	−0.159	1.107	−0.280	−0.381
15	問題	14	0.154	−0.080	−0.085	−0.093	−0.099
16	問題	0					

プログラム	(low)β 波	(high)β 波	(high)β 波/(low)α 波	(low)γ 波	(high)γ 波
1	−0.265	−0.052	0.484	0.041	−0.112
2	−0.012	0.011	0.401	−0.004	−0.140
3	−0.029	−0.043	−0.137	−0.053	−0.109
4	−0.327	−0.244	−0.338	−0.342	−0.264
5	−0.055	−0.073	0.056	−0.064	−0.040
6	1.974	2.270	0.204	1.783	2.238

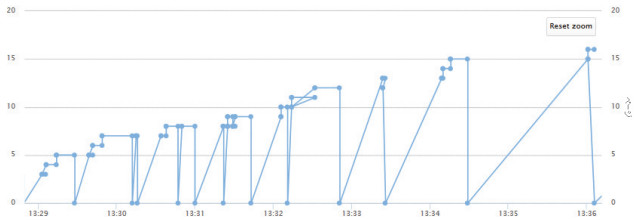

図 8　理解度の高い学習者 C の閲覧履歴
Fig.8　Editing History of Learner C with High Understanding.

6. まとめと今後の課題

三種類の学習履歴を組み合わせることにより，これまで把握が難しいケースの学習者の状況も正確に捉えることが可能になった．また，high β 波を学習者のストレス指標とすることで，学習者への支援が必要か否かの判断材料として利用できる可能性も示すことができた．

今後は複数の学習履歴を時系列的に組み合わせた解析に取り組む予定である．

謝辞　本実験の実施にあたり新潟県立松代高等学校・長谷川雅一先生には多大なるご協力をいただいた．また，(有)早稲田松代協力会代表木戸一之氏には，現地と大学の間の調整，講座の運営など数々の支援を頂いた．本研究の一部は早稲田大学理工研　NTT 包括協定共同研究 1010000175806 の助成による．

参考文献

[1] 中澤真，後藤正幸，平澤茂一. Learning Analytics における学習履歴の情報構造と粒度のあり方．日本 e-learning 学会第 17 回学術講演会論文集, 2015, pp.1-8.
[2] 中澤真，梅澤克之，小林学，小泉大城，後藤正幸，平澤茂一. 詳細な学習ログを用いた英語リーディング過程の分析 ～(3) リーディング過程における学習者モデル～. 情報処理学会第 77 回全国大会講演論文集, 2015, pp.4-505～4-506.
[3] 梅澤克之，石田崇，齋藤友彦，中澤真，平澤茂一. 簡易脳波計測を用いた学習者にとっての課題難易度の判定方法. 情報処理学会コンピュータと教育研究会 137 回研究発表会, 2016.
[4] J.A. Larusson, B. White (Eds.). Learning Analytics: From Research to Practice. Springer, 2014.
[5] 荒本道隆，小林学，中澤真，中野美知子，後藤正幸，平澤茂一. 編集履歴可視化システムを用いた Learning Analytics ～システム構成と実装. 情報処理学会第 78 回全国大会講演論文集, 2016, pp. 4-527-4-528.
[6] 中澤真，荒本道隆，後藤正幸，平澤茂一. 編集履歴可視化システムを用いた Learning Analytics ～ Scratch を用いた初等教育向けプログラミング教育における学習者の思考パターン分析. 情報処理学会第 78 回全国大会講演論文集, 2016, pp. 4-531-4-532.
[7] 後藤正幸，三川健太，雲居玄道，小林学，荒本道隆，平澤茂一. 編集履歴可視化システムを用いた Learning Analytics ～ C プログラミング科目における編集履歴と評価得点データを統合した分析モデル. 情報処理学会第 78 回全国大会講演論文集, 2016, pp. 4-533-4-534.
[8] 堀忠雄. 生理心理測定による教授･学習過程の分析. 福井大学教育学部教育実践研究指導センター紀要, 1980, 4, pp.48-58.
[9] 河崎雅人，小西忠孝，高島征助，坂口正雄，亀井智成，中島浩二，大橋俊夫. 精神性発汗量を用いた分数計算能力の評価. 電子情報通信学会技術研究報告, 1994, ET94-111, pp. 63-70.
[10] 小孫康平，田多英興. 瞬目を指標とした「ハノイの塔」問題解決時の課題困難度と注意の評価. 日本教育工学会論文誌, 2000, Vol.24, No.1, pp. 83-92.
[11] 永岑光恵，室田真男，石井源信，清水康敬. 繰り返しの暗算課題遂行における緊張感と心拍数の変化. 日本教育工学雑誌, 2002, 25, pp. 237-245.
[12] Joseph Grafsgaard, et al. Predicting learning and affect from multimodal data streams in task-oriented tutorial dialogue. Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining, 2014.
[13] 林秀彦，中林大，曽根直人. 複数の生体情報計測技術による学習活動測定システム開発の試み. 鳴門教育大学情報教育ジャーナル, 2009, 6, pp. 51-56.
[14] 三巻祐介，山下将吾，萱野彩香，河合純，金田重郎. WEB カメラとバンド型簡易脳波計を用いたリアルタイム教育支援システム. 情報処理学会第 75 回全国大会講演論文集, 2013, pp. 643-644.
[15] 平井章康，吉田幸二，宮地功. 簡易脳波計による学習時の思考と記憶の比較分析. マルチメディア 分散協調とモバイルシンポジウム論文集, 2013, pp.1441-1446.
[16] 竹花和真，田和辻可昌，村松慶一，松居辰則. 学習時における学習者の生体情報と心的状態の関係の形式化の試み. 第 74 回先進的学習科学と工学研究会, 2015, B501-7, pp. 34-39.
[17] 吉田幸二，坂本佑太，宮地功，山田 囲裕. 簡易脳波計による学習状態の脳波の分析比較. 電子情報通信学会技術研究報告, 2012, ET 112(224), pp. 37-42.

ⓒ 2017 Information Processing Society of Japan