

ゲーム実行時の前額部脳血流動態による集中度評価

井上敦暉^{†1} 鶴浩二^{†2}

概要: 現在, e-learning などで Web 学習が広まってきている. しかし, これらは学習者の集中状態を Web コンテンツ作成者等が評価するのは難しい. そこで, 本研究では脳血流動態を用いて集中度をリアルタイムで計測し, 遠隔学習の効率向上を目指した. また, 本研究は, 集中力など関連性が高い前額部測定で, 手軽に扱える光トポグラフィ装置 (NIRS) を用いた. 被験者に IQ 問題などの 3 種類の課題を提示した. 集中状態と閉眼のリラックス状態のデータを取得した. 解析には, 誤差逆伝播法などを使用して高い識別性能を期待できるニューラルネットワーク (NN) を用いた. その結果, 被験者 17 人のデータで構築した NN で, 判別率が 83.8% であり, NN で集中度が評価可能であることを確認した. また, ゲームを用いた課題により, 時系列データに関しても集中度計測が行える可能性を示した.

キーワード: 脳・神経系, ニューラルネット, 学習支援

Evaluation of concentration by pre-forehead cerebral blood flow dynamics during game execution

ATSUKI INOUE^{†1} KOJI TSURU^{†2}

Abstract: Currently, learning using the web is spreading through e-learning and other events. However, it is difficult for Web-learning content providers to evaluate the centralized state of learners. Therefore, in this study, the concentration level was measured in real-time using cerebral blood flow dynamics, and the efficiency of distance learning was aimed at improving the efficiency. In addition, this study used the near-infrared spectroscopy (NIRS) which can be handled easily by the forehead blood flow dynamics measurement which is highly related to concentration. Three kinds of problems such as IQ problem were presented to the subjects. NIRS data under concentrated state and relax state, were obtained. For analysis, we used a neural network (NN) that can expect high identification performance using error back propagation algorithm. As a result, it was confirmed that the discriminant rate was 83.8% in NN constructed with data of 17 subjects, and the concentration level was able to be evaluated by NN. In addition, we show the possibility that the concentration measurement can be performed for time series data by the problem using the game.

Keywords: Brain and nervous system, neural net, learning support

1. はじめに

現在, 情報機器を用いた学習方法である e-learning が, PC, スマートフォンなどの携帯型の端末などの普及により注目されている. その利便性から大学, 通信教育や会社, 学習塾などで多く活用され, 新たな学習方法の一つとして認知されつつある. しかし, 学習者の状態や集中度などを評価しにくいという欠点がある. 本来の学習スタイルでは, 学びを提供する教師 (提供者) と学習する生徒 (学習者) はお互いの存在を視認することができる. つまり, 寝ている, 話をしている, 授業に関係ないことをしているなどは一目で把握することが可能である. しかし, e-learning では学習時における学習者の状態を知る術はない. そこで, 様々なシーンごとにおいて集中しているかどうかの度合いを知ることができれば, 学習者の学習方法に合わせた Web コンテンツを作成することなどが可能である[1]. また, リアルタイムに近い状況で, 測定を行い, 学習者自身にフィ

ードバックして, 学習効果を高めることができる.

類似研究として, カメラで撮影した写真から, 集中しているかどうかを判別する研究がある[2]. 学習における被験者の集中力の変化を撮影した写真に写った被験者の顔や目から判断するものである. しかし, 顔などの特徴は被験者ごとに個人差があり, 表情が集中度に大きく関わってくる.

別の研究としては, 椅子に装着した加速度センサーを用いて, PC を使った学習時の集中の度合いをリアルタイムで送信し, 被験者に PC 上で, 伝える報告がある[3]. しかし, 椅子の動きなどは, 集中度というよりもその人の性格や癖に作用されるため, 集中度の信頼度が低いと考えられる.

そこで本研究では, 人間が意識的に操作できない脳の活動などの生体情報を用いることで集中度測定を行う. また, 集中度と関連性がある測定部位を選ぶ必要があり, Web コンテンツ作成者でも扱える手軽さも必要である. したがって, 本研究では思考や集中と関連が深い前頭前野の機能に着目し, 測定装置として, 光トポグラフィ装置 (NIRS) を利用するものとした. NIRS は, 手軽でかつ拘束性も少なく, 日常に近い環境で脳血流を測定でき, 本研究の目的に適している. NIRS を使用したときに得られるデータは, センサ (ch) 毎の酸素化ヘモグロビン (Hb) を利用する.

^{†1} 大分工業高等専門学校 電気電子情報工学専攻
National Institute of Technology, Oita College, Electrical and Electronic and Information Engineering

^{†2} 大分工業高等専門学校 情報工学科
National Institute of Technology, Oita College, Information Engineering

解析には、集中とリラックスのデータの違いを的確に見分けることができる判別方法を選択する必要がある。考えられるものとして、SVMやニューラルネットワークなどがある。例えば、SVMは、高い判別率を期待できるが、特徴量などの決め方次第では、テストデータに対する判別は、悪くなることも多い。本研究で扱う脳血流は、はっきりとした特徴量を定めることは、脳波などに比べて困難である。そこで、本研究では脳血流の解析にニューラルネットワーク(NN)を着目した。NNは、誤差逆伝搬法などを使用して、重みを自動で調整し、かつデータにはっきりとした違いを見つけにくいものでも高精度の分類が可能である。よって、本研究で扱う脳血流データでも高い判別率を期待できる。また、学習データ数が増えれば、データを与えた際に、類似したパターンを見つける精度が高くなるため、解析の正確性の向上も可能である。したがって、本研究では集中度測定における解析でNNを使用する。

本研究では、学習効果を直接的に評価するため、NIRSを用いて学習に対する集中度のパラメータをリアルタイムで取得することを目的として研究を行った。

2. 実験方法

2.1 光トポグラフィ装置 (NIRS)

NIRSは、生体透過性の高い近赤外光を用いて、生体内のヘモグロビンの変化を非侵襲で測定できる装置である。また、近赤外光は、骨や皮膚などを透過することも可能である。NIRSの信号は、動脈などの血管のうち、どのHbの情報なのか判断が難しい。しかし、Hb変化のNIRS信号に対する寄与率は、血管分布によって異なると考えられている。脳血流動態の測定により、健常者(正常)、うつ病、双極性障害、統合失調症を判断する研究にも使われており、医師による病気の診断の補助としても、使用されている[4]。脳の前頭前野は思考などの機能と関連性が強いことから、脳機能の研究でも大きく期待されている。

近赤外光は、可視光より波長が長く、皮膚や頭蓋骨の透過性が比較的高く、頭皮上から大脳の表面に光が到達する。近赤外光を頭部に照射すると血液や骨などの頭部を構成するものにより吸収と散乱を受けて近赤外光が減衰する。

生体内で吸光度が変化する主な成分は血液中のHbである。Hbは酸素が結合した状態の酸素化Hbと結合していない状態の脱酸素化Hbで吸光する割合が変化することとなる。近赤外光が透過する領域中のHbの状態が変化するとヘモグロビン自体の吸光スペクトルに従って透過し、検出される近赤外光の強度が変化する。近赤外分光法は、これらの性質を利用して、酸素化Hbと脱酸素化Hbの濃度変化を算出して、測定を行う。本研究では、前額部における集中などによって、変化するデータを扱うため、酸素化Hbの濃度変化に着目して、実験を行った。

2.2 ニューラルネットワーク

NNは、人間の脳の神経回路の仕組みを模したモデルのことをいう。コンピュータに学習能力を持たせることで、様々な問題を解決するためのアプローチが可能となる。単純な処理を高速に行うことに秀でている。しかし、人間にとって簡単な動作である、手を動かしたり、物体を認識したり、物体の質感を理解したりという処理はコンピュータにとっては、非常に複雑な処理である。このことから、コンピュータの苦手とする問題に対し、人間の脳のメカニズムをコンピュータ上で人工再現することで、解決を図ろうとしたものがNNである。

NNはあくまで人間の脳のメカニズムを模しているだけであり、脳の機能を再現するための学習方法ではない。NNは、問題解決の手段であるという認識である[5]。

NNには、パーセプトロンという階層型のネットワークと、パーセプトロンの問題を解決したバックプロパゲーション(誤差逆伝播法)などが存在する。バックプロパゲーションは、入力層、中間層(隠れ層)、出力層の3層から構成されるフィードフォワード型のモデルであり、基礎はパーセプトロンである。

2.3 実験装置,ソフトウェア

本研究では日立ハイテクノロジーズ社製の研究用ウェアラブル光トポグラフィWOT-100 16CHを用いて実験を行った[6]。使用したソフトウェアとして、MATLAB R2013aを用いて解析を行った。MATLABは、NNによる解析やフィルタをかけるためにも使用した。図1が実験で用いたNIRS装置の携帯制御ボックスとヘッドセットである。手軽に脳前額部の脳血流動態を計測でき、リアルタイムでデータを無線通信で計測用PCに送信可能である。この装置は、データを解析するにあたって、データを見分けるためのマーカーの機能なども搭載している。また、本実験では使用していないが、スタンドアロンモードによる解析も行える。



図1 ウェアラブル光トポグラフィ装置
Figure 1 Wearable optical topography equipment

2.4 被験者

本研究では、高精度の NN を作成するにあたり、前々年度の研究で高い判別率となった 10 人の学習データと前年度の 7 人の学習データをもとに NN を作成した。この時、男性は 14 名、女性は 3 名の合計 17 名であり、平均年齢は 19.9 歳である。被験者全員には、「大分高専 ヒト及び動物を対象とする研究に関する倫理審査規定」に基づいて、インフォームドコンセントを得た。また、実験前には被験者全員に本実験の目的と安全性、実験の流れを説明した。テトリスを用いた実験には、学習データ提供者とは異なる 3 人（男性 2 名、女性 1 名、平均年齢 20.7 歳）の被験者に協力してもらい、リアルタイムで測定を行った。

2.5 リアルタイム化

本研究のリアルタイム化のシステムは、図 2 である。

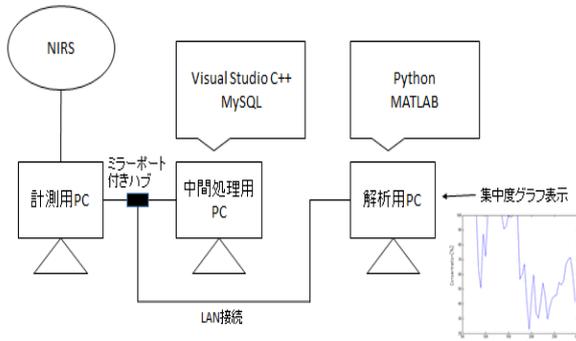


図 2 リアルタイムシステム
 Figure2 Real-time system

リアルタイムシステムは、図 2 に示すように、まず NIRS で測定した酸化化 Hb データを計測用 PC にある計測コントローラ制御ソフトウェアで取得し、次にミラーポート付きハブを通じて、中間処理用 PC の WOTMonitorSample (C++) で NIRS データを他のプログラムでも処理できるようにする。次に WOTMonitorSample 上のデータを MySQL のデータベースへ蓄積する。さらにミラーポート付きハブを通じて、解析用 PC にある Python のプログラムで MySQL のデータを MATLAB で扱える mat ファイルに変更する。最後に、MATLAB のプログラムで mat ファイルを解析することにより、リアルタイム化を行った。また、NIRS データの測定開始から 1 分のデータは安定しないため、予め除去するプログラムを組み込んだ。本研究では、20 秒のデータを 5 秒間隔でずらしながら 1 データを取得していくことで、リアルタイムの更新速度が 5 秒になるように工夫を行った。また、リアルタイムでデータが表示されるのは、開始から 50 秒後である。

2.6 NN 作成

実験は一般的な教室などでの測定を想定していることから、電磁シールドルームなどではなく、通常の実験室で行った。

NN の学習データ取得のため、被験者には、椅子に座ってもらい、落ち着いた時に NIRS の取り付けを行った。また、実験開始 1 分までの測定データは、除外した。理由として、実験開始 30 秒までは脳血流の変化が安定せず、測定する上で妥当とは言えない。また、30 秒を超えた後も、被験者によっては、脳血流変化が安定しない。このことから、ほぼ全ての被験者の脳血流変化が安定する 1 分後のデータから有効だと判断し、それ以前は除外することとした。

被験者は、測定終了まで一つの課題に取り組んでもらい、100 秒間データを取得した。そして、実験終了後に 100 秒のデータを 1 データあたり 20 秒として、5 つに分割した。最終的に合計 6 回分（集中 3 回、リラックス 3 回）、課題に取り組んでいただいた。また、課題ごとに 2 分間休憩を入れた。集中の課題として、IQ テストの問題、読書、数学の筆記問題の 3 種類を用意した。この時、問題の正答率などは考慮しない。あくまで、測定終了まで、課題に集中して取り組むことを重視した。リラックスの課題としては、閉眼、問題を眺めてもらう、楽な姿勢で静止の 3 種類とした。この時、被験者には何も考えないように指示した。

NN の学習データ取得のための実験サイクルを表したのが図 3 である。図 3 の実験は、測定時間が約 25 分になる。しかし、課題を 6 回すべて異なるものにするなど飽きにくい工夫を行った。結果、実験後のアンケートで「飽きずに行えた」と多くの被験者が回答した。このことから、本研究の実験データは有効だと判断した。また、本研究で作成した NN を評価するために、オフライン解析で前半を集中の課題、後半をリラックスの課題とした時系列データを用いたときの結果を分析した。そして、判別率が最も良い NN を e-learning の実験で用いた。

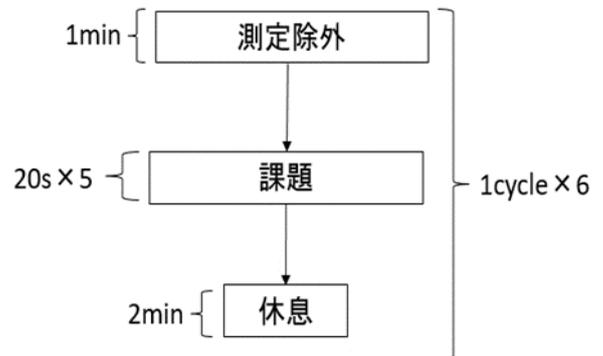


図 3 NN の実験サイクル
 Figure 3 NN experiment cycle

NIRS を被験者に装着していただいた時の様子を図 4 に示す。図 4 は、正面からの写真となっており、NIRS が動かないように固定した。学習データの測定に関しては、測定実施者が装着を手助けた。また、NIRS の全ての ch の接続が良好であることを確認して実験は行った。図 5 は、実験時の測定者の状態を表したものである。測定者は、図 5 のように PC 画面に表示される課題に取り組んでもらい、また測定実施者から行われる指示に従ってもらった。

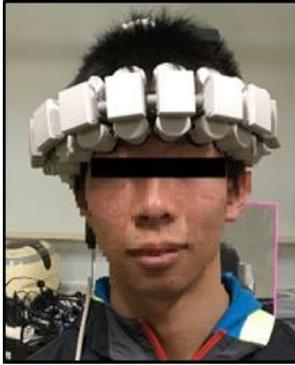


図 4 NIRS 装着

Figure 4 NIRS installation



図 5 NIRS 測定

Figure 5 NIRS measurement

2.7 テトリス実験

実験課題として、e-learning を用いる場合、問題によっては、得意・不得意が現れる場合が存在する。また、本研究において、定義した集中度の時系列データにおける精度を検証するために、集中して取り組んでもらうことが可能な課題を用いて実験を行った。これにより、本研究の集中度の時系列データにおける有効性を先に判断することができる。また、判断に用いる課題は、人によって集中状態が変わりにくい課題であるゲームを用いた。

この実験では、被験者は男女 3 名（平均年齢 20.7 歳、男性 2 名、女性 1 名）で、実験課題としてテトリスを用いた。テトリスなどのゲーム課題は、e-learning などの勉強課題に比べて、集中状態を維持しやすい。このことから、本研究の時系列データにおける集中度を確認する実験において、適切だと判断した。実験は実験室で行い、時間は 300s である。被験者には、まず椅子に座って装置を装着してもらい、落ち着いた状態になってから実験を行った。最初の 150s は、楽な姿勢のまま閉眼状態でリラックスしてもらった。この時、被験者にはできる限り何も考えないように指示した。次に実施者の合図で、目を開けてもらい、150s テトリスを行ってもらった。テトリスの難易度は、ノーマルである。この時、被験者には測定終了まで、課題に集中して取り組むように指示を行った。また、測定開始 30s までの NIRS のデータは安定しないので、実験開始は測定開始から 30s 後である。実験の流れを表したのが図 6 である。

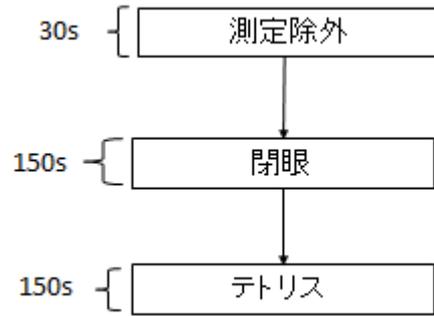


図 6 テトリスの実験の流れ

Figure 6 Flow of Tetris Experiments

2.8 解析・識別手法

解析には、MATLAB R2013a の機能を利用した。測定した NIRS データには、低周波ノイズが存在するので生データによるグラフは、右肩上がりになってしまう。このノイズを除去するために、MATLAB R2013a の機能を用いて、0.01Hz のハイパスフィルタを適用して、脳血流の波形を表示した。本実験の特徴量は、フィルタをかけたデータを高速フーリエ変換した時の ch ごとの最大スペクトルとした。この時、周波数は考慮していない。特徴量を最大スペクトルにした理由として、データに違いを見つけにくい脳血流データでも、FFT によって高低差が生まれ、集中とリラクスのデータも違いが現れると考えたからである。また、以前の研究において他の特徴量よりも高い判別率になっていたことから [7]、妥当だと判断した。NN は、パターン認識ネットワークを用いた。隠れ層の 1 層目にシグモイド伝達関数を用いて、2 層目は双曲線正接シグモイド伝達関数、3 層目は線形伝達関数とした。また、出力層として、ソフトマックス伝達関数を用いて、フィードフォワードネットワークを構築した。隠れニューロン数は、10 であり、学習を行うデータの割合は、80% で、検証データ、テストデータは、それぞれ 15%、5% とした。これらの NN の構造を表したのが図 7 である。

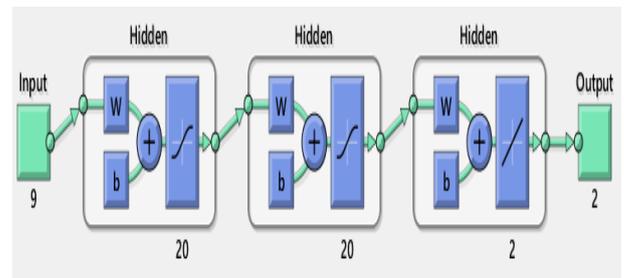


図 7 ニューラルネットワーク構造

Figure 7 Neural network structure.

本実験における集中度として、NN にテストデータを与えると、集中かリラックスかを返す。NN は、この時テストデータが集中とリラックスのどちらに近いかを出力層から出力された結果の重みの比率を調整することで判断する。例えば、比率を調整した結果、1つのテストデータが集中:リラックス=0.7:0.3 となった時には、数字が大きい0.7を採用して、そのデータを集中と判断している。他に、集中:リラックス=0.2:0.8の時には、数字が大きい0.8を採用して、リラックスだと判断する。これは、数字が大きいほどそのパターンに近いことを意味している。そこで本研究では、NN が判断するための比率を集中度として利用した。また、解析時には、パーセンテージで表示し、グラフとしての見やすさを向上させた。

3. 実験結果

3.1 NN 結果

図8が2.6の実験で作成したNNのうち、最も良い評価を行えたNNの判別率である。判別率が83.8%となっており、判別率が80%以上であることが確認できた。また、図8のNNを用いて、NNを学習データとは別のデータで評価した時の結果が図9である。図9は、150秒までを集中の課題を取り組んでもらい、その後はリラックス課題を行ってもらった。図9より、集中とリラックスでそれぞれデータが明確に分かれているのが確認できた。

41.8	8.0	1	出カクラス
8.2	42.0	2	
1	2	83.8	
目的クラス			

図8 NNの判別率

Figure 8 NN discrimination rate

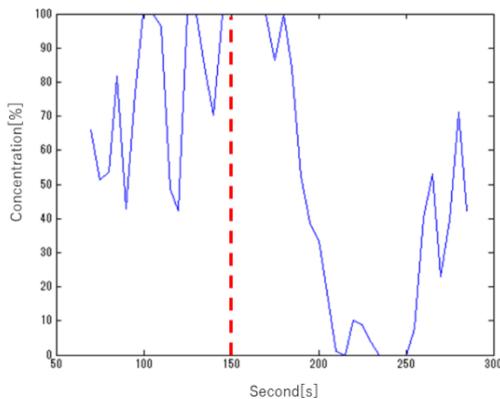


図9 NN評価

Figure 9 NN evaluation

3.2 集中度解析結果

図8, 9の実験で作成したNNを用いて、テトリスを行っている時の集中度測定を行ったときの3名の被験者の結果が図10, 11, 12である。図10は、150sまでのリラックス状態では、集中度が50%以下で、150s後の集中状態では集中度が高くなっていることが確認できた。図10では、集中とリラックスの状態がはっきり分かれていることが確認できた。次に図11では、リラックス状態は図10と同様だが、集中状態は200s付近から高くなっている傾向になった。また、図10に比べると集中度の上がり下がり多くなっていた。しかし、集中とリラックスの波形変化に違いがあることは確認できた。図12では、リラックス状態で集中度が低く、集中状態では集中度がリラックス状態よりは高くなっていることが確認できた。しかし、他の結果に比べて、集中度は全体的に低い傾向にあった。また、集中とリラックスの違いは図12より、あることが確認できた。

図10は、69.8%の時系列データを正しく判別しており、図11は48.1%、図12は60%の時系列データを正しく判別できた。図11のみ低くなっていた。

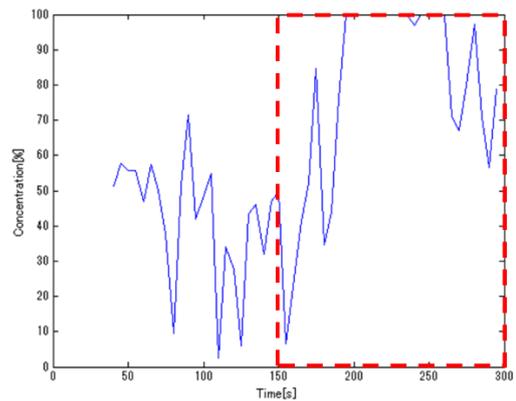


図10 テトリス結果1

Figure 10 Tetris Results 1

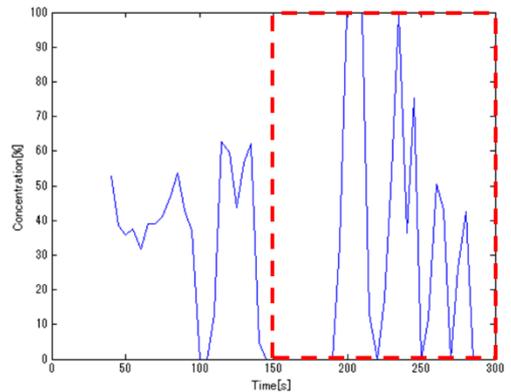


図11 テトリス結果2

Figure 11 Tetris Results 2

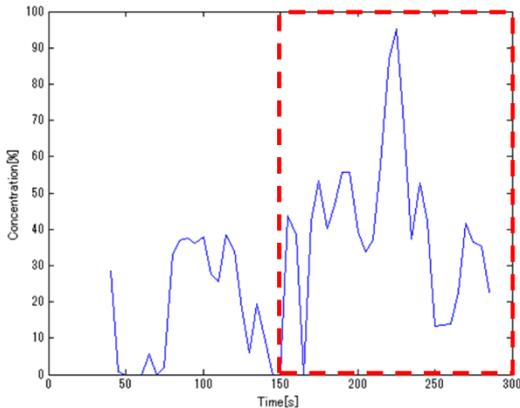


図 12 テトリス結果 3
Figure 12 Tetris Results 3

4. 考察

テトリスの実験結果に関して、図 10, 11, 12 よりそれぞれ波形変化には違いがあることが確認できた。この原因として、課題として用いたのがゲームであり、勉強などの課題より集中しやすかったことが考えられる。また、閉眼状態に関しては、NN におけるリラックス状態の学習データとしても扱っており、NN の学習によって閉眼の脳血流はリラックスだと認識していた可能性が考えられる。それぞれの時系列データに対する判別率に関しては、図 10, 12 は 6 割以上であり、かつグラフの波形変化においても、集中とリラックスを目視で違いが確認可能である。図 11 に関しては、判別率が 48.1%と低くなっているが、波形変化に関しては違いが確認できた。この低くなっている原因として、実験に協力してもらった被験者がテトリスの操作方法を間違える場面があった。その後は、テトリスを実験終了まで行っていたので、妥当だと判断した。しかし、判別率の結果より、図 11 における被験者データが適切でなかった可能性が考えられる。したがって、図 11 の被験者は再検証を行う必要があり、また今回協力してもらった被験者以外のデータも取得し、実験の精度を上げる必要がある。

しかし、現状の結果において、波形変化に関しては、図 11 の結果も違いが確認できていることから、全ての被験者で集中とリラックスの違いを確認することができたと言える。このことから、時系列データにおいても、集中とリラックスを判別することは可能であると考えられる。したがって、e-learning を用いた実験に関しても、ある程度の精度は保証できることが言える。集中度のそれぞれの値 (%) に関しても、テトリスの実験と e-learning を行ったときの実験を比較するなど分析を行い、信頼性をあげていく必要がある。

本研究の集中度は、注意容量[8]のように別の思考を行っている時などの集中していない状態に関しては、考慮でき

ない。原因として、本研究は Hb の上昇量のデータをもとに実験をしており、Hb は思考を行っている時などに増える。このことから、別の思考を集中して考えている際にも、集中と判断すると考えられる。したがって、本実験では、課題以外のことに関しては注意を向けないように指示を行っている。このことから、本研究の集中度は前提条件として課題以外のことはなるべく考えないように指示を行う必要がある。前提条件のもとでの実験結果に関しては、図 10, 11, 12 の集中度測定レベルの結果を得ることが可能であると言える。

リアルタイム化のシステムに関して、本研究では 3 台の PC を扱うことにより、リアルタイム化を実現したが、手軽に計測できるシステムとは言えない。また、リアルタイム化システムを扱うにあたり、MySQL のデータ削除や作成した mat ファイルの削除などを実験終了後に行う必要がある。したがって、今後は、作成したシステムをもとに 1 台の PC で行えるシステムを構築する必要がある。また、誰でも手軽に扱うためには、プログラムを一つの実行画面で管理することなども必要となってくる。

5. まとめ

本研究では、学習効果を直接評価するため、NIRS を用いて学習に対する集中度のパラメータをリアルタイムで取得ことを目的として研究を行った。集中度測定では、脳血流の Hb 変化と、NN を用いることで集中とリラックスの違いを時系列データにおいても判別することが可能であることをテトリスの実験により示した。最も判別率が高い時で、図 10 より 69.8%の時系列データを正しく判別できた。

参考文献

- [1] 堀将道, 光トポグラフィを用いた Web 学習時における集中度の測定, (2015 年).
- [2] 有田 皓亮, 高橋 健一, 上田 祐彰, e ラーニングにおける Web カメラによる集中度の判定, 広島市立大学大学院, (2010 年).
- [3] 大久保 雅史, 藤村 安耶, 加速度センサーを利用した集中度合い推定システムの提案, 同志社大学, (2008 年).
- [4] 日本大学医学部 脳神経外科 酒谷薫, "NIRS の測定原理", 株式会社新興医学出版社 NIRS -基礎と臨床-, Pages 3 (2012 年).
- [5] 著 Michael Nielsen, 訳「ニューラルネットワークと深層学習」翻訳プロジェクト, ニューラルネットワークと深層学習, 第 1 章 (2014 年).
- [6] ウェアラブル光トポグラフィ WOT シリーズオンラインカタログ.
- [7] 山本碧, NIRS を用いた前額部脳血流動態による心理状態の識別, (2016 年).
- [8] 杉本史恵, 注意資源配分量の指標としての P300:体性感覚ブローブ刺激と聴覚ブローブ刺激の比較, 関西学院大学大学院, (2014 年).