

学位論文の全文に代えてその内容を要約したもの

愛知学院大学

甲 第791号	論文提出者 高木 信哉
論文題目 機能的近赤外分光法により取得した脳血流動態の識別における深層学習の応用 ～噛みしめ運動前後の判定に関する予備的研究～	

I. 緒言

日本における高齢化の波は大きく、2007年には高齢者の占める割合は全人口の21%を超え「超高齢社会」と呼ばれるに至っている。超高齢社会を迎え、記憶力や判断能力が維持できなくなるなど認知機能の弱体化に伴う、生活の質の低下が社会問題の一つとして取り挙げられている。認知機能の低下の一因となる認知症の対策として、政府は2015年1月に「認知症施策推進総合戦略～認知症高齢者等にやさしい地域づくりに向けて～」(新オレンジプラン)を策定し、その取組を進めている。この中に、発症予防の推進で運動、口腔機能の向上、趣味活動など日常生活における取組が認知機能低下の予防に繋がる可能性が高いとの記載もあり、口腔関連も重要視されている。その他にも日常生活における運動習慣や口腔機能向上のための運動などの取り組みが認知機能低下の予防に繋がる可能性のあることが報告されている。我々も、顎口腔の機能運動が認知機能の維持および向上の一助になるのではないかと考えており、機能的近赤外分光法 (functional near-infrared spectroscopy : fNIRS) を用いて、咀嚼運動や噛みしめ運動時における前頭前野の脳血流動態に関する検討を重ねている。その中で佐久間らは、健常者の場合、ガム咀嚼運動や噛みしめ運動を行った際には、背外側前頭前野 (dorsolateral prefrontal cortex : DLPFC) が活性化することを報告している。

脳機能測定法には、磁気共鳴画像法 (MRI) をはじめ、陽電子放出断層撮影、脳磁図などがある。しかし、これらの方法は、撮影時の体動によるアーチファクトを抑制するため頭部固定の必要性、被曝、装置自体が固定式で持ち運びができないなどデメリットが多数挙げられる。一方、fNIRSは非侵襲的であり、乳児から老年者に至るまで幅広い年齢層に繰り返し使用できる。さらに頭部を固定することなく、測定時の被験者の姿勢、被験運動の自由度や時間分解能が比較的高いことが挙げられる。また、装置自体も小型で持ち運びもできるなどメリットも多く、新しい脳機能イメージング法として注目されている。fNIRSは精神疾患の診断補助や乳児の脳機能発達における評価、全身麻酔中の脳循環のモニタリング、リハビリテーション時の脳機能への効果判定など様々な医学領域への応用が報告されている。

一方で、fNIRSは脳が活性化しているか否かの判定を行う際に、煩雑なデータ処理が必要であるため、判定を行うまでに長時間を要し、その場で結果の判定を行うことが困難であるというデメリットがある。そのため、運動や治療効果の判定を治療室や検査室で短時間に行うことが可能な判定システムの開発は、リアルタイムに近い状態でデータを取得することが可能なfNIRSの特徴を活かすためにも意義がある。また、検査結果を短時間で判定できたとしても、fNIRSから得られるデータは数字の羅列であるため、この表示形式では視覚的に活性部位の同定が困難であり、測定対象者へ説明を想定した場合にも不向きである。したがって、効果的な検査結果の提示や説明のために検査データの画像化も判定システムに組み込むことが望ましいと考える。

近年、人工知能 (Artificial Intelligence : AI) は農業やものづくり、防災、医療など様々な分野に応用されている。我が国でも、サイバー空間と現実空間を高度に融合させた第5期科学技術基本計画 (Society5.0) の実現を目指し、2018年に行われた未来投資会議により、国を挙げてAIの開発に注力されている。深層学習は、脳の神経回路網を模倣した人工ニューラルネットワークの層に自動特徴抽出層を追加したものを用いた学習方法である。この中でも、画像認識の分野では畳み込みニューラルネットワーク (CNN) が用いられることが多い。典型的なCNNは入

力層、畳み込み層、プーリング層、全結合層からなり、画像データを入力することにより、特徴を自動検出し、特徴にそった画像を識別することができる。

近年、医療分野では、CNN を用いることにより、コンピュータ断層撮影法や MRI から得られた画像を基に臓器の自動識別技術が確立されてきている。最近ではこれらの技術が応用され、脳腫瘍や口腔癌の頸部リンパ節転移の画像診断の補助となりえることが報告されている。

そこで我々は、fNIRS により取得した脳活動のデータを用いて深層学習を行わせることにより、短時間で脳の活性化の有無の判定と提示を可能とするシステムを開発することができるのではないかと考えた。このシステムを将来的に臨床で運用することにより、リハビリテーション等の治療を行った際に、その効果を即時に判定することが可能となり、さらには患者への説明を視覚的に容易に行うことが期待できる。また、計測の不具合による再計測が必要な場合などの対応にも役立つと思われる。

本研究では予備的研究として、fNIRS にて取得された噛みしめ運動前後の hemoglobin (Hb) データを画像データ化し、深層学習を実施することにより安静時と噛みしめ時の識別が可能であるか検討した。

II. 方法

1. 被験者

被験者は、本研究の趣旨を説明した上で研究への参加に同意の得られた顎口腔機能に異常を認めない健常ボランティア 15 名（男性 11 名、女性 4 名、平均年齢 27.6 ± 4.4 歳）とした。

本研究は愛知学院大学歯学部倫理委員会の承認（承認番号：571）を得て実施した。

2. 課題運動

Gibbs らは、咀嚼時に咬頭嵌合位で発揮される平均的咬合力は最大咬合力の約 40%であったと報告している。そのため本研究では、将来的にリハビリテーションへの応用を想定し、一定時間持続可能で咀嚼運動時にも発揮される 40%MVC (maximum voluntary contraction) の噛みしめ運動を課題運動として採用した。噛み締め強度の規制には、筋電バイオフィードバックユニット (MA-2000W : Oisaka Electronic Equipment Ltd、広島、日本) を用いた。また、規制を行う際には表面電極を左側咬筋中央部に貼付し、最大クレンチングを行わせ記録した後、40%MVC となるように筋電フィードバックユニットの表示部を確認させながら噛みしめを行わせた。なお、噛み締め強度の規制に要する準備は測定開始前に行った。

測定のタイムスケジュールは、はじめに 5 分間の安静、次いで課題である 40%MVC 噛みしめ運動を 1 分間行わせ、最後に 1 分間の安静とした。なお、噛みしめと安静の指示は、モニター上に“噛みしめ”と“安静”と表示し、視覚的に指示を行なった。

3. fNIRS を用いた脳機能の測定

本研究では、fNIRS 測定システムとして、多チャンネル fNIRS 脳機能測定装置 (ETG-4000 : 日立メディコ、東京、日本) を使用した。この装置は、近赤外線光の照射部と受光部が格子状に配列されているため、照射部から光を同時に照射すると全ての受光部が同時に受信することとなり、

部位の同定が困難となる。そのため、変調・ロックイン方式が採用され、照射位置ごとに二種類の波長（695 および 830nm）を用いて、特定の周波数を抽出することにより全ての信号を同時に弁別しながら計測を行う。測定原理は、近赤外線光を使用し、modified Beer-Lambert 法に基づき脳血管内の酸素化ヘモグロビン（oxygenated hemoglobin : oxy-Hb）および脱酸素化ヘモグロビン（deoxygenated hemoglobin : deoxy-Hb）の濃度変化を測定する。さらに局所の脳活動の増加に伴い、活動領域の酸素やグルコースの消費が亢進して脳血流が増加する神経血管カップリング現象に基づき、間接的に脳活性の判定を行っている。fNIRS 信号には心拍数や呼吸数、マイヤー波などがアーチファクトとなり分析に影響を与える可能性があるため、測定を行う際には、0.2Hz のローパスフィルターを適用した。また、サンプリングタイムは 10Hz とした。この測定条件で取得した Hb データは以下の“4. Hb データを基にした脳活性の評価”、および“5. 深層学習による脳活性の評価”で共通のデータとして用いることとした。

チャンネルの配置と脳の解剖学的部位との対応関係は、頭蓋骨の形状に示す標識をもとにプローブを配置する国際 10-20 システム基準点を指標としたバーチャルレジストレーション法により標識した。なお本研究では、噛みしめ運動に伴う前頭前野領域の脳活動の変化を測定対象として検討するため、この領域に対応する 22 チャンネルのプローブによる測定を行った。照射プローブから照射された近赤外光は頭皮表面を透過し、照射プローブから 3.0cm 離れた検出プローブで信号を受信する。さらに、光ファイバーの配列は 3 行×5 列で配列し、照射プローブは 7 個、検出プローブは 8 個のものを使用した。Ch 2, 3, 7, 12, 16, 21 は上前頭回 (superior frontal gyrus : SFG)、Ch 1, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 13, 15, 17, 20, 22 は中前頭回 (middle frontal gyrus : MFG)、Ch 14, 18, 19 は下前頭回 (inferior frontal gyrus : IFG) にそれぞれ対応する。

4. Hb データを基にした脳活性の評価

本研究の目的は fNIRS で取得した噛みしめおよび安静時データの識別が深層学習により可能であるか否かを検討することである。そのため、まず従来から行っている Hb データを基にした脳活性の有無の評価を行い、今回取得したデータが深層学習を行うに値するデータセットなのかを検討した。

Hb データを基にした脳活性の評価では、噛みしめ直前の安静期間 1 分間および噛みしめ期間 1 分間から得られたデータを使用した。噛みしめ運動実施時の測定領域における Hb データの増加あるいは減少の様相を観察するために、安静期間 1 分間と噛みしめ期間 1 分間の oxy-Hb、deoxy-Hb それぞれの平均値 (n=600、10Hz) を求めた。そして、噛みしめ期間の値から安静期間の値を減じることによりチャンネルごとに変化量を算出した。また、噛みしめ時と安静時の脳活動の相違については、チャンネルごとに paired t-test を用いて p 値を算出した後に、Bonferroni 調整を行い評価した。fNIRS データの統計解析法には paired t-test や ANOVA が多く用いられている。本研究は 2 群のデータの比較であり、得られた結果が他の報告等と比較しやすいなどのメリットがあるため、paired t-test を採用した。なお、統計解析には SPSS Statistics Version 26 (IBM ; Armonk , New York , NY , USA) を使用した。

5. 深層学習による脳活性の評価

深層学習による脳活性の評価には、噛みしめ期間直前の安静期間 1 分間および噛みしめ開始直

後の5秒間を除いた、55秒間のデータを使用した。なお、噛みしめ期間開始直後は脳血流動態への変化にタイムラグが発生することから、深層学習による評価では、噛みしめ開始直後の5秒間を除外して検討することとした。

Hb データから画像を作成する際は、Microsoft Excel for office365 (Microsoft, Redmond, Washington, USA) の Visual Basic for Applications の機能を用いて、プログラムを構築し自動作成を可能とした。画像化はタイムスケージュールに基づき 10Hz ごとに次のように行った。

1) ベースライン期間データ平均値として、各被験者の Ch ごとにベースライン期間に得られた oxy-Hb、deoxy-Hb それぞれのデータの平均値を算出した。2) 10Hz のサンプリングごとに oxy-Hb、deoxy-Hb データそれぞれの安静期間および噛みしめ期間から得られた Hb データから、ベースライン期間データ平均値との差を求め、Hb 画像データ作成用の安静期間データおよび噛みしめ期間データを算出した。併せて安静期間データおよび噛みしめ期間データの標準偏差 (S. D.) も算出した。fNIRS 測定を行う上で、脳活動に関連しない変化がアーチファクトとして混入する可能性がある。例として、体動が引き起こす光ファイバーの接触不良や筋活動に伴う筋血流の変化の影響などが挙げられる。そのため本研究では、アーチファクトを可及的に除去するために、得られた Hb データの中で 2S. D. の範囲を超えた値をアーチファクトとみなし欠損値として扱った。本項の方法では、10Hz で取得した画像データ一枚ずつを深層学習に利用することとなる。このため、体動や筋血流などで生じたアーチファクトをそのまま深層学習させてしまうと、誤った学習となる可能性を考慮し、本研究では 2S. D. の範囲を超えた値を欠損値として扱った。また、Recurrent Neural Network による深層学習ではデータを時系列で扱うが、CNN による深層学習では学習精度を上げるために学習データはシャッフルされる。そのため、fNIRS により得られたデータの連続性がなくとも学習効果に影響を及ぼしにくいと考えられる。そのため、本研究では、アーチファクトとみなしたデータはそのまま欠損値として扱う事とした。3) 被験者ごとに2) の操作により得られた Hb 画像データ作成用の安静期間データおよび噛みしめ期間データの最大値を 255 (白色)、最小値を 0 (黒色) として 256 階調に変換し、グレースケール画像を作成した。画像化には、oxy-Hb データのみ、deoxy-Hb データのみ、oxy-Hb と deoxy-Hb 両方のデータを用いた混合 (OD) データを使用した。oxy 画像、deoxy 画像の作成では、oxy-Hb データあるいは deoxy-Hb データを Ch ごとに 1×2 pixel を割り当て、これを 1 マスとし 5×10 pixel の画像をグレースケールにて表示させた。また、oxy-Hb データと deoxy-Hb データを同時に深層学習を行うことにより識別率が向上する可能性を考慮し、 1×2 pixel を 2 分割し、左側に oxy-Hb データ、右側に deoxy-Hb データを表示させ、一枚の画像に oxy-Hb および deoxy-Hb 両方の情報を持たせた OD 画像の 3 種類の画像を作成した。なお、欠損値のある Hb 画像データは分析対象から除外した。この手順により作成された oxy 画像は、安静期間の画像が 7038 枚、噛みしめ期間の画像が 6439 枚で合計 13477 枚であった。deoxy 画像は、安静期間の画像が 5967 枚、噛みしめ期間の画像が 5301 枚で合計 11268 枚であった。OD 画像は、安静期間の画像が 5148 枚、噛みしめ期間の画像が 4721 枚で合計 9869 枚であった。ニューラルネットワークの学習では、教師データに不均衡があると学習結果に影響を及ぼす可能性のあることが指摘されている。そのため、安静期間または噛みしめ期間のうち、画像枚数の多い群は、少ない群と同数の画像となるように無作為に選択した。深層学習を行う前に DIGITS 5 (NVIDIA, USA) にて、 256×256 pixel に squash 方式で画像をリサイズした。

深層学習用ツールとして、オペレーションシステムには Ubuntu16.04LTS、プロセッサは corei7-6950 (Intel、USA)、メインメモリは DDR4-2400 8GB 4枚、グラフィックスボードは GTX1080Ti 11GB (NVIDIA、USA) を使用した。本研究は画像識別を目的として CNN を用いた深層学習を利用した。ネットワーク構成は Alex net を用いた。深層学習におけるニューラルネットワークは畳み込み層、プーリング層、全結合層から構成されている。畳み込み層は、カーネル(フィルター)と呼ばれる格子状の数値データを用いて、それをスライドすることにより、特徴を抽出、特徴マップを構築する。この際に、使用されるカーネルは複数あり深層学習により最適化される。プーリング層は、カーネルを用いて画像の縮小を行い、データを縮小し、CPU (Central Processing Unit) や GPU (Graphics Processing Unit) への計算コストを下げるなどの働きがある。全結合層は、前後の層で全てのニューロン間が結合されている層である。ランダムに初期化された結合やバイアスの重みは、学習によって最適化され変化する。

本研究では oxy 画像、deoxy 画像、OD 画像のそれぞれに対して、15名の被験者から無作為に3名ずつ選出し5グループを形成した。そのうち、4グループを訓練データ、残りの1グループをテストデータとして、5分割交差検証試験を行った。また、学習の損失が十分に小さくなるまで学習を行うため、200 エポックを実行した。なお、“Correct Rest”と“Correct Clench”に対して、“Prediction Rest”と“Prediction Clench”の判定を行うためのしきい値は50%とした。識別率として、正解率 $= (TN+TP) / (TN+TP+FN+FP)$ 、再現率 $= TP / (TP+FN)$ 、特異度 $= TN / (FP+TN)$ 、適合率 $= TP / (FP+TP)$ およびF値 $= 2 \times \text{再現率} \times \text{適合率} / (\text{再現率} + \text{適合率})$ を求めた。また、5回にわたる検証の平均値およびS.D.を算出した。

oxy 画像、deoxy 画像、OD 画像それぞれの正答・不正答のデータを用いて receiver operating characteristic (ROC) 曲線を作成し、曲線下の領域面積 (area under the curve : AUC) を χ^2 検定 (Microsoft Excel for office365 Microsoft, Redmond, Washington, USA) を用いて比較した。さらに、識別した画像の正答・不正答の数を RYAN 法 (R Ver3.6.3) を用いて比較し検討を行った。

III. 結果

1. Hb データを基にした脳活性の評価

噛みしめを行うことにより、oxy-Hb は Ch9 (MFG) と Ch19 (IFG) が有意に増加した。Deoxy-Hb は Ch7 (SFG) が有意に減少した。Broadman Area (BA) でのこれらの脳領域は、Ch9 は BA46 (DLPFC) に、Ch7 と Ch19 は BA10 (前頭極) に相当する。

2. ニューラルネットワークの識別率

oxy 画像を使用した識別率の平均値は正解率が $86.8 \pm 7.4\%$ 、再現率は $86.7 \pm 10.8\%$ 、特異度は $87.0 \pm 9.0\%$ 、適合率は $87.3 \pm 8.3\%$ 、F 値は 0.867 ± 0.078 であった。deoxy 画像を使用した識別率の平均値は、正解率が $76.1 \pm 15.1\%$ 、再現率は $76.8 \pm 12.5\%$ 、特異度は $75.5 \pm 19.7\%$ 、適合率は $77.2 \pm 17.0\%$ 、F 値は 0.767 ± 0.137 であった。OD 画像を使用した識別率の平均値は正解率が $90.3 \pm 6.5\%$ 、再現率は $88.1 \pm 10.8\%$ 、特異度が $92.4 \pm 7.8\%$ 、適合率は $92.5 \pm 7.1\%$ 、F 値は 0.899 ± 0.071 であった。

3. ROC 曲線による識別能力の比較

ROC 曲線による分析では、deoxy 画像により学習を行ったニューラルネットワークでは AUC は 0.759 ($p < 0.0001$ 、95%信頼区間 0.750-0.769) であった。oxy 画像により学習を行ったニューラルネットワークでは AUC は 0.867 ($p < 0.0001$ 、95%信頼区間 0.861-0.874) であった。OD 画像により学習を行ったニューラルネットワークでは AUC は 0.900 ($p < 0.0001$ 、95%信頼区間 0.893-0.907) であった。

AUC を χ^2 検定にて比較した結果、oxy 画像を用いて構築したネットワークの AUC に比べ OD 画像を用いて構築したネットワークの AUC が有意 ($p = 0.03$) に大きかった。また、deoxy 画像を用いて構築したネットワークの AUC に比べ OD 画像を用いて構築したネットワークの AUC が有意 ($p = 0.01$) に大きかった。以上より、OD 画像を用いて構築したネットワークの識別能力が最も高かった。

4. 検証用画像の識別数による識別能力の比較

oxy 画像、deoxy 画像、OD 画像を用いて構築したネットワークの識別能力を比較した。その結果、OD 画像を用いて構築したネットワークではテスト画像 9442 枚のうち 8502 枚を正しく識別し、oxy 画像ではテスト画像 12878 枚のうち 11170 枚を正しく識別した。また、oxy 画像を用いて構築したネットワークに比べ OD 画像を用いて構築したネットワークの識別能力が有意 ($p = 0.01$) に高かった。deoxy 画像を用いて構築したネットワークではテスト画像 10602 枚のうち 8052 枚を正しく識別した。deoxy 画像を用いて構築したネットワークと比べ OD 画像を用いた識別能力の方が有意 ($p = 0.01$) に高かった。以上より、OD 画像を用いて構築したネットワークの識別能力が最も高かった。

IV. 考察

1. Hb データを基にした脳活性の評価

局所脳血流および酸素代謝の変化は、神経血管カップリングにより起こることが報告されている。神経活動時には局所脳血流が 50%程度上昇するが、酸素消費率は 5%程度の上昇にとどまる。そのため、一般的には脳が活性化している部位では oxy-Hb が上昇し、deoxy-Hb は washout され低下する。しかし、そのほかの変化のパターンも見受けられ、脳活動時には様々なネットワークが活性化するため oxy-Hb の上昇と、deoxy-Hb の低下という典型的なパターンを示さない場合もある。また、動物実験でも oxy-Hb の変化が局所脳血流変化と最もよく相関しているとの報告から、NIRS の研究では神経活動の指標として oxy-Hb 変化が使用されることが多い。これまでの NIRS の論文でも oxy-Hb のみ記載されることが多かった。

本研究では、脳活性の有無を判定するために、従来採用されている方法として安静時と噛みしめ時の oxy-Hb データおよび deoxy-Hb データを Paired t-test および Bonferroni 調整によりチャンネルごとに比較した。噛みしめを行うことにより、oxy-Hb は Ch 9 と Ch19 で増加を認めた。また、deoxy-Hb は Ch 7 において減少した。上・中・下前頭回眼窩部に相当する前頭前野の底面は、情動や動機付けとの関係が深いのに対して、MFG に位置する DLPFC は記憶、注意、学習、行動のモニタリングなどを司っているとされている。したがって、本研究で対象とした被験者は、噛み

しめ運動を行うことにより高次機能と密接に関わる脳領域が活性化するグループであることが明らかとなった。これらの理由により、本研究で得られたデータは深層学習に対し検討に値するデータセットであると考えた。

2. 深層学習を基にした脳活性の評価

fNIRS で取得できるデータは数値の羅列であり、取得した Hb データを見るだけでは脳活動を評価することは困難である。そのため、得られたデータを画像化することにより、視覚的に Hb の増減が起っている脳部位の確認が容易にできるため、測定対象者にわかりやすく説明できる可能性があると考えた。また、プログラムを構築して、データを抽出、画像化し深層学習にて構築したネットワークにより判定させることが出来れば、さらに fNIRS が使いやすく、身近な検査法になるのではないかと考えた。そこで、予備的研究として、fNIRS にて測定した安静時および噛みしめ時の Hb データを画像に変換したのち、深層学習にて両者を識別できるかを検討した。

現在まで fNIRS における Hb データの判断については、精神科領域にていくつかの報告がなされている。その例として、oxy-Hb データの前頭部平均波形の重心値を算出してうつ状態の鑑別診断補助に用いる方法が提案されている。この方法では、うつ病の 74.6%、双極性障害・統合失調症の 85.5%を正しく分類できたと報告されている。深層学習を用いた本方法では、OD 画像を使用した場合の識別能力は 90%を示した。精神科領域で報告された正診率と本研究で得られた識別能力を考え合わせると、fNIRS データへの深層学習の応用は有用であると思われる。

ROC 曲線を用いた AUC の観察では、oxy 画像、deoxy 画像、OD 画像すべての AUC が有意水準を満たしていた。このことから、すべての画像で識別能力があると判定できるが、この中でも AUC を比較すると OD 画像を使用したネットワークが最も高い識別能力を示すことが推察された。また、正答・不正答の数を比較した RYAN 法でも OD 画像を使用した方法が最も高い識別能力を示すことが明らかになった。これまで、fNIRS に関連した報告は、oxy-Hb データのみを解析するものがほとんどであった。この理由としては、fNIRS により得られる Hb データの中では、oxy-Hb が最も鋭敏で信頼性が高いパラメータであり、deoxy-Hb の挙動は複雑な変化様相を呈すると報告されていたからである。しかし、近年では oxy-Hb だけでなく deoxy-Hb データの挙動も同時に検討した論文が多く見受けられるようになった。本研究においては、oxy-Hb だけでなく deoxy-Hb を同時に使用した OD 画像を用いて深層学習を行った方が、識別率が高くなる事が明らかとなった。したがって、近年報告されている研究と同様に、oxy-Hb だけでなく deoxy-Hb も加味した検討の方が、oxy-Hb のみを検討するよりも脳活動の状態を詳細に捉える事ができるものと推察された。

一方で、5 グループの中で識別率が低いグループが認められた。その原因を探索するため、グループ内の各被験者の識別率を評価したところ、著しく低い値を示す被験者が認められ、そのためグループ全体の識別率を下げていることが推察された。そこで識別率が低い被験者の特徴を見出すため、Hb データの変化量が比較的大きかった Ch について、識別率の高い被験者と低い被験者の Hb データの変化量の相違を観察した。その結果、識別率が低い被験者では特に oxy-Hb の変化が乏しいもしくは逆の変化様相を示していた。これが、一部被験者で識別率が低くなった理由と考えられた。

今後深層学習を用いた本研究を重ねることにより、より強固なニューラルネットワークが構築さ

れば測定対象者のデータを入力することで、対象者個人の評価をリアルタイムで行うことが可能になると考えられる。このことは測定ごとに装置の装着時のずれや被験者の体動によるアーチファクトをいち早く判断でき、詳細な解析を行うことが可能になるとも考える。さらに、本システムはニューロリハビリテーションの研究や臨床応用にも活用でき、患者への説明も視覚的に容易に行うことが期待できるものと考えられる。

3. 本研究における制限

fNIRS を用いた従来の研究では、被験者を 20 名程度に設定して脳活性の解析を行っている報告が多く見受けられる。そこで、本研究では予備的検討として、被験者数を 20 名程度としてニューラルネットワークの構築を試みた。その結果、90%と比較的高い識別率が得られたため、噛みしめ運動を行った際の脳活性の判定を深層学習により行うことができる可能性を示すことができた。しかし、本研究で構築したニューラルネットワークは、安静時か噛みしめ時かを識別するにとどまっている。今後は識別率のさらなる向上や Ch あるいは脳の中の領域が活性化しているかを同定できるネットワークを構築したいと考えており、データ数の増強やパラメータのさらなる設定が必要ではないかと考える。

V. 結論

本研究では、fNIRS 測定に用いる脳活性判定システムの開発における予備的研究として、噛みしめ運動前後に取得された Hb データを画像データ化し、深層学習により安静時と噛みしめ時の識別が可能であるか検討した。

その結果、oxy-Hb、deoxy-Hb の両データを用いた OD 画像データを用いて構築したネットワークの識別率が約 90%と比較的高い値を示した。したがって、fNIRS データの判定に画像化したデータを深層学習に応用する本方法は、有用な判定システムとなる可能性が示唆された。