

S4-22

脳型情報処理を用いたヒューマンインタフェースの実現に関する研究

Brain Computer Interface Using the Brain Type Information Processing

高橋聖¹*Sei Takahashi¹

Abstract: This paper describes a Brain Computer Interface (BCI) using the brain type information processing. Our goal is to develop a BCI that can handle various intentions of users. We used an functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) data to collect neural information from brain activity. For discrimination of the fNIRS data, we used our previously proposed neural network model called the Neocognitron-type Image Sequence Recognition Model (Neo-ISRM), which is suitable for analyzing multichannel temporal patterns. Finger tapping and its imagery of both left and right hands were used as the mental tasks performed by a human subject to be discriminated with Neo-ISRM. The model gave good discrimination results for each category of tasks from data for the motor area.

1. はじめに

本研究は、考えるだけで機器を操作する、脳型情報処理を用いた新しいヒューマンインタフェースの実現に関するものである。

21 世紀の重要課題として、医療・福祉、情報工学、脳科学の分野があげられる。我が国の第 3 期科学技術基本計画では、情報通信分野の重要な研究開発課題として「エンハンスド・ヒューマン・インタフェースの実現」を掲げ、脳からの情報を利用したコミュニケーション機器操作の実現を目標としている。またライフサイエンス分野の課題として「情報科学との融合による、脳を含む生命システムのハードウェアとソフトウェアの解明」を掲げ、脳と機械インタフェースの研究など、情報科学の知見を活かした研究を行うことを推進している。本研究で実現するヒューマンインタフェースは、これらの課題解決に関連する。

本研究のヒューマンインタフェースが実現すれば、体を動かせない人々のコミュニケーション手段として活用できるだけでなく、将来のヒトと機械をつなぐ新たなインタフェースとして期待できる。

本稿では、脳型情報処理を使った新しいヒューマンインタフェースの実現のために、私がこれまで行ってきた研究成果について説明する。さらに今後の課題についても述べる。

2. ブレインコンピュータインタフェース

本研究で実現するヒューマンインタフェースは、脳活動を利用して機器を制御するブレインコンピュータインタフェース (Brain Computer Interface, BCI) で

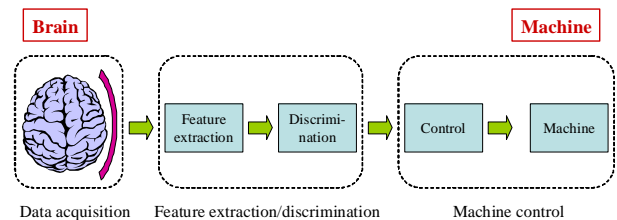


Figure 1. Brain computer interface system

ある。BCI は Figure 1. に示すように、大きく 3 つの部分で構成される。1 つめは脳活動を計測する脳情報計測部、2 つめは脳活動データから特徴を抽出し、意図を識別する特徴抽出/識別部である。そして 3 つめは識別結果により機器を制御する機器制御部である。

脳活動を非侵襲で計測するために、本研究では近赤外分光法 (NIRS) を利用した計測装置を用いている。非侵襲方式の計測方法としては、従来から脳波 (EEG)、機能的磁気共鳴画像 (fMRI) などがある。EEG は脳から生じる電気活動を頭皮上などに置いた電極で観察する古くからある計測方法で、BCI への応用研究がある。しかし、EEG の空間分解能は悪く、ノイズに弱いという欠点がある。fMRI は磁気を用いて脳内の酸素化ヘモグロビン濃度変化を測定するものである。時間分解能は高くないが、空間分解能は非常に高い。しかし、fMRI は被験者の拘束が大きく、自然な状態で計測するのが困難である。NIRS は近赤外線を用いて血液中の酸素化ヘモグロビンと脱酸素化ヘモグロビンの変化量を測定する装置である。fMRI に比べ時間分解能が高く、また EEG に比べ空間分解能は高い。また、NIRS は完全非侵襲で被験者の拘束も小さく、リアルタイムでの

1: 日大理工・教員・子情

計測が可能である．さらに，NIRS は装置が比較的小さく，ポータブル性が高いことも利点である．本研究では，脳活動情報の取得に NIRS を用いている．

特徴抽出/識別部には，私がこれまで提案してきた脳型情報処理を行うニューラルネットワークモデルを用いている [1, 2]．BCI では特徴抽出/識別部が重要である．なぜなら，脳活動データに有用な情報が含まれていても，これを正しく識別することができなければ，機器制御ができないからである．脳活動データは多チャンネルの時系列データ，すなわち動画像であり，時間的および空間的な変動も多いため，特徴抽出/識別部にはこのような動画像に対する高い識別能力が求められる．

機器制御部の対象機器には，操作したい様々な機器をつなげ，目的にあった操作を行わせることを目指す．例えば，考えるだけで車椅子を制御することなどがあげられる．また将来的には，介護ロボットの制御も可能となるであろう．

3. 近赤外分光法 (NIRS) による脳活動の計測

NIRS 装置は，近赤外光を用いて脳の血流変化を非侵襲的に測定する装置である．NIRS 装置は小型でポータブル性が高く，実用的な BCI の構築に適している．

NIRS 装置での測定は，頭上に設置された一対の送光ファイバと受光ファイバによって行われる．脳活動が活発になると酸素が消費され，酸素化ヘモグロビンは上昇し，脱酸素化ヘモグロビンは一過性に上昇した後下降する．そして脳活動が活発に行われなくなると初めの状態に戻る．ヒトがある意図をイメージすると，その意図に対応した脳の活動が活発になることが予想される．

NIRS 装置により得られた脳活動データは多チャンネルの時系列データである．これを画像として可視化したものが，動画像の脳イメージングとなる．被験者は，Figure 2. に示すように，光ファイバを配置したホルダを頭部に装着する．各チャンネルの脳活動データは，一定の間隔でサンプリングされ，動画像の脳イメージングとして観察できる．BCI では，この脳イメージングを入力パターンとして，次の特徴抽出/識別部に入力することになる．

4. 脳活動を識別する脳型情報処理

BCI の特徴抽出/識別部には，私が提案してきた脳型情報処理アルゴリズムをもつニューラルネットワークモデルを用いている [1, 2]．BCI には動画像である脳イメージングを正しく識別するための特徴抽出/識別部が必要である．このモデルは，ネオコグニトロン型動

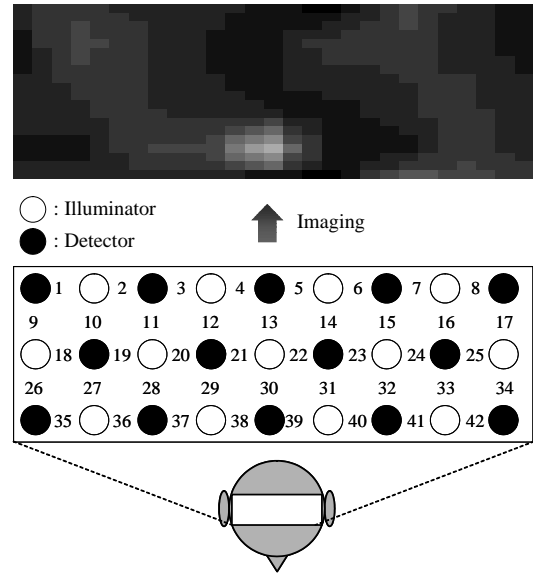


Figure 2. Positions of optical fibers and channels

画像識別モデル (Neocognitron-type Image Sequence Recognition Model, Neo-ISRM) と呼び，動画像である脳イメージングを効率的に識別する能力をもっている．

Neo-ISRM の特徴は主に 3 つある．1 つめは識別原理にネオコグニトロンを用いていること，2 つめは動画像を効率よく識別できる構造をもっていること，そして 3 つめは，リアルタイム動作に必要となる，ハードウェア化に適した構造をもっていることである．

ネオコグニトロンは，福島により提案された生体の視覚系をモデルとしたニューラルネットワークモデルである [3]．ネオコグニトロンは，入力パターンの位置ずれや変形に対して頑強な識別能力をもっている．Neo-ISRM はネオコグニトロンの識別原理をもつ，動画像識別のためのニューラルネットワークモデルである．

Neo-ISRM は動画像を効率よく識別するために，Figure 3. に示すような構造をもつ．Neo-ISRM の基本構造は，パターンの特徴を抽出する S 細胞の層と，抽出された特徴の位置ずれや時空間的な伸縮を許容する働きをする C 細胞の層により構成されている．各層の細胞は動画像データを取り扱うために，3 次元に配置する構造とした．そして，S 細胞層の細胞は前層の細胞と 3 次元的に結合しており，動画像のもつ時空間的な特徴を抽出する．モデル全体は，S 細胞の層と C 細胞の層の 2 層を 1 段とした階層構造となっている．Figure 3. は 4 段構造の場合を示してある．ただし，各層間の結線は省略してある．

動画像の情報をネットワーク内で取り扱うために，各層を構成する細胞を，X 軸，Y 軸の空間軸方向と時間

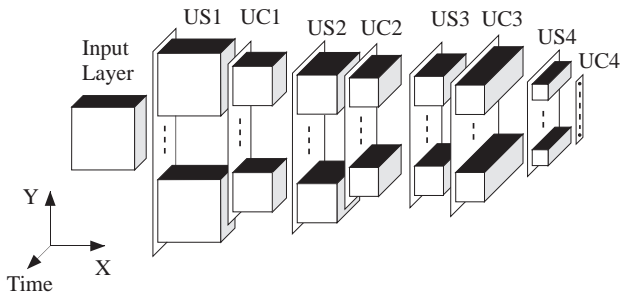


Figure 3. The structure of Neo-ISRM

軸方向の 3 次元に配置した．各層には同じ特徴に反応する 3 次元配置の細胞の集まりが複数存在し，これらを細胞面に対し細胞群と呼んでいる．U0 層は入力層に相当し，動画はあるフレーム間隔ごとに U0 層に入力される．最終段の C 細胞層 (Figure 3. の UC4) はカテゴリ層であり，識別するカテゴリの数だけ細胞が並ぶ．

Neo-ISRM の時間軸方向の構造は，動画の特徴を考慮したものとなっている．本モデルは細胞層間だけでなく，各層内の時間軸方向にも結合をもつことで，動画の時空間情報がネットワーク内に展開される．ある時刻において特徴抽出を行った細胞の出力は，時間の経過とともに各細胞群内の細胞により，時間軸方向に次々と伝搬していく．このような構成により，入力層に狭い時間窓の入力パターンを展開すれば，最終層の細胞により，広い時間窓で構成される特定の動画像に対する識別結果が得られる．

Neo-ISRM は少ない素子数 (細胞数) でモデルを構築できるため，ハードウェア化に適している．Neo-ISRM の入力層 (U0 層) と US1 層との結合の様子を Figure 4. に示す．動画は，時間の経過とともに入力層である U0 層の右端の細胞に入力される．US1 層の右端の細胞は，U0 層の $3 \times 3 \times 3$ の細胞群と結合しており，時空間の最も局所的な特徴を抽出する．したがって，U0 層は時間軸方向には 3 つの細胞だけで構成できる．このような構造にすることで，過去の入力情報を同時刻に表現するための細胞が必要なくなり，モデルを構成する細胞数及び結線数が大幅に削減でき，リアルタイム処理に有利なハードウェア化にも適したモデルが構築できる．

5. BCI によるヒトの意図の識別

本章では，ヒトの意図の識別実験について述べる．ここでは，手の指先タッピング運動とその運動イメージの識別実験について紹介する [4]．

本実験では，健常被験者 1 名 (23 歳) に対して課題

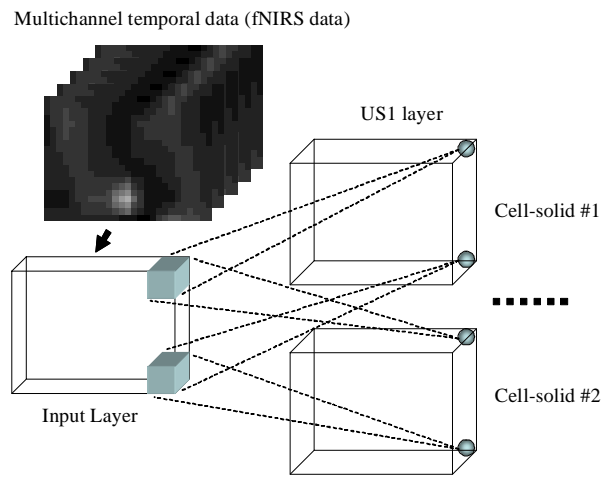


Figure 4. The connections between the layers

を与えた．課題は，指先のタッピング運動とそのタッピング運動を頭でイメージさせる 2 種類を設定した．タッピング運動は，親指とそれ以外の人差し指から小指までの指先を，順番に一定の速度でしっかりと合わせていくものである．この運動を右手および左手のそれぞれの手で行う．各課題の間には，被験者に何も行わせない休憩 (レスト) を設けた．測定は静穏な室内で行い，被験者は椅子に座った姿勢で実験を行った．

NIRS 装置として，近赤外光イメージング装置 (OMM-3000, 島津製作所製) を用いた．今回は指先タッピング運動の脳活動情報の計測であるので，運動野に着目して計測を行った．光ファイバを 9×3 に配置したホルダを用い，プローブの中心が，国際 10-20 法の Cz 部分に来るように被験者の頭部に装着した．このプローブにより，各送光・受光ファイバ間を 1 チャンネルとした場合，全 42 チャンネルで酸素化ヘモグロビンと脱酸素化ヘモグロビンの計測ができる．サンプリング周波数は 5[Hz] である．

得られた脳活動データを Neo-ISRM で識別する．ここでは，脳血流変化が顕著に見られた 42 チャンネル分の酸素化ヘモグロビンのデータを用いた．各時刻における各チャンネルの相対的な活動度を，4bit のグレースケールで量子化し，1 フレームの空間パターンを作成する．フレーム間隔は 1[s] とした．今回の識別実験に用いた Neo-ISRM は 3 段構造とし，時間軸方向の時間窓は 11[step] とした．識別実験に用いる学習パターンは，課題時およびレスト時それぞれの 10 秒間のデータから作成した．Neo-ISRM に，ある実験セット中のタッピング時とイメージ時を学習させた．今回は，右手と左手のデータをそれぞれ別々に学習している．

識別結果を Figure 5., 6. に示す．入力パターンは，

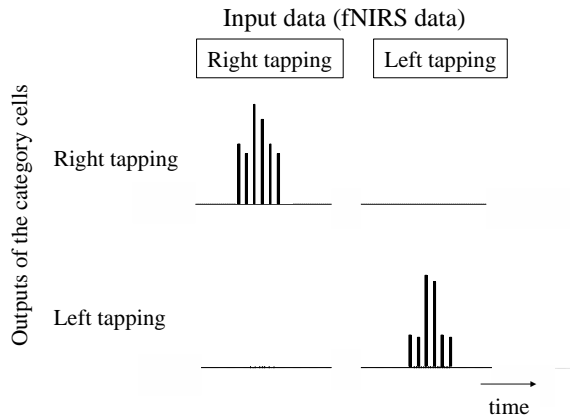


Figure 5. Discrimination results of motor area activity for finger tapping

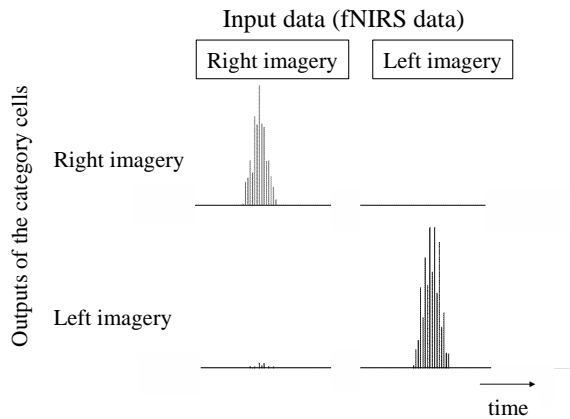


Figure 6. Discrimination results of motor area activity for motor imagery

学習に用いたデータとは異なるデータを用いている。Figure 5. はタッピング運動を行った場合の結果を示す。また、Figure 6. は運動イメージの場合の結果を示す。縦軸は各カテゴリ細胞の出力を示している。

これら結果から、運動およびイメージとも、右手のデータを入力した場合には右手のカテゴリ細胞のみが出力し、左手のデータを入力した場合には左手のカテゴリ細胞のみが出力していることがわかる。このことは、NIRS のデータから指先タッピング運動、その運動イメージ時において、脳活動データのみで、右手または左手の識別が可能であることを示している。

カテゴリ細胞の出力は機器制御部に送られ、具体的な対象機器を制御することになる。例えば、各カテゴリ細胞の出力を機器制御部で積分し、一定のしきい値を超えた場合に、そのカテゴリに対応する制御信号を対象機器に送ればよい。

6. まとめと今後の課題

脳型情報処理を用いた新しいヒューマンインタフェースの実現に関して、これまで私が行ってきた研究について述べた。脳活動データ計測のための近赤外分光法 (NIRS) 装置と、脳型情報処理を行う動画像識別モデルである Neo-ISRM により、ブレインコンピュータインタフェース (BCI) を構築した。手の指先タッピング運動とその運動イメージ課題に対し、脳活動データのみにより、右手または左手のどちらで行ったかを識別できることを明らかにした。

実用的な BCI を実現するには、リアルタイム動作が必須である。BCI の識別部である Neo-ISRM は、これまで汎用コンピュータに実装していたので、識別結果を得るまでに時間を要していた。今後は、リアルタイムの識別に向けて、Neo-ISRM のハードウェア化を検討する予定である。さらに、この BCI を用いて、ヒトのさまざまな意図の識別実験を行う予定である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの方にご支援をたまわった。特に、日頃からご指導をいただいている本学理工学部・中村英夫教授、関根好文教授に深く感謝申し上げます。また、本学理工学部学術賞候補者としてご推薦くださった、本学理工学部・伊藤彰義教授、吉川浩教授に深く感謝申し上げます。さらに、BCI 研究の機会を与えてくださった本学生産工学部・綱島均教授に深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 高橋 聖, 関根好文: 時系列パターン識別モデルのハードウェア化のためのニューラルネットアーキテクチャ; 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J84-D-II, No. 1, pp.170-177 (2001).
- [2] 高橋 聖, 横田倫一, 関根好文, 中村英夫: ネオコグニトロン型ニューラルネットによる唇動画像からの視覚音声認識; 電子情報通信学会技術研究報告, NC20, pp.143-148 (2002).
- [3] 福島邦彦: 位置ずれに影響されないパターン認識機構の神経回路モデル ネオコグニトロン ; 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J62-A, No.10, pp.658-665 (1979).
- [4] Nagako Saito, Sei Takahashi, Hideo Nakamura, Hitoshi Tsunashima: Classification of fNIRS Signal Using a Neural for Multichannel Temporal Sequences; *ITC/CSCC 2009*, pp.262-263 (2009).