

## NIRS を用いた On/Off 型意思決定支援システムの開発

NIRS-based On/Off-type System for Decision-making Assist

後藤 かをり\*<sup>1</sup>

Kaori Goto

高野 慎也\*<sup>1</sup>

Shinya Takano

参沢 匡将\*<sup>2</sup>

Tadanobu Misawa

広林 茂樹\*<sup>2</sup>

Shigeki Hirobayashi

\*<sup>1</sup>富山大学大学院理工学教育部知能情報工学専攻

Graduate School of Science and Engineering for Education, University of Toyama

\*<sup>2</sup>富山大学大学院理工学研究部(工学)

Graduate School of Science and Engineering, University of Toyama

Recently, Brain-Computer Interface(BCI) that mediates between a person and a machine using activity of the brain has been actively researched. BCI is expected to help people with disabilities as a system that assists they communicate and make a decision; such people are persons with amyotrophic lateral sclerosis (ALS), severe brain damage, and so on. In this study, we developed on/off model BCI for decision-making assist. With the system, near-infrared spectroscopy (NIRS) was used as instrument for determining the brain activity in the prefrontal region. And, we examined the possibilities of this system. As a result of the experiment, this study didn't show enough accuracy as BCI. However, the accuracy enhancement is possible, and we showed the future potentialities of this system.

## 1. はじめに

近年、非侵襲性脳機能計測技術の発達に伴い Brain-Computer Interface (BCI) の研究が盛んに行われている。BCI は、脳の活動を入力として身体的な動作などを要さず直接機械 (PC など) を操作しようとするシステムである。このため、筋萎縮側索硬化症 (ALS) 患者や脳に障害を負った人など、身体が不自由な人が意思を決定 (伝達) することを補助するシステムとして期待されている。ALS は重い神経変性疾患であり、進行が進むにつれて感覚機能を残してほぼ全身の随意筋が機能しなくなり、家電製品を操作したり家族とコミュニケーションをとることすらも難しくなる。本研究では、On か Off かの二択により意思決定を行うシステムを開発した。決定した意思の反映アプリケーションとして、運動補助に焦点を向けた仮想空間 (迷路) を移動するアプリケーションと、コミュニケーションに焦点を向けた文字入力アプリケーションについて、システムを作成し検証を行った。BCI の先行研究では測定機器に脳波計 (EEG) が多く用いられている [Farwell 88] が、空間分解能が低くノイズを多く含むといった問題点がある。脳機能解明のための先行研究の多くでは機能的磁気共鳴画像法 (fMRI) が用いられているが、脳の深部まで測定可能であるものの、高価で大型の機器であり、被験者への拘束性も高いことなどから BCI のための計測機器には不向きである。そこで、本研究では測定機器に近赤外分光法 (NIRS) を用い、前頭前野の脳活動を利用したシステムを作成し、その可能性について検討を行った。NIRS は、EEG と比較して空間分解能が高く、fMRI と比較して小型で拘束性も低いことなどから、近年 BCI のための計測機器として注目されてきている [Sagara 09]。また、前頭前野は脳の活動の中でも認知や情報選択、意思決定に関して重要な領域であると考えられており、意思決定を支援するシステムの入力として適していると考えられる。

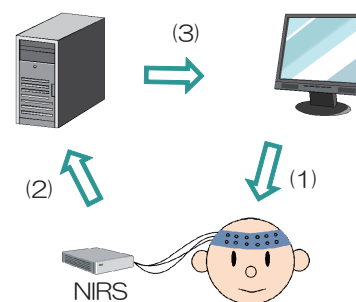


図 1: システム概要

## 2. 意思決定支援システム

本研究では、NIRS を用いて被験者の脳活動の情報をリアルタイムに取得し、その情報を利用して On か Off かの二択により意思決定を行い、アプリケーションに反映するシステムを作成した。アプリケーションについては、迷路問題を解くシステムと、文字入力を行うシステムについて検証を行った。

## 2.1 システム概要

本研究で作成したシステムの概要を図 1 に示す。まず、システムはアプリケーションのインターフェース画面をディスプレイ上に表示する。被験者はこのディスプレイ上の情報を見て、設定したタスクに従い意思決定を行う (図 1 (1))。システムは、NIRS を用いてその際の被験者の前頭前野における脳活動の変化を測定し、測定したデータを UDP を用いてリアルタイムにコンピュータに送信する (図 1 (2))。コンピュータにおいて、受信データに対して前処理、学習・判別を行い、判別結果に基づき被験者の意思決定をディスプレイ上に反映する (図 1 (3))。被験者はこのような流れを繰り返すことにより、意思決定によりアプリケーションを操作することを試みる。今回作成したシステムでは学習・判別器に Support vector machine (SVM) を採用した。

連絡先: 参沢 匡将

富山大学大学院理工学研究部 (工学)

〒 930-8555 富山県富山市五福 3190

misawa@eng.u-toyama.ac.jp

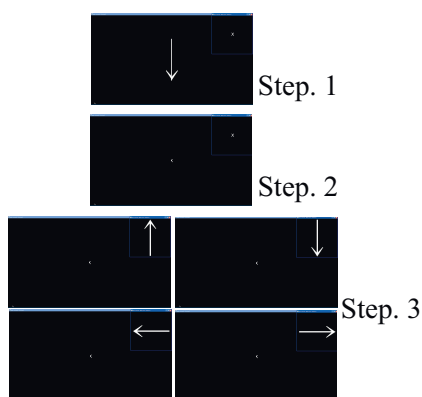


図 2: 迷路問題 (トレーニングタスク)

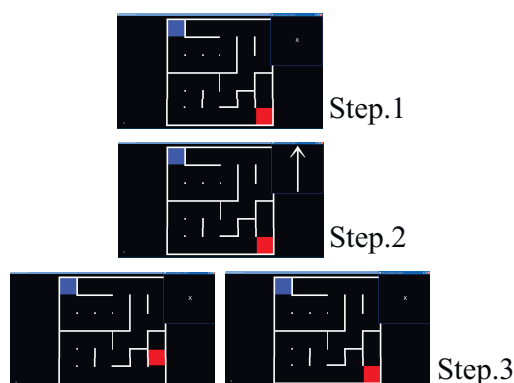


図 3: 迷路問題 (迷路タスク)

## 2.2 脳情報測定

本研究では脳情報の測定に NIRS (Spectratech 社製 OEG-16; 16 チャンネル, サンプル間隔 0.65 秒) を用いた。NIRS は血中のヘモグロビンが近赤外光を吸収することに着目し, 生体内へ進入した近赤外光が生体外へ戻ってきた際の光の変化量により, 血中のヘモグロビンの濃度変化を測定する機器である。本研究ではシステムの学習・判別に, NIRS で測定される酸素化ヘモグロビン (oxy-Hb) と脱酸素化ヘモグロビン (deoxy-Hb) の濃度変化のうち, oxy-Hb 濃度変化のデータのみを使用した。

## 2.3 タスク設計

### 2.3.1 迷路問題

迷路問題を解くアプリケーションのタスクは, SVM の学習に使用するデータを収集するためのトレーニングタスクと, トレーニングタスクのデータで学習を行った SVM を用いて迷路問題を試行する迷路タスクで構成される。前処理には 0.5Hz の Low-pass Filter を使用した。

- ・トレーニングタスク: トレーニングタスクのタスク画面を図 2 に示す。まず, 上下左右のうちのいずれかの矢印を画面中央に表示し, 被験者に記憶してもらう (図 2, Step.1)。その後, 被験者の oxy-Hb 濃度変化を安定させるために休憩時間を挟み (図 2, Step.2), 次に, 画面右上の別ウィンドウ上にランダムに 4 方向の矢印を順に表示していく (図 2, Step.3)。このとき, 被験者は先に記憶した矢印と表示されている矢印を比較し, 一致している場合と一致していない場合で 2 通りの心理状態 (例えば, 集中するかしないか) を割り当てる。システムはこの際の被験者の oxy-Hb 濃度変化を測定し, タスク終了後, 測定したデータを用いて SVM で学習を行う。
- ・迷路タスク: 迷路タスクのタスク画面を図 3 に示す。被験者はシステムがランダムに生成した迷路内の赤色 (画面右下) のマス青色 (画面左上) のマスへ制限時間 20 分で移動させるを試みる。システムはまず, 休憩時間を挟み (図 3, Step.1), 画面右上の別ウィンドウ上に上下左右いずれかの方向の矢印を表示する (図 3, Step.2)。被験者は表示された矢印を迷路内で次に進みたい方向と照らし合わせ, トレーニングタスクと同様に 2 つの心理状態を割り当てる。システムはこの際の被験者の oxy-Hb 濃度変化を測定し, 学習済みの SVM を用いて判別を行い, 表示した矢印が被験者が進みたい方向であると判別される

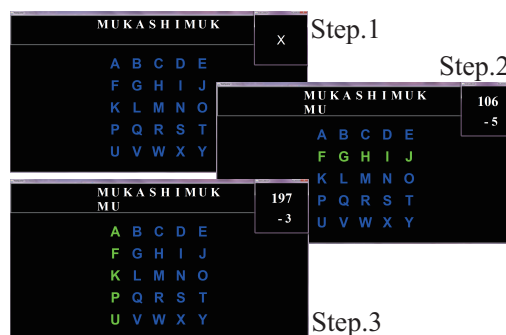


図 4: 文字入力タスク

と, 赤色のマスをその方向に移動させる (図 3, Step.3)。これを繰り返して, 被験者は迷路内を移動していく。

### 2.3.2 文字入力

文字入力アプリケーションのタスク画面を図 4 に示す。画面中央には文字マトリックスを表示し, 画面上部には入力対象の文字列と, 判別結果として入力された文字を表示する。本研究では被験者の脳活動の賦活を促す手段として “暗算” を用いることとし, 画面右上の別ウィンドウ上に計算式を表示した。文字マトリックスは 5 行 5 列を使用した。システムは, 画面右上の別ウィンドウ上に “X” を表示して休憩時間をもうけた後 (図 4, Step.1), 文字マトリックス上の行をランダムな順序で 1 行ずつ順番に強調する (図 4, Step.2)。被験者は入力したい文字が含まれる行が強調された場合のみ画面右上の別ウィンドウ上の計算式に従い暗算を行う。行の強調が 5 行終了したら, 再び休憩時間を挟み, 次に文字マトリックスの列について, 行の場合と同様に 1 列ずつ強調を行う (図 4, Step.3)。判別は, 行 (または列) の強調が 1 回終わる毎に SVM による出力値を取得し, 5 行 (5 列) 終了した時点で SVM の出力値が最大であった行 (列) を, 被験者が入力したい文字が含まれる行 (または列) として行った。行の強調 5 回と列の強調 5 回で 1 タスクとし, 行および列の 2 回の判別により 1 文字を入力する。被験者は, まず SVM の学習用データを得るために判別された文字のフィードバックは行わず oxy-Hb 濃度変化の計測のみを行う Training タスクを行う。その後, Training タスクのデータを使用して学習を行った SVM を用いて, 実際に被験者の脳活動から判別を行い文字列の入力を試みる Copy-Spelling タスクを行う。前処理には Savitzky-Golay Smoothing Filter

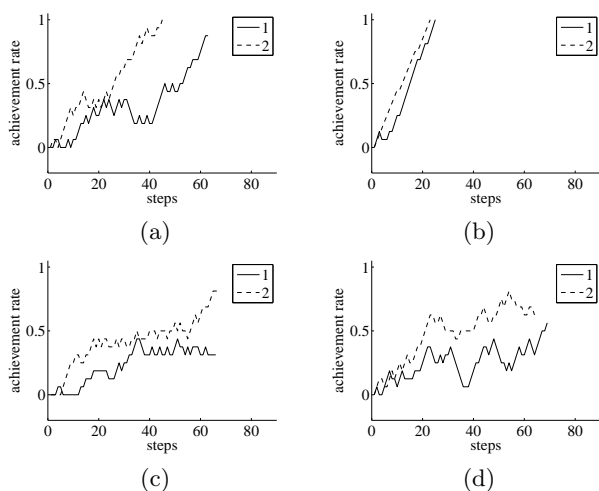


図 5: 迷路問題・実験結果

を使用した [Savitzky 64] .

### 3. 実験

#### 3.1 迷路アプリケーション

18～34歳の男女22名に対して実験を行い、被験者1人に対し、トレーニングタスクと迷路タスクを合わせて2回ずつ行った。図5には全被験者のうち4人の結果を示している。横軸は被験者の制限時間内での移動回数、縦軸はゴールまでの到達率を示している。移動回数とは、移動すると判別された場合、または4方向全ての矢印が表示されても移動しなかった場合の回数である(本研究の迷路タスクでは必ず移動する必要があるため、移動がなかった場合も移動回数としてカウントしている)。到達率とは、被験者のマスの現在地からゴール地点までの最短距離を、スタート地点からゴール地点までの最短距離で割ったものである(スタート地点よりゴール地点から遠ざかることもあり、負の値を示すこともある)。到達率が1でゴールしたこととなる。22人の全44試行のうち、13回の試行(約30%)においてゴールに到達することができた。22人中8人(約36%)が1回以上成功している。全体的に、到達率が上昇し始めると被験者がコツをつかむためスムーズに進んでいる傾向が見られた。また、ゴールしていない場合の有効性を検証するために、被験者が解いたものと同一の迷路を、被験者と同じ回数でランダムに移動する試行を100回行い、到達率の比較を行った。結果の一例を図6に示す。図6(a)は、図5(c)の2回目の被験者の移動データと、その際の迷路問題をランダム移動で100回試行した場合の移動データの平均と標準偏差を示した図である。同様に、図6(b)は図5(d)の1回目に対応する。ゴールしていない場合、図6(a)のようにランダムに移動した場合より明らかに結果がよい場合と、図6(b)のようにほとんど結果に差が見られない場合があることがわかる。全44試行中27試行(60%)で明らかにランダムの場合より良い結果となり、被験者が迷路問題を有効に解いていることがわかった。また、1回目と2回目を比較すると、有効に迷路問題を解いた被験者が、1回目では50%(11/22)であったのに対し、2回目では約72%(16/22)であり、トレーニングを行うことにより学習効果があることがわかった。

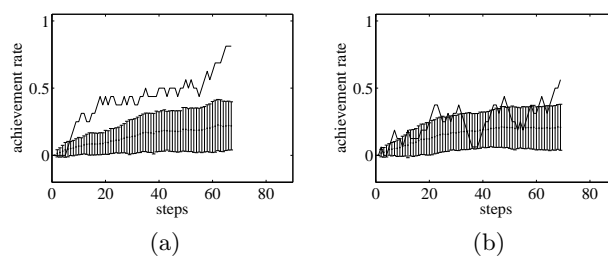


図 6: 迷路問題・到達率の検証

表 1: 文字入力・実験結果

| Participant | Target | Result     | Accuracy   |     |
|-------------|--------|------------|------------|-----|
| A           | 1st    | KINMOKUSEI | UKAUJHOPCI | 30  |
|             | 2nd    | TOYAMAKENN | IRRRGYVAX  | 10  |
| B           | 1st    | KINMOKUSEI | KINMOKUSEI | 100 |
|             | 2nd    | DAIGAKUSEI | DAIGAKUSEI | 95  |
| C           | 1st    | KINMOKUSEI | TBEOMKIMEI | 40  |
|             | 2nd    | KINMOKUSEI | XGQVVVJMPB | 5   |
| D           | 1st    | TOYAMAKENN | ENOMTCVWTK | 25  |
|             | 2nd    | HAHAKOGUSA | PNCESOGUSA | 60  |
| E           | 1st    | KUREMATISU | OXDUGKENMA | 30  |
|             | 2nd    | NATUYASUMI | NUESCWIFGO | 30  |
| F           | 1st    | TOYAMAKENN | GXKHRHMWWJ | 10  |
|             | 2nd    | KINMOKUSEI | FRQTYPHDTP | 25  |
| G           | 1st    | KINMOKUSEI | MSXKYOUHDA | 35  |
|             | 2nd    | HAHAKOGUSA |            |     |

#### 3.2 文字入力アプリケーション

被験者は21～22歳の男女7名とし、各被験者は Training タスク 20 タスクと Copy-Spelling タスク 10 タスクを 2 回ずつ行った。表 1 は、各被験者の 2 回の試行各々について、Copy-Spelling タスクにおいて入力対象として示された文字列 (Target) と、判別の結果として入力された文字列 (Result) 、およびその時の判別精度 (Accuracy) を示している。Result については、Target に対して完全に一致した場合を赤色で、行または列の一方のみが一致した場合を青色で、全く一致しなかった場合を黒色で示している。Accuracy は 10 文字を入力するための 20 回の判別のうち何回正しく判別できたかを確率で表したものである。被験者 F の 1 回目については、不備がありデータの取得に失敗したため除いてある。実験において、被験者 B は 2 回の試行ともに高い精度を示し、失敗なく入力することに成功しているが、全体として、BCI としては不十分な精度となった。この理由として、今回の実験で学習・判別

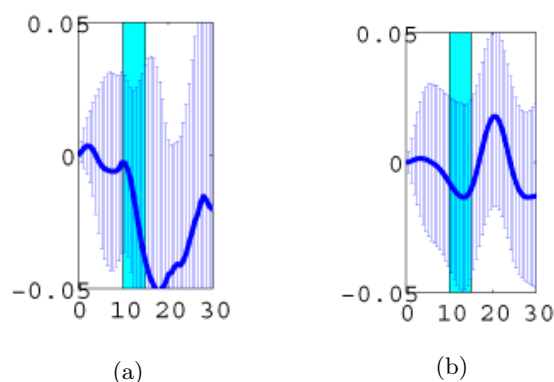


図 7: 文字入力・oxy-Hb 濃度変化の例



表 2: 判別精度の分析結果 (実験時との比較)

| Participant |     | Best accuracy (%) | Experiment (%) | Differences |
|-------------|-----|-------------------|----------------|-------------|
| A           | 1st | 35.0              | 30             | + 5.0       |
|             | 2nd | 71.7              | 10             | + 61.7      |
| B           | 1st | 100.0             | 100            | 0.0         |
|             | 2nd | 100.0             | 95             | + 5.0       |
| C           | 1st | 46.7              | 40             | + 6.7       |
|             | 2nd | 23.3              | 5              | + 18.3      |
| D           | 1st | 80.0              | 25             | + 55.0      |
|             | 2nd | 71.7              | 60             | + 11.7      |
| E           | 1st | 35.0              | 30             | + 5.0       |
|             | 2nd | 31.7              | 30             | + 1.7       |
| F           | 2nd | 61.7              | 10             | + 51.7      |
|             | 1st | 60.0              | 25             | + 35.0      |
| G           | 1st | 60.0              | 25             | + 35.0      |
|             | 2nd | 80.0              | 35             | + 45.0      |



図 8: 単眼ディスプレイの使用

には NIRS にて測定した全 16 チャンネル中 Training タスクで反応が見られた 3 チャンネル程度を使用したが、この学習・判別に用いたデータが不適切であった可能性がある。図 7 はある 2 人の被験者の実験中の oxy-Hb 濃度変化の例を示したグラフである。実験中の全データのうち、水色で示された期間に入力対象の文字が含まれる行または列が強調されていた場合、oxy-Hb 濃度変化のデータを加算平均したものとその標準偏差を示している。横軸は休憩時間の始まりから、行または列の強調が終わるまでの経過時間である。測定を行った 16 チャンネルのうち、最も反応が見られたチャンネルのみを示している。図 7 (a) は、水色の区間に入ってから、つまり、入力対象の文字が含まれる行または列の強調が開始してすぐに被験者の oxy-Hb 濃度に変化が出ているように見られるのに対し、図 7 (b) は、タスクの実行によると思われる変化が起き始めている点がやや遅く、水色の区間の終わり近くになって変化が現れているように見える。このように、実験中の各被験者の oxy-Hb 濃度変化を比較してみた結果、全体として反応が現れる部位や反応が現れるまでの時間に個人差が見られることがわかった。また、被験者ごとに個人差が見られるだけでなく、同一の被験者においても、1 回目と 2 回目では反応に差が見られた。

#### 4. 考察

実験の結果、被験者間だけでなく同一の被験者においても反応に差が見られたが、これについては、1 回目と 2 回目の実験を被験者の疲れ等の状態を鑑みて続けて行ってはいないため、NIRS の装着や調整の差異による差が含まれてしまっていることも考えられる。このことから、学習・判別に用いるデータの選別に個人差についての考慮が必要であるが、被験者毎に適切なデータが異なること、同一の被験者においても実験のタイミングや NIRS の装着状況、被験者の状態等により適切なデータが異なってしまう可能性があることなどから、データの選別はその都度システム側が自動的に行うことが望ましい。そこで、システムが自動的にデータの選別を行う手段として t 検定を用い、Offline で 5-fold Cross Validation にて判別精度の分析を行った。表 2 はその分析結果である。学習・判別に用いるデータ数を変えていった場合に一番結果が良かったときの精度と実験の際の精度を比較した結果を示している。全ての被験者において、学習・判別に用いるデータを選別することで、実験時と比較して精度の向上が見られた。学習・判別に用いるデータを絞り込む手法を検討し、更なる精度向上を図る必要があるが、NIRS を用いたシステムでの可能性を示せたと考える。また、タスクにおける情報提示に図 8 のような単眼ディスプレイを用いることにより、小型化や移動しながらの使用など可能性が広がると考えられ、検討をしていく予定である。

#### 5. まとめ

本研究では、脳情報の測定に NIRS を用い、前頭前野の脳活動を入力として、On か Off かの二択により意思決定を支援するシステムを作成し、その可能性について検討を行った。迷路問題を解くアプリケーションと文字入力を行うアプリケーションについて実験を行った結果、全体として BCI として十分な精度を示すには至らなかったが、成功している被験者もあり、また、分析の結果、学習・判別に用いるデータを適切に選別することで判別精度を向上できることがわかったことから、NIRS を用いたシステムでの意思決定支援は可能であると考えられる。今後は、単眼ディスプレイ等小型化に向けた検討を行っていくとともに、更なる精度向上のために、学習・判別に用いるデータの選別手法やタスクの設計についてさらに検討を行う必要がある。また、本研究では学習・判別に SVM を用いたが、確率モデルである Hidden Markov Models (HMM) などの判別手法についても検討していく予定である [Power 10]。

#### 参考文献

- [Farwell 88] Farwell, L. and Donchin, E.: Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Vol. 70, No. 6, pp. 510–523 (1988)
- [Power 10] Power, S., Falk, T., and Chau, T.: Classification of prefrontal activity due to mental arithmetic and music imagery using hidden Markov models and frequency domain near-infrared spectroscopy, *Journal of Neural Engineering*, Vol. 7, p. 026002 (2010)
- [Sagara 09] Sagara, K., Kido, K., and Ozawa, K.: Portable single-channel NIRS-based BMI system for motor disabilities' communication tools, in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, pp. 602–605 IEEE (2009)
- [Savitzky 64] Savitzky, A. and Golay, M.: Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures., *Analytical chemistry*, Vol. 36, No. 8, pp. 1627–1639 (1964)