

考えるだけで機械を操作する BMI 技術

Brain Machine Interface Technology Enabling Control of Machine by Human Thought Alone

岡 部 達 哉*

Tatsuya OKABE

佐 藤 雅 昭**

Masaaki SATO

山 田 健太郎*

Kentaro YAMADA

山 下 宙 人**

Okito YAMASHITA

木 村 真 弘*

Masahiro KIMURA

武 田 祐 輔**

Yusuke TAKEDA

戸 田 明 祐*

Akihiro TODA

川 人 光 男**

Mitsuo KAWATO

要 旨

機械は手や足や声などを使って操作するが、その基本概念を崩す「脳・機械インタフェース (BMI)」と呼ばれる技術が近年注目を浴びている。これは脳と機械を直接つなぐことで、考えるだけで機械を動かすことが可能となる技術である。

Honda は、(株)国際電気通信基礎技術研究所、(株)島津製作所と共に、BMI のコア技術である脳計測装置と意図検出アルゴリズムの研究開発を行い、高性能かつ日常生活で利用可能な BMI の開発に成功した。脳計測装置として、脳波計と近赤外光脳計測装置を併用しリアルタイムに脳活動を計測できるシステムを新たに開発した。また、意図検出には Sparse Logistic Regression と呼ばれる手法を用い、高次元データの中から重要なデータを自動的に抽出し、高性能に意図を検出できるシステムを開発した。

これらの新しい技術を使って、4 択運動イメージ (右手・左手・舌・足) と呼ばれる実験で、世界最高水準の 90% 以上の精度で機械を考えるだけで動かすことが可能となり、BMI 実応用の第一歩を踏み出すことが出来た。

ABSTRACT

Recently, brain machine interface (BMI) technology has gathered a lot of attention in regard to controlling a machine without any physical devices. Although this interface is often seen in science fiction, it is becoming realistic due to dramatic progress in brain and computer science. By directly connecting a human's brain with a machine, a machine can be controlled by human thought alone.

Honda has challenged the development of this BMI in collaboration with ATR and Shimadzu. By developing a new brain measurement using electroencephalography (EEG) and near-infrared spectroscopy (NIRS) and applying sparse logistic regression into BMI to detect a human's intention correctly, we successfully developed a highly accurate interface of BMI.

To validate our BMI system, we used 4-motor imagery task often used in BMI research. The performance of our BMI is more than 90% accuracy. This result is competitive against other BMI research groups.

1. まえがき

近年の脳科学の発展による脳機能の解明とコンピュータ科学の進展により、今までサイエンス・フィクション (SF) の世界と考えられてきた「考えるだけ」でロボットやコンピュータ等を操作することが可能となりつつある。この技術は、脳・機械インタフェース (BMI: Brain Machine Interface) または脳・コンピュータインタフェース (BCI: Brain Computer Interface) と呼ばれ、脳と機械を直接つなぐことで、手や足を使わなくとも機械を操作することが可能となる⁽¹⁾⁻⁽³⁾。

* 基礎技術研究センター

** (株)国際電気通信基礎技術研究所 脳情報研究所

Honda は 2005 年より BMI の研究を開始し、翌 2006 年には (株)国際電気通信基礎技術研究所と共同で、機能的核磁気共鳴装置 (fMRI: functional Magnetic Resonance Imaging) を使って、ロボットハンドを動かすことに成功し、BMI の基礎技術検証を行った^{(4), (5)}。この時は、fMRI の中に横たわった被験者が右手を使って実際にじゃんけんをする際の脳活動データを第一次運動野付近から取得し、それを解析することで、グー・チョキ・パーのどの脳活動データかを判別した。そして、その結果をロボットハンドに送ることで、ロボットハンドに 85% 以上の精度で被験者と同じ動きをさせることに成功した。しかし、被験者に

実際に運動をさせるために「考えるだけ」とはなっていない点、fMRIという巨大な装置を使っているために日常生活への応用が難しいという点、操作対象がロボットハンドであり生活の中で役立つイメージが湧きにくい点などの問題があった。

そこで本稿では、fMRIから日常生活で利用可能な脳波計 (EEG: Electroencephalography)⁽⁶⁾ や近赤外光脳計測装置 (NIRS: Near-InfraRed Spectroscopy)⁽⁷⁾ への脳計測装置の置き換え、また実際の運動ではなく「考えるだけ」での機械操作、日常生活でBMIがどのように使われるかのイメージが湧きやすいように人型ロボットへの変更を行った。EEGやNIRSは装置が小型であるため日常生活での利用が可能であるが、信号の質がfMRIに比べて大幅に悪くなるため、データから被験者の動作や意図をいかに正確に判別するかが重要な研究課題となる。また、実際の運動から「考えるだけ」に変更することで、強い信号が得られる第1次運動野の脳活動ではなく、より高次の弱い信号しか使えないと言う問題が生じる。そこで、信号から意図を検出するためのアルゴリズムの開発およびEEG-NIRSリアルタイム同時計測システムの開発を行い、上記の問題点を解決した。その後、一般環境において考えるだけでロボットを動かす実験を行い、後述の4択運動イメージ実験で平均91.6%の精度で人型ロボットを動かすことに成功した。

ここでは、2009年3月31日に発表した「考えるだけでロボットを制御するBMI技術」の基本技術を紹介する。

2. 将来イメージ

Fig. 1に我々が考えているBMI技術による将来像を示す。洗い物で手が離せない際に考えただけでロボットがテーブルセッティングや食事運びや植木への水やりなどの家事を手伝ってくれたり(a)、両手がふさがっている際に考えただけでトランクが開いたり(b)、暑いと考えただけ

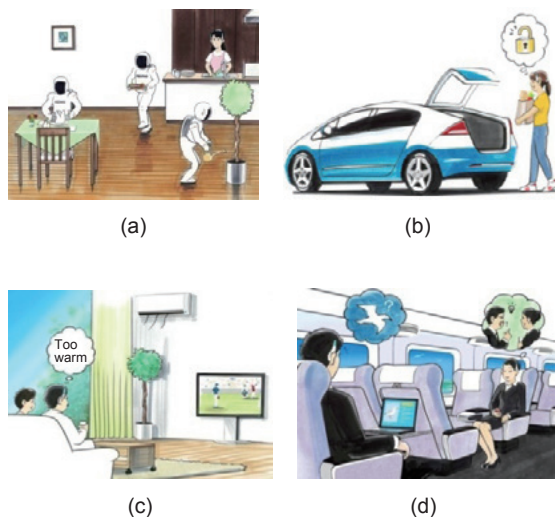


Fig. 1 Images of our future lives using BMI

でエアコンがついたり、テレビを見たいと考えればテレビがついたり(c)、声を出さずとも他の人と会話できたり、イメージしただけでその情報が集まったり(d)、日常生活を見回すとBMI技術を使える可能性を持った機械が数多くあり、例をあげれば枚挙にいとまがない。これらのように、BMI技術が実現すれば、今までの機械の操作に対する概念を根底から変えることができ、人々にとってより便利で、効率的な世界が実現できると考えられる。

3. 脳・機械インタフェース (BMI)

BMIは、その言葉の通り、脳と機械を直接つなぐインタフェースである。脳科学研究の急激な発展とともに、1990年頃から研究が活発化し、2000年頃から研究成果が徐々に報告されるようになった⁽²⁾。研究当初は、侵襲型BMIと呼ばれる手術によって脳の表面に電極を置くタイプがアメリカなどを中心に研究されていたが、最近は徐々に体に全くダメージのない非侵襲型と呼ばれるBMI研究も盛んにおこなわれるようになってきた。

今まで報告されているBMIは大きく分けて、入力型BMIと出力型BMIに分類される。入力型BMIは、機械から電気信号を脳に入力するもので、例えば人工内耳などで既に実用化済みである⁽³⁾。一方、出力型BMIは、脳活動を脳計測装置で計測し、それに解釈を加えて機械に送信することで機械を操作する。脳から見て信号が出力される形になっているので出力型BMIと呼ぶ。

ここで報告するBMIは、体に全くダメージのない脳計測装置を使い、脳活動データに解釈を加えて機械に送るタイプで、「非侵襲・出力型BMI」である。体に全くダメージがないことから、将来、一般の方に適用可能なインタフェースとしての可能性を秘めているものである。

非侵襲・出力型BMI(以下、BMIと略す)の大まかな処理の流れをFig. 2に示す。

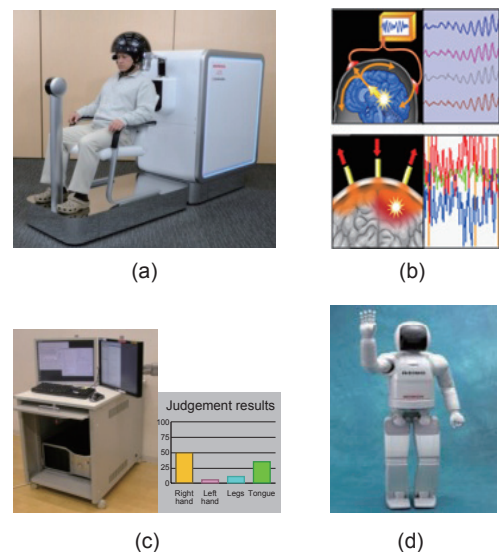


Fig. 2 Basic flow of our BMI

被験者が何かを考えている（イメージしている）際の脳活動を脳活動計測装置 (a) によって計測し、脳活動データ (b) を得る。後ほど説明するが、ここでは脳波計と近赤外光脳計測装置を使い、脳波 (b の上段) と脳血流 (b の下段) のデータを同時に得る。そして、得られたデータに信号処理を施した後に弁別器と呼ばれる学習アルゴリズム (後述) を使って、得られたデータから被験者が何を考えている際の脳活動かを判別する (c)。そして、得られた結果を機械に送信することで、機械があらかじめ定められた動作を行う (d)。Fig. 2 からも明らかであるが、いかに脳活動を正しく測定するか、そして測定した脳活動データからいかに正しく意図を検出するかが BMI の重要な研究テーマである。

4. 新しく開発した脳計測装置

今回、世界に先駆けて脳波と脳血流を同時に計測し、リアルタイムでデータを処理できる EEG-NIRS リアルタイム同時計測システムを共同開発した。EEG と NIRS を同時に計測できるシステムは既に (株) 島津製作所から発売されているが、これは計測後にオフラインでデータを解析するためのものである⁽⁷⁾。すなわち、考えるだけでロボットをリアルタイムに操作することができない。また、EEG と NIRS が別々に制御されているために、それぞれのデータのタイミングをどのように合わせるかが大きな問題となる。

本章では、まず脳波計と近赤外光脳計測装置の原理について概説し、その後に開発した脳計測装置を説明する。特に今回開発した EEG-NIRS の同期方法とリアルタイムデータ転送について説明を行う。

4.1. 脳波計

脳のある領域が働く際、非常に微弱ではあるがその領域で電気の流れが存在する。その電気の流れが、ほんの一部ではあるが頭蓋を通して頭皮上に漏れ出てくる。その漏れ出てきた電気の流れを測定しているのが脳波である。ここで注意したいのが、脳の外には脳髄液と呼ばれる導電性の液体があるため、ある領域で活動があったとしても脳髄液の影響で最も近い頭皮上に信号が出てくるとは限らないことである。一方、脳髄液を覆う形で頭蓋骨が存在するが、頭蓋骨はほぼ絶縁体であるため電気をほとんど通さず、電気信号を大幅に減衰させる。すなわち、脳髄液で脳活動領域をばやかししているために脳活動領域の特定が難しくなっている上に、頭蓋骨が電気信号を遮断するという状態になっている点に注意したい。

4.2. 近赤外光脳計測装置

脳のある領域で活動があると、その部分で酸素が消費される。その酸素が消費された領域には、酸素を運ぶために血液が集まる傾向があるため、その血液を近赤外光という

無害の光を使って見ているのが近赤外光脳計測装置である。具体的には、波長 780 nm, 805 nm, 830 nm の光を頭皮上から脳内に入れ、血液中の酸化ヘモグロビン、脱酸素化ヘモグロビン量に応じた吸収量の違いを使って脳内の活動を見る。しかし、脳で活動があっても、すぐに血液が集まってくるわけではないため、測定には少し時間が必要であり、後述の実験では 10 秒程度イメージをし続ける必要が生じた。

4.3. 開発した脳計測装置

Fig. 3 が開発した脳計測装置の全体像である。島津製作所から販売されている EEG-NIRS 同時計測システム (オフライン) をベースに、EEG-NIRS の測定結果を合わせるための同期システムとリアルタイム処理システムを新しく付加したものである。

Fig. 3 右下図は、被験者の脳活動を計測するセンサ部分の拡大図である。黒のケーブルがついたものが NIRS のセンサで、赤いラベルのついたものが発光部、青のラベルのついたものが受光部である。センサは発光部 16 本、受光部 16 本の合計 32 本であるが、発光部と受光部のセットで 1 論理チャンネルを構成するため、48 個所の測定 (48 論理チャンネル) が可能である。また、論理チャンネルごとに酸化ヘモグロビン量と脱酸素化ヘモグロビン量のデータが取得可能である。一方、白のケーブルがついたものが EEG のセンサで、66 本装着可能である。内 2 本はアース用のセンサであるため、64 個所の測定が可能である。

同期システムは、数ミリ秒のズレが脳活動の理解に大きな影響を及ぼすために、EEG と NIRS のデータを数ミリ秒単位で同期を取るための仕組みで、時間を管理しているコンピュータから TTL 信号を出して、それを EEG と NIRS 装置で同時に記録することで同期を取っている。

同期システムは、Fig. 4 に示すように、時間を管理しているコンピュータから TTL 信号 (0 V または 5 V) 8 ビット分を送信し、EEG および NIRS では計測データと共に、

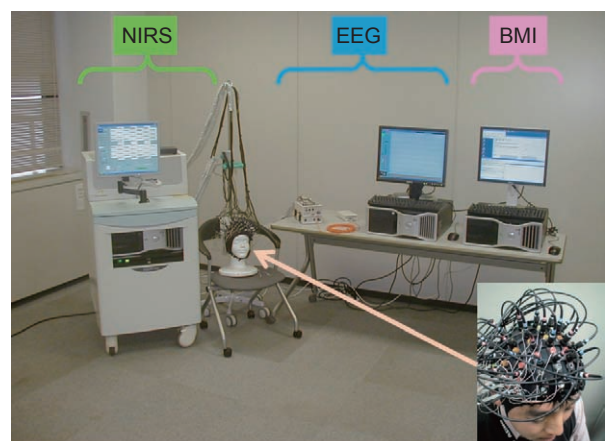


Fig. 3 Brain activity real-time measurement system using EEG and NIRS

TTL 信号を記録する。時間管理をしているコンピュータと各計測器の間は BNC ケーブルで物理的に接続をした。各計測装置からは後述のようにオンラインでデータが統合用コンピュータ (Fig. 3 では BMI と表記) に LAN 経由で送信される。統合用コンピュータに到着する計測データは、ネットワークの遅延などのために EEG と NIRS の間でわずかであるが時間ずれが生じている。そこで、計測データと同時に送られてくる TTL 信号を使って時間の調整をすることで、EEG と NIRS のデータの同期を行った。

リアルタイム処理システムは、計測データをサンプリングごとに外部コンピュータに LAN 経由で転送する仕組みで、外部コンピュータ上に作られる共有ファイルにリングバッファを実装することで、データを高速に取得できるようにした。また、ブロードキャスト機能をつけることで複数の外部コンピュータに同時にデータを送信することも可能となっている。

Fig. 5 は、Fig. 3 の装置をベースに BMI 装置として一つにまとめたものである。一般的に脳計測装置類は電磁ノイズなどの影響をさけるために、AC 電源を用いる機器類から離して置くのが一般的である。しかし、その距離を維持すると装置が巨大化するなどの問題があり、今回は装置をコンパクトにまとめることを前提に、電磁ノイズを削減する方向で検討を行った。

各種機器で生じる電磁ノイズの影響を最小にするために

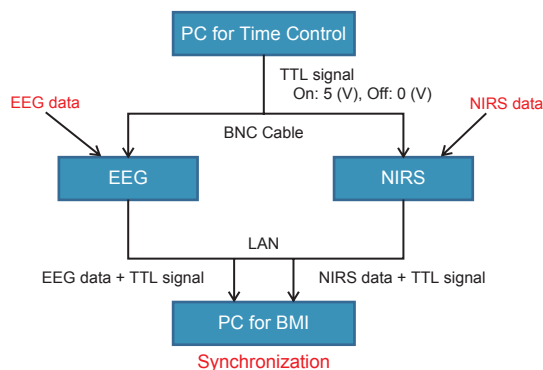


Fig. 4 EEG-NIRS synchronization system



Fig. 5 Brain activity measurement system for BMI

各部に電磁シールドを施し、電磁ノイズに弱い機器は AC 電源を用いる機器類とは別の電磁シールドを施したスペースに配置した。また、配線の都合で電磁シールドの破れが発生する場所が一部あるため、装置ごとに電磁ノイズの状態を測定し、電磁ノイズが大きい機器類を順番に並べ、脳計測装置から見て最も遠いスペースから順に配置した。

実験の際に使用する被験者指示画面や被験者用の椅子なども 1 つにまとめ、さらに装置の状態を示す LED や容易に移動可能のようにキャスターなども配置した。また、被験者にかかるセンサの重量を軽減するために、アームでセンサを支える形にした。

装置の大まかな外寸は、縦 200 cm、横 70 cm、高さ 140 cm で、現在の重量は約 300 kg となっている。この Fig. 5 の脳計測装置により、まだ大型ではあるが、任意の場所で BMI の実験検証が可能となり、日常生活で使える BMI 装置へと一歩前進したと考える。

5. 意図検出アルゴリズム

5.1. 情報抽出技術

前章の脳計測装置を使うと 1 サンプリングごとに NIRS からは 96 データ (酸化ヘモグロビン量、脱酸素化ヘモグロビン量)、EEG からは 64 データが取得可能である。今回の実験では NIRS のサンプリング周波数が 7.69 Hz、EEG のサンプリング周波数が 256 Hz、イメージを行っている時間が 10 秒であるため、イメージ中のデータだけでも約 17 万点程度のデータが取得可能である。また、このデータに対して、各種フィルタリングや周波数解析などの信号処理が考えられるために得られるデータは膨大である。

しかしその膨大なデータの中には、被験者が何をイメージしているのかを判別するのに重要なデータや全く意味のないデータが混ざっていると容易に想像できる。そこで、ATR 山下らが提案している Sparse Logistic Regression と呼ばれるパターン認識器を使って、真に意味のあるデータのみを使って意図を判別することを試みた⁽⁸⁾。

Sparse Logistic Regression の詳細は、本稿の目的ではないために文献 (8) を参照頂きたいが、統計的に不要なデータを自動的に削除しながら、Fig. 6 に示すような境界

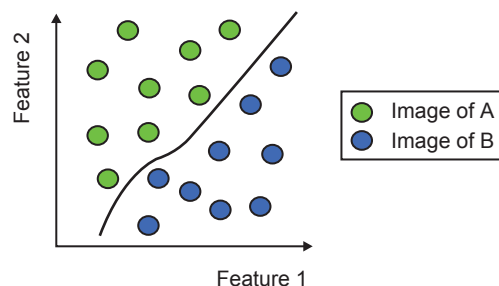


Fig. 6 Image of classification (binary classification shown as example)

面 (弁別面と呼ぶ) を自動的に学習するものである。この際、データを可能な限り正確に弁別できる面を計算するのはもちろんのこと、汎化性能の観点からも出来るだけ単純な弁別面を選ぶようにした。

Fig. 6 の各点は、被験者が何かをイメージした際に得られるデータ群に対応する。すなわち、1 点が 1 回のイメージに対応する。なお、実際のデータは非常に高次元であるが、Fig. 6 では図示のために 2 次元としている。

Sparse Logistic Regression では、事前に取得したデータを使って弁別面の学習を行っておく。そして、弁別面の学習後は、新規に入ってきたデータが弁別面のどちら側にあるかによって、そのデータが何をイメージした際のデータかを判別する。例えば、Fig. 6 の場合、新規のデータが弁別面の左側にあった場合は、イメージ A を行っている際の脳活動データとみなす。

5.2. EEG-NIRS 併用技術

第 4 章で紹介したように、今回は EEG と NIRS により脳波と脳血流が同時に計測可能である。そこで、最も単純な併用の例として、EEG データと NIRS データから Sparse Logistic Regression を用いて、それぞれのイメージ判別結果を得ることとし、EEG からの判別結果と NIRS からの判別結果を統計的に統合することで、判別の正答率を向上させることとした (Fig. 7 参照)。

具体的には、Sparse Logistic Regression を用いると、新規のデータに関して各イメージに所属している確率が得られる。これは、弁別面からの距離を使ってシグモイド関数によって計算される。この確率は言わば、判別の自信度合いを示す指標である。それぞれ EEG と NIRS から各イメージの確率が出力されるために、それらを単純にかけ合わせ正規化することで、2 つの測定装置の結果をまとめた確率が出力され、その確率に基づいて最終結果を計算した。

これらを数式で示すと、EEG から得られるタスク i の確率を P_i^E 、NIRS から得られるタスク i の確率を P_i^N 、全

タスクの集合を I とすると最終結果 T は次のように表わされる。

$$T = \arg \max_{i \in I} P_i^{Total}$$

ここで、 P_i^{Total} は次の通りである。

$$P_i^{Total} = \frac{P_i^E \cdot P_i^N}{\sum_{i \in I} P_i^E \cdot P_i^N}$$

6. 実験

6.1. 実験課題

被験者に右手、左手、舌、足の 4 つの選択肢から任意の一つを選んでもらい、その選んだ体の部位を動かすイメージを行ってもらい実験課題を使った。イメージの方法は、体を絶対に動かさないことを前提に、特に指定はしなかった。実験後にどのようなイメージをしたのかヒアリングしたところ、イメージの方法は人によって異なるが、例えば、ボールを投げる (右手運動イメージ)、車のギアをシフトする (左手運動イメージ)、お皿をなめる (舌運動イメージ)、走る (足運動イメージ) などのイメージをしたとのことであった。

このような実験課題は、一般的に 4 択運動イメージと呼ばれるもので、BMI の世界ではよく使われるものである。ちなみに、ランダムに予測しても 25% (期待値) は的中するが、この 25% をチャンスレートと呼び、このチャンスレートを基準に、如何にチャンスレートより高い性能を出すかが重要となる。選択肢数が多くなるにつれ課題が難しくなることは言うまでもなく、BMI では何択の課題で正答率が何%かを議論する必要がある。

6.2. 実験の流れ

今回の実験では、前述の弁別器を学習させるためのデータを取る「学習セッション」と、学習した弁別器で実際にテストを行う「テストセッション」をその順番で適宜休憩を挟みながら行った。学習セッションは後述の 1 ランを 10 回分で構成し、テストセッションは 1 ランを 1 回分で構成する。1 ランは、右手、左手、舌、足をそれぞれ 7 回ずつ計 28 回イメージすることで構成する (それぞれを 1 トライアルと呼ぶ)。なお、右手、左手、舌、足のどれをイメージするかは、Fig. 5 の被験者の前にある小型のディスプレイを使ってランダムに指示を行う。1 トライアルは、3 秒間の安静、ピープ音による 1 秒前の指示予告、1 秒間の課題指示、10 秒間のイメージ、6 秒間の安静の合計 21 秒間で構成される。28 トライアルで 1 ランを構成するために、1 ランは約 10 分間である。また、実験開始時と終了時に 5 秒と 10 秒の安静時間をはさんだ (Fig. 8 参照)。

10 回の学習セッションで得られる 280 回 (右手・左手・

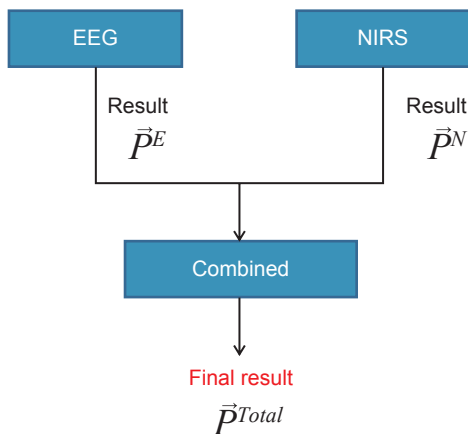


Fig. 7 Combination of EEG / NIRS results

舌・足、それぞれ 70 回)のデータと過去に行った実験データを使って弁別器を学習し、1 回のテストセッション、すなわち 28 回分のデータでテストを行う。なお、テストセッション中は被験者の前のディスプレイで課題を指示する必要はないが、BMI の性能 (正答率) を検証するために、被験者が何をイメージしたかを知る必要がある。そこで、テストセッション中もディスプレイで課題を指示した。

Fig. 9 が実験中に使用した画面の一例である。なお、被験者の眼が動くことによる眼電位や、筋肉が動くことによる筋電位などが実験に影響することがないように十分な配慮を行っている。また、視覚刺激が大きくなりすぎないように画面の輝度変化にも十分な配慮を行った。

6.3. 実験環境

日常生活で利用可能な BMI 技術確立を目指しているために、シールドルームなどの特殊な実験環境を使わずに、一般的な会議室 (窓あり) で実験を行った。

6.4. センサ位置

NIRS のセンサ取り付け位置のイメージを Fig. 10 に示す。EEG は全脳をカバーしているが、NIRS はセンサ数に限りがあるので、国際 10-20 法⁽⁶⁾で言う C3、C4 を中心に左脳と右脳を 4 × 4 のセンサで覆うように配置した。それぞれのセンサー間は、3 cm である。

6.5. 被験者とインフォームドコンセント

実験には研究グループメンバーの 20 代から 40 代の健

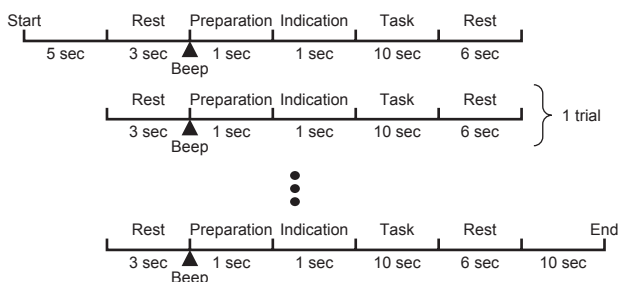


Fig. 8 Experimental protocol. 'One run' includes 28 trials.

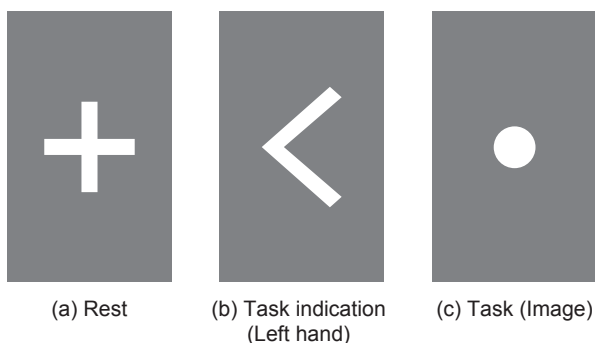


Fig. 9 Indications for subjects

康な男性 3 名 (右利き) が参加した。なお、社内の倫理規定に基づき、実験前に被験者に十分な説明を行い、被験者の承諾を得た上で実験を行っている。また、計測したデータに関しては、個人情報保護の観点から厳密な管理を行っている。

6.6. データの評価方法

テストセッションの 28 トライアル中、何回 BMI が正しく予測できたかで評価を行った。なお、Sparse Logistic Regression は、当日の 10 セッション分のデータを含む近々の 115 セッション分のデータで学習させておいた。

6.7. データ処理

実験で得られる EEG、NIRS のデータ処理は、次の通りである。EEG データは、テスト中のデータを抜き出し、ベースラインの補正を行う。そして、判別に重要なセンサを選び、バンドパスフィルタを施す。その後、データを 2 乗し、移動平均を施し、これを判別に用いた。この判別に用いるデータの特徴量と呼ぶ。一方、NIRS データは、オンラインバンドパスフィルタを施し、その後判別に重要なセンサ・時間を選ぶ。最後に移動平均を行い特徴量とした。ここで問題となるのは、各種信号処理のパラメータである。このパラメータ決定のために、別途取得したチューニング用データを使って、複数のパラメータをテストし、最もパフォーマンスの高かったパラメータをテストで使うこととした。なお、チューニング用データはパラメータ決定のためだけに使い、パラメータ決定後に全てを破棄した。これは、パラメータ決定時にテストデータを使わないことで、公平なデータ解析を実施するためである。

実際に用いたパラメータは、紙面の関係もあり、説明を省略する。

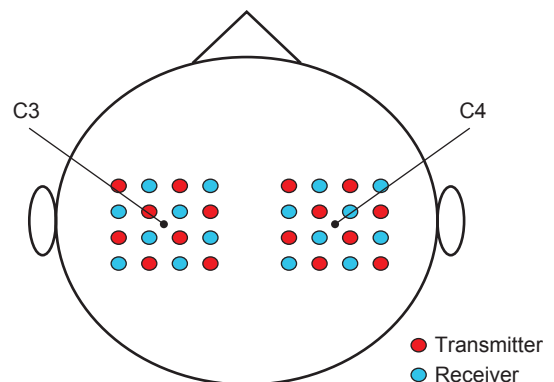


Fig. 10 Positions of NIRS sensors. The red points show transmitters and the blue ones are receivers.

7. 結果

7.1. 計測データ

計測したデータの一部を Fig. 11 に示す. (a) が EEG データの一部, (b) が NIRS データの一部である. 横軸が時間 (sec), (a) の縦軸は電圧 (μV), (b) の縦軸はヘモグロビン量を示す.

行方向には, 左手・右手・舌・足を動かすイメージをした際に得られる各データを, 列方向には代表的なセンサ位置でのデータを示した. これらのデータを前述のデータ処理を行うことで, 判別に用いる特徴量を計算した.

7.2. 新技術の効果

新技術を使った BMI 装置を用いて, 試験日当日の 28 トライアルでテストした結果を Fig. 12 に示す. Fig. 12 では 18 日分のデータを示した. 性能はばらつきがあるが,

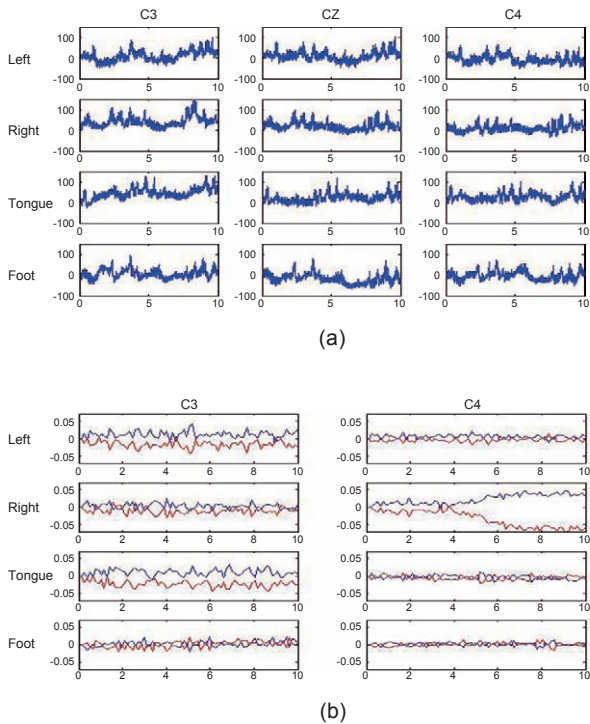


Fig. 11 Raw data of EEG (a) and NIRS (b)

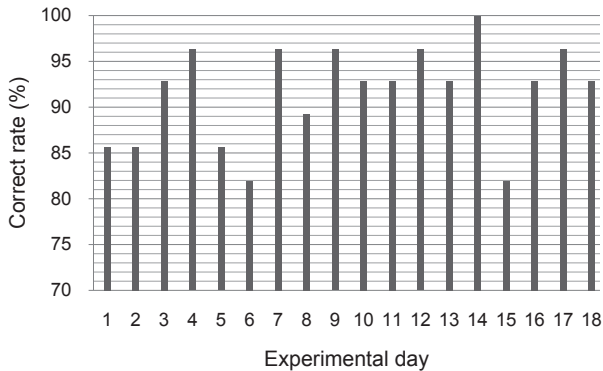


Fig. 12 Performance of our BMI system under 4 motor imagery tasks

Table 1 First actions of ASIMO in BMI experiment

Range of P_T^{Total}	Action and speech of ASIMO
$P_T^{Total} \geq 0.90$	Speaks "Hai, kekka wo uketorimashita. Machigai nai to omoimasu". (Yes, I received the result. I strongly believe that the result is correct.)
$0.90 > P_T^{Total} \geq 0.70$	Speaks "Hai, kekka wo uketorimashita. Tabun, atteiru to omoimasu". (Yes, I received the results. Maybe, the result is correct.)
$0.70 > P_T^{Total}$	Speaks "Hai, kekka wo uketorimashita. Chotto jishinga arimasenga". (Yes, I received the results. I am not sure that the result is correct.)

Table 2 Second actions of ASIMO in BMI experiments

Image by subject	Action and speech of ASIMO
Right hand	Raises a right hand. Speaks "Migi-desu" (right hand)
Left hand	Raises a left hand. Speaks "Hidari-desu" (left hand)
Tongue	Imitates eating. Speaks "Shita-desu" (tongue)
Foot	Steps. Speaks "Ashi-desu" (foot)

平均 91.6% の判別性能を示した. 最低は 82.1%, 最高は 100.0% である. このばらつきは, 被験者の体調によるものなのか, 意図検出アルゴリズムが検出しきれていないためなのかは, 今後検討をする必要がある. なお, 91.6% は報道発表時の判別性能と若干異なるが, これは解析方法を一部変更したことによる.

8. ロボットを使ったデモ

テストセッション中は, 実際に機械を動作させた. 今回の実験では, 機械の例として Honda が開発しているヒューマノイドロボット ASIMO を使った.

各運動イメージに対する ASIMO の動きは Table 1 および Table 2 の通りであるが, これはあくまでも一例である. BMI で判別した右手・左手・舌・足に対応したコマンドを ASIMO に無線で送ることで, ASIMO は Table 1 および Table 2 で定義された動作を行う.

ASIMO は BMI から結果をコマンドとして受け取ると, まず P_T^{Total} に応じて, 判別の自信度について Table 1 の第一コマンドに応じた発話を行う. ここで, P_T^{Total} は最終判別結果 T に対する自信度を示す. そして最終判別結果 T に基づいて Table 2 の第二コマンドを実行する. これにより, 考えるだけでロボットの操作が可能となった.

9. まとめと今後の課題

本稿では、考えるだけで機械を動かすことができる脳・機械インタフェース技術 (BMI: Brain Machine Interface) を紹介した。情報抽出技術と脳波・脳血流の同時計測システムによる併用技術を使って、右手・左手・舌・足のいずれかを動かすイメージをする4択運動イメージ実験で、世界最高水準の判別性能である91.6%を達成した。また、機械の一例として人型ロボットとBMIを結合し、考えるだけでロボットを動かすことにも成功した。今後、装置の小型化・軽量化と意図判別性能のさらなる向上を図りたいと考えている。

謝 辞

本研究は、(株)ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン、(株)本田技術研究所、(株)国際電気通信基礎技術研究所 (ATR)、(株)島津製作所との共同研究で行ったものである。関係各位には深甚なる謝意を表したい。また研究グループメンバーのATR脳情報研究所の佐古望央氏、玉川崇人氏、林亮輔氏には、心より感謝致します。

参考文献

- (1) Dornhege, G., et al.: Toward Brain-Computer Interfacing, The MIT Press(2007)
- (2) Johan Wessberg et al.: Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates, Nature, 408, p.361-365(2000)
- (3) 川人光男: プレイン・ネットワーク・インタフェース, 電子情報通信学会, 91(2), p.123-130(2008)
- (4) Kamitani, Y., and Tong, F.: Decoding the visual and subjective contents of the human brain. Nat Neurosci 8, 679-685(2005)
- (5) <http://www.honda.co.jp/news/2006/c060524a.html>
- (6) 一條貞雄, 高橋系一: 脳波判読に関する101章, 医学書院 (2003)
- (7) http://www.an.shimadzu.co.jp/prt/nirs/nirs_top.htm
- (8) Yamashita, O., Sato, M., Yoshioka, T., Tong, F., and Kamitani, Y.: Sparse estimation automatically selects voxels relevant for the decoding of fMRI activity patterns. Neuroimage 42, 1414-1429(2008)

■ 著 者 ■



岡 部 達 哉



山田健太郎



木 村 真 弘



戸 田 明 祐



佐 藤 雅 昭



山 下 宙 人



武 田 祐 輔



川 人 光 男